

# Implementasi Algoritma FP-Growth dalam Market Basket Analysis untuk Mendukung Strategi Penjualan pada Data Transaksi Groceries

<sup>1</sup>Clarisa Firmina Putri, <sup>2</sup>Lupi Rohmawati, <sup>3</sup>Berlin Rahmat Marza

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

<sup>1</sup>[clarisaaputri05@gmail.com](mailto:clarisaaputri05@gmail.com), <sup>2</sup>[luvirohawati12@gmail.com](mailto:luvirohawati12@gmail.com), <sup>3</sup>[berlinrhmdm@gmail.com](mailto:berlinrhmdm@gmail.com)

## Abstract

*Making effective use of sales transaction data is a critical factor for strengthening sales strategy performance in the retail industry. This research applies the FP-Growth algorithm within a Market Basket Analysis (MBA) framework on grocery transaction records, with the aim of uncovering customer buying patterns that can inform sales strategy recommendations. The dataset, sourced from Kaggle's Groceries Dataset, comprises 38,765 transaction entries described by three attributes: Member\_number, Date, and itemDescription. The workflow proceeds through data collection, preprocessing, frequent itemset extraction, and association rule generation, with FP-Growth implemented in Python. Once preprocessing was complete, 38,006 clean transaction records remained for analysis, carried out using a 30% minimum confidence threshold. Findings reveal that the strongest association rule links the combination of tropical fruit, sausage, and rolls/buns to yogurt purchases, yielding a confidence of 53.09% and a lift of 1.876. Every one of the top rules produced a lift above 1, confirming that the observed product relationships reflect real associations rather than random co-occurrence. These results offer a practical foundation for designing product bundling strategies, refining store layouts, and sharpening data-driven promotional decisions within the grocery retail sector.*

**Keywords:** FP-Growth, Market Basket Analysis, Association Rules, Data Mining, Groceries.

## Abstrak

Kemampuan mengelola data transaksi penjualan secara tepat guna sangat berpengaruh terhadap keberhasilan strategi penjualan pada bisnis ritel. Riset ini menerapkan algoritma FP-Growth pada kerangka Market Basket Analysis (MBA) terhadap rekaman transaksi groceries, dengan sasaran menggali kecenderungan belanja pelanggan sebagai bahan pertimbangan dalam merumuskan strategi penjualan. Data yang dipakai bersumber dari Groceries Dataset di Kaggle, berjumlah 38.765 baris transaksi dengan tiga atribut utama, yakni Member\_number, Date, dan itemDescription. Proses penelitian dijalankan melalui beberapa langkah, mulai dari pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi frequent itemset, sampai pembentukan association rules yang diimplementasikan dengan algoritma FP-Growth menggunakan bahasa pemrograman Python. Usai tahap preprocessing, tersisa 38.006 transaksi bersih yang menjadi bahan analisis dengan ambang minimum confidence ditetapkan pada 30%. Dari hasil pengolahan, ditemukan bahwa aturan asosiasi paling kuat terbentuk pada kombinasi produk tropical fruit, sausage, dan rolls/buns yang berujung pada pembelian yogurt, dengan confidence 53,09% dan lift 1,876. Kelima rules terbaik yang berhasil disaring sama-sama menunjukkan lift di atas angka 1, mengonfirmasi bahwa pola keterkaitan antarproduk tersebut bukan kebetulan, melainkan mencerminkan kecenderungan belanja yang nyata. Hasil riset ini bisa dimanfaatkan sebagai pijakan dalam merancang paket bundling produk, mengatur ulang tata letak toko, dan mempertajam strategi promosi berbasis data pada bisnis ritel groceries.

**Kata Kunci:** FP-Growth, Market Basket Analysis, Association Rules, Data Mining, Groceries.

## A. PENDAHULUAN

Dalam persaingan dunia bisnis saat ini, perusahaan dituntut untuk mampu menerapkan strategi penjualan yang efektif agar dapat mempertahankan pelanggan sekaligus meningkatkan keuntungan. Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan besar dalam cara

perusahaan mengelola data, khususnya data transaksi penjualan. Data transaksi yang dihasilkan dari aktivitas pembelian pelanggan setiap hari jumlahnya semakin besar dan terus bertambah seiring waktu. Namun, tanpa pengolahan lebih lanjut, data tersebut hanya akan menjadi arsip yang kurang memberikan nilai tambah bagi perusahaan (Ghassani et al., 2021).

Pada sektor ritel khususnya toko groceries, transaksi penjualan mencakup berbagai jenis kebutuhan sehari-hari seperti makanan, minuman, dan produk rumah tangga lainnya (Fariz et al., 2025). Setiap transaksi pelanggan biasanya terdiri dari beberapa item yang dibeli secara bersamaan dalam satu waktu. Data transaksi groceries ini sangat potensial untuk dianalisis karena dapat menggambarkan kebiasaan dan pola pembelian pelanggan (Indah & Ali, 2024). Dengan memahami pola tersebut, perusahaan dapat mengambil keputusan yang lebih tepat dalam menyusun strategi penjualan dan promosi.

Seiring meningkatnya volume data transaksi, permasalahan yang sering muncul adalah belum optimalnya pemanfaatan data tersebut dalam proses pengambilan keputusan. Banyak perusahaan masih menggunakan cara konvensional dalam menentukan strategi penjualan, seperti penempatan produk atau penawaran bundling yang didasarkan pada perkiraan atau pengalaman, bukan berdasarkan analisis data (Baihaqie & Khasanah, 2024). Hal ini menyebabkan perusahaan belum dapat mengidentifikasi dengan pasti produk-produk mana saja yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan.

Kondisi tersebut berdampak pada kurang optimalnya strategi penjualan yang diterapkan. Kesempatan untuk meningkatkan penjualan melalui strategi cross-selling maupun bundling produk sering kali tidak dimanfaatkan secara maksimal. Selain itu, promosi yang dilakukan menjadi kurang tepat sasaran karena tidak didasarkan pada pola pembelian yang sebenarnya terjadi. Hal ini dapat menyebabkan potensi peningkatan pendapatan perusahaan tidak tercapai secara optimal.

Sebagai solusi atas permasalahan ini, dibutuhkan pendekatan analisis data yang mampu mengidentifikasi pola hubungan antarproduk berdasarkan data transaksi yang dimiliki. Market Basket Analysis (MBA) merupakan salah satu metode yang sesuai untuk digunakan, karena metode ini bertujuan menemukan asosiasi antaritem yang cenderung dibeli secara bersamaan dalam transaksi yang sama. Algoritma FP-Growth dipilih dalam penelitian ini sebab kemampuannya menemukan frequent itemset secara lebih efisien dibandingkan algoritma lain seperti Apriori, terutama ketika diterapkan pada dataset berukuran besar (Suripno et al., 2025). Selain itu, FP-Growth tidak mengharuskan pembentukan kandidat secara berulang, sehingga waktu yang dibutuhkan dalam proses analisis menjadi lebih singkat.

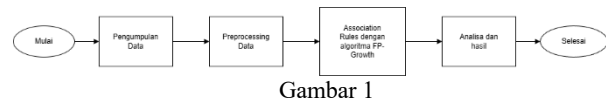
Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma FP-Growth dalam Market Basket Analysis pada data transaksi groceries guna menemukan pola pembelian pelanggan. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat digunakan sebagai dasar dalam menyusun rekomendasi bundling produk yang lebih efektif dan sesuai dengan kebiasaan konsumen. Dengan demikian, perusahaan dapat meningkatkan efektivitas strategi

penjualan, mengoptimalkan promosi, serta meningkatkan pendapatan melalui pendekatan berbasis data.

## B. METODE

### Tahapan Penelitian

Dalam rangka mencapai tujuan penelitian, dirancang sebuah alur kerja (*workflow*) yang terdiri dari beberapa tahapan yang saling berkesinambungan. Alur kerja ini disusun secara sistematis mulai dari proses pengumpulan data hingga analisis hasil, sebagaimana diuraikan pada tahapan berikut:



Gambar 1

### 1. Pengumpulan Data

Dataset diambil dari Kaggle (Groceries Dataset) yang berisi 38765 data transaksi dengan 3 Atribut transaksi belanja harian. Setiap baris mewakili satu transaksi dengan daftar item yang dibeli bersama.

### 2. Preprocessing Data

Data dibersihkan dari nilai kosong dan duplikat, lalu diubah ke format *basket* (satu baris = satu transaksi berisi kumpulan item). Di sini juga ditentukan nilai minimum support untuk menyaring item yang jarang muncul.

### 3. Association Rules dengan FP-Growth

FP-Growth membangun struktur pohon (FP-Tree) sehingga tidak perlu mengulang scan database berkali-kali. Dari FP-Tree, diekstrak *frequent itemsets* lalu dibentuk *association rules* dengan metrik:

- **Support** — seberapa sering kombinasi item muncul
- **Confidence** — probabilitas item B dibeli jika item A dibeli
- **Lift** — seberapa kuat hubungan antar item dibanding kebetulan

### 4. Analisa dan Hasil

Rules yang kuat ( $lift > 1$ ) diinterpretasikan untuk strategi bisnis seperti *product bundling*, tata letak toko, atau rekomendasi produk.

### Data Mining

Data mining merupakan proses pengolahan data dalam jumlah besar untuk menghasilkan informasi yang memiliki nilai dan dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Proses ini bertujuan untuk menemukan pola tersembunyi yang tidak dapat diketahui secara langsung melalui pengamatan biasa (Ghassani et al., 2021). Dalam perkembangannya, data mining menjadi bagian penting dari sistem informasi yang digunakan oleh berbagai organisasi. Sistem informasi berperan dalam mengumpulkan, menyimpan, dan mengelola data agar dapat diolah menjadi informasi yang berguna. Dengan adanya integrasi antara data mining dan sistem informasi,

perusahaan dapat memanfaatkan data transaksi secara lebih optimal untuk mendukung strategi bisnis.

### Market Basket Analysis

Dalam dunia data mining, Market Basket Analysis dikenal sebagai teknik yang dimanfaatkan untuk menelaah pola hubungan antarproduk yang sering muncul dalam satu transaksi pembelian yang sama (Ghassani et al., 2021). Teknik ini dirancang untuk menemukan pola pembelian konsumen yang selanjutnya dapat dijadikan landasan dalam merancang strategi pemasaran. Keluaran dari analisis ini umumnya berupa pasangan atau kelompok produk yang kerap muncul bersamaan dalam satu transaksi. Informasi tersebut sangat bermanfaat bagi perusahaan ritel dalam menentukan strategi penjualan seperti bundling produk atau penataan barang (Fariz et al., 2025). Dengan memahami pola pembelian pelanggan, perusahaan dapat meningkatkan efektivitas strategi pemasaran dan penjualan.

### Association Rule

Association Rule Mining adalah teknik data mining yang dimanfaatkan untuk menggali keterkaitan antaritem dalam suatu dataset transaksi (Ghassani et al., 2021). Keterkaitan ini lazimnya disajikan dalam bentuk aturan seperti  $A \rightarrow B$ , yang menggambarkan bahwa ketika satu item dibeli, item lain berpotensi turut dibeli (Rizqi, 2022). Proses ini melibatkan tiga ukuran penting, yakni support, confidence, dan lift. Support menggambarkan tingkat keseringan munculnya kombinasi item dalam keseluruhan transaksi. Confidence mengindikasikan seberapa besar tingkat kepercayaan terhadap suatu aturan, sedangkan lift dipakai untuk menilai kekuatan hubungan antaritem dibandingkan dengan peluang kemunculannya secara acak (Baihaqie & Khasanah, 2024).

rumus Association Rule Mining yang umum dipakai dalam Market Basket Analysis:

### Support

Support digunakan untuk mengukur seberapa sering suatu item atau kombinasi item muncul dari keseluruhan transaksi yang ada.

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total seluruh transaksi}} \quad (1)$$

### Confidence

Confidence digunakan untuk mengukur tingkat kepastian bahwa jika A terjadi maka B juga terjadi.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \quad (2)$$

### Lift

Lift berfungsi untuk menilai seberapa kuat hubungan antara dua item, yaitu apakah keterkaitan tersebut bersifat nyata atau hanya terjadi secara kebetulan..

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

### Algoritma Frequent Pattern – Growth

FP-Growth adalah salah satu algoritma yang dirancang untuk menemukan frequent itemset dalam data transaksi, dengan keunggulan tidak perlu membangkitkan kandidat itemset sebagaimana yang dilakukan oleh algoritma Apriori.. Algoritma ini menjalankan prosesnya dengan membangun sebuah struktur data bernama FP-Tree, yang berfungsi menyimpan informasi mengenai frekuensi kemunculan item dalam bentuk pohon.. Setelah FP-Tree terbentuk, proses pencarian pola dilakukan dengan menelusuri conditional pattern base untuk menemukan itemset yang sering muncul. Keunggulan utama FP-Growth adalah efisiensinya dalam mengolah data berukuran besar karena tidak memerlukan proses generate candidate secara berulang. Hal ini membuat FP-Growth lebih cepat dan lebih hemat waktu dalam analisis data transaksi.

### python

Dalam penelitian ini, implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python karena memiliki berbagai library yang mendukung analisis data. Library seperti Pandas digunakan untuk pengolahan data, NumPy untuk komputasi numerik, serta Mlxtend untuk penerapan algoritma FP-Growth dan association rule mining (Aldinata & Putri, 2025). Proses analisis dimulai dari membaca dataset, melakukan preprocessing, hingga menerapkan algoritma FP-Growth untuk mendapatkan frequent itemset. Hasil analisis kemudian dievaluasi menggunakan metrik support, confidence, dan lift untuk menentukan kekuatan hubungan antar item. Dengan penggunaan Python, proses analisis data menjadi lebih efektif, efisien, dan mudah untuk diinterpretasikan.

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Data

```
df = pd.read_csv('Groceries_dataset.csv')
print(df.head())
```

Member_number	Date	itemDescription
1808	21-07-2015	tropical fruit
2552	05-01-2015	whole milk
2300	19-09-2015	pip fruit
1187	12-12-2015	other vegetables
3037	01-02-2015	whole milk

Gambar 2. Pengumpulan Data

Menampilkan proses pembacaan dataset

**Groceries\_dataset.csv** menggunakan Python dan library Pandas. Data ditampilkan melalui perintah `df.head()` untuk melihat lima baris pertama yang berisi informasi nomor pelanggan (**Member\_number**), tanggal transaksi (**Date**), dan produk yang dibeli (**itemDescription**). Tahap ini dilakukan untuk memastikan data telah berhasil dimuat dan siap digunakan pada proses analisis selanjutnya.

### 3.2 Preprocessing Data

#### 3.2.1 Hasil Pembersihan Data

```

D:\> #cleaning data
df = df.dropna()
df = df.drop_duplicates()

df['itemDescription'] = df['itemDescription'].str.strip().str.lower()
print(df.dropna())

```

Member_number	Date	itemDescription
0	1888 21-07-2015	tropical fruit
1	2552 05-01-2015	whole milk
2	2300 19-09-2015	pip fruit
3	1187 12-12-2015	other vegetables
4	3837 01-02-2015	whole milk
...	...	...
38769	4471 08-10-2014	sliced cheese
38761	2822 23-02-2014	candy
38762	1097 16-04-2014	cake bar
38763	1510 03-12-2014	fruit/vegetable juice
38764	1521 26-12-2014	cat food

[38806 rows x 3 columns]

Gambar 3. Hasil pembersihan Data

Dapat dilihat pada Gambar X bahwa hasil pembersihan data menghasilkan **38.006 data transaksi** dengan **3 atribut**, yaitu *Member\_number*, *Date*, dan *itemDescription*. Pada tahap ini dilakukan penghapusan *missing value*, penghapusan data duplikat, serta normalisasi penulisan nama produk menjadi huruf kecil. Hasil pembersihan data tersebut selanjutnya digunakan pada proses pembentukan transaksi dan pencarian aturan asosiasi menggunakan algoritma FP-Growth.

### 3.2.2 Hasil Format Transaksi

```

D:\> #ubah ke format transaksi (basket)
df_trans = pd.DataFrame({
    'Transaksi': [' ', ' '.join(t) for t in transactions]
})
print(df_trans.head())

```

Transaksi	
0	soda, canned beer, sausage, sausage, whole mil...
1	frankfurter, frankfurter, beef, sausage, whole...
2	tropical fruit, butter milk, butter, frozen ve...
3	sausage, root vegetables, rolls/buns, detergent...
4	other vegetables, pip fruit, root vegetables, ...

Gambar 4. Hasil Format Transaksi

Gambar tersebut menunjukkan bahwa data yang sudah bersih berhasil dikonversi menjadi format transaksi (basket), di mana tiap baris memuat kumpulan item yang dibeli dalam satu kali transaksi. Item-item tersebut digabungkan menggunakan tanda koma sehingga terbentuk daftar produk yang siap diproses oleh algoritma FP-Growth. Format transaksi inilah yang kemudian dipakai pada tahap pembentukan frequent itemset serta pencarian association rules.

### 3.3 Association rules dengan algoritma FP-Growth

```

D:\> #association rules
from itertools import combinations
rules = association_rules(frequent_itemsets, min_confidence=0.3)
rules = rules.sort_values(by='lift', ascending=False)
rules[['antecedents', 'consequents', 'support', 'confidence', 'lift']].head(10)

```

antecedents	consequents	support	confidence	lift
130	(other vegetables, sausage, rolls/buns)	0.013547	0.325153	2.159196
1383	(frozen meals, whole milk)	0.010005	0.307087	2.020293
1858	(yogurt, bottled water, rolls/buns)	0.010578	0.296052	2.079594
1613	(yogurt, shopping bags, rolls/buns)	0.010005	0.309709	2.074417
807	(sliced sausage)	0.010005	0.212000	2.017850
138	(yogurt, sausage, whole milk)	0.013547	0.303877	2.063876
1612	(whole milk, yogurt, shopping bags)	0.010005	0.300336	2.060754
127	(yogurt, other vegetables, sausage)	0.013547	0.303517	2.047107
1614	(other vegetables, shopping bags, rolls/buns)	0.010005	0.304668	2.023291
1382	(other vegetables, frozen meals)	0.010005	0.308111	2.024230

Gambar 5. Association Rules

Dapat dilihat pada Gambar bahwa proses pembentukan *association rules* menggunakan algoritma FP-Growth dengan nilai minimum *confidence* 30% menghasilkan beberapa aturan asosiasi dengan nilai *lift* di atas 2. Aturan

dengan nilai *lift* tertinggi diperoleh dari kombinasi other vegetables dan sausage menuju yogurt dan whole milk dengan perolehan nilai *lift* sebesar 2,159196. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa hubungan antarproduk cukup erat, sehingga dapat dijadikan acuan untuk mengenali pola pembelian pelanggan serta mendukung penyusunan strategi penjualan yang lebih tepat.

### 3.4 Mencari Rules Terbaik

```

#mencari rules terbaik
best_rules = rules[(rules['confidence'] > 0.5) & (rules['lift'] > 1)]
best_rules[['antecedents',
            'consequents',
            'support',
            'confidence',
            'lift']].head(5)

```

antecedents	consequents	support	confidence	lift
196	(tropical fruit, sausage, rolls/buns)	0.011021	0.530864	1.876073
806	(sliced sausage, whole milk)	0.010005	0.527027	1.862013
125	(other vegetables, sausage, whole milk, rolls/buns)	0.011507	0.519000	1.830191
2921	(meat, domestic eggs)	0.010262	0.484316	1.711189
2457	(coffee, canned beer)	0.011288	0.550005	1.716128

Gambar 6. Mencari Rules Terbaik

```

#mencari rules terbaik
best_rules = rules[(rules['confidence'] > 0.5) & (rules['lift'] > 1)]
best_rules[['antecedents',
            'consequents',
            'support',
            'confidence',
            'lift']].head(5)

```

antecedents	consequents	support	confidence	lift
196	(tropical fruit, sausage, rolls/buns)	0.011021	0.530864	1.876073
806	(sliced sausage, whole milk)	0.010005	0.527027	1.862013
125	(other vegetables, sausage, whole milk, rolls/buns)	0.011507	0.519000	1.830191
2921	(meat, domestic eggs)	0.010262	0.484316	1.711189
2457	(coffee, canned beer)	0.011288	0.550005	1.716128

Gambar 7

Dapat dilihat pada Gambar bahwa proses pencarian *rules* terbaik dilakukan dengan memilih aturan yang memiliki nilai *confidence* lebih dari 50% dan *lift* lebih dari 1. Berdasarkan hasil yang diperoleh, aturan asosiasi terbaik ditemukan pada kombinasi tropical fruit, sausage, dan rolls/buns terhadap yogurt, dengan tingkat *confidence* mencapai 53,09% dan *lift* sebesar 1,876073. Nilai tersebut mencerminkan hubungan yang cukup kuat antaritem, sehingga dapat dijadikan acuan dalam memberikan rekomendasi produk untuk mendukung strategi penjualan dan pemasaran.

### 3.5 Mengambil 5 Rules Terbaik

```

#ambil 5 rules terbaik
top5 = best_rules[['antecedents',
                  'consequents',
                  'support',
                  'confidence',
                  'lift']].head(5)
top5[['antecedents', 'consequents', 'support', 'confidence', 'lift']].head(5)

```

antecedents	consequents	support	confidence	lift
196	tropical fruit, sausage, rolls/buns	yogurt	0.530864	1.876073
806	sliced sausage, whole milk	yogurt	0.527027	1.862013
125	other vegetables, sausage, whole milk, rolls/buns	yogurt	0.519000	1.830191
2921	meat, domestic eggs	whole milk	0.484316	1.711189
2457	coffee, canned beer	soda	0.550005	1.716128

Gambar 8. Rules Terbaik

Gambar tersebut memperlihatkan lima rules terbaik yang berhasil disaring berdasarkan nilai *confidence* dan *lift*. Aturan dengan performa tertinggi adalah kombinasi tropical fruit, sausage, dan rolls/buns yang mengarah pada yogurt, dengan *confidence* 53,09% dan *lift* 1,876073. Kelima aturan yang terpilih tersebut sama-sama memiliki nilai *lift* di atas 1, yang mengindikasikan adanya hubungan positif antarproduk dan dapat dijadikan dasar rekomendasi produk maupun penyusunan strategi pemasaran.



### 1. Perluasan Dataset

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih beragam, tidak hanya dari satu sumber (Kaggle), tetapi juga dari data transaksi nyata toko groceries lokal agar hasil analisis lebih relevan dan dapat langsung diterapkan.

### 2. Eksplorasi Nilai Parameter

Perlu dilakukan pengujian dengan variasi nilai minimum *support* dan *confidence* yang berbeda-beda untuk menemukan kombinasi parameter optimal yang menghasilkan *rules* paling akurat dan bermakna.

### 3. Perbandingan Algoritma

Disarankan untuk membandingkan kinerja algoritma FP-Growth dengan algoritma lain seperti Apriori atau Eclat, guna mengetahui metode yang paling efisien dan efektif untuk kasus serupa.

### 4. Implementasi Berbasis Sistem

Hasil analisis sebaiknya diintegrasikan ke dalam sebuah sistem rekomendasi berbasis web atau aplikasi yang dapat digunakan langsung oleh pelaku usaha ritel untuk mendukung pengambilan keputusan secara real-time.

### 5. Penambahan Variabel Analisis

Penelitian berikutnya dapat mempertimbangkan faktor tambahan seperti waktu transaksi, segmentasi pelanggan, atau musim/periode tertentu agar pola pembelian yang ditemukan lebih komprehensif dan dapat digunakan untuk strategi pemasaran yang lebih terarah.

## E. DAFTAR PUSTAKA

**Baihaqie, M. R. Q., & Khasanah, A. U. (2024).** Analysis of consumer characteristics on retail business with clustering analysis method and association rule for selling improvement strategy recommendations. *OPSI*, 17(1), 249–257. <https://doi.org/10.31315/opsi.v17i1.11411>

**Fariz., Wahyuni, E. D., & Sugata, T. L. I. (2025).** Implementation of the FP-growth algorithm for bundling strategy and store layout redesign at Toko Kasih Ibu. *Jurnal Teknologi dan Open Source*, 8(2), 482–494. <https://doi.org/10.36378/jtos.v8i2.4673>

**Ghassani, F. Z., Jamaludin, A., & Irawan, A. S. Y. (2021).** Market basket analysis menggunakan algoritma FP-growth dalam menentukan cross-selling. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 7(4), 319–326. <https://doi.org/10.31471/jip.v7i4.2096>

**Indah, & Ali, I. (2024).** Penerapan algoritma FP growth untuk mendukung pola pembelian sembako di Toko Uci. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1641–1649. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9004>

**Suripno, Rahaningsih, N., Ali, I., Martanto, & Nurdiawan, O. (2025).** Analisis pola keterkaitan produk Toko Sembako Ibu Iyu dengan algoritma FP-growth. *INFOTECH Journal*, 11(2), 442–450. <https://doi.org/10.31949/infotech.v11i2.16632>

**Aldinata, R., & Putri, R. A. (2025).** Implementation of data mining on Muslim women's clothing sales using the FP-growth method. *Jurnal Riset Informatika*, 7(3), 305–312. <https://doi.org/10.34288/jri.v7i3.382>

**Rizqi, Z. U. (2022).** Implementasi association rule-market basket analysis dalam menentukan strategi product bundling pada usaha ritel. *Performa: Media Ilmiah Teknik Industri*, 21(2), 113–118. <https://doi.org/10.20961/performa.21.2.30156>

**Widianto, D., & Sakti, D. V. S. Y. (2024).** Implementasi data mining berbasis web menggunakan algoritma FP-growth terhadap market basket analysis pada Sadeyan Coffee. *Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (SENAFTI)*, 3(2), 666–674.