

**Implementasi Market Basket Analysis (MBA)  
Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Transaksi Penjualan  
*Implementation of Market Basket Analysis (MBA)  
Using FP-Growth Algorithm in Sales Transaction***

**Dyah Puspitasari<sup>1</sup>, Rosita Yanuarti<sup>2</sup>, Qurrota Ayun<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember

Email<sup>1</sup> : [dyahpuspitasaritekinfo@gmail.com](mailto:dyahpuspitasaritekinfo@gmail.com)

Email<sup>2</sup> : [rosita.yanuarti@unmuhjember.ac.id](mailto:rosita.yanuarti@unmuhjember.ac.id)

Email<sup>3</sup> : [qurrota.ayun@unmuhjember.ac.id](mailto:qurrota.ayun@unmuhjember.ac.id)

**Abstrak**

Analisis keranjang belanja (MBA) adalah metode yang digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian yang sering terjadi di antara sejumlah produk yang dibeli bersama-sama oleh pelanggan. Implementasi memberikan wawasan berharga tentang preferensi pelanggan dan hubungan antara produk. Salah satu algoritma yang umum digunakan untuk MBA adalah FP Growth. Penelitian ini menerapkan analisis keranjang belanja menggunakan algoritma FP-Growth pada transaksi penjualan dari Unit Usaha Koperasi As-Sakinah Aisyiyah Jember. Data transaksi penjualan dari unit usaha koperasi tersebut digunakan sebagai studi kasus. Hasil analisis menampilkan asosiasi yang memberikan wawasan tentang kombinasi produk yang sering dibeli bersama. Implementasi ini menunjukkan keefektifan algoritma FP-Growth dalam mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan. Hasil analisis memberikan wawasan yang berharga untuk mengoptimalkan penataan produk, strategi harga, dan promosi produk. Penelitian ini menunjukkan potensi analisis keranjang belanja dalam meningkatkan pemahaman tentang perilaku pembelian pelanggan dan meningkatkan kinerja bisnis.

**Kata kunci** : Analisis keranjang belanja, Market Basket Analysis, Algoritma FP-Growth, Transaksi Penjualan, Asosiasi Produk.

**Abstract**

*Market Basket Analysis (MBA) is a method used to identify patterns of frequently co-occurring purchases among a set of products bought together by customers. Implementing MBA offers valuable insights into customer preferences and product relationships. One common algorithm used for MBA is FP-Growth. This study implements market basket analysis using the FP-Growth algorithm in sales transactions from the Business Unit of As-Sakinah Aisyiyah Cooperative in Jember. The analysis presents associations, offering insights into commonly purchased product combinations. The implementation demonstrates FP-Growth's effectiveness in identifying significant purchase patterns. The results provide valuable insights for optimizing product arrangement, pricing strategies, and product promotion. This research underscores MBA's potential in understanding customer purchasing behavior and improving business performance.*

**Keywords** : Market Basket Analysis, FP-Growth Algorithm, Sales Transaction, Produk Association.

## 1. PENDAHULUAN

Dalam dunia bisnis, strategi pemasaran menjadi kunci utama bagi pelaku bisnis dalam mencapai tujuan mereka. Seiring berjalannya waktu, ilmu pemasaran terus berkembang untuk memperluas strategi yang dapat diterapkan dalam pengembangan usaha atau produk (Arta, 2022). Salah satu bentuk organisasi yang bertujuan untuk memenuhi kebutuhan konsumen adalah koperasi konsumen. Koperasi ini dibentuk khusus untuk menyediakan barang dan jasa yang diperlukan oleh konsumen sehari-hari dengan tujuan utama untuk meningkatkan kesejahteraan anggotanya (Ariwibowo & Alhamidi, 2021).

Di tengah arus perkembangan bisnis, Unit Usaha Koperasi As-Sakinah menjalankan operasionalnya dengan fokus pada jual-beli dan transaksi tanpa mengembangkan strategi pemasaran yang cukup efektif (Fadhilah, 2022). Hal ini berdampak pada ketidakstabilan minat pembelian konsumen, yang sering kali mengakibatkan penurunan volume penjualan (Fadhilah, 2022). Untuk mengatasi tantangan ini, beberapa strategi pemasaran telah diusulkan, seperti penawaran paket promosi dan *cross-selling*, yang telah terbukti meningkatkan minat pembelian (Melati & Wahyuni, 2019).

Dalam konteks ini, *Market Basket Analysis* dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* telah menjadi pendekatan yang populer untuk memahami pola pembelian konsumen (Ramadhani et al., 2020). Algoritma ini diketahui lebih efisien daripada algoritma Apriori karena menggunakan struktur data *FP-Tree* (Wulandari & Purnama, 2018). Penggunaan algoritma *FP-Growth* memungkinkan identifikasi pola pembelian yang lebih efisien, yang dapat membantu perusahaan dalam menentukan strategi pemasaran yang lebih tepat (Andriani et al., 2019; Sudarto & Handoko, 2023).

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk memahami pola pembelian konsumen pada Unit Usaha Koperasi As-Sakinah, menerapkan metode Data Mining dengan algoritma *FP-Growth*, dan menguji keberhasilannya. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan wawasan yang berharga bagi

perusahaan dalam mengoptimalkan strategi pemasaran mereka demi meningkatkan kinerja bisnis.

## 2. TINJAUAN PUSTKA

### A. Data Mining

Data mining adalah proses analisis data untuk menemukan pola atau hubungan yang bermanfaat. Fungsi data mining meliputi *classification, clustering, association, regression, forecasting, sequence analysis, dan deviation analysis* (Setiyani et al., 2020; Saleh & Nasari, 2018). Ini penting karena memungkinkan pemahaman yang lebih baik tentang data dan pengambilan keputusan yang lebih baik (Utomo & Mesra, 2020).

### B. Association Rule

*Association rules* adalah teknik yang mengidentifikasi hubungan antar item dalam basis data transaksi. Proses data mining dengan *association rules* bertujuan untuk menemukan aturan keterkaitan antar item, cocok untuk analisis keranjang belanja (Dzulkarnaen, 2020). Aturan ini biasanya menggunakan format "if" dan "then", seperti "if A then B and C", yang menunjukkan bahwa jika terjadi A, maka B dan C juga ada. Penting untuk menetapkan nilai *support* dan *confidence* dalam menentukan relevansi aturan (Dzulkarnaen, 2020).

Menurut Ramadhan & Setiawan (2020), *association rules* adalah metode dalam data mining untuk menemukan hubungan antar item. *Support* adalah nilai yang menunjukkan seberapa sering item muncul dalam transaksi, dihitung dengan rumus:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung A}}{\text{Jumlah Transaksi}}$$

*Support* dari 2 item dalam sebuah dataset diperoleh dengan menghitung jumlah kemunculan kedua item tersebut secara bersamaan dibagi dengan total jumlah transaksi dalam dataset. *Confidence* adalah ukuran hubungan antar dua item berdasarkan suatu kondisi tertentu, dihitung dengan rumus:

$$Confidence(B, A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}$$

### C. Market Basket Analysis

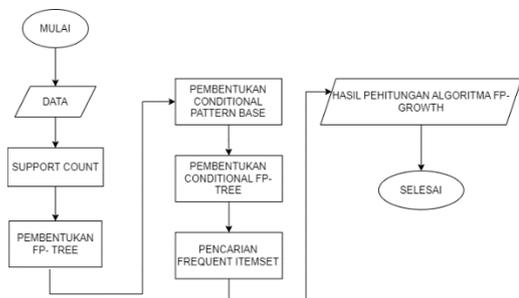
*Market Basket Analysis* (MBA) adalah teknik yang digunakan untuk menganalisis perilaku konsumen dari suatu kelompok tertentu (Yulianto & Heryanto, 2019). Data yang digunakan mencakup berbagai transaksi, seperti transaksi kartu kredit dan pembelian kartu lotere. Teknik ini memungkinkan untuk menggali pola-pola yang signifikan dan hubungan antarproduk, memberikan wawasan berharga untuk meningkatkan strategi pemasaran dan manajemen stok (Yulianto & Heryanto, 2019).

Tujuan utama MBA adalah mengidentifikasi hubungan antara berbagai produk atau item. Pembelian konsumen sering membentuk aturan asosiasi, yang dikenal sebagai *association rules* (Yulianto & Heryanto, 2019). *Association rules* merujuk pada pola hubungan data dalam sebuah basis data.

### D. Algoritma FP-Growth

*FP Growth* adalah algoritma alternatif yang efektif untuk mengidentifikasi frequent itemset dalam sebuah dataset (Erwansyah, 2019). Algoritma ini menggunakan struktur data *FP-Tree*, yang memungkinkan ekstraksi itemset frekuensi tinggi secara langsung (Rusydi, 2019).

Menurut Anas (2020), tahapan utama dalam *FP-Growth* adalah: pembangkitan *Conditional Pattern Base*, pembangkitan *Conditional FP-Tree*, dan pencarian *Frequent Itemset*. Proses ini melibatkan pembentukan *sub-database*, penjumlahan *support count*, dan identifikasi lintasan tunggal dalam *FP-Tree* untuk mendapatkan itemset yang sering muncul bersama dalam dataset transaksi.

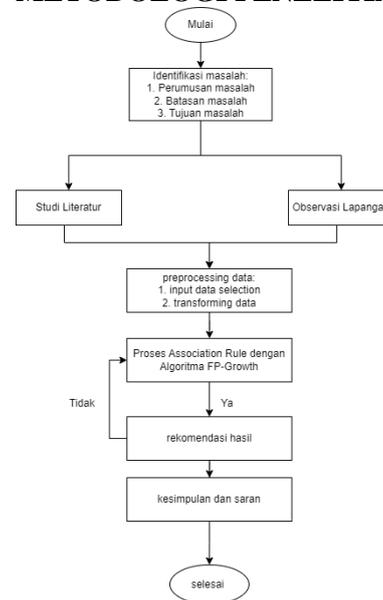


**Gambar 1.** Alur Algoritma FP-Growth  
 Sumber: Alur Algoritma

### E. Cross Selling

*Cross Selling* adalah strategi pemasaran yang menawarkan produk tambahan kepada pelanggan selama proses transaksi (Fadillah & Ibrahim, 2023). Ini dilakukan dengan memberikan rekomendasi produk berdasarkan kebiasaan pembelian sebelumnya (Ng & Kasih, 2018). Langkah-langkahnya melibatkan pengumpulan data transaksi, analisis, ranking barang yang sering dibeli bersama, dan menyusun rekomendasi produk tambahan yang relevan.

## 3. METODOLOGI PENELITIAN



**Gambar 2.** Diagram Alir Penelitian  
 Sumber: Alir Penelitian

### A. Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan di Unit Usaha Koperasi As-Sakinah Aisyiyah Jember, yang merupakan objek penelitian. Koperasi As-Sakinah telah berdiri sejak tahun 2000 berdasarkan SK Menteri Koperasi Usaha Kecil dan Menengah No. 05/BH/KDK.13.12/1.3/II, dengan pendirian yang diinisiasi oleh Pimpinan Daerah 'Aisyiyah Kabupaten Jember. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis penjualan koperasi selama satu tahun, mulai dari Januari 2023 hingga Desember 2023.

### B. Input Data Selection

Dalam penelitian ini, atribut yang diperlukan meliputi nomor entri, tanggal dan

waktu, nama produk, kategori (grup barang), jumlah produk (qty), dan harga. Atribut ini sangat penting karena digunakan untuk menganalisis pola pembelian konsumen berdasarkan barang yang dibeli. Nomor entri berfungsi sebagai penanda unik untuk membedakan setiap transaksi, sementara atribut nama produk memberikan informasi tentang barang yang dibeli dalam setiap transaksi. Detail pemilihan atribut dapat ditemukan dalam Gambar 2 di bawah ini.

NO ENTRI	TANGGAL	NAMA BARANG	GRUP BARANG	HARGA	QTY	HARGA JUAL
0	J2301/003/00000002	ALEN-ALEN ORI 200GR	MAKANAN	10000	1	10000
1	J2301/003/00000002	MANCO 200GR	MAKANAN	7000	1	7000
2	J2301/003/00000002	BANGO REFF 550 ML	SEBAKO	24000	1	24000
3	J2301/003/00000009	TOP MINI STRAWBERRY 9 GR	MAKANAN	500	1	500
4	J2301/003/00000009	FLORIDINA COCOBITZ	MINUMAN	3000	1	3000
...	...	...	...	...	...	...
6529	J2306/003/00000123	TELUR AYAM 1/2 KG	SEBAKO	15000	2	15000
6530	J2306/003/00000123	GULA AS-SAKINAH 1 KG	SEBAKO	13500	1	13500
6531	J2306/003/00000126	TOP COFFE GULA AREN	SEBAKO	3000	1	3000
6532	J2306/003/00000131	LADAKU MERICHA 3GR	SEBAKO	1000	1	1000
6533	J2306/003/00000131	KECAP BANGO 60ML	SEBAKO	3000	1	3000

**Gambar 3. Input Data Selection**  
 Sumber: Data Historis Penjualan

### C. Transformasi Data

Dalam penelitian ini, data diubah menjadi bentuk biner. Berikut adalah gambar data yang diubah ke dalam bentuk biner:

NO ENTRI	ABC SARDINES CABU 155GR	ABC SARDINES TOMAT 155GR	ABC SPC COCCOPANDAN 485ML	ABC SPC MELON 485ML	ABC SQUASH JERUK 460ML	ABC SQUASH LECI 460ML	ABC TERASI 4GR	ABC IKAS 4GR	ABC ABON AYAM 4GR	ABC ABON IKAS 4GR	ABC ABON PEDAS 4GR	ABC WAJER TANGGO 130 GR	ABC WISDHAH VANILA 400ML	ABC PERFECT BIRIHOT 400ML	ABC WISDHAH BUBU 400ML
J2301/003/00000001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J2301/003/00000002	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J2301/003/00000003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J2301/003/00000004	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J2301/003/00000005	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

**Gambar 4. Hasil Transformasi**  
 Sumber: Hasil dari transformasi data

### D. Import Data

AlgoritmaFP-Growth diimplementasikan menggunakan Jupyter Notebook dalam Bahasa Pemrograman Python dengan bantuan library mlxtend untuk proses perhitungan yang diperlukan. Selain itu, penggunaan library tambahan seperti pandas dan numpy dilakukan untuk pembacaan data dan perubahan tipe data.

```
# !pip install mlxtend

import pandas as pd
import numpy as np
from mlxtend.frequent_patterns import fpgrowth
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
from datetime import datetime
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
```

**Gambar 5. Kode Import Data**  
 Sumber: Jupyter Notebook

```
#read transactions data from csv file
df = pd.read_excel('data gabung.xlsx')
```

**Gambar 6. Baca Data**  
 Sumber: Jupyter Notebook

Pada gambar 6, dataset yang telah diurutkan yang disebut data gabung.xls diimpor kedalam program menggunakan fungsi import dari library pandas.

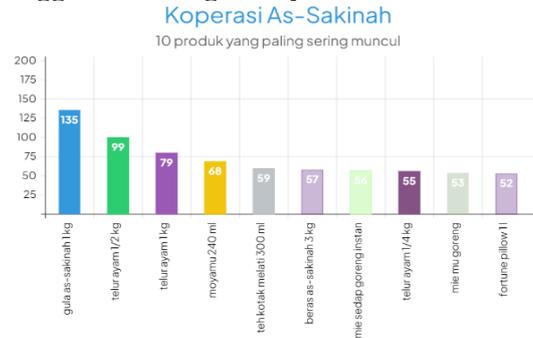
## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Menampilkan Frequent Itemset

```
#plot 10 most frequent products in dataset
sns.countplot(x = 'NAMA BARANG', data = df, order = df['NAMA BARANG'].value_counts().iloc[:10].index)
plt.xticks(rotation=90)
df['NAMA BARANG'].value_counts().iloc[:10]
```

**Gambar 7. Kode Untuk Menampilkan Grafik**  
 Sumber: Jupyter Notebook

Gambar 7 menampilkan kode untuk membuat grafik 10 produk yang paling sering muncul dalam dataset. Pada grafik ini, sumbu x menampilkan nama produk, sementara sumbu y menunjukkan frekuensi kemunculan produk tersebut. Produk diurutkan berdasarkan frekuensi kemunculannya, memudahkan untuk melihat produk yang paling sering dibeli oleh pelanggan. Berikut grafiknya:



**Gambar 8. Produk yang Sering Dibeli**  
 Sumber: Grafik Frequent Itemset

### B. Membuat Rule

Dataframe yang memuat dataset diuji dengan Algoritma FP-Growth yang dipanggil dari library mlxtend untuk memperoleh nilai frequent itemset. Dengan menggunakan nilai minimum support sebesar 0,36 hasilnya adalah 2765 baris frequent itemset. Berikut adalah kodenya:

```
#create minTransactions variable to represent the minimum number of baskets for support parameter
minTransaction = 10
totalTransactions = len(basket_sets.index)
min_support_calc = minTransaction/totalTransactions

print('number of baskets for analysis is', totalTransactions)
print('minimum support value is ', round(min_support_calc*100, 4))
number of baskets for analysis is 2765
minimum support value is 0.3617

#create frequent items sets with calculated minimum support
frequent_itemsets = fpgrowth(basket_sets, min_support=min_support_calc, use_colnames=True)
frequent_itemsets.describe()
```

**Gambar 9.** Menhitung nilai minimum support  
 Sumber: Jupyter Notebook

Pada perhitungan nilai confidence terdapat 2 bagian hubungan itemset yaitu antecedents dan consequents. Ditemukan sebanyak 92 association rule yang terdapat dalam seluruh transaksi pada tahun 2023. Beberapa data hasil dari perhitungan mengenai hubungan antecedents dan consequents ditampilkan dalam tabel berikut:

**Tabel 1.** Hasil Rule

antecedents	consequents	support	confidence
MIE MU GORENG, GULASAKINAH 1KG	FORTUNE PILLOW 1L	0,00651	0,72
MIE MU SOTO MIE	MIE MU RASA AYAM BAWANG, MIE MU GORENG	0,0011	0,76
MIE MU GORENG, FORTUNE PILLOW 1L	GULA AS SAKINAH 1KG	0,00651	1
MIE MU RASA AYAM BAWANG, FORTUNE PILLOW 1L	MIE MU GORENG	0,00651	1

Sumber: Rule support 30%

Rule dengan nilai confidence tertinggi terangkum dalam Tabel 1. Antecedents menunjukkan item pertama yang dibeli konsumen. Consequents menunjukkan item yang dibeli selanjutnya oleh konsumen.

Nilai support mengindikasikan seberapa sering item antecedents dan consequents dibeli bersama-sama dalam satu transaksi. Sementara itu, nilai confidence menunjukkan seberapa besar keyakinan bahwa konsumen yang membeli item pada antecedents juga akan membeli item consequents. Semua aturan yang dihasilkan dalam penelitian ini memiliki nilai support dan confidence sebesar 30% dan 70%, secara berturut-turut. Hal ini menunjukkan tingkat keberhasilan yang signifikan dalam menemukan pola-pola pembelian yang relevan dalam dataset.

### C. Analisis Perbandingan Association Rule

Penelitian ini menggunakan data transaksi selama satu tahun, dari Januari hingga Desember 2023. Algoritma FP-Growth digunakan dengan bantuan Jupyter Notebook dan Python. Proses

pengolahan data membandingkan lima nilai minimum support, menghasilkan aturan asosiasi yang berbeda. Hal ini dilakukan untuk memahami dampak variasi nilai minimum support terhadap hasil. Berikut analisis perbandingan berdasarkan hasil pengolahan data:

**Tabel 2.** Perbandingan Jumlah Rule

Min. Support (%)	Min. Confidence (%)	Jumlah Aturan Asosiasi
20	70	92
30	70	85
40	70	80
50	70	75
60	70	71

Sumber: Hasil Perbandingan

Berdasarkan tabel di atas, jumlah aturan yang terbentuk pada setiap nilai minimum support berbeda-beda. Pengujian menggunakan parameter minimum support 20%, 30%, 40%, 50%, dan 60%, dengan minimum confidence 70%. Jumlah aturan tertinggi diperoleh pada minimum support 20% sebanyak 92 aturan, sedangkan jumlah aturan terendah terjadi pada minimum support 60% sebanyak 71 aturan. Dari pengujian ini dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai minimum support, jumlah aturan yang dihasilkan akan semakin sedikit.

### D. Rekomendasi Hasil Penelitian

Berdasarkan hasil analisis yang telah diperoleh, berikut adalah beberapa saran untuk meningkatkan volume penjualan:

- a. Melakukan product bundling terutama pada grup barang sembako. Beberapa contoh pembentukan paket sebagai berikut:
  - 1) Paket “MIE MU Bundle”
    - MIE MU GORENG
    - GULA AS SAKINAH 1KG
    - FORTUNE PILLOW 1L
  - 2) Paket “Variety MIE MU”
    - MIE MU SOTO MIE
    - MIE MU RASA AYAM BAWANG
    - MIE MU GORENG
  - 3) Paket “Santapan Praktis”
    - MIE MU SOTO
    - GULA AS SAKINAH 1KG
    - FORTUNE PILLOW 1L
  - 4) Paket “Quick Meal”
    - MIE MU GORENG
    - GULA AS SAKINAH 1KG
    - MIE MU SOTO MIE

- b. Pada produk-produk yang paling sedikit dibeli dapat ditempatkan di meja kasir untuk menarik konsumen agar membeli produk tersebut.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, implementasi algoritma FP-Growth dalam menganalisis pola pembelian konsumen di Unit Usaha Koperasi As-Sakinah Aisyiyah Jember berhasil. Analisis ini menghasilkan aturan asosiasi yang memberikan wawasan tentang hubungan produk yang dibeli bersamaan, memungkinkan pembentukan strategi pemasaran yang lebih efektif. Tingkat support dan confidence yang digunakan mempengaruhi jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan, dengan nilai support lebih tinggi menghasilkan aturan lebih spesifik.

Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pemahaman pola pembelian konsumen dan penerapan teknik data mining dalam konteks koperasi. Rekomendasi produk bundling atau paket dapat dibentuk berdasarkan aturan asosiasi yang diidentifikasi, meningkatkan penjualan dan memberikan nilai tambah bagi konsumen. Kesimpulan ini menjadi landasan kuat untuk mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif guna meningkatkan kinerja bisnis Unit Usaha Koperasi As-Sakinah Aisyiyah Jember.

### B. SARAN

Saran yang dapat penulis berikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Peneliti selanjutnya disarankan untuk mengembangkan metode analisis yang lebih mendalam dengan menggunakan algoritma lain selain FP-Growth untuk membandingkan hasil dan menemukan metode yang lebih efisien.
2. Diharapkan untuk peneliti selanjutnya agar memperluas cakupan data dan variabel penelitian serta mengembangkan sistem rekomendasi berbasis real-time agar dapat memberikan wawasan lebih komprehensif dan aplikasi praktis yang lebih luas.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- A'yun, Q., Yanuarti, R., & Sujiwo, D. A. C. (2021). Performance Analysis of Students Through Critical Thinking Ability Based on Mathematic Ability. *Malikussaleh Journal of Mathematics Learning (MJML)*, 4(1), 23. <https://doi.org/10.29103/mjml.v4i1.2737>
- A'yun, Q., & Sujiwo, D. A. C. (2021). Analisis Keefektifan Pembelajaran Matematika Online. *Laplace: Jurnal Pendidikan Matematika*, 4(1), 88–98. <https://doi.org/10.31537/laplace.v4i1.466>
- Aldila, L., Fajar, M., & Rismayati, R. (2021). Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Berbasis Web (Angkringan Waru Tanjung Bias Menu Package Recommendation With Web Based Frequent Pattern Growth Algorithm). *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 3(2), 2715–2529.
- Anas, A. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Perilaku Konsumen Ghania Mart Muara Bulian. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 14(2), 120–129. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2020.14.2.879>
- Andriani, & Nadia Dwi. (n.d.). Implementasi Algoritma Fp-Growth dalam Market Basket Analysis untuk Menganalisis Pola Belanja Konsumen Pada Data Transaksi Penjualan.
- Ariwibowo, P., & Alhamidi, L. A. (2021). PKM Meningkatkan Produktivitas dan Manajemen Pemasaran Pada Koperasi Konsumen Bina Amanah Nirwana

- Sejahtera. Abdimas Dewantara, 4(2), 24–37.
- Arta. (2022). Strategi Pemasaran Dalam Meningkatkan Penjualan di Braud Café Marketing Strategies in Improving Sales at Braud Cafe. *Jurnal Mahasiswa Pariwisata Dan Bisnis*.
- Dzulkarnaen, R., & Kom, M. (2020). Perancangan Aplikasi Data Mining Market Basket Analysis pada Apotek Permata dengan Metode Hybrid-Dimension Association Rules. *JOINT (Journal of Information Technology)*, Vol. No 02, 67–73.
- Erwansyah, K. (2019). J-SISKO TECH Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD Implementasi Data Mining Untuk Menganalisa Hubungan Data Penjualan Produk Bahan Kimia Terhadap Persediaan Stok Barang Menggunakan Algoritma FP (Frequent Pattern) Growth Pada PT. Grand Multi Chemicals. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD*, 30(2), 30–40.
- Fadhilah, S. A. (n.d.). Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Association Rule - Market Basket Analysis dan Clustering Analysis (studi kasus: jore coffee & eatery).
- Faisal. (2018). Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Analisis dan Implementasi Teknik Data Mining Dalam Memprediksi Strategi Pemasaran Produk Unilever. *Jurnal Informatika Sains Dan Teknologi*, Vol. No 3.
- Indah Prahartiwi, L., Informasi, S., Nusa Mandiri, S., Damai No, J., & Jati Barat Jakarta Selatan DKI Jakarta, W. (2017). Pencarian Frequent Itemset pada Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Information System for Educators and Professionals*, 2(1), 1–10.
- Melati, D., & Wahyuni, T. S. (2019). Associoion Rule Dalam Menentukan Cross-Selling Produk Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Jurnal Vokasional Teknik Elektronika Dan Informatika*.
- Musdalifah, I., & Jananto, A. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Dalam Pembentukan Pola Asosiasi Keranjang Belanja Pelanggan. *Jurnal Ilmiah Komputer*, Vol. 18, 175–184.
- Muti'ah Fadillah, R., & Ibrahim, A. (2023). Implementasi Customer Relationship Management (CRM) Berbasis Website Dengan Menggunakan Strategi Up-Selling dan Cross-Selling. *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, 7(1), 85–96.
- Ng, M., & Kasih, J. (2018). Penerapan Metode Cross Selling Pada Aplikasi Online ismshop11-bandung. *Media Informatika*, Vol. 17 No. 2.
- Qoni'ah, I., & Priandika, A. T. (2020). Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 26–33.  
<http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTSI>

- Ramadhan, & Setiawan, E. I. (n.d.). Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth. *Journal of Intelligent Systems and Computation*.
- Ramadhani, N., Wahab Syahroni, A., Supikar, A., & Zumam, W. (2020). Penerapan Market Basket Analysis Menggunakan Metode Multilevel Association Rules dan Algoritma ML\_T2L1 Pada Data Order PT. Unirama. *InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*,4(2).<https://doi.org/10.30743/infotekjar.v4i2.2405>
- Rusydi, I. (2019). Penerapan Metode Association Rule Dalam Menganalisa Data Penjualan Obat Menggunakan Algoritma FP-GROWTH (Studi Kasus Rumah Sakit Haji Medan). *ALGORITMA: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, Vol. 03 No. 02.
- Setiyani, L., Wahidin, M., Awaludin, D., & Purwani, S. (2020). Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Data Mining Naïve Bayes: Systematic Review. *Faktor Exacta*, 13(1), 35. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v13i1.5548>
- Sudarto, P. P., & Handoko, K. (2023). Implementasi Data Mining Pada Pengaturan Data Invoice Distributor Menggunakan Algoritma FP Growth. *Jurnal Comasie*.
- Syaiful Zuhri Harahap, & Amelia Nastuti. (2019). Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako dan Kebutuhan Harian Dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Ulfamart Lubuk Alung). *Informatika: Jurnal Ilmiah Fakultas Sains Dan Teknologi*, Vol.7 No.3.
- Utomo, D. P., & Mesran, M. (2020). Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung. *Jurnal media Informatika Budidarma*, 4(2), 437. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i2.2080>
- Wijaya, K. T., & Pratama, I. (2022). Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Analisis Data Transaksi Penjualan Di Internet Learning Cafe Kaliurang. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi*, Vol. 5 No. 4.
- Wulandari, N., Aburizal Purnama, M., Informatika, M., Al, S., Bekasi, M., Setu, J. R., Selatan, T., Bekasi, K., & Responden, C. (2022). Market Basket Analysis Dalam Penentuan Paket Produk Menggunakan Algoritma FP-Growth. In *JIKA: Vol. ISSN*.
- Yanuarti, R. (2021). *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Analisis Media Sosial Twitter Terhadap Topik Vaksinasi Covid-19*. 6(2). <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JUSTINDO>
- Yanuarti, R., & Habibatul Azizah. (n.d.). Flashcard Digital Berbasis Android Kosa Kata Bahasa Inggris Bagi Anak Usia Dini.
- Yanuarti, R., & Azizah, H. (n.d.). Analisis Tingkat Kesiapan Mahasiswa Terhadap Kesiapan Pembelajaran Online.