

PENERAPAN MARKET BASKET ANALYSIS UNTUK REKOMENDASI PAKET MENU MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH (STUDI KASUS : KAFE SHANS JUICE)

Muhammad Zidan Fahreza^{1*}, Jajam Haerul Jaman², Iqbal Maulana³

^{1,2,3}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang; Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361.

Keywords:

Market Basket Analysis, FP-Growth, Data Mining, Cross Industry Standard Process for Data Mining, Cross-selling..

Correspondent Email:

mzidanfahreza16@gmail.com

Abstrak. Industri kuliner mengalami pertumbuhan pesat, mendorong pelaku usaha seperti Kafe Shans Juice untuk terus berinovasi dalam menghadapi persaingan. Kafe ini menyajikan berbagai minuman dan makanan pendamping, namun menghadapi permasalahan berupa ketimpangan penjualan antar menu serta belum adanya rekomendasi paket menu menyebabkan pelanggan kesulitan dalam memilih kombinasi produk yang sesuai dengan preferensi mereka.. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi keterkaitan antar produk yang sering dibeli bersamaan dan menghasilkan rekomendasi paket menu guna mengoptimalkan penjualan. Metode yang digunakan adalah *Market Basket Analysis* dengan algoritma *FP-Growth* yang mampu menemukan pola asosiasi secara efisien tanpa pembangkitan kandidat *itemset*. Metodologi penelitian menggunakan pendekatan *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang terdiri dari enam tahapan, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Penelitian ini menggunakan 16.422 data transaksi dengan *minimum support* 1% dan *minimum confidence* 15%, menghasilkan 42 aturan asosiasi, di mana 33 di antaranya memiliki nilai *lift ratio* >1, yang menunjukkan korelasi positif antar *item*. Berdasarkan hasil tersebut, disusun 6 rekomendasi paket menu dengan nama menarik seperti *Shans Berry Smooth* dan *Shans Kribo Fun*. Rekomendasi ini tidak hanya mencerminkan pola pembelian pelanggan, tetapi juga mendukung strategi *cross-selling* untuk meningkatkan nilai transaksi dan pemerataan penjualan antar produk.



Copyright © [JITET](http://www.jitet.org) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

Abstract. The culinary industry is experiencing rapid growth, encouraging businesses such as Shans Juice Cafe to continue innovating in order to stay competitive. This café offers a variety of beverages and side dishes, but faces challenges such as sales imbalances between menu items and the absence of menu package recommendations, making it difficult for customers to choose product combinations that align with their preferences. This study aims to identify the relationships between products frequently purchased together and generate menu package recommendations to optimize sales. The method used is *Market Basket Analysis* with the *FP-Growth* algorithm, which can efficiently identify association patterns without generating candidate itemsets. The research methodology employs the *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) approach, consisting of six stages: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, and *Deployment*. This study utilized 16,422 transaction data with a minimum support of 1% and a minimum confidence of 15%, resulting in 42

association rules, 33 of which had a lift ratio >1 , indicating a positive correlation between items. Based on these results, six menu package recommendations were developed with appealing names such as Shans Berry Smooth and Shans Kribo Fun. These recommendations not only reflect customer purchasing patterns but also support cross-selling strategies to increase transaction value and sales distribution across products.

1. PENDAHULUAN

Industri kuliner khususnya kafe, merupakan salah satu sektor paling dinamis dalam perekonomian global. Menurut Departemen Perdagangan Republik Indonesia (2008), industri kreatif mencakup 14 subsektor, termasuk periklanan, desain, seni pertunjukan, layanan komputer, serta penerbitan, dengan subsektor kuliner ditambahkan seiring perkembangannya [1]. Perubahan gaya hidup dan meningkatnya kesibukan sehari-hari mendorong banyak orang mencari tempat bersantai yang menawarkan makanan dan minuman berkualitas, menjadikan persaingan antara kafe satu dengan lainnya semakin ketat [2]. Dalam menghadapi persaingan ini, pemilik kafe perlu memahami perilaku konsumen secara mendalam dan berinovasi melalui strategi seperti penyusunan paket menu yang menarik, relevan dengan kebutuhan pelanggan, dan memudahkan mereka dalam memilih menu yang sesuai dengan preferensi yang terus berkembang.

Shans Juice, sebuah kafe yang berlokasi di karawang yang menyajikan berbagai jus segar dan makanan pendamping. Meski menawarkan variasi menu, kafe ini menghadapi masalah ketidakseimbangan penjualan, di mana hanya beberapa menu yang laris sementara yang lain kurang diminati. Selain itu, data transaksi hanya dijadikan laporan tanpa dianalisis lebih lanjut, sehingga potensi pengembangan strategi penjualan belum dimanfaatkan secara optimal.

Untuk mengatasi ketimpangan penjualan menu di Shans Juice, salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Market Basket Analysis* (MBA). MBA membantu memahami pola pembelian pelanggan melalui teknik *cross-selling*, yaitu strategi mendorong pembelian produk tambahan berdasarkan keterkaitan *item* dalam transaksi [3]. Teknik ini menggunakan aturan asosiasi, yang mengukur hubungan antar *item* dengan parameter *support* dan *confidence* [4]. Salah satu algoritma efektif untuk MBA adalah *FP-Growth*, yang membangun struktur

data *FP-Tree* untuk menemukan pola *itemset* frekuen tanpa membangkitkan semua kombinasi *item* seperti pada Apriori, sehingga lebih efisien untuk dataset besar [5].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* berhasil diterapkan untuk rekomendasi produk dan peningkatan penjualan di UMKM serta usaha kuliner. Penelitian oleh [6] menunjukkan keberhasilan algoritma *FP-Growth* dalam merekomendasikan produk UMKM berdasarkan data transaksi. Dengan *minimum support* 1% dan *confidence* 15%, diperoleh 24 aturan asosiasi, di mana 13 aturan memiliki *lift ratio* > 1 . Aturan dengan *lift ratio* tertinggi (6.9) menunjukkan keterkaitan kuat antara Strawberry Tea, Kopi Susu Pagi, dan Air Mineral, yang dapat dijadikan rekomendasi paket produk.

Penelitian lainnya, yaitu oleh [7] menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk merekomendasikan paket menu di Angkringan Waru Tanjung Bias, dengan *minimum support* 20% dan *confidence* 50%. Hasilnya, diperoleh 57 aturan asosiasi yang mencakup minuman dan camilan. Salah satu aturan menunjukkan bahwa pembeli jus alpukat cenderung juga membeli kentang goreng, dengan *confidence* 57% dan *lift ratio* > 1 , yang mendukung rekomendasi paket tersebut.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah menerapkan algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan di Kafe Shans Juice guna menghasilkan rekomendasi paket menu berdasarkan pola pembelian pelanggan, sehingga dapat membantu pemilik usaha dalam menyusun strategi penjualan yang lebih efektif dan berbasis data.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Data mining adalah proses menganalisis data dalam jumlah besar untuk menemukan pola, hubungan, dan informasi yang tersembunyi, yang kemudian dapat digunakan untuk pengambilan keputusan atau strategi

bisnis [8]. Tujuan utama dari *data mining* adalah untuk mengidentifikasi pengetahuan baru yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan strategis dalam bisnis atau bidang lainnya.

2.2 CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) adalah metodologi standar dalam *data mining* yang memberikan kerangka kerja terstruktur dan fleksibel untuk mengubah data menjadi informasi yang bermakna. Metode ini banyak digunakan dalam bisnis dan penelitian untuk menemukan pola-pola penting dari data [9]. Secara umum, CRISP-DM terdiri dari enam tahapan utama yaitu, *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Metodologi CRISP-DM digambarkan secara visual pada gambar 1.



Gambar 1. Proses CRISP-DM

2.3 Association Rule

Association Rule adalah metode *data mining* yang digunakan untuk menemukan keterkaitan antar *item* yang sering muncul bersama dalam satu transaksi, terutama dalam *Market Basket Analysis* (MBA). Metode ini membantu mengidentifikasi pola perilaku konsumen dan mendukung strategi seperti *cross-selling* [10]. Dua parameter utama yang digunakan adalah *support*, yang mengukur frekuensi kombinasi *item* dalam keseluruhan transaksi, dan *confidence*, yang menunjukkan probabilitas kemunculan *item* lain ketika satu *item* dibeli [11].

2.4 Lift Ratio

Lift ratio adalah metrik dalam aturan asosiasi yang digunakan untuk mengukur kekuatan dan signifikansi hubungan antara dua *item*. Nilai *lift* menunjukkan seberapa besar kemungkinan dua *item* muncul bersama

dibandingkan jika keduanya muncul secara acak atau independen. Rumus *lift* untuk aturan “Jika A maka B” dapat dituliskan sebagai:

$$Lift = \frac{Support(A \cap B)}{Support(A) \times Support(B)} \quad (2.1)$$

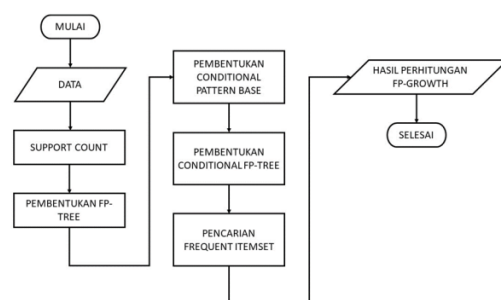
atau

$$Lift = \frac{Confidence(A \Rightarrow B)}{Support(B)} \quad (2.2)$$

Jika nilai *lift* > 1 maka *item* A dan B memiliki hubungan positif, yang berarti kemunculan *item* B lebih mungkin terjadi ketika *item* A muncul. Lalu, *lift* < 1 maka *item* A dan B memiliki hubungan negatif, *lift* = 1 maka *item* A dan B bersifat independen, yang berarti kemunculan salah satu *item* tidak mempengaruhi kemunculan *item* lainnya [12].

2.5 Algoritma Frequent Pattern-Growth

Algoritma *FP-Growth* adalah metode dalam *data mining* untuk menemukan pola *itemset* frekuensi tanpa membangkitkan kandidat seperti pada Apriori. Algoritma ini menggunakan struktur *FP-Tree* untuk merepresentasikan data transaksi secara terkompresi, sehingga lebih efisien dalam menangani dataset besar [13]. Dibandingkan Apriori yang membutuhkan banyak iterasi dan pembangkitan kombinasi, *FP-Growth* lebih cepat dan hemat memori karena hanya membutuhkan satu kali pemindaian data [14]. Alur algoritma *FP-Growth* dapat dilihat pada gambar 2.



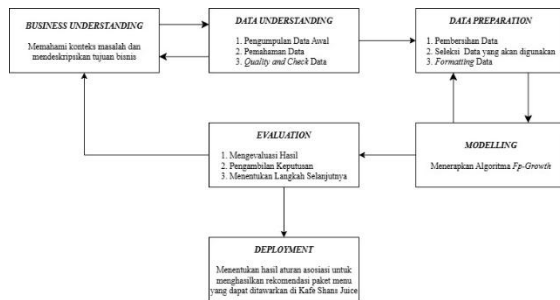
Gambar 2. Diagram Algoritma *FP-Growth*

Menurut penelitian [13], algoritma *FP-growth* memiliki beberapa tahapan diantaranya:

1. Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*
2. Tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*
3. Tahap Pencarian *Frequent Itemset*

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan menggunakan metodologi *Cross-Industry Standard for Data Mining* (CRISP-DM), yang terdiri dari enam tahapan utama untuk mendukung keseluruhan proses. Alur penelitian dengan melalui tahapan CRISP-DM dapat dilihat pada gambar 3. berikut:



Gambar 3. Metode Penelitian

3.1. Business Understanding

Pemahaman bisnis dalam penelitian ini berfokus pada ketidakseimbangan penjualan menu di Kafe Shans Juice, di mana beberapa menu jauh lebih laku dibandingkan yang lain. Penelitian ini bertujuan menyusun strategi rekomendasi paket menu untuk meningkatkan daya tarik pelanggan. Studi dilakukan di Kafe Shans Juice, Karawang, dengan menganalisis data transaksi historis. Peneliti bekerja sama dengan pemilik kafe dalam mengevaluasi pola pembelian, menggunakan metode *Market Basket Analysis* dengan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi keterkaitan antar menu.

3.2. Data Understanding

Pada tahap pemahaman data, dilakukan eksplorasi awal untuk memahami karakteristik dan struktur data transaksi yang akan dianalisis. Penelitian ini menggunakan data historis penjualan dari Kafe Shans Juice selama periode 26 Oktober 2023 hingga 26 Oktober 2024, yang mencakup 16.422 transaksi dengan lima atribut: nomor transaksi, tanggal, nama menu, jumlah produk, dan harga. Tahap ini mencakup pemeriksaan kualitas data, seperti nilai hilang dan duplikasi, serta penyederhanaan atribut agar lebih relevan dan efisien untuk proses analisis selanjutnya.

3.3. Data Preparation

Tahap *data preparation* bertujuan mengubah data mentah transaksi Kafe Shans

Juice menjadi dataset yang siap dianalisis dengan algoritma *FP-Growth*. Proses ini mencakup pembersihan data, lalu dilanjutkan dengan seleksi atribut penting seperti nomor struk, tanggal transaksi, dan nama menu. Tahap akhir berupa *encoding* data ke dalam bentuk binomial (*Boolean*) agar sesuai dengan kebutuhan algoritma. Proses ini memastikan kualitas dan relevansi data untuk analisis yang optimal.

3.4. Modelling

Tahap modeling bertujuan membangun model analisis asosiasi dari data transaksi penjualan di Kafe Shans Juice. Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menerapkan *Market Basket Analysis*, dengan menghitung nilai *support* dan *confidence* guna mengidentifikasi keterkaitan antar menu yang sering dibeli bersamaan. Hasil model ini menjadi dasar dalam menyusun rekomendasi paket menu yang lebih strategis dan sesuai dengan pola pembelian pelanggan.

3.5. Evaluation

Tahap *evaluation* dilakukan untuk memastikan model *FP-Growth* yang dibangun sesuai dengan tujuan penelitian dan relevan secara bisnis. Evaluasi mencakup analisis nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* untuk menilai kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan. Proses ini memastikan bahwa pola keterkaitan antar menu benar-benar bermakna dan dapat digunakan dalam penyusunan rekomendasi paket menu. Jika hasil evaluasi memenuhi kriteria, model dianggap valid untuk diterapkan; jika tidak, proses analisis perlu ditinjau ulang mulai dari tahap awal.

3.6. Deployment

Tahap *deployment* merupakan implementasi hasil model untuk mendukung pengambilan keputusan nyata. Dalam penelitian ini, *deployment* dilakukan dengan menyusun rekomendasi paket menu berdasarkan hasil algoritma *FP-Growth* dan mendokumentasikannya dalam bentuk laporan. Informasi ini menjadi dasar bagi pengelola Kafe Shans Juice dalam menyusun strategi pemasaran, memperbaiki distribusi penjualan menu, serta meningkatkan daya tarik pelanggan, sesuai tujuan penelitian dalam kerangka CRISP-DM.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Business Understanding

Tahap *Business Understanding* bertujuan mengidentifikasi masalah ketidakseimbangan penjualan menu di Kafe Shans Juice, di mana sebagian besar pendapatan hanya bergantung pada beberapa menu populer. Penelitian ini bertujuan menyusun rekomendasi paket menu berbasis data untuk meningkatkan distribusi penjualan dan meminimalkan risiko kerugian akibat bahan baku yang tidak terpakai. Tujuan *data mining* adalah menemukan pola pembelian pelanggan melalui algoritma *FP-Growth*, berdasarkan data transaksi periode Oktober 2023–Oktober 2024, dengan mengevaluasi hasil menggunakan *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Pendekatan ini berbasis fakta historis, mampu mengidentifikasi *item* yang sering dibeli bersama, mendukung strategi promosi, dan membantu pelanggan dalam memilih kombinasi menu. Namun, hasil bersifat korelasional, memerlukan pembaruan rutin, dan tidak mempertimbangkan faktor seperti harga secara langsung dalam pembentukan *itemset*.

4.2 Data Understanding

Penelitian ini menggunakan data riwayat transaksi penjualan dari Kafe Shans Juice sebagai sumber data utama. Dataset mencakup periode 26 Oktober 2023 hingga 26 Oktober 2024, dengan total 16.422 transaksi. Data tersebut terdiri dari lima atribut: Nomor Transaksi, Tanggal Transaksi, Nama Menu, Jumlah Produk, dan Harga. Maka dari itu data tersebut berhasil didapatkan dan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan

No Transaksi	Tanggal	Nama Menu	Quantity	Harga
59922S5X	26/10/2023	Es Batu	2	1500
59922LKY	26/10/2023	Indomie Goreng	2	17000
59922OQM	26/10/2023	Mango Thai	2	22000
59922OQM	26/10/2023	Dragon Thai	1	20000
59922OQM	26/10/2023	Melon Thai	1	20000
59922OQM	26/10/2023	Crispy Cheese	1	17000
59922OQM	26/10/2023	Kentang Goreng	1	15000

59921CMZ	26/10/2023	Shan's Coffee Milk	1	17000
59921CMZ	26/10/2023	Mango Thai	1	22000
599218C2	26/10/2023	Mango Thai	1	22000
599218C2	26/10/2023	Strawberry Late	1	22000
599218C2	26/10/2023	Crispy Cheese	1	17000
599218C2	26/10/2023	Pisang Kribo	1	17000
599218C2	26/10/2023	Kentang Goreng	1	15000
599216N3	26/10/2023	Mango Reg Juice	4	17000
59921XDK	26/10/2023	Mango Reg Juice	1	17000
5992135X	26/10/2023	Melon Thai	1	20000
.....				
70011SDQ	26/10/2024	Shan's Choco Milk	2	17000

Data transaksi penjualan Kafe Shans Juice yang terdiri dari 16.422 transaksi selanjutnya diperiksa kualitasnya. Setiap transaksi memiliki lima atribut utama: nomor transaksi, tanggal, nama menu, jumlah produk, dan harga, yang dijelaskan lebih lanjut pada tabel 2.

Tabel 2. Quality and Check Data

Nama Atribut	Penjelasan Atribut	Tipe Data
No. Transaksi	Menunjukkan nomor identifikasi unik untuk setiap transaksi pembelian produk.	Integer
Tanggal	Mencatat waktu dilakukannya transaksi pembelian produk.	Date
Nama Menu	Menyatakan <i>item</i> produk spesifik yang dibeli dalam suatu transaksi.	String
Quantity	Menggambarkan banyaknya unit produk yang terlibat dalam satu sesi transaksi.	Integer
Harga	Merepresentasikan nilai atau biaya satuan dari sebuah produk.	Integer

4.3 Data Preparation

Pada tahap persiapan data, dilakukan pembersihan data dengan mengidentifikasi dan menangani duplikasi serta nilai hilang untuk memastikan kualitas data sebelum pemodelan

dengan algoritma *FP-Growth*. Langkah ini penting agar hasil analisis optimal dan bebas dari kesalahan akibat data yang tidak lengkap. Hasil pengecekan duplikasi data bisa dilihat pada gambar 4.

```
# Mengecek apakah ada data duplikat secara keseluruhan
duplicate_rows = df1[df1.duplicated()]

# Menampilkan jumlah duplikat
print(f"Jumlah duplikat: {duplicate_rows.shape[0]}")
```

Jumlah duplikat: 323

Gambar 4. Pengecekan duplikasi data

Hasil pengecekan pada gambar 4. menunjukkan terdapat 323 baris data duplikat dalam dataset. Keberadaan duplikat dapat menurunkan akurasi hasil analisis dan memengaruhi kinerja model. Oleh karena itu, dilakukan proses penghapusan data duplikat sebagaimana ditunjukkan pada gambar 5., untuk memastikan data yang digunakan bersih, valid, dan representatif.

```
# Cek jumlah duplikat sebelum dihapus
duplikat_awal = df1[df1.duplicated(subset=['No Transaksi', 'Nama Menu'])]
print(f"Jumlah duplikat sebelum dihapus: {duplikat_awal.shape[0]}")

# Hapus duplikat
df1_cleaned = df1.drop_duplicates(subset=['No Transaksi', 'Nama Menu'])

# Cek jumlah data setelah duplikat dihapus
print(f"Jumlah data setelah penghapusan duplikat: {df1_cleaned.shape[0]}")

# Verifikasi ulang apakah masih ada duplikat
duplikat_sisa = df1_cleaned[df1_cleaned.duplicated(subset=['No Transaksi', 'Nama Menu'])]
print(f"Jumlah duplikat setelah dibersihkan: {duplikat_sisa.shape[0]}")
```

Jumlah duplikat sebelum dihapus: 323
Jumlah data setelah penghapusan duplikat: 38529
Jumlah duplikat setelah dibersihkan: 0

Gambar 5. Menghapus duplikasi data

Setelah penghapusan data duplikat, dilakukan pemeriksaan *missing value* untuk memastikan seluruh data terisi lengkap. *Missing value* dapat memengaruhi akurasi analisis dan performa model. Berdasarkan hasil pemeriksaan pada gambar 6., dataset transaksi Kafe Shans Juice tidak mengandung nilai yang hilang, sehingga data siap digunakan untuk tahap pemodelan.

```
[13] #cleaning data - pengecekan nilai hilang
df.isna().sum()
```

	0
No Transaksi	0
Tanggal	0
Nama Menu	0
Quantity	0
Harga	0

dtype: int64

Gambar 6. Pengecekan Missing Value

Lalu tahap seleksi data dilakukan untuk memilih atribut yang relevan dalam penerapan algoritma *FP-Growth*. Dari lima atribut awal, dipilih tiga atribut utama: No Transaksi, Tanggal, dan Nama Menu. Proses ini dilakukan

menggunakan *Python* dengan fungsi *pandas.DataFrame.filter*, seperti ditunjukkan pada gambar 7.

```
#Seleksi Data
df1 = df.filter(['No Transaksi', 'Tanggal', 'Nama Menu'], axis=1)
print(df1.shape)
df1.head(10)
```

	No Transaksi	Tanggal	Nama Menu
0	59922SSX	2023-10-26	es batu
1	59922LKY	2023-10-26	Indomie Goreng
2	59922OQM	2023-10-26	Mango Thai
3	59922OQM	2023-10-26	Dragon Thai
4	59922OQM	2023-10-26	Melon Thai
5	59922OQM	2023-10-26	crispy cheese
6	59922OQM	2023-10-26	Kentang Goreng
7	59921CMZ	2023-10-26	Shan's Coffee Milk
8	59921CMZ	2023-10-26	Mango Thai
9	599218C2	2023-10-26	Mango Thai

Gambar 7. Seleksi data

Sebelum tahap *modelling*, data transaksi diubah ke dalam format *list* agar sesuai dengan kebutuhan algoritma *FP-Growth*. Proses ini dilakukan menggunakan perulangan *for* dalam *Python* untuk mengelompokkan *item* berdasarkan setiap No Transaksi, sekaligus memastikan tidak ada data kosong atau duplikat. Hasil akhir berupa 16422 *list* transaksi, seperti ditampilkan pada gambar 8.

```
#membuat transaction list untuk proses encoding
transaction_list = []

#for loop untuk membuat daftar transaksi unik di seluruh dataset
for i in df1['No Transaksi'].unique():
    tlist = list(set(df1[df1['No Transaksi']==i]['Nama Menu']))
    if len(tlist)>0:
        transaction_list.append(tlist)
    print(len(transaction_list))
```

16397
16398
16399
16400
16401
16402
16403
16404
16405
16406
16407
16408
16409
16410
16411
16412
16413
16414
16415
16416
16417
16418
16419
16420
16421
16422

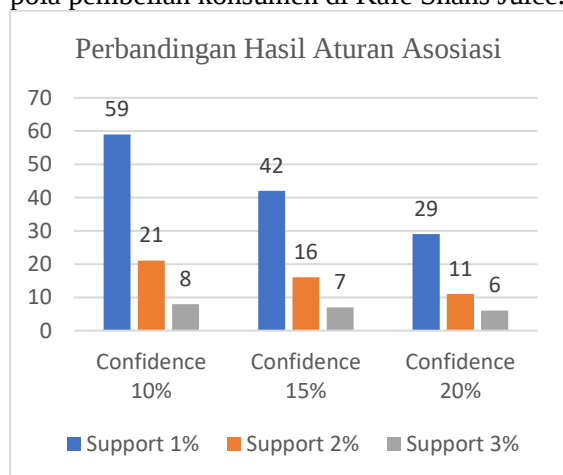
Gambar 8. Pemformatan data menjadi list

Tahap akhir pemformatan data adalah proses *encoding* untuk mengubah transaksi menjadi format binomial (*True/False*) menggunakan fungsi *TransactionEncoder()* dari library *mlxtend*. Hasilnya berupa *dataframe* dengan 16.422 baris dan 63 kolom, di mana nilai *True* menandakan produk ada dalam transaksi. Dataset ini siap digunakan dalam tahap *modelling*, sebagaimana ditunjukkan pada gambar 9.

Gambar 9. Hasil encoding

4.4 Modelling

Pengujian dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang disesuaikan dengan karakteristik dataset yang terdiri dari 16.422 transaksi. Beberapa kombinasi nilai diuji melalui observasi dan eksperimen bertahap, yakni *support* sebesar 1%, 2%, dan 3%, serta *confidence* sebesar 10%, 15%, dan 20%, untuk mengevaluasi dampaknya terhadap jumlah dan kualitas aturan asosiasi yang terbentuk [15]. Tujuan pengujian ini adalah menemukan konfigurasi parameter terbaik yang menghasilkan aturan paling relevan dengan pola pembelian konsumen di Kafe Shans Juice.



Gambar 10. Perbandingan Hasil Aturan Asosiasi

Berdasarkan gambar 10., kombinasi nilai *support* 1% dan *confidence* 10% menghasilkan 59 aturan, terbanyak di antara semua pengujian. Sebaliknya, kombinasi *support* 3% dan *confidence* 20% hanya menghasilkan 6 aturan. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai *threshold*, semakin sedikit aturan yang terbentuk. Kombinasi *support* 1% dan *confidence* 15% dipilih sebagai yang paling

optimal, karena menghasilkan 42 aturan, cukup banyak untuk menemukan pola bermakna, namun tetap mudah dianalisis. Kombinasi ini dinilai memberikan keseimbangan antara kuantitas dan kualitas aturan, serta sesuai dengan kebutuhan bisnis Kafe Shans Juice.

Untuk menghitung *frequent itemset*, langkah awal adalah menghitung frekuensi kemunculan tiap produk dalam dataset. Selanjutnya, dihitung nilai *support* berdasarkan ambang *minimum* 1%. *Item* yang memenuhi ambang ini dianggap sebagai *frequent 1-itemset*, seperti ditampilkan pada tabel 3.

Tabel 3. Perhitungan Pola Frekuensi Tinggi 1-itemset *minimum support 1%*

Nama Produk	Support (%)
Mango Thai	25,84
Avo Thai	23,04
Strawberry Thai	15,64
Kentang Goreng	13,06
Shan's Coffee Milk	11,73
Tahu Cabe Garam	10,57
Roti Bakar Coklat	9,29
Avocok	7,72
Green Tea latte	6,76
Milo Susu	6,32
Air mineral Botol	6,21
Melon Thai	5,91
Nasi Goreng	5,69
Pisang Kribo	5,24
Indomie Goreng	4,90
Crispy Cheese	4,76
Dragon Thai	4,50
Nasi Chicken Popcorn	4,04
Shan's Choco Milk	3,79
Strawberry Late	2,73
Avo Reg Juice	2,48
Mango Reg Juice	2,27
Leci Breeze	1,96
Shan's Taro Milk	1,51

Berdasarkan tabel 3., terdapat 24 produk yang termasuk dalam *frequent 1-itemset*. Produk dengan *support* tertinggi adalah Mango Thai (25,84%), artinya muncul dalam lebih dari seperempat total transaksi. Sebaliknya, *item* dengan *support* terendah dalam kelompok ini adalah Shan's Taro Milk (1,51%), yang masih memenuhi ambang *minimum* dan masuk kategori *frequent*.

Setelah menghitung *frequent itemset* untuk 1-*itemset*, analisis dilanjutkan ke tingkat 2-*itemset* untuk mengidentifikasi kombinasi dua produk yang sering dibeli bersama. Hasil kombinasi yang memenuhi ambang *minimum support* ditampilkan pada tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan Pola Frekuensi Tinggi 2-*itemset* *minimum support 1%*

Item		Support (%)
Antecedents	Consequent	
Mango Thai	Avo Thai	6,57
Avo Thai	Strawberry Thai	4,65
Strawberry Thai	Mango Thai	4,39
Mango Thai	Kentang Goreng	3,29
Tahu Cabe Garam	Mango Thai	2,86
Avo Thai	Kentang Goreng	2,71
Mango Thai	Roti Bakar Coklat	2,49
Tahu Cabe Garam	Avo Thai	2,48
Shan's Coffee Milk	Kentang Goreng	2,30
Roti Bakar Coklat	Kentang Goreng	2,07
Strawberry Thai	Kentang Goreng	2,05

Berdasarkan tabel 4., diperoleh 11 kombinasi produk yang memenuhi kriteria *frequent 2-itemset* dengan *support* $\geq 1\%$. Kombinasi tertinggi adalah Mango Thai dan Avo Thai (6,57%), diikuti oleh Avo Thai dan Strawberry Thai (4,65%), serta Strawberry Thai dan Mango Thai (4,39%). Kombinasi dengan *support* terendah adalah Strawberry Thai dan Kentang Goreng (2,05%). Temuan ini menunjukkan adanya pola pembelian konsumen terhadap menu Thai dalam kombinasi bersamaan.

Setelah analisis pada 2-*itemset*, tahap selanjutnya adalah menghitung *frequent 3-itemset* menggunakan nilai *minimum support* sebesar 1%. Hasil kombinasi produk yang memenuhi kriteria ditampilkan pada tabel 5.

Tabel 5. Perhitungan Pola Frekuensi Tinggi 3-*itemset* *minimum support 1*

Item		Support (%)
Antecedents	Consequent	
Mango Thai, Avo Thai	Strawberry Thai	1,07
Mango Thai, Strawberry Thai	Avo Thai	1,07
Avo Thai, Strawberry Thai	Mango Thai	1,07
Mango Thai	Avo Thai, Strawberry Thai	1,07
Avo Thai	Mango Thai, Strawberry Thai	1,07
Strawberry Thai	Mango Thai, Avo Thai	1,07

Berdasarkan tabel 5., terdapat 6 kombinasi produk yang tergolong *frequent 3-itemset* dengan *support* $\geq 1\%$. Kombinasi tertinggi adalah Mango Thai, Avo Thai, dan Strawberry Thai (1,07%), menunjukkan kecenderungan pelanggan membeli ketiga varian Thai secara bersamaan. Tidak ditemukan kombinasi 4-*itemset* atau lebih karena tidak memenuhi ambang *minimum support*.

Setelah diperoleh kombinasi produk dari analisis 2-*itemset* dan 3-*itemset*, tahap selanjutnya adalah membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai *confidence*. Perhitungan dilakukan dengan *minimum confidence* sebesar 15%, dan hasil aturan yang memenuhi kriteria ditampilkan pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi

Item		Confidence (%)
Antecedents	Consequent	
Dragon Thai	Avo Thai	30,98
Crispy Cheese	Mango Thai	29,79
Strawberry Thai	Avo Thai	29,73
Crispy Cheese	Avo Thai	29,66
Pisang Kribo	Mango Thai	29,23
Onion Ring	Mango Thai	28,98
Onion Ring	Avo Thai	28,98
Avo Thai	Mango Thai	28,50
Strawberry Thai	Mango Thai	28,06
Tahu Cabe Garam	Mango Thai	27,13
Pisang Kribo	Avo Thai	27,03
Roti Bakar Coklat	Mango Thai	26,78
Nasi Chicken Popcorn	Mango Thai	26,35
Mango Thai	Avo Thai	25,41
Melon Thai	Avo Thai	25,30
Kentang Goreng	Mango Thai	25,20

Strawberry Thai, Mango Thai	Avo Thai	24,54
Indomie Goreng	Mango Thai	24,22
Nasi Goreng	Mango Thai	23,50
Tahu Cabe Garam	Avo Thai	23,50
Melon Thai	Mango Thai	23,25
Avo Thai, Strawberry Thai	Mango Thai	23,16
Roti Bakar Coklat	Kentang Goreng	22,26
Melon Thai	Strawberry Thai	21,60
Onion Ring	Strawberry Thai	21,13
Kentang Goreng	Avo Thai	20,78
Roti Bakar Coklat	Avo Thai	20,43
Avo Thai	Strawberry Thai	20,18
Nasi Goreng	Avo Thai	20,08
Shan's Coffee Milk	Kentang Goreng	19,61
Green Tea Latte	Kentang Goreng	19,44
Pisang Kribo	Strawberry Thai	19,37
Kentang Goreng	Shan's Coffee Milk	17,61
Roti Bakar Coklat	Shan's Coffee Milk	17,55
Tahu Cabe Garam	Strawberry Thai	17,28
Mango Thai	Strawberry Thai	16,98
Roti Bakar Coklat	Strawberry Thai	16,50
Avo Thai, Mango Thai	Strawberry Thai	16,40
Milo Susu	Kentang Goreng	15,89
Kentang Goreng	Roti Bakar Coklat	15,84
Kentang Goreng	Strawberry Thai	15,70
Avocok	Mango Thai	15,20

Aturan dengan *confidence* tertinggi adalah kombinasi Dragon Thai → Avo Thai sebesar 30,98%, menunjukkan kecenderungan kuat konsumen membeli keduanya bersamaan. Sebaliknya, aturan dengan *confidence* terendah adalah Avocok → Mango Thai sebesar 15,20%, yang masih memenuhi ambang minimum.

4.5 Evaluation

Tahap ini mengevaluasi sejauh mana model aturan asosiasi dari algoritma *FP-Growth* mampu menjawab tujuan bisnis Kafe Shans Juice melalui pendekatan *Market Basket Analysis*. Evaluasi dilakukan dengan menghitung *lift ratio*, yang mengukur kekuatan hubungan antar produk dalam satu aturan. Nilai *lift ratio* memastikan bahwa kombinasi *item* yang direkomendasikan memang relevan untuk strategi paket menu dan *cross-selling*. Hasil

evaluasi dengan menghitung nilai *lift ratio* ini ditampilkan pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil perhitungan *Lift Ratio*

<i>Item</i>		<i>Confidence (%)</i>	<i>Lift Ratio</i>
<i>Antecedents</i>	<i>Consequent</i>		
Dragon Thai	Avo Thai	30,98	1,344
Crispy Cheese	Mango Thai	29,79	1,152
Strawberry Thai	Avo Thai	29,73	1,290
Crispy Cheese	Avo Thai	29,66	1,287
Pisang Kribo	Mango Thai	29,23	1,130
Onion Ring	Mango Thai	28,98	1,121
Onion Ring	Avo Thai	28,98	1,257
Avo Thai	Mango Thai	28,50	1,102
Strawberry Thai	Mango Thai	28,06	1,085
Tahu Cabe Garam	Mango Thai	27,13	1,049
Pisang Kribo	Avo Thai	27,03	1,172
Roti Bakar Coklat	Mango Thai	26,78	1,036
Nasi Chicken Popcorn	Mango Thai	26,35	1,019
Mango Thai	Avo Thai	25,41	1,102
Melon Thai	Avo Thai	25,30	1,098
Kentang Goreng	Mango Thai	25,20	0,975
Strawberry Thai, Mango Thai	Avo Thai	24,54	1,065
Indomie Goreng	Mango Thai	24,22	0,937
Nasi Goreng	Mango Thai	23,50	0,909
Tahu Cabe Garam	Avo Thai	23,50	1,019
Melon Thai	Mango Thai	23,25	0,899
Avo Thai, Strawberry Thai	Mango Thai	23,16	0,896
Roti Bakar Coklat	Kentang Goreng	22,26	1,703
Melon Thai	Strawberry Thai	21,60	1,381
Onion Ring	Strawberry Thai	21,13	1,351
Kentang Goreng	Avo Thai	20,78	0,901
Roti Bakar Coklat	Avo Thai	20,43	0,886
Avo Thai	Strawberry Thai	20,18	1,290
Nasi Goreng	Avo Thai	20,08	0,871
Shan's Coffee Milk	Kentang Goreng	19,61	1,501
Green Tea Latte	Kentang Goreng	19,44	1,487

Pisang Kribo	Strawberry Thai	19,37	1,238
Kentang Goreng	Shan's Coffee Milk	17,61	1,501
Roti Bakar Coklat	Shan's Coffee Milk	17,55	1,495
Tahu Cabe Garam	Strawberry Thai	17,28	1,104
Mango Thai	Strawberry Thai	16,98	1,085
Roti Bakar Coklat	Strawberry Thai	16,50	1,054
Avo Thai, Mango Thai	Strawberry Thai	16,40	1,048
Milo Susu	Kentang Goreng	15,89	1,216
Kentang Goreng	Roti Bakar Coklat	15,84	1,703
Kentang Goreng	Strawberry Thai	15,70	1,003
Avocok	Mango Thai	15,20	0,588

Salah satu indikator penting dalam evaluasi *Market Basket Analysis* adalah *lift ratio*. Nilai *lift* > 1 menunjukkan hubungan positif antar *item*, sedangkan *lift* < 1 menandakan hubungan lemah. Berdasarkan Tabel 7., kombinasi Roti Bakar Coklat dan Kentang Goreng memiliki *lift ratio* tertinggi sebesar 1,703, menunjukkan keterkaitan kuat dan layak direkomendasikan. Sebaliknya, kombinasi Avocok dan Mango Thai memiliki *lift ratio* terendah sebesar 0,588, yang berarti tidak saling berkaitan secara signifikan. Secara keseluruhan, terdapat 33 aturan dengan *lift* > 1, menandakan bahwa model berhasil membentuk rekomendasi yang valid dan relevan dengan kebutuhan bisnis Kafe Shans Juice.

Lalu tahap terakhir sebelum *deployment* yaitu pengambilan keputusan. Tahap ini merupakan proses pengambilan keputusan berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan. Informasi dari aturan asosiasi yang terbentuk digunakan sebagai dasar dalam menentukan strategi selanjutnya. Interpretasi dari hasil aturan asosiasi tersebut disajikan pada tabel 8.

Tabel 8. Association Rule

No.	Association Rule	Confidence
1	Jika membeli "Dragon Thai" maka membeli "Avo Thai".	30,98%
2	Jika membeli "Crispy Cheese" maka membeli "Mango Thai".	29,79%
3	Jika membeli "Strawberry Thai" maka membeli "Avo Thai".	29,73%

4	Jika membeli "Crispy Cheese" maka membeli "Avo Thai".	29,66%
5	Jika membeli "Pisang Kribo" maka membeli "Mango Thai".	29,23%
6	Jika membeli "Onion Ring" maka membeli "Mango Thai".	28,98%
7	Jika membeli "Onion Ring" maka membeli "Mango Thai".	28,98%
8	Jika membeli "Avo Thai" maka membeli "Mango Thai".	28,50%
9	Jika membeli "Strawberry Thai" maka membeli "Mango Thai".	28,06%
10	Jika membeli "Tahu Cabe Garam" maka membeli "Mango Thai".	27,13%
11	Jika membeli "Pisang Kribo" maka membeli "Avo Thai".	27,03%
12	Jika membeli "Roti Bakar Coklat" maka membeli "Mango Thai".	26,78%
13	Jika membeli "Nasi Chicken Popcorn" maka membeli "Mango Thai".	26,35%
14	Jika membeli "Mango Thai" maka membeli "Avo Thai".	25,41%
15	Jika membeli "Melon Thai" maka membeli "Avo Thai".	25,30%
16	Jika membeli "Strawberry Thai" dan "Mango Thai" maka membeli "Avo Thai".	24,54%
17	Jika membeli "Tahu Cabe Garam" maka membeli "Avo Thai".	23,50%
18	Jika membeli "Roti Bakar Coklat" maka membeli "Kentang Goreng".	22,26%
19	Jika membeli "Melon Thai" maka membeli "Strawberry Thai".	21,60%
20	Jika membeli "Onion Ring" maka membeli "Strawberry Thai".	21,13%
21	Jika membeli "Avo Thai" maka membeli "Strawberry Thai".	20,18%
22	Jika membeli "Shan's Coffee Milk" maka membeli "Kentang Goreng".	19,61%
23	Jika membeli "Green Tea Latte" maka membeli "Kentang Goreng".	19,44%
24	Jika membeli "Pisang Kribo" maka membeli "Strawberry Thai".	19,37%
25	Jika membeli "Kentang Goreng" maka membeli "Shan's Coffee Milk".	17,61%
26	Jika membeli "Roti Bakar Coklat" maka membeli "Shan's Coffee Milk".	17,55%
27	Jika membeli "Tahu Cabe Garam" maka membeli "Strawberry Thai".	17,28%

28	Jika membeli “Mango Thai” maka membeli “Strawberry Thai”.	16,98%
29	Jika membeli “Roti Bakar Coklat” maka membeli “Strawberry Thai”.	16,50%
30	Jika membeli “Avo Thai” dan “Mango Thai” maka membeli “Strawberry Thai”.	16,40%
31	Jika membeli “Milo Susu” maka membeli “Kentang Goreng”.	15,89%
32	Jika membeli “Kentang Goreng” maka membeli “Roti Bakar Coklat”.	15,84%
33	Jika membeli “Kentang Goreng” maka membeli “Strawberry Thai”.	15,70%

Hasil analisis berupa rekomendasi paket menu dapat dimanfaatkan oleh Kafe Shans Juice untuk menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif. Aturan asosiasi pada tabel 8. menjadi dasar dalam penerapan strategi *cross-selling*, yaitu dengan menawarkan kombinasi produk yang terbukti sering dibeli bersama berdasarkan pola transaksi historis pelanggan.

4.6 Deployment

Pada tahap ini, hasil analisis digunakan untuk menyusun rekomendasi paket menu di Kafe Shans Juice berdasarkan aturan asosiasi dari pola pembelian konsumen. Melalui pendekatan *Market Basket Analysis* dengan algoritma *FP-Growth*, rekomendasi tidak hanya bersifat informatif, tetapi juga mendukung strategi *cross-selling*. Dari hasil yang diperoleh, disusun 6 paket menu yang terdiri dari kombinasi produk dengan keterkaitan tinggi, sebagaimana ditampilkan pada tabel 9.

Tabel 9. Rekomendasi Paket Menu

No	Nama Paket	Isi Paket	Deskripsi
1	Shans Duo Fresh	Dragon Thai & Avo Thai	Kombinasi dua minuman paling hits di Shans! Dragon Thai yang segar dipadu Avo Thai yang lembut cocok buat nemenin ngobrol santai bareng teman.
2	Shans Cheezy Tropic	Crispy Cheese & Mango Thai	Renyahnya keju dari Crispy Cheese dan manisnya Mango Thai bikin ngemil makin seru dan tropikal banget!

3	Shans Berry Smooth	Strawberry Thai & Avo Thai	Duo minuman creamy dan fruity khas Shans Juice. Manis, lembut, dan pastinya cocok buat kamu yang suka yang segar-segar.
4	Shans Light Bite	Crispy Cheese & Avo Thai	Snack ringan dengan rasa gurih dan minuman lembut. Cocok buat santai sore, kerja ringan, atau nugas di kafe.
5	Shans Kribo Fun	Pisang Kribo & Mango Thai	Pisang goreng kribo yang garing dipadukan Mango Thai yang fresh, paket cemilan seru yang pas buat siapa aja.
6	Shans Ring Chill	Onion Ring & Mango Thai	Gurihnya Onion Ring dan segarnya Mango Thai cocok buat nemenin obrolan santai, chill bareng, atau waktu nongkrong di Shans.

Dengan demikian, rekomendasi paket menu yang dihasilkan tidak hanya mencerminkan preferensi pelanggan, tetapi juga berfungsi sebagai strategi pemasaran yang efektif untuk meningkatkan nilai transaksi melalui *cross-selling*.

5. KESIMPULAN

- Penelitian ini menerapkan algoritma *FP-Growth* dengan pendekatan CRISP-DM untuk mengatasi ketidakseimbangan penjualan menu di Kafe Shans Juice. Berdasarkan data sebanyak 16.422 transaksi selama periode Oktober 2023–2024, dilakukan proses pembersihan, transformasi, dan analisis data menggunakan *TransactionEncoder* dan pustaka *mlxtend*. Analisis menggunakan berbagai kombinasi *minimum support* 1%, 2%, 3% dan *confidence* 10%, 15%, 20% berhasil menghasilkan aturan asosiasi yang menjadi dasar penyusunan rekomendasi paket menu guna mendukung strategi penjualan dan *cross-selling* yang lebih efektif.
- Pada kombinasi *minimum support* 1% dan *confidence* 15%, diperoleh 42 aturan asosiasi, di mana 33 aturan memiliki nilai *lift ratio* > 1, menandakan korelasi positif

antar *item*. Salah satu aturan terkuat adalah kombinasi “Roti Bakar Coklat” dan “Kentang Goreng” dengan *lift ratio* 1,703. Berdasarkan aturan ini, disusun 6 rekomendasi paket menu yang menarik dan sesuai preferensi konsumen muda, seperti Shans Berry Smooth dan Shans Kribo Fun. Rekomendasi ini mendukung strategi *cross-selling*, serta menjadi solusi atas ketidakseimbangan penjualan menu di Kafe Shans Juice.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. D. Handini, “Pengembangan Industri Kreatif Kafe Kopi dalam Meningkatkan Sektor Pariwisata di Kabupaten Bondowoso,” *Journal of Tourism and Creativity*, vol. 4, pp. 73–84, Mar. 2020, doi: <https://doi.org/10.19184/jtc.v4i1.14557>.
- [2] M. F. Maura, M. F. Irsyandi, and T. Sutabri, “Analisis Transformasi Digital dalam Industri Kafe Studi Kasus Tracafe.shop,” *Indonesian Journal of Multidisciplinary*, vol. 2, no. 4, pp. 354–361, Jun. 2024, Accessed: Nov. 30, 2024. [Online]. Available: <https://journal.csspublishing.com/index.php/ijm/article/view/799>
- [3] T. Wati, V. Sahvitri, and K. R. N. Wardani, “Implementasi Metode Market Basket Analysis Pada Sistem Penjualan Dan Pemasaran Pada Butik Nazwa Fashion,” *Jurnal Pengembangan Sistem Informasi dan Informatika*, vol. 1, no. 3, pp. 184–196, Jul. 2020, doi: <https://doi.org/10.47747/jpsii.v1i3.181>.
- [4] D. Puspitasari, R. Yanuarti, and Q. Ayun, “Implementasi Market Basket Analysis (MBA) Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Transaksi Penjualan,” *Jurnal Smart Teknologi*, vol. 5, no. 5, pp. 677–684, Jul. 2024, [Online]. Available: <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- [5] Firmansyah and A. Yulianto, “Market Basket Analysis for Books Sales Promotion using FP Growth Algorithm, Case Study: Gramedia Matraman Jakarta,” *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, vol. 4, no. 2, pp. 383–392, Jan. 2021, doi: [10.31289/jite.v4i2.4539](https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4539).
- [6] R. Burhanudin Akbar, P. Palupiningsih, and B. Prayitno, “Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Rekomendasi Produk Umkm Berdasarkan Frekuensi Pembelian,” *Jurnal Teknoinfo*, vol. 17, no. 2, pp. 493–501, Jul. 2023, doi: <https://doi.org/10.33365/jti.v17i2.2585>.
- [7] L. A. M. Fajar and R. Rismayati, “Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Berbasis Web,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 3, no. 2, pp. 91–97, Aug. 2021, doi: <https://doi.org/10.35746/jtim.v3i2.138>.
- [8] H. Hendri, “Implementasi Data Mining Dengan Metode C4.5 Untuk Prediksi Mahasiswa Penerima Beasiswa,” *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 10, no. 2, pp. 312–321, Sep. 2021, doi: <https://doi.org/10.33022/ijcs.v10i2.3013>.
- [9] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 5, no. 2, pp. 103–108, Dec. 2021, doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v5i2.3200>.
- [10] F. Zia Ghassani, A. Jamaludin, and A. Susilo Yuda Irawan, “Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Cross-Selling,” *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, Aug. 2021, doi: <https://doi.org/10.33795/jip.v7i4.508>.
- [11] J. P. B. Saputra, S. A. Rahayu, and T. Hariguna, “Market Basket Analysis Using FP-Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer Purchasing Patterns,” *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 4, no. 1, pp. 38–49, Jan. 2023.
- [12] I. Made Dwi Putra Asana, N. Komang Ayu Suandanasih, I. Made Oka Widyantara, K. Jaya Atmaja, and I. Putu Noven Hartawan, “Implementasi Algoritma ECLAT dalam Menemukan Pola Asosiasi Antar Produk Pada Perusahaan Retail,” *Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 8, no. 1, pp. 363–368, Oct. 2024, Accessed: Nov. 15, 2024. [Online]. Available: <https://seminar.iaii.or.id/index.php/SISFOTEK/article/view/516>
- [13] F. Prasetyo and H. Hasugian, “Analisis Pola Pembelian Produk Makanan Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Strategi Penjualan,” *Indonesia Journal Information System*, vol. 7, no. 1, pp. 11–20, Jan. 2023, doi: <https://doi.org/10.36080/idealis.v7i1.3085>.
- [14] M. Fathurrahman, A. Rizky Pratama, and T. Al-Mudzakir, “Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp Growth Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Bakery,” *Jurnal*

Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen), vol. 4, no. 2, pp. 266–274, Apr. 2023, doi: <https://doi.org/10.30645/kesatria.v4i2.161>.

- [15] K. Printo Nana and L. Junaedi, “Penerapan Association Rule Pada Sistem Rekomendasi Produk Properti Berdasarkan Pola Interaksi Pengguna,” *Antivirus : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, vol. 15, no. 1, pp. 30–43, Mar. 2021, doi: 10.35457/antivirus.v15i1.1292.