

Sistem Rekomendasi Paket Menu Menggunakan Algoritma FP Growth di Teré Café and Bar Seminyak

Hukama' Nur Romadlon¹, Eka Dyar Wahyuni², dan Nur Cahyo Wibowo^{2*}

¹ Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur; Email: hukamanurr@gmail.com

² Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur; Email: ekawahyuni.si@upnjatim.ac.id

³ Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur; Email: nurcahyo.si@upnjatim.ac.id

* Penulis Korespondensi

Abstract: The rapid growth of the food and beverage industry encourages business actors to have innovative sales strategies to increase their sales. This thesis focuses on TERÉ café and Bar Seminyak, which has not utilized its sales transaction data optimally. The main purpose of the preparation is to identify customer purchasing patterns and formulate recommendations for food and beverage menu packages that can increase sales. This thesis uses data mining techniques with Association Rules and the FP-Growth algorithm to analyze sales transaction data at TERÉ café and Bar Seminyak based on customer preferences in five different time sessions. The data used is sales data from July 1, 2023 to June 30, 2024 and the framework used is CRISP-DM. The results of the analysis show that there is a strong combination between “Octopus” and “Burger” in the opening session, a strong combination between “Baked Egg” and “Avocado Toast” or “Tere Toast” in the lunch session, and in the next three sessions there is a strong combination between “Bintang (PACKAGE)” and “B2G3 BINTANG”. These results were obtained from the min support parameters of 0.01, confidence of 0.1 and lift of 2.

Keywords: Data Mining; Menu Package; CRISP-DM; FP-Growth; Association Rules.

Abstrak: Pertumbuhan industri makanan dan minuman yang berkembang sangat pesat mendorong pelaku usaha untuk mempunyai strategi penjualan yang inovatif guna meningkatkan penjualan mereka. Skripsi ini berfokus pada TERÉ café and Bar Seminyak, yang belum memanfaatkan data transaksi penjualannya secara maksimal. Tujuan utama penyusunan ialah mengidentifikasi pola pembelian pelanggan serta merumuskan rekomendasi paket menu makanan dan minuman apa saja yang dapat meningkatkan penjualan. Pada skripsi ini menggunakan Teknik data mining dengan *Association Rules* dan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis data transaksi penjualan di TERÉ café and Bar Seminyak berdasarkan preferensi pelanggan di lima sesi waktu berbeda. Data yang digunakan ialah data penjualan mulai tanggal 1 Juli 2023 hingga 30 Juni 2024 dan kerangka kerja yang digunakan ialah CRISP-DM. Hasil analisis menunjukkan bahwa terjadi kombinasi kuat antara “Octopus” dengan “Burger” di sesi opening, kombinasi kuat antara “Baked Egg” dengan “Avocado Toast” atau “Tere Toast” di sesi lunch, dan di tiga sesi berikutnya menunjukkan kombinasi kuat antara “Bintang (PACKAGE)” dengan “B2G3 BINTANG”. Hasil tersebut didapat dari parameter min support sebesar 0.01, confidence sebesar 0.1 dan lift sebesar 2..

Diterima: Mei, 15 2025

Direvisi: Mei, 21 2025

Diterima: Mei, 31 2025

Diterbitkan: Mei, 31 2025



Hak cipta: © 2025 oleh penulis.
Diserahkan untuk kemungkinan
publikasi akses terbuka
berdasarkan syarat dan ketentuan
lisensi Creative Commons
Attribution (CC BY SA) (
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

Kata kunci: Data Mining; Paket Menu; CRISP-DM; FP-Growth; Association Rules.

1. Pendahuluan

Pertumbuhan industri makanan dan minuman di Indonesia berkembang sangat pesat seiring dengan pertumbuhan perekonomian nasional. Sebagai negara dengan jumlah penduduk keempat terbesar di dunia, Indonesia memiliki potensi pasar yang sangat besar bagi industri ini, menarik minat berbagai pelaku usaha, termasuk UMKM maupun brand internasional. Di Bali, khususnya kawasan wisata Seminyak, kompetisi industri ini semakin ketat. TERÉ Café and Bar Seminyak hadir sebagai pelaku usaha baru yang menawarkan pengalaman bersantap elegan dengan nuansa budaya Bali yang kental. Namun, pertumbuhan pesat ini memunculkan tantangan dalam pengelolaan data penjualan, sehingga dibutuhkan pendekatan yang lebih efisien dan berbasis data untuk perencanaan strategi pemasaran [1]. Banyak UMKM belum mampu menerapkan strategi penjualan yang optimal karena kurangnya pemahaman, padahal hal ini krusial untuk mengatasi tantangan seperti penurunan daya beli konsumen dan ketatnya persaingan pasar [2], [3]. TERÉ Café and Bar, yang mencatat transaksi menggunakan sistem ESB, menghadapi kesulitan dalam menganalisis data transaksi secara efektif, sehingga pola pembelian dan preferensi pelanggan belum dapat dimanfaatkan secara optimal [4]. Untuk itu, dibutuhkan strategi seperti penerapan menu bundling berbasis analisis data, salah satunya dengan algoritma FP-Growth. Algoritma ini mampu mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersama dan telah terbukti efektif dalam studi sebelumnya. Misalnya, penelitian *Market Basket Analysis With Apriori Algorithm And Frequent Pattern Growth On Outdoor Product Sales Data* menghasilkan 4 aturan dengan support 0.296, confidence 0.750, dan lift 1.90 [5], sementara penelitian *Optimizing Inventory with Frequent Pattern Growth Algorithm for Small and Medium Enterprises* menghasilkan 24 aturan asosiasi dengan tingkat kepercayaan hingga 100% [6]. Dengan memahami tantangan dan peluang tersebut, skripsi ini bertujuan untuk meningkatkan penjualan TERÉ Café and Bar Seminyak melalui penerapan algoritma FP-Growth guna menghasilkan rekomendasi paket menu yang relevan, sekaligus memberikan kontribusi yang bermanfaat bagi pengembangan strategi penjualan di industri makanan dan minuman secara umum.

Berdasarkan uraian latar belakang tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini difokuskan pada dua hal utama. Pertama, bagaimana algoritma FP-Growth dapat membantu dalam mengidentifikasi pola pembelian makanan di TERÉ Café and Bar Seminyak. Kedua, apa saja rekomendasi menu atau paket bundling yang dihasilkan algoritma FP-Growth guna meningkatkan penjualan di TERÉ Café and Bar Seminyak. Untuk menjaga fokus penelitian, ruang lingkup penelitian ini dibatasi sebagai berikut: data yang digunakan adalah data transaksi penjualan di TERÉ Café and Bar Seminyak periode 1 Juli 2023 hingga 30 Juni 2024, yang diperoleh dari sistem kasir PT. Esensi Solusi Buana (ESB); algoritma yang digunakan dalam penelitian adalah FP-Growth untuk menentukan hubungan asosiasi antar produk dalam menyusun rekomendasi paket menu; dan perangkat lunak yang digunakan adalah Microsoft Word dan Visual Studio Code dengan bahasa pemrograman Python.

2. Tinjauan Literatur

2.1 Profil Perusahaan

TERÉ Café and Bar adalah anak usaha PT. Vomami yang bergerak di industri makanan dan minuman, didirikan pada 23 Juni 2023 di Seminyak, Bali. Didirikan oleh empat pemuda asal Surabaya, TERÉ menawarkan konsep bersantap elegan dengan nuansa budaya Bali. Struktur organisasi terdiri dari pendiri, manajer, staf dapur, bar, dan layanan pelanggan. Menu dipimpin oleh chef berpengalaman Stefan Poeyet dan mixologist andalan. Selain sebagai tempat kuliner, TERÉ juga berfungsi sebagai pusat kegiatan budaya dengan komitmen ramah lingkungan. Tantangan bisnis meliputi daya beli konsumen, persaingan ketat, dan perubahan tren. Untuk mengatasinya, TERÉ rutin memperbarui menu setiap tiga bulan dan menawarkan paket menu berbasis preferensi konsumen.

2.2 Strategi Pemasaran

Strategi penjualan merupakan perencanaan terukur untuk meningkatkan penjualan dan mendorong loyalitas pelanggan [7]. Strategi ini tidak hanya fokus pada transaksi pertama, tetapi juga pada pembelian berulang. Pelaku usaha perlu merancang strategi yang sejalan dengan pemasaran perusahaan, dengan tujuan membangun hubungan jangka panjang dan menciptakan nilai berkelanjutan bagi pelanggan [8].

2.3 Data Mining

Data mining adalah proses penemuan pola, aturan, dan pengetahuan dari data berukuran besar, menggunakan teknik statistik, matematika, AI, dan machine learning [9]. Secara umum, proses ini meliputi penemuan pola menarik, ekstraksi informasi bermanfaat, serta eksplorasi otomatis atau semi-otomatis atas data [9]. Data mining merupakan bagian dari rangkaian Knowledge Discovery in Database (KDD) [10], dan kini banyak diadopsi melalui kerangka kerja modern seperti SEMMA dan CRISP-DM yang menawarkan proses lebih terstruktur [11]. Secara umum, proses terdiri dari eksplorasi dan pra-pemrosesan data, pembangunan model, serta penerapan model [12]. CRISP-DM, sebagai kerangka paling komprehensif [12]. Di antara kerangka yang ada, CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) menjadi yang paling komprehensif [13], dengan tahapan mencakup *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment*, sehingga mendukung proses penambahan data yang terarah dan sesuai dengan tujuan bisnis.

2.4 Frequent Pattern Growth

FP-Growth adalah algoritma efisien untuk mengidentifikasi frequent itemset atau kombinasi item yang sering muncul dalam data transaksi, menggunakan struktur FP-Tree [14]. Proses FP-Growth meliputi pembangkitan Conditional Pattern Base, pembangunan Conditional FP-Tree, dan pencarian frequent itemset [15]. Dalam penelitian ini, FP-Growth diimplementasikan menggunakan Python dan library mlxtend. Aplikasinya dalam market basket analysis membantu bisnis memahami pola pembelian konsumen dan merumuskan keputusan terkait harga, penempatan produk, dan bundling menu

2.5 Association Rules

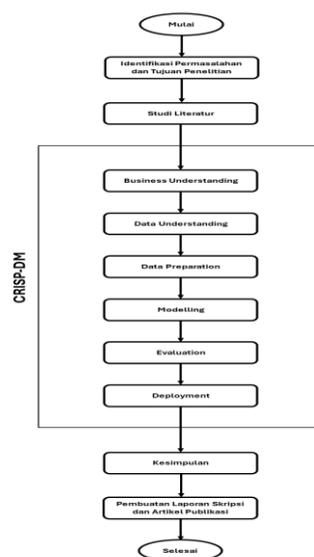
Association Rules adalah metode data mining untuk mengidentifikasi hubungan antar item dalam dataset [13]. Proses ini terdiri dari penemuan frequent itemset dan pembangunan aturan asosiasi yang memenuhi minimum support dan confidence [16]. Proses Association Rules terdiri dari dua tahap: (1) menemukan *frequent itemsets* yang memenuhi nilai minimum support, dan (2) membangun aturan asosiasi kuat yang juga memenuhi minimum confidence [17]. Validitas aturan dievaluasi menggunakan support, confidence, dan lift ratio [18], [19]. Contoh penerapannya adalah penempatan produk yang strategis berdasarkan pola pembelian, sehingga mendukung strategi pemasaran dan pengambilan keputusan yang lebih tepat.

2.6 Software Pendukung

Software yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Microsoft Word dan Visual Studio Code. Microsoft Word digunakan untuk penulisan laporan, pengaturan format, dan integrasi konten visual. Visual Studio Code, sebagai editor kode open source, digunakan untuk pengembangan sistem berbasis Python, dilengkapi fitur seperti syntax highlighting, debugging, dan integrasi dengan Git serta database. Kombinasi kedua software ini mendukung proses pengembangan sistem dan penyusunan laporan penelitian secara efisien.

3. Metode

Dalam proses pembuatan skripsi ini, terlebih dahulu perlu dibuat desain atau kerangka kerja skripsi. Hal ini bertujuan untuk memberikan kemudahan skripsi yang lebih lanjut dan menggambarkan runtutan tahapan yang harus dilakukan agar skripsi ini dapat dilakukan dengan efektif.



Gambar 1 Kerangka Kerja

Kerangka kerja di atas (Gambar 1) menunjukkan tahapan dari awal kegiatan analisis sampai akhir penyusunan skripsi. Semua data dan informasi diperoleh dari studi literatur, hasil observasi, dan data historis transaksi penjualan TERÉ café and bar periode 1 Juli 2023 sampai 30 Juni 2024. Berikut ini adalah penjelasan dari kerangka kerja skripsi tersebut

3.1 Identifikasi Permasalahan dan Tujuan Skripsi

Langkah awal adalah identifikasi masalah dan perumusan tujuan penelitian. Melalui wawancara daring, diperoleh bahwa tantangan utama di *TERÉ Café and Bar* adalah rendahnya daya beli konsumen dan kurang optimalnya pemanfaatan data penjualan dalam menentukan produk yang diminati. Rumusan masalah yang diangkat adalah bagaimana algoritma *FP-Growth* dapat meningkatkan penjualan dan merekomendasikan paket menu, dengan tujuan mengimplementasikan *FP-Growth* guna mengidentifikasi pola pembelian yang berpotensi meningkatkan penjualan.

3.2 Studi Literatur

Tahapan ini dilakukan dengan mengumpulkan informasi dari berbagai sumber tertulis, seperti buku, jurnal, artikel, dan dokumen yang relevan. Fokus studi literatur meliputi topik *data mining*, *CRISP-DM*, *Association Rules*, *FP-Growth*, serta metrik evaluasi seperti *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Hasil kajian ini digunakan sebagai dasar teoretis dalam perancangan penelitian.

3.3 Business Understanding

Pada tahap ini dilakukan pemahaman mendalam terhadap lingkungan bisnis *TERÉ Café and Bar*, mencakup target pasar, produk atau layanan yang ditawarkan, serta strategi pemasaran yang diterapkan. Pemahaman ini bertujuan untuk memastikan bahwa solusi yang dikembangkan selaras dengan kebutuhan dan tujuan bisnis.

3.4 Data Understanding

Tahap ini melibatkan pengumpulan dan analisis awal *data transaksi* penjualan untuk memahami karakteristik, kualitas, serta relevansi data. Proses ini mencakup identifikasi sumber data, format tipe data, serta pendeteksian *missing value* dan anomali yang dapat memengaruhi kinerja model

3.5 Data Preparation

Tahapan ini bertujuan untuk memastikan data siap digunakan dalam proses *data mining*. Proses mencakup pembersihan data, penggabungan data, dan transformasi data agar sesuai kebutuhan analisis. Proses dilakukan melalui *Data Cleaning*, *Data Integration*, *Exploratory Data*

Analysis, serta *Data Transformation* untuk memastikan format data optimal bagi algoritma *FP-Growth*

3.6 Modelling

Langkah ini mencakup pemilihan dan penerapan Teknik *data mining* untuk menciptakan model atau pola dari data yang telah dipersiapkan sebelumnya. Dengan menggunakan *Association rules* dan algoritma *FP-Growth* dipilih sebagai permodelan yang akan dibuat pada skripsi ini

3.7 Evaluation

Setelah model dibangun, dilakukan evaluasi untuk mengukur kualitas model. Evaluasi dilakukan dengan memverifikasi *minimum support*, serta menilai *frequent itemsets* menggunakan metrik seperti *confidence*, *lift ratio*, *leverage*, serta visualisasi (*matrixplot*, *heatmaps*, *association graphs*). Evaluasi bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan sesuai dengan tujuan penelitian

3.8 Deployment

Hasil analisis direpresentasikan dalam bentuk *website* interaktif. Sistem ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah file transaksi dalam format *CSV* atau *Excel*, lalu menampilkan visualisasi berupa tabel atau diagram yang mempermudah interpretasi hasil aturan asosiasi yang terbentuk.

3.9 Kesimpulan

Tahap ini merangkum hasil utama yang telah dicapai. Kesimpulan menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* berhasil mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan dapat membantu *TERÉ Café and Bar* dalam merancang paket menu yang lebih menarik dan sesuai preferensi konsumen

3.10 Pembuatan Laporan Skripsi dan Artikel Publikasi

Tahap terakhir mencakup penyusunan laporan skripsi dan penulisan artikel ilmiah. Proses ini melibatkan pengumpulan data, analisis, serta penulisan laporan sesuai standar akademik, mencakup seluruh bagian dari latar belakang hingga kesimpulan dan saran.

4. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, penulis perlu menjelaskan perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan, sumber dataset, analisis data awal, hasil, dan analisis/pembahasan hasil. Sangat disarankan untuk menyajikan hasil dengan gambar, grafik, dan tabel. Rumus atau alat ukur evaluasi juga perlu disertakan di sini. Harus ada pembahasan/analisis, dan Anda tidak bisa hanya menulis ulang hasil dalam bentuk kalimat, tetapi Anda perlu memberikan penjelasan tentang hubungannya dengan hipotesis awal. Selain itu, bagian ini perlu membahas dan menguraikan temuan-temuan penting.

4.1 Hasil

4.1.1 Business Understanding

TERÉ Café and Bar, berdiri sejak 23 Juni 2023 di Seminyak, Bali, menargetkan segmen menengah ke atas dengan konsep bersantap elegan. Produk yang ditawarkan meliputi makanan, minuman berkualitas, dan layanan acara khusus. Strategi pemasaran yang diterapkan mencakup media sosial, pergantian menu berkala, kemitraan online, dan penguatan citra merek. Pemahaman ini mendasari penggunaan *data mining* untuk mendukung strategi penjualan.

4.1.2 Data Understanding

Data penelitian terdiri atas 21.208 transaksi penjualan dengan 43 atribut, meliputi informasi transaksi, pelanggan, produk, dan operasional. Atribut utama antara lain *Sales Number*, *Sales Date*, *Menu Name*, *Qty*, *Subtotal*, *Total*, serta informasi pelanggan dan staf. Pemahaman data ini menjadi dasar dalam proses *data preparation* dan penerapan algoritma *FP-Growth*

	Sales Number	Bill Number	Batch Order	Table Section	Table Name	Sales Date In	Sales Date Out	Branch	Brand	City	...	Discount	Service Charge	Tax	VAT	Total
0	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	3000.0	5000.0	0	58000.0
1	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	3600.0	6000.0	0	69600.0
2	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	7200.0	12000.0	0	139200.0
3	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	4500.0	7500.0	0	87000.0
4	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	9900.0	16500.0	0	191400.0

5 rows x 43 columns

data.shape
(21208, 43)

Gambar 2 Data Transaksi Penjualan

4.1.3 Data Preparation

Data preparation adalah pra-pemrosesan data sebelum tahap modelling. Di tahap ini dilakukan pre-pemrosesan data seperti pembersihan data, penggabungan data, eksplorasi data dan transformasi data yang bertujuan agar data teks menjadi seragam dan memudahkan sistem dalam proses selanjutnya, sehingga akan lebih mudah data tersebut diolah dengan menggunakan algoritma FP-Growth.

1. Preparation

	Sales Number	Bill Number	Batch Order	Table Section	Table Name	Sales Date In	Sales Date Out	Branch	Brand	City	...	Discount	Service Charge	Tax	VAT	Total	Net Sales	Bill Discount	Total After Bill Discount	Waiter	Order Time
0	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	3000.0	5000.0	0	50000.0	50000.0	0	58000.0	ANAKS	2023-07-01 13:13:49
1	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	3600.0	6000.0	0	69600.0	69600.0	0	69600.0	ANAKS	2023-07-01 13:13:49
2	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	7200.0	12000.0	0	139200.0	139200.0	0	139200.0	ANAKS	2023-07-01 13:13:49
3	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	4500.0	7500.0	0	87000.0	87000.0	0	87000.0	ANAKS	2023-07-01 13:13:49
4	STERE168818819943	TERE202307010001	1	LT.2	A5	2023-07-01 13:09:59	2023-07-01 13:55:28	Tere	Tere	Badung	...	0	9900.0	16500.0	0	191400.0	165000.0	0	191400.0	ANAKS	2023-07-01 13:13:49

5 rows x 43 columns

Gambar 3 Data Transaksi Penjualan Awal

Pada tahap ini dilakukan persiapan data dengan menginstal berbagai library yang dibutuhkan, seperti pandas, numpy, matplotlib, seaborn, dan networkx, serta mengatur konfigurasi agar peringatan sistem tidak muncul. Selanjutnya, sistem diperintahkan untuk membaca file data transaksi penjualan berformat CSV atau Excel dari direktori penyimpanan yang telah ditentukan. Data yang dibaca disimpan dalam sebuah DataFrame bernama data, kemudian ditampilkan lima baris pertama menggunakan perintah data.head() untuk memastikan proses pembacaan data berjalan dengan baik. Hasil awal menunjukkan 43 kolom atribut yang mendampingi data transaksi. Namun, tidak semua kolom tersebut digunakan dalam penelitian ini. Hanya kolom-kolom yang relevan yang akan dipilih dan diproses lebih lanjut pada tahap Data Cleaning berikutnya.

2. Data Cleaning

Pada tahap Data Cleaning, dilakukan proses pemilihan dan pembersihan data untuk meminimalkan missing value, inkonsistensi, dan outlier yang dapat memengaruhi akurasi analisis. Dari 43 kolom dalam dataset awal transaksi TERÉ Café and Bar, hanya kolom-kolom yang relevan dengan tujuan penelitian, yaitu untuk identifikasi menu yang sering dibeli bersamaan, yang dipertahankan. Pemilihan kolom dilakukan dengan menggunakan perintah seleksi_kolom, yaitu ['Sales Number', 'Bill Number', 'Order Time', 'Menu', 'Menu Category Detail', 'Qty']. Data kemudian disusun ulang dalam DataFrame baru sesuai dengan kolom yang telah dipilih, dan ditampilkan menggunakan perintah data.head().

Hasil seleksi menunjukkan bahwa jumlah kolom berhasil dikurangi dari 43 menjadi 6 kolom utama, yang meliputi Sales Number, Bill Number, Order Time, Menu, Menu Category Detail, dan Qty. Kolom-kolom ini merupakan atribut yang

paling relevan untuk proses analisis pola pembelian menggunakan algoritma *FP-Growth*, serta memastikan efisiensi dan kualitas analisis pada tahap selanjutnya.

...	Sales Number	Bill Number	Order Time	Menu	Menu Category	Menu Category Detail	Qty
0	STERE168818819943	TERE202307010001	2023-07-01 13:13:49	Sunset	BEVERAGE	HEALTHY JUICE	1
1	STERE168818819943	TERE202307010001	2023-07-01 13:13:49	Mood Booster	BEVERAGE	MOCKTAIL	1
2	STERE168818819943	TERE202307010001	2023-07-01 13:13:49	Surf & Turf	FOOD	SNACKS	1
3	STERE168818819943	TERE202307010001	2023-07-01 13:13:49	Watermelon	FOOD	SNACKS	1
4	STERE168818819943	TERE202307010001	2023-07-01 13:13:49	Burger	FOOD	MAINS	1

Gambar 4 Hasil Seleksi Data

3. *Exploratory Data*

Langkah *Exploratory Data* dilakukan untuk memahami lebih dalam nilai-nilai dalam data yang akan digunakan untuk pemodelan. Pada tahap ini, data diperiksa untuk mengetahui jumlah baris dan kolom, tipe data tiap kolom, serta keberadaan *missing value*. Selain itu, dilakukan pengecekan jumlah data unik pada setiap kolom. Proses ini menggunakan beberapa perintah seperti *data.shape*, *data.info()*, *data.isnull().sum()*, dan *data.nunique()*.

Hasil eksplorasi awal menunjukkan bahwa *dataset* terdiri dari 4 kolom Object, 1 kolom Datetime, dan 1 kolom Int64. Ditemukan 3.533 transaksi unik, 9.938 variasi waktu transaksi, 385 menu unik, 6 kategori utama, 43 detail kategori, serta 20 variasi jumlah pesanan. Setelah validasi awal ini, eksplorasi lanjutan dilakukan untuk mengidentifikasi menu terlaris dan tidak laku, pekan dengan lonjakan penjualan tertinggi, hari dengan volume transaksi terbanyak, serta sesi operasional paling ramai. Temuan ini memberikan acuan strategis bagi manajemen *TERÉ Café and Bar* untuk menganalisis pasar dan menentukan target pasar yang lebih tepat sesuai pola perilaku konsumen.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 21208 entries, 0 to 21207
Data columns (total 6 columns):
#   Column              Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Sales Number        21208 non-null  object
1   Order Time          21208 non-null  datetime64[ns]
2   Menu                 21208 non-null  object
3   Menu Category       21208 non-null  object
4   Menu Category Detail 21208 non-null  object
5   Qty                 21208 non-null  int64
dtypes: datetime64[ns](1), int64(1), object(4)
memory usage: 994.3+ KB

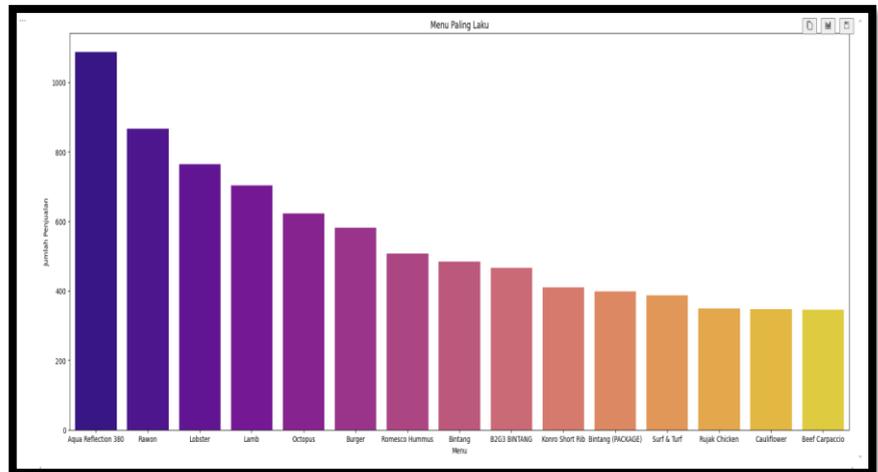
Sales Number        3533
Order Time          9938
Menu                 385
Menu Category       6
Menu Category Detail 43
Qty                 20
dtype: int64
```

Gambar 5 Hasil Pencarian Tipe Data

a. Menu dengan jumlah transaksi terbanyak

Pada tahap ini dilakukan pengelompokan data berdasarkan kolom *Menu* dan perhitungan jumlah transaksi (*Qty*) untuk mengidentifikasi menu dengan penjualan terbanyak. Proses ini dilakukan dengan perintah *groupby()* dan *sort_values()* untuk mendapatkan 15 menu teratas berdasarkan jumlah transaksi. Hasil analisis menunjukkan bahwa *Aqua Reflection 380* menempati posisi teratas dengan 1.088 transaksi, diikuti oleh *Rawon* (867) dan *Lobster* (765). Temuan ini menunjukkan kontribusi besar dari menu-menu tersebut terhadap pendapatan *TERÉ Café and Bar*. Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk optimalisasi stok, perencanaan inventaris, dan strategi promosi yang lebih tepat. Selain itu, analisis terhadap menu dengan penjualan rendah juga dilakukan sebagai bahan pertimbangan strategis. Untuk mempermudah interpretasi, hasil ini kemudian divisualisasikan dalam bentuk diagram batang (*bar chart*) menggunakan pustaka *matplotlib* dan *seaborn*. Visualisasi ini memberikan gambaran yang lebih intuitif mengenai menu-menu dengan

penjualan tertinggi, sehingga membantu manajemen dalam pengambilan keputusan terkait penawaran menu dan promosi.



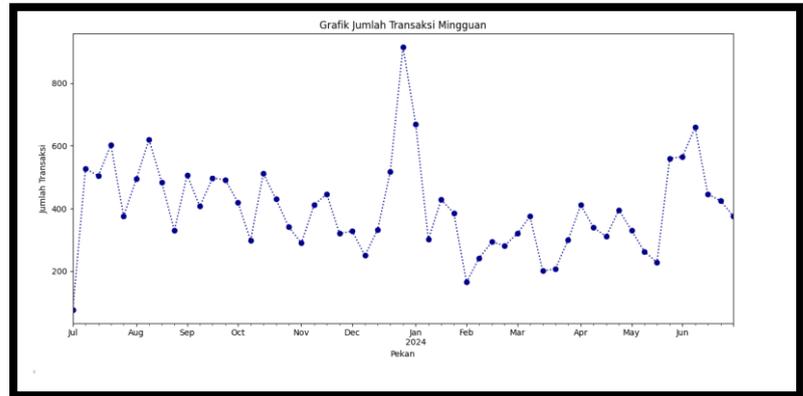
Gambar 6 Visualisasi Jumlah Transaksi Terbanyak

b. Menu Tidak Laku

Selanjutnya dilakukan analisis untuk mengidentifikasi menu dengan penjualan terendah. Data dikelompokkan berdasarkan kolom *Menu* dan dihitung jumlah transaksi (*Qty*), kemudian ditampilkan 10 menu dengan transaksi paling sedikit, yang disimpan dalam variabel *tidak_laku*. Hasil analisis menunjukkan bahwa beberapa menu seperti *APPLE PIE SOUR*, *BELL'S SELLA*, *Babich Clasic by Bottle*, dan *Bacardi Barta Blanca by Bottle* hanya tercatat 1 kali transaksi selama satu tahun. Temuan ini menjadi bahan evaluasi strategis bagi manajemen *TERÉ Café and Bar* dalam proses pergantian menu berkala, sehingga menu dengan performa rendah dapat dipertimbangkan untuk dihapus atau diganti dengan menu baru yang lebih sesuai dengan preferensi pelanggan. Langkah ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi operasional serta memperkuat daya saing menu yang ditawarkan di pasar.

c. Transaksi Tiap Pekan

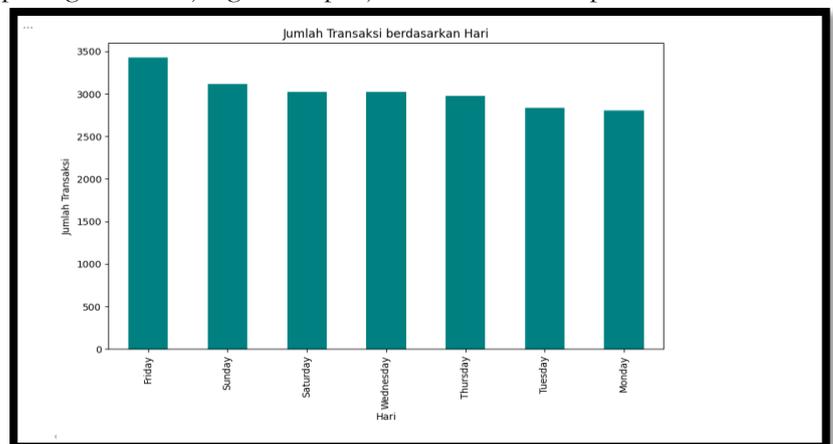
Pada tahap ini dilakukan analisis untuk melihat tren penjualan mingguan. Kolom *Order Time* terlebih dahulu dikonversi ke format *datetime* dan digunakan sebagai indeks utama (*Date*) pada *DataFrame*. Selanjutnya, data pada kolom *Menu* di-*resample* berdasarkan periode mingguan (*'W'*) untuk mengagregasi jumlah transaksi tiap minggu, yang kemudian disimpan dalam variabel *weekly_transactions*. Hasilnya divisualisasikan dalam bentuk diagram garis untuk menunjukkan fluktuasi dan pola penjualan dari waktu ke waktu. Hasil visualisasi menunjukkan adanya lonjakan transaksi signifikan pada minggu terakhir Desember 2023 hingga minggu pertama Januari 2024, dipicu oleh libur panjang Natal dan Tahun Baru. Peningkatan aktivitas pariwisata selama periode tersebut mendorong lebih banyak wisatawan untuk berkunjung ke *TERÉ Café and Bar*. Temuan ini mengindikasikan bahwa momen liburan akhir tahun merupakan pendorong utama peningkatan penjualan. Dengan pemahaman ini, manajemen *TERÉ* dapat merancang strategi promosi yang lebih agresif di periode liburan mendatang guna memaksimalkan pendapatan dan mengoptimalkan momentum lonjakan musiman menjadi keuntungan bisnis yang berkelanjutan.



Gambar 7 Grafik Penjualan Tiap Pekan

d. **Hari Operasional Teramai**

Pada tahap ini dilakukan analisis untuk menghitung jumlah transaksi per hari selama satu tahun. Proses diawali dengan mengekstraksi `day_name()` dari kolom `Order Time`, kemudian hasilnya diurutkan mulai dari `Monday` hingga `Sunday` agar memudahkan interpretasi. Selanjutnya, hasil perhitungan jumlah transaksi per hari ditampilkan dalam bentuk diagram batang untuk memberikan visualisasi intuitif terkait hari-hari dengan volume transaksi tertinggi. Hasil analisis menunjukkan bahwa hari Jumat memiliki volume transaksi tertinggi, diikuti oleh Minggu dan Sabtu. Temuan ini mengindikasikan bahwa akhir pekan merupakan periode paling sibuk dan menguntungkan bagi *TERÉ Café and Bar*. Selain faktor hari libur, tingginya transaksi juga didukung oleh strategi penyelenggaraan acara hiburan seperti *fire dance*, *belly dance*, *live music*, *DJ performance*, dan sesi *Salsa*. Rangkaian hiburan ini menciptakan atmosfer yang menarik, sehingga mendorong peningkatan kunjungan dan penjualan selama akhir pekan.

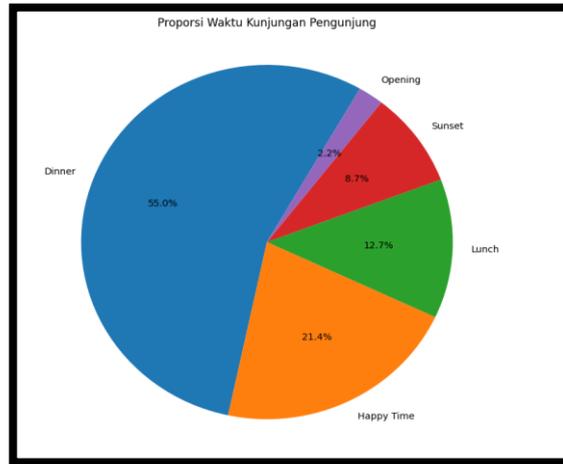


Gambar 8 Diagram Hari Dengan Transaksi Tertinggi

e. **Jam Operasional Teramai**

Untuk mengidentifikasi **waktu operasional teramai** di *TERÉ Café and Bar*, dilakukan pengelompokan transaksi berdasarkan sesi waktu. Langkah awal dilakukan dengan mendefinisikan fungsi `categorize_time(hour)`, yang bertugas mengelompokkan waktu transaksi ke dalam lima sesi utama, yaitu *Opening*, *Lunch*, *Sunset*, *Dinner*, dan *Happy Time*. Fungsi ini kemudian diterapkan ke kolom `Order Time` untuk menghasilkan kolom baru bernama `Season` di dalam `DataFrame`. Kolom `Season` memungkinkan peneliti untuk menganalisis data transaksi berdasarkan kategori waktu yang lebih luas, bukan hanya per jam. Selanjutnya, dilakukan perhitungan frekuensi

transaksi per sesi menggunakan perintah `value_counts()` pada kolom `Season`, yang hasilnya disimpan dalam variabel `season_counts`. Hasil perhitungan ini kemudian divisualisasikan dalam bentuk diagram lingkaran (*pie chart*) untuk menggambarkan secara proporsional kontribusi setiap sesi terhadap total transaksi.



Gambar 9 Pie Chart Sesi Teramai

Diketahui bahwa jam operasional teramai terjadi di sesi “Dinner” sebesar 55.0%, jam operasional tersebut berlangsung antara pukul 18:00 WITA sampai 21:00 WITA. Tingginya aktivitas pada jam-jam makan malam ini kemungkinan besar disebabkan oleh kebiasaan pelanggan yang mencari tempat makan dan bersosialisasi setelah jam kerja atau sebagai destinasi untuk santap malam. Kemudian diikuti dengan jam operasional teramai di sesi “Happy Time” sebesar 21.4 % dimana sesi ini dimulai setelah makan malam, menunjukkan bahwa TERÉ café and bar juga menjadi pilihan populer untuk relaksasi atau hiburan malam, kemudian sesi “Lunch” sebesar 12.7%, sesi “Sunset” sebesar 8.7%, dan sesi “Opening” sebesar 1.74%.

4. Data Transformation

Langkah ini dilakukan sebagai proses pra-Modelling, di mana data diatur agar sesuai dengan kebutuhan analisis pada skripsi. Pada penelitian ini digunakan kelas `TransactionEncoder` dengan teknik one-hot encoding untuk mengubah data transaksi menjadi bentuk boolean (True/False). Nilai `True` menunjukkan bahwa suatu item atau menu terdapat dalam transaksi, sedangkan `False` menunjukkan bahwa item tersebut tidak terdapat dalam transaksi.

Tahapan diawali dengan melakukan import class `TransactionEncoder` dari library `mlxtend.preprocessing`, serta fungsi `fpgrowth` dan `association_rules` dari `mlxtend.frequent_patterns`. Selanjutnya, didefinisikan fungsi `analyze_menu_by_season`, yang memiliki parameter `df`, `season_name`, `min_support` sebesar 1%, `min_confidence` sebesar 10%, dan `min_lift` sebesar 1. Fungsi ini berfungsi untuk memfilter data berdasarkan parameter `season_name` dan menyimpannya dalam `season_data`. Kemudian, dibuat variabel `transactions` untuk mengelompokkan data berdasarkan `Sales Number`, di mana setiap transaksi dikonversi menjadi daftar (*list*) yang berisi item-item menu yang dipesan pada transaksi tersebut.

Langkah berikutnya adalah melakukan transformasi data menggunakan `TransactionEncoder`. Dengan teknik one-hot encoding, data dikonversi menjadi format biner dalam bentuk tabel, di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi dan setiap kolom mewakili item menu yang unik. Proses ini menghasilkan `DataFrame` baru bernama `df_encoded` yang siap digunakan dalam proses `frequent itemset mining` menggunakan algoritma FP-Growth pada tahap modelling berikutnya.

	APPLE PIE SOUR	APPLE PIE SOUR FREE	Alexander	Amareto Disarono Glass	Amaretto Sour	Amaretto Sour (PACKAGE)	Americano	Americano Coffee	Aperol Spritz	Aqua Reflection 380	...
0	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...
1	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...
2	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...
3	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...
4	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	...

5 rows x 385 columns

Gambar 10 Hasil Transformasi Data

4.1.4 Modelling

Pada tahap ini dilakukan proses pembuatan frequent itemset menggunakan algoritma FP-Growth. Data transaksi yang sebelumnya telah melalui proses one-hot encoding kemudian diproses lebih lanjut untuk mengidentifikasi kumpulan item yang paling sering muncul secara bersamaan dalam transaksi. Proses ini mempertimbangkan hanya kolom dengan nilai *True*, yang menunjukkan keberadaan suatu item dalam transaksi. Suatu itemset akan dikategorikan sebagai *frequent* jika memenuhi ambang batas minimum support yang telah ditentukan, sehingga hanya kombinasi produk yang benar-benar populer yang diikutsertakan dalam analisis.

Hasil proses ini menghasilkan frequent itemsets yang paling relevan, seperti ditampilkan dalam Tabel 4.4. Berdasarkan tabel tersebut, diketahui bahwa item *Aqua Reflection 380* memiliki support tertinggi sebesar 0.2437, diikuti oleh *Rawon* (0.2332), *Lobster* (0.2332), *Lamb* (0.1942), *Octopus* (0.1724), dan item lainnya. Temuan ini memberikan gambaran awal mengenai produk-produk yang paling sering muncul dalam pola pembelian konsumen, yang selanjutnya menjadi dasar penting dalam proses pembentukan association rules untuk mendukung pembuatan rekomendasi paket menu.

4.1.5 Evaluation

Pada tahap ini dilakukan proses evaluasi atau analisis hasil algoritma FP-Growth dengan menggunakan metode association rules. Tujuan utama dari evaluasi ini adalah untuk mengukur seberapa efektif algoritma dalam mengidentifikasi *frequent itemsets* serta menilai apakah parameter yang digunakan seperti nilai support, confidence, dan lift ratio sudah optimal. Dalam proses pembentukan association rules, penggunaan nilai minimal threshold diterapkan untuk membatasi hasil analisis, sehingga hanya aturan yang benar-benar kuat dan bermakna yang dipertimbangkan. Hal ini penting agar aturan yang dihasilkan tidak sekadar mencerminkan kombinasi item yang sering muncul, tetapi benar-benar menunjukkan asosiasi yang signifikan antar item. Proses pembuatan association rules dilakukan dengan parameter *metric='lift'*, yang digunakan untuk mengukur kekuatan asosiasi antar item dalam itemset, dan *min_threshold=1*, sehingga hanya aturan dengan nilai lift minimal 1 yang diambil, mengindikasikan adanya asosiasi positif. Selanjutnya, dibuat kolom antecedents dan consequents dari aturan yang dihasilkan. Kolom *antecedents* merepresentasikan item atau kumpulan item yang “jika dibeli”, sedangkan kolom *consequents* menunjukkan item atau kumpulan item yang “maka kemungkinan besar juga akan dibeli”. Untuk keperluan analisis yang lebih terfokus, hanya item tunggal diambil dari setiap itemset pada kedua kolom tersebut, sehingga diperoleh aturan asosiasi dalam bentuk sederhana yang lebih mudah diinterpretasikan. Hasil dari proses ini berupa association rules yang menunjukkan hubungan kuat antara item-item tertentu dalam transaksi pelanggan, yang kemudian digunakan untuk menyusun rekomendasi paket menu yang lebih sesuai dengan pola pembelian konsumen di *TERÉ Café and Bar*.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
0	B2G3 BINTANG	Bintang (PACKAGE)	0.104727	0.088310	0.088310	0.843243	9.548649
1	Bintang (PACKAGE)	B2G3 BINTANG	0.088310	0.104727	0.088310	1.000000	9.548649
2	Rawon	Aqua Reflection 380	0.233230	0.243702	0.078404	0.336165	1.379409
3	Aqua Reflection 380	Rawon	0.243702	0.233230	0.078404	0.321719	1.379409
4	Lobster	Aqua Reflection 380	0.206340	0.243702	0.075007	0.363512	1.491622
...
95	Cauliflower	Romesco Hummus	0.096519	0.138126	0.030003	0.310850	2.250481
96	Beef Carpaccio	Octopus	0.097085	0.172375	0.030003	0.309038	1.792826
97	Octopus	Beef Carpaccio	0.172375	0.097085	0.030003	0.174056	1.792826
98	Breadfruit tortellini	Aqua Reflection 380	0.068780	0.243702	0.030003	0.436214	1.789947
99	Aqua Reflection 380	Breadfruit tortellini	0.243702	0.068780	0.030003	0.123113	1.789947

Gambar 11 Hasil Association Rules Pertama

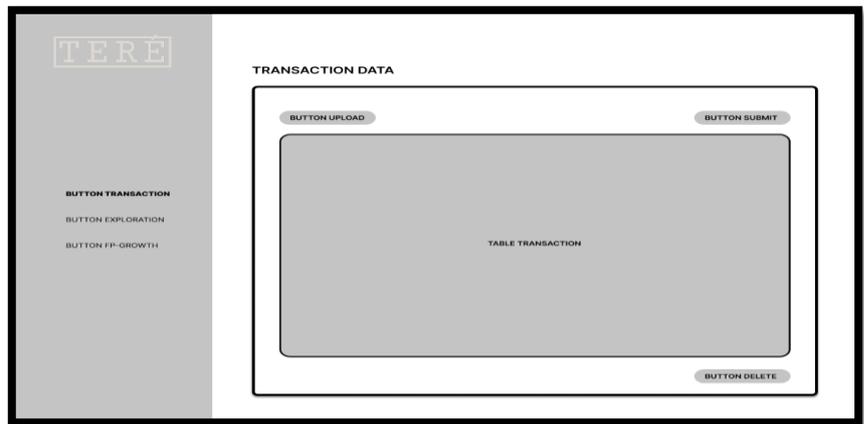
Untuk mengukur seberapa besar hubungan antar produk (antecedent dan consequent), digunakan metrik lift, di mana nilai lift yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa hubungan antar produk tersebut dianggap kuat atau cenderung lebih sering muncul secara bersamaan dalam transaksi. Penyaringan lanjutan terhadap association rules dilakukan dengan menyaring aturan yang memiliki confidence ≥ 0.1 , kemudian aturan-aturan yang lolos disusun berdasarkan lift secara menurun. Rules yang telah disaring ini dinamakan *strong_rules*. Langkah ini membantu fokus pada aturan asosiasi paling kuat dan relevan, sehingga rekomendasi yang dihasilkan benar-benar berbasis pada hubungan pembelian yang signifikan antar produk. Setelah proses filtering dilakukan, dilakukan proses analisis per sesi (season). Langkah awal dilakukan dengan mengidentifikasi daftar sesi unik dari kolom *Season*, kemudian untuk setiap sesi, fungsi *analyze_menu_by_season* dijalankan guna menghasilkan aturan asosiasi yang relevan. Hasil akhirnya ditampilkan dalam bentuk tabel rekomendasi yang memuat lima aturan teratas untuk masing-masing sesi, berdasarkan nilai *antecedent*, *consequent*, *confidence*, dan *lift*.

Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa pada sesi *Opening*, kombinasi menu *Octopus* dan *Burger* serta *Burger* dan *Mood Booster* menunjukkan asosiasi sangat kuat, dengan lift sebesar 26.2. Pada sesi *Lunch*, kombinasi *Baked Egg* dengan *Avocado Toast* atau *Tere Toast* mendominasi, dengan lift di atas 15. Di sesi *Sunset*, pola asosiasi paling kuat terdapat pada kombinasi *Bintang (PACKAGE)* dengan *B2G3 BINTANG*, dengan lift sebesar 8.75, diikuti oleh kombinasi *Heirloom Carrots* dan *Broccoli*. Selanjutnya, pada sesi *Dinner*, kombinasi antara *B2G3 BINTANG* dan *Bintang (PACKAGE)* kembali menunjukkan dominasi asosiasi, disertai kombinasi *Cavano* dan *Ranu Kumbolo* serta *Gindara* dan *Seabream Pindang*. Sedangkan pada sesi *Happy Time*, kombinasi antara *B2G3 BINTANG* dan *Bintang (PACKAGE)* mencatat lift tertinggi sebesar 29, dengan asosiasi kuat lainnya pada kombinasi *Sweetbread Karaage* dan *Konro Short Rib*, serta *LEMONGRASS* dan *CARDAMOMM*.

4.1.6 Deployment

Pada tahap *Deployment*, dilakukan pembuatan visualisasi antarmuka sebagai jembatan interaksi antara pengguna dan sistem, sehingga pengguna dapat berinteraksi secara efisien dan intuitif. Desain antarmuka dirancang dalam bentuk wireframe, yang kemudian direalisasikan menjadi halaman website berbasis HTML, framework Flask, dan Python yang terintegrasi dengan database lokal.

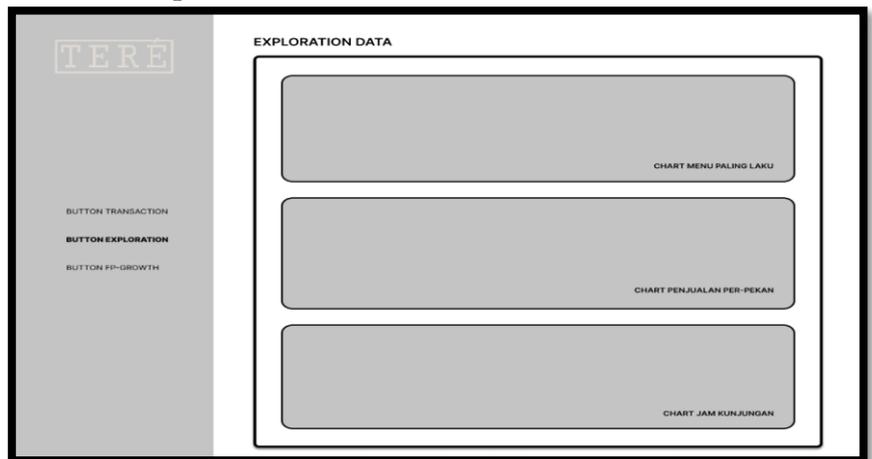
1. Wireframe Transaction Data



Gambar 12 Wireframe Transaction Data

Halaman ini menyediakan antarmuka untuk pengolahan data transaksi. Di bagian sidebar terdapat logo TERÉ dan tiga tombol navigasi utama: *Transaction*, *Exploration*, dan *FP-Growth*. Pada bagian body, tersedia tombol *Upload* untuk memilih file data berformat CSV/Excel, *Submit* untuk mengunggah dan menyimpan data ke database, serta *Delete* untuk menghapus semua data. Data yang telah diunggah akan ditampilkan dalam tabel *Transaction*.

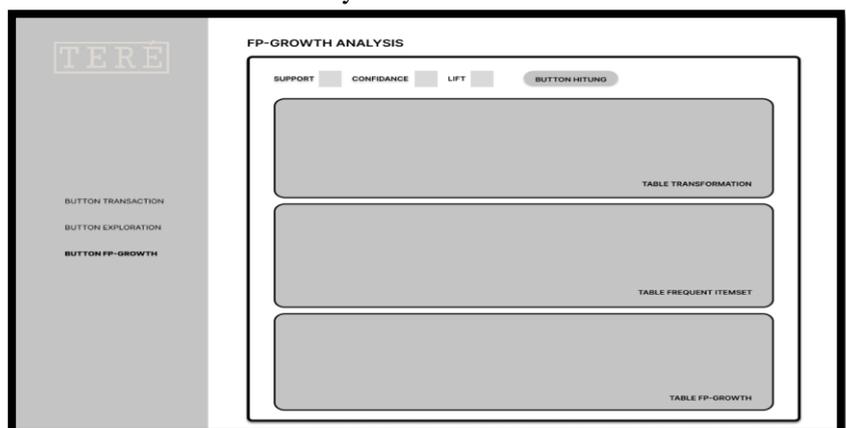
2. Wireframe Exploration Data



Gambar 13 Wireframe Exploration Data

Halaman ini dirancang untuk menampilkan hasil explorasi data yang sudah diinput. Sidebar tetap memuat navigasi utama. Di bagian body, ditampilkan berbagai chart secara otomatis, meliputi: *menu paling laku*, *grafik penjualan per pekan*, dan *jam kunjungan teramai*. Halaman ini memungkinkan pengguna memperoleh insight secara cepat dan dinamis, tanpa perlu intervensi manual.

3. Wireframe FP-Growth Analysis

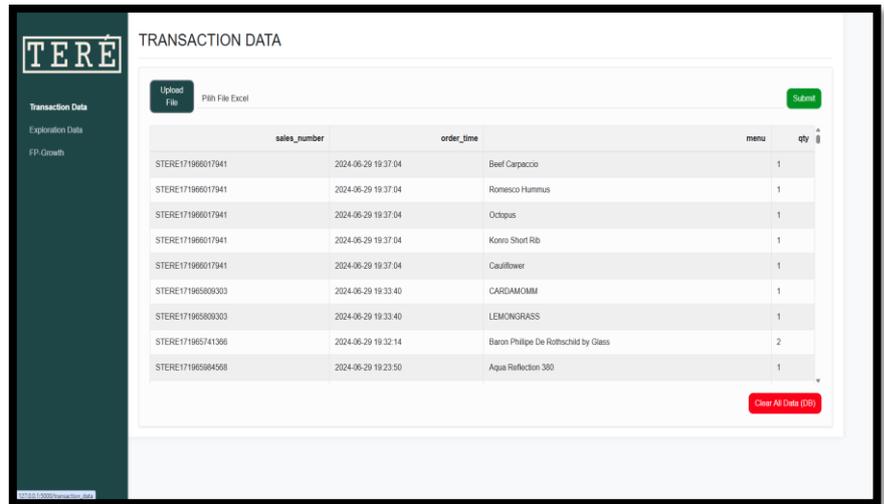


Gambar 14 Wireframe FP-Growth Analysis

Halaman ini menampilkan hasil analisis FP-Growth. Tersedia tiga input box bagi pengguna untuk mengatur parameter FP-Growth (minimum support, confidence, lift). Setelah parameter ditentukan dan tombol *Hitung* dijalankan, sistem akan menampilkan frequent itemset, association rules, dan rekomendasi menu dalam bentuk tabel. Tampilan ini membantu pengguna memahami pola pembelian dan merumuskan strategi menu.

Realisasi wireframe kemudian diimplementasikan dalam website sebagai berikut:

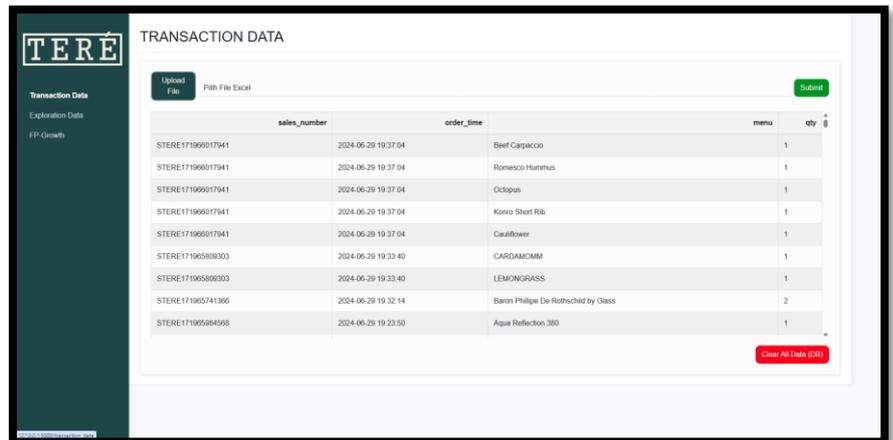
1. Halaman Dasar (base.html)



Gambar 15 Halaman Dasar

Berfungsi sebagai template utama untuk semua halaman. Memuat struktur HTML esensial, link ke Bootstrap dan CSS kustom, serta elemen navigasi seperti sidebar yang berisi link ke tiga modul utama. Halaman default saat sistem dijalankan adalah Transaction Data.

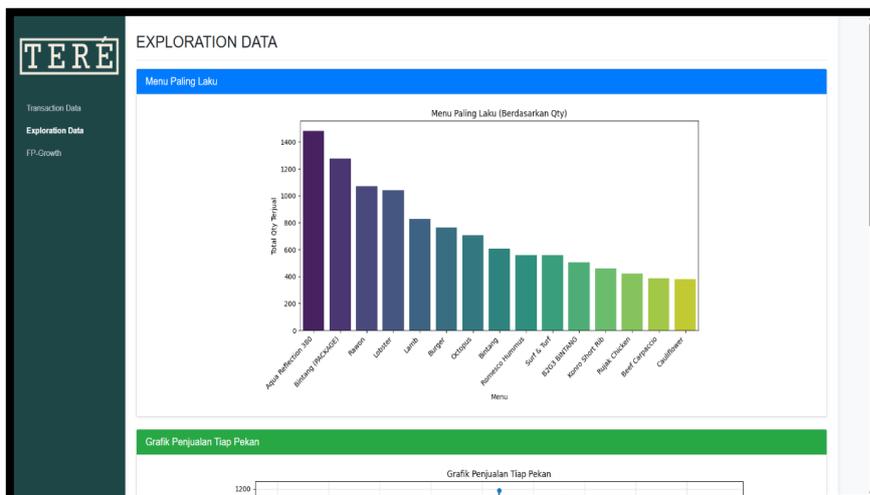
2. Halaman Transaction Data (transaction_data.html)



Gambar 16 Halaman Transaction Data

Mengelola dan menampilkan data penjualan. Pengguna dapat mengunggah file Excel, lalu file tersebut ditampilkan di tabel Transaction setelah diklik *Submit*.

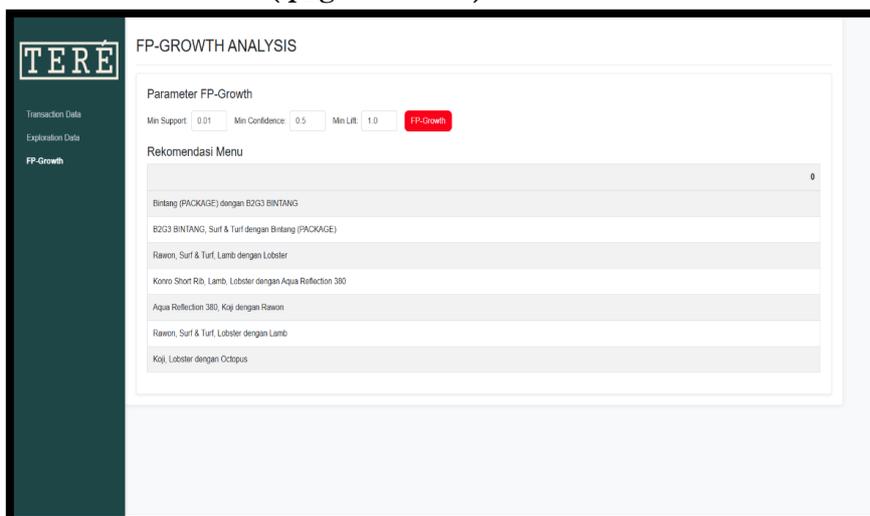
3. Halaman Exploration Data (exploration_data.html)



Gambar 17 Halaman Exploration Data

Mengelola dan menampilkan data penjualan. Pengguna dapat mengunggah file Excel, lalu file tersebut ditampilkan di tabel Transaction setelah diklik *Submit*.

4. Halaman FP-Growth (fp_growth.html)



Gambar 18 Halaman FP-Growth

Menyediakan antarmuka untuk menjalankan algoritma FP-Growth. Pengguna dapat menginput parameter sesuai kebutuhan, lalu sistem akan menampilkan hasil analisis berupa tabel rekomendasi menu secara dinamis.

4.2 Pembahasan

Algoritma *FP-Growth* adalah metode yang efisien untuk menemukan frequent itemsets (kumpulan item yang sering muncul bersamaan) dalam kumpulan data transaksi yang besar. Dalam konteks TERÉ café and bar, FP-Growth membantu mengidentifikasi pola pembelian makanan melalui langkah-langkah berikut:

1. Transformasi Data Transaksi:
Data mentah transaksi penjualan, yang mencantumkan setiap item dalam setiap sales number, diubah menjadi format biner (True/False) menggunakan one-hot encoding. Ini mengubah setiap transaksi menjadi sebuah "keranjang belanja" di mana kehadiran suatu item ditandai dengan True
2. Penemuan Frequent Itemsets:
Algoritma FP-Growth kemudian memproses data yang telah ditransformasi ini untuk menemukan semua kombinasi item (itemset) yang muncul di atas ambang batas minimum support yang ditentukan (dalam kasus ini, 1%). Ini berarti, FP-Growth mengidentifikasi item atau kombinasi item yang cukup sering dibeli oleh pelanggan. Misalnya, jika "Rawon" dan "Aqua Reflection 380" sering muncul

bersamaan dalam transaksi, FP-Growth akan mengidentifikasinya sebagai frequent itemset.

3. Pembentukan Association Rules:

Setelah frequent itemsets ditemukan, dibangunlah association rules berbentuk "*IF A, THEN B*" yang merepresentasikan kecenderungan pembelian bersama antar item. Kekuatan setiap aturan asosiasi diukur menggunakan tiga metrik utama: Support, yang menunjukkan frekuensi kemunculan itemset (A dan B) dalam keseluruhan transaksi; Confidence, yang mengukur seberapa sering item B dibeli ketika item A dibeli; serta Lift, yang mengindikasikan peningkatan probabilitas item B dibeli bersama item A, dibandingkan dengan probabilitas pembelian B secara independen ($lift > 1$ menunjukkan asosiasi positif). Melalui penerapan algoritma FP-Growth yang dikombinasikan dengan association rules, diperoleh rekomendasi paket menu yang spesifik untuk setiap sesi operasional di TERÉ Café and Bar. Rekomendasi ini didasarkan pada pola pembelian bersama dengan nilai support, confidence, dan lift yang signifikan. Rincian rekomendasi utama per sesi disajikan dalam Tabel 4.5 dan akan dibahas lebih lanjut pada bagian:

a. Sesi Opening

Pada sesi Opening, ditemukan beberapa kombinasi item dengan asosiasi yang sangat kuat. Kombinasi "Octopus" dan "Burger" menunjukkan asosiasi sempurna, dengan Confidence 100% dan Lift 26.2, yang berarti setiap kali *Octopus* dipesan, *Burger* juga selalu dipesan. Selain itu, *Burger* memiliki asosiasi kuat dengan "Mood Booster" (Confidence 40%, Lift 26.2), serta kombinasi "Extra Pork Sausage" dan "Scrambled Eggs" yang juga potensial (Confidence 50%, Lift 16.375). Berdasarkan temuan ini, disarankan pengembangan paket sarapan atau brunch yang menggabungkan *Octopus* dengan *Burger*, serta *Extra Pork Sausage* dengan *Scrambled Eggs*. Selain itu, strategi promosi seperti "Gratis Mood Booster dengan pembelian Burger" dapat diterapkan untuk meningkatkan penjualan produk terkait.

b. Sesi Lunch

Pada sesi Lunch, ditemukan pola pembelian bersama yang cukup kuat. Kombinasi "Baked Egg" dengan "Avocado Toast" atau "Tere Toast" menunjukkan asosiasi yang tinggi, dengan Confidence 42.86% dan Lift 15.31. Selain itu, kombinasi "Eggs Benedict" dan "Baked Egg" juga memiliki asosiasi signifikan (Confidence 35%, Lift 13.4). Berdasarkan hasil ini, disarankan untuk menawarkan paket makan siang seperti "*Baked Egg & Toast Bundle*" (dengan pilihan *Avocado* atau *Tere Toast*) serta "*Benedict Boost*" yang menggabungkan *Eggs Benedict* dan *Baked Egg* dengan harga promosi khusus, guna meningkatkan daya tarik menu di sesi ini.

c. Sesi Sunset

Pada sesi Sunset, pola asosiasi yang paling dominan ditemukan antara "Bintang (PACKAGE)" dan "B2G3 BINTANG", dengan Confidence 100% dan 83.33%, serta Lift 8.75, menunjukkan kecenderungan kuat pembelian bersama pada produk minuman ini. Selain itu, kombinasi "Heirloom Carrots" dan "Broccoli" juga cukup sering dipesan bersamaan (Confidence 33.33% dan 36.84%, Lift 7.37), diikuti oleh hubungan antara "Skipjack Tuna" dan "Duck" (Confidence 27.78%, Lift 6.48). Berdasarkan hasil ini, direkomendasikan untuk mendorong penjualan paket minuman "Bintang" melalui penawaran khusus, seperti bundling atau happy hour selama sesi Sunset. Untuk kategori makanan, dapat dipertimbangkan promosi menu seperti "*Vegetable Medley*" yang menggabungkan *Heirloom Carrots* dan *Broccoli*, guna menarik minat pelanggan terhadap kombinasi menu sehat di waktu sore.

d. Sesi Dinner

Pada sesi Dinner, pola asosiasi yang dominan kembali terlihat pada kombinasi "B2G3 BINTANG" dan "Bintang (PACKAGE)", dengan Confidence 82.83% dan 100%, serta Lift 7.86, menunjukkan kecenderungan pelanggan untuk memesan kedua paket minuman ini secara bersamaan. Selain itu, kombinasi "Cavano" dan "Ranu Kumbolo" juga menunjukkan asosiasi yang kuat (Confidence 47.62%, Lift 6.37), diikuti oleh hubungan antara "Gindara" dan "Seabream Pindang" (Confidence 17.89%, Lift 4.75). Berdasarkan temuan ini,

direkomendasikan untuk tetap memfokuskan promosi paket minuman "Bintang" selama sesi Dinner. Selain itu, dapat ditawarkan paket makanan pendamping seperti "Cavano & Ranu Kumbolo Pair" atau "Seafood Harmony" yang menggabungkan *Gindara* dan *Seabream Pindang*, guna memperkuat penjualan menu-menu terkait di waktu makan malam.

e. Sesi Happy Time

Pada sesi Happy Time, pola asosiasi paling kuat kembali terlihat pada kombinasi "B2G3 BINTANG" dan "Bintang (PACKAGE)", dengan Confidence 80% dan 100%, serta Lift 29, menunjukkan dominasi paket minuman ini di sesi tersebut. Selain itu, kombinasi "Sweetbread Karaage" dan "Konro Short Rib" juga memperlihatkan asosiasi yang signifikan (Confidence 61.11%, Lift 7.56), diikuti oleh pasangan "LEMONGRASS" dan "CARDAMOMM" yang cukup sering dipesan bersamaan (Confidence 21.67%, Lift 7.33). Berdasarkan hasil ini, disarankan untuk memanfaatkan sesi Happy Time guna mendorong penjualan paket minuman "Bintang" melalui penawaran happy hour yang menarik. Selain itu, dapat dikembangkan paket kudapan seperti "Karaage & Ribs Combo" atau "Aromatic Duo" yang menggabungkan LEMONGRASS dan CARDAMOMM, untuk memperkuat penjualan menu makanan ringan di sesi ini.

5. Perbandingan

Perbandingan dengan penelitian terdahulu atau metode state-of-the-art menjadi bagian penting untuk memberikan gambaran yang lebih terukur mengenai kontribusi dari penelitian ini. Secara umum, berbagai penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma FP-Growth pada domain analisis penjualan, seperti pada studi *Market Basket Analysis With Apriori Algorithm And Frequent Pattern Growth On Outdoor Product Sales Data* [5], maupun *Optimizing Inventory with Frequent Pattern Growth Algorithm for Small and Medium Enterprises* [6], telah menunjukkan bahwa FP-Growth mampu mengidentifikasi pola pembelian konsumen secara efisien. Pada penelitian ini, penerapan FP-Growth di TERÉ Café and Bar memperluas penerapan algoritma tersebut ke dalam analisis berbasis sesi operasional (season-based analysis), yang memberikan nilai tambah dalam konteks bisnis restoran dan bar. Pendekatan ini memungkinkan manajemen untuk mendapatkan insight yang lebih terfokus, karena pola pembelian dapat berbeda di setiap sesi, seperti Opening, Lunch, Sunset, Dinner, dan Happy Time. Selain itu, dibandingkan metode seperti Apriori yang memerlukan proses pembangkitan kandidat itemset yang cukup berat secara komputasi, FP-Growth terbukti lebih efisien dalam menangani dataset berukuran besar dan kompleks, sebagaimana ditunjukkan dalam penelitian ini dengan pengolahan 21.208 transaksi.

6. Kesimpulan

Dari hasil analisis data penjualan menggunakan algoritma FP-Growth dan association rules di TERÉ Café and Bar Seminyak, diperoleh kesimpulan bahwa algoritma ini berhasil mengidentifikasi pola pembelian makanan dan minuman melalui ekstraksi frequent itemset, perhitungan nilai support dan confidence, pembuatan aturan asosiasi berbasis lift ratio, serta memberikan insight untuk strategi pemasaran berdasarkan preferensi konsumen di berbagai sesi waktu. FP-Growth memberikan dasar empiris bagi perancangan paket menu, dengan pola pembelian yang bervariasi di tiap sesi; misalnya, kombinasi "Octopus" dan "Burger" atau "Baked Egg" dan "Avocado Toast" populer di sesi pagi dan siang, sementara minuman beralkohol dan hidangan berbahan dasar daging lebih dominan di sesi sore dan malam. Untuk pengembangan sistem ke depan, disarankan untuk mengeksplorasi algoritma asosiasi lain seperti Apriori atau Eclat, menerapkan constraint-based association rule mining, menggabungkan metode lain seperti klasifikasi, klustering, atau regresi, serta mengembangkan sistem berbasis platform lain (mobile atau desktop) dengan fitur update data dan halaman verifikasi pengguna.

Kontribusi Penulis: Paragraf pendek yang menjelaskan kontribusi masing-masing penulis harus disertakan untuk artikel penelitian dengan beberapa penulis (**wajib untuk lebih dari 1 penulis**). Pernyataan berikut harus digunakan "Konseptualisasi: XX dan YY; Metodologi: XX; Perangkat Lunak: XX; Validasi: XX, YY dan ZZ; Analisis formal: XX; Investigasi: XX;

Sumber daya: XX; Kurasi data: XX; Penulisan—persiapan draf asli: XX; Penulisan—peninjauan dan penyuntingan: XX; Visualisasi: XX; Supervisi: XX; Administrasi proyek: XX; Akuisisi pendanaan: YY”

Pendanaan: Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

Pernyataan Ketersediaan Data: Data yang mendukung temuan dalam penelitian ini tersedia atas permintaan kepada penulis. Data tidak dipublikasikan secara terbuka karena alasan privasi dan kerahasiaan data bisnis TERÉ Café and Bar.

Ucapan Terima Kasih: Penulis mengucapkan terima kasih kepada TERÉ Café and Bar Seminyak atas kesempatan dan dukungan yang diberikan dalam penyediaan data transaksi penjualan. Penulis juga berterima kasih kepada dosen pembimbing atas bimbingan selama proses penelitian. Tidak ada perangkat AI yang digunakan dalam proses penulisan atau pengolahan naskah ini, kecuali untuk asistensi editing minor.

Konflik Kepentingan: Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan. Pendana tidak memiliki peran dalam desain studi; dalam pengumpulan, analisis, atau interpretasi data; dalam penulisan naskah; atau dalam keputusan untuk menerbitkan hasil.

Referensi

- [1] J. Smith and A. Johnson, “Current Sales Strategies in the Food and Beverage Industry: Challenges and Opportunities,” *J. Food Beverage Manag.*, pp. 100–115, 2022.
- [2] N. Herlina, “Analisis Komparasi Strategi Pemasaran Home Industry Dengan Cara Tradisional Dan E-Marketing Dalam Peningkatan Usaha,” *J. Edukasi*, pp. 293–297, 2018.
- [3] F. M. Poluan, S. L. Mandey, and I. W. Ogi, “Strategi Marketing Mix Dalam Meningkatkan Volume Penjualan (Studi Pada Minuman Kesehatan Instant Alvero),” *J. Emba*, pp. 2969–2978, 2019.
- [4] A. R. Riszky and M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, pp. 103–108, 2019.
- [5] R. Amelia and D. P. Utomo, “Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerapkan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus PT. Adam Dani Lestari),” *Komik (Konfrensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, pp. 416–423, 2019.
- [6] W. P. Nurmayanti *et al.*, *Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent*. 2021.
- [7] I. Riadi, Herman, Fitria, and Suprihatin, *Optimizing Inventory with Frequent Pattern Growth Algorithm for Small and Medium Enterprises*. 2022.
- [8] Binus University, “No Title.” [Online]. Available: <https://graduate.binus.ac.id/2022/05/31/perlukah-strategi-penjualan-berikut-5-strategi-yang-bisa-anda-pakai/>
- [9] P. Kotler and G. Amstrong, *Principles of Marketing*. Pearson Prentice Hall, 2008.
- [10] Larose, *DATA MINING METHODS AND MODELS*. 2006.
- [11] S. Nurajizah, “Analisa Transaksi Penjualan Obat menggunakan Algoritma Apriori,” *J. INOVTEK POLBENG - SERI Inform.*, vol. 4, pp. 36–38, 2019.
- [12] F. Gorunescu, *Data Mining Concept, Model and Technique*. Berlin: Springer, 2011.
- [13] G. Miner, *HANBOOK OF STATISTICAL ANALYSIS AND DATA MINING APPLICATIONS*. 2009.
- [14] Erwin, “Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Dan FP-Growth,” *J. Generic*, pp. 26–30, 2009.
- [15] R. Fitria, W. Nengsih, and D. H. Qudsi, “Implementasi Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Hubungan Kecelakaan Lalu Lintas,” *J. Sist. Inf.*, pp. 118–124, 2017.
- [16] N. R. Ardani and N. Fitriana, “Sistem Rekomendasi Pemesanan Sparepart Dengan Algoritma FP-Growth,” *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf. dan Multimed.*, pp. 6–7, 2016.
- [17] R. Selamet, “Association Rule,” *Media Inform.*, vol. 7, pp. 37–38, 2008.
- [18] S. Salsabila, “No Title.” [Online]. Available: paralel.esaunggul.ac.id/pluginfile.php?file=/313692/mod_resource/content/2

- [19] E. Munanda and S. Monalisa, "PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK PENENTUAN TATA LETAK BARANG," *Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, pp. 173–184, 2021.