

---

## Analisis Performa Penjualan dan Prediksi Omzet dengan Pendekatan *Market Basket Analysis* Berbasis *Data Analytics*

Jilang Ramadhani<sup>1</sup>, Lusiana Efrizoni<sup>2</sup>, Helda Yenni<sup>3</sup>, Fransiskus Zoromi<sup>4</sup>

jilangramadhan29@gmail.com<sup>1</sup>, lusiana@stmik-amik-riau.ac.id<sup>2</sup>, heldayenni@usti.ac.id<sup>3</sup>,

fransiskus\_zoromi@sar.ac.id<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Universitas Sains dan Teknologi Indonesia

---

### Informasi Artikel

Diterima : 12 Mar 2025

Direvisi : 21 Mar 2025

Disetujui : 15 Apr 2025

---

### Kata Kunci

*Market Basket Analysis, Apriori, Regresi Linear Sederhana, Prediksi Omzet, Data Analytics, Retail.*

---

### Abstrak

Pesatnya perkembangan bisnis ritel menuntut strategi pemasaran berbasis data untuk meningkatkan performa penjualan dan omzet. Penelitian ini menggunakan *Market Basket Analysis* (MBA) dengan algoritma *Apriori* untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen dan Regresi Linear Sederhana untuk memprediksi omzet berdasarkan jumlah transaksi harian. Data transaksi Alfamart Wingky Mart periode Maret–September 2024 dianalisis guna menemukan hubungan antar produk serta tren penjualan. Hasil MBA menunjukkan kombinasi produk Bimoli, Gula, dan Tepung memiliki support 42.16% dan confidence 99.37%, yang dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran. Model regresi menghasilkan  $R^2$  sebesar 35.65%, menunjukkan hubungan antara jumlah transaksi dan omzet, meskipun masih terdapat faktor lain yang berpengaruh. Penelitian ini memberikan wawasan strategis bagi bisnis ritel dalam optimasi tata letak produk, promosi bundling, serta peningkatan omzet berbasis analisis data.

---

### Keywords

*Market Basket Analysis, Apriori, Simple Linear Regression, Revenue Prediction, Data Analytics, Retail.*

---

### Abstract

*The rapid growth of the retail industry demands data-driven marketing strategies to enhance sales performance and revenue. This study employs Market Basket Analysis (MBA) with the Apriori algorithm to identify consumer purchasing patterns and Simple Linear Regression to predict revenue based on daily transaction volume. Transaction data from Alfamart Wingky Mart for the period of March–September 2024 was analyzed to uncover product associations and sales trends. The MBA results indicate that the combination of Bimoli, Sugar, and Flour has a support value of 42.16% and confidence of 99.37%, which can be leveraged for marketing strategies. The regression model yields an  $R^2$  value of 35.65%, demonstrating a relationship between transaction volume and revenue, although other influencing factors exist. This study provides strategic insights for retail businesses in optimizing product placement, bundling promotions, and increasing revenue based on data analysis.*

## A. Pendahuluan

Kemajuan teknologi informasi telah mengubah cara perusahaan dalam mengelola data penjualan. Dahulu, data penjualan hanya berfungsi sebagai arsip transaksi, namun saat ini berkembang menjadi sumber informasi strategis yang dapat diolah untuk meningkatkan daya saing bisnis [1]. Dengan semakin banyaknya volume data transaksi yang dihasilkan oleh bisnis ritel, diperlukan metode analisis yang mampu menggali wawasan berharga dari data tersebut. Salah satu pendekatan yang semakin banyak diterapkan dalam dunia ritel adalah *Market Basket Analysis* (MBA), yang bertujuan mengidentifikasi keterkaitan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Dengan memahami pola pembelian ini, perusahaan dapat merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti promosi bundling, penempatan produk yang optimal, dan strategi harga yang lebih tepat sasaran [2].

Alfamart merupakan salah satu jaringan ritel modern terbesar di Indonesia yang telah mengalami pertumbuhan pesat sejak didirikan pada tahun 1989. Perusahaan ini menawarkan berbagai produk kebutuhan sehari-hari, termasuk bahan pokok seperti gula dan beras, serta menjalin kerja sama dengan berbagai produsen untuk memastikan ketersediaan produk yang beragam bagi konsumen [3]. Seiring dengan meningkatnya jumlah transaksi harian yang terjadi di gerai-gerai Alfamart, tantangan dalam pengelolaan data transaksi menjadi semakin kompleks. Jika tidak dianalisis dengan baik, data transaksi yang besar dapat menyebabkan kurang optimalnya strategi pemasaran dan penempatan produk.

Menurut [4] lebih dari 50% perusahaan ritel global telah mengadopsi teknologi berbasis data analitik untuk mengoptimalkan strategi pemasaran mereka. Di Indonesia, sektor ritel mengalami pertumbuhan sebesar 7,3% pada tahun 2023, yang sebagian besar didorong oleh pemanfaatan teknologi data-driven dalam pengambilan keputusan bisnis. Namun, besarnya volume data transaksi yang dihasilkan oleh bisnis ritel seperti Alfamart menghadirkan tantangan tersendiri dalam pengolahannya. Analisis yang tidak optimal dapat menghambat pemahaman terhadap perilaku pelanggan serta mengurangi efektivitas strategi pemasaran yang diterapkan [5].

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi tantangan ini adalah *Market Basket Analysis* (MBA), sebuah metode analisis data yang bertujuan mengidentifikasi keterkaitan antar produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Melalui pendekatan ini, perusahaan dapat mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti penempatan produk yang strategis dan promosi bundling yang sesuai dengan pola pembelian pelanggan. Penelitian yang dilakukan oleh [6] menunjukkan bahwa penerapan *Market Basket Analysis* pada transaksi ritel dapat meningkatkan penjualan hingga 20% dengan mengelompokkan produk yang memiliki keterkaitan kuat dalam pola pembelian. Dengan memahami hubungan antar produk dalam transaksi, perusahaan dapat meningkatkan efisiensi strategi pemasaran dan optimalisasi tata letak produk guna meningkatkan omzet [7].

Selain analisis pola pembelian konsumen, prediksi performa penjualan dalam bentuk omzet juga menjadi aspek strategis yang penting dalam dunia bisnis [8]. Salah satu metode yang sering digunakan dalam prediksi omzet adalah Regresi Linear Sederhana, yang memungkinkan perusahaan untuk menganalisis hubungan

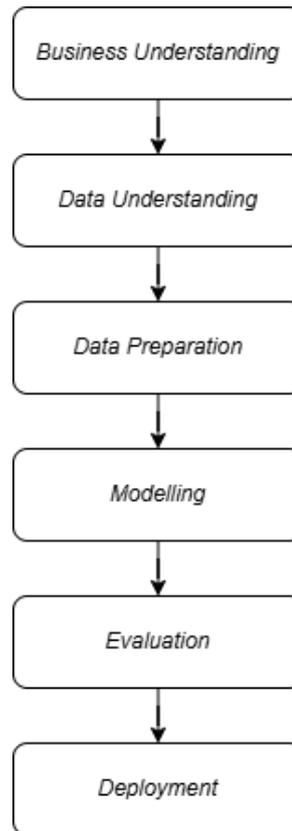
antara jumlah transaksi harian dengan pendapatan yang dihasilkan. Penelitian yang dilakukan oleh [9] menunjukkan bahwa regresi linear sederhana dapat digunakan untuk memproyeksikan harga beras dengan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 337,996, yang menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi dalam analisis prediktif. Pendekatan serupa dapat diterapkan dalam analisis performa penjualan untuk membantu bisnis dalam memproyeksikan omzet secara lebih akurat, yang pada akhirnya dapat digunakan sebagai dasar dalam perencanaan strategi operasional dan pemasaran.

Meskipun *Market Basket Analysis* dan Regresi Linear Sederhana memiliki potensi besar dalam meningkatkan efisiensi bisnis ritel, penerapannya tidak terlepas dari tantangan. Keberhasilan analisis bergantung pada ketersediaan data transaksi yang akurat dan lengkap. Selain itu, penggunaan algoritma yang tepat, seperti algoritma Apriori, sangat penting untuk mengidentifikasi pola hubungan antar produk dalam jumlah besar secara efisien [10]. Kesalahan dalam pengolahan data atau parameter yang tidak optimal dapat menghasilkan rekomendasi yang kurang akurat, sehingga mengurangi efektivitas strategi pemasaran yang diterapkan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa penjualan dan memprediksi omzet dengan menggunakan pendekatan *Market Basket Analysis* berbasis algoritma Apriori dan Regresi Linear Sederhana.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan strategis bagi Alfamart dalam mengoptimalkan strategi pemasaran berbasis data, meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan stok dan produk, serta membantu perusahaan dalam memproyeksikan pendapatan berdasarkan jumlah transaksi harian. Dengan memahami pola pembelian pelanggan dan prediksi omzet yang lebih akurat, diharapkan Alfamart dapat meningkatkan daya saingnya dalam industri ritel yang semakin kompetitif.

## **B. Metode Penelitian**

Penelitian ini menggunakan pendekatan *CRISP-DM* (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai metodologi utama dalam pengolahan data. Metode ini dipilih karena menyediakan kerangka kerja yang sistematis dan terstruktur untuk analisis data. *CRISP-DM* (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) merupakan metodologi standar dalam industri yang menjadi acuan dalam analisis data [11]. Dikembangkan pada tahun 1996 melalui kolaborasi beberapa perusahaan, metodologi ini menyediakan pendekatan terstruktur namun adaptif untuk melaksanakan proyek *data mining* di berbagai sektor industri [12]. Framework ini menghadirkan enam fase yang saling berkaitan, yang dirancang untuk membantu perusahaan dalam memproses data mentah menjadi wawasan yang dapat ditindaklanjuti untuk pengambilan keputusan strategis [13]. Alur Penelitian *CRISP-DM* disajikan pada gambar 1.



**Gambar 1.** Alur Penelitian *CRISP-DM*

### **1. Business Understanding**

Penelitian ini berfokus pada analisis pola pembelian konsumen dan prediksi omzet guna mendukung strategi bisnis Alfamart. Seiring berkembangnya industri ritel dan meningkatnya jumlah transaksi harian, pemanfaatan data transaksi menjadi kunci dalam pengambilan keputusan bisnis [7]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menganalisis hubungan antar produk yang sering dibeli bersama menggunakan *Market Basket Analysis* (MBA) berbasis Algoritma *Apriori*, sehingga manajemen dapat mengoptimalkan strategi pemasaran, seperti pengelompokan produk dan strategi bundling untuk meningkatkan efektivitas promosi. Selain itu, penelitian ini memprediksi omzet harian berdasarkan jumlah transaksi menggunakan Regresi Linear Sederhana, guna membantu perencanaan operasional dan pemasaran yang lebih akurat. Hasil analisis ini diharapkan memberikan rekomendasi berbasis data untuk optimasi tata letak produk, pengelolaan stok, dan penerapan promosi yang lebih efektif.

### **2. Data Understanding**

Pada tahap ini, dilakukan eksplorasi awal terhadap dataset yang digunakan. Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data private yang diperoleh dari Alfamart Franchise Wingky Mart dan terdiri dari dua jenis dataset utama, yaitu data transaksi dan data omzet.

### 3. Data Preparation

Pada tahap ini, dilakukan pembersihan dan transformasi data agar siap digunakan dalam analisis. Langkah pertama adalah menghapus data duplikat dan data yang tidak relevan untuk memastikan kualitas data yang lebih akurat. Selanjutnya, data transaksi dikonversi ke dalam format one-hot encoding agar dapat digunakan dalam *Market Basket Analysis* (MBA) berbasis Algoritma *Apriori*. Selain itu, data omzet dibagi menjadi variabel independen (jumlah transaksi) dan variabel dependen (total transaksi) untuk pemodelan analisis Regresi Linear Sederhana.

### 4. Modelling

Pada tahap Modeling, penelitian ini menerapkan *Market Basket Analysis* (MBA) dengan Algoritma *Apriori* untuk menganalisis hubungan antar produk yang sering dibeli bersama, serta Regresi Linear Sederhana untuk memprediksi omzet berdasarkan jumlah transaksi harian. *Market Basket Analysis* dilakukan melalui *Frequent Itemset*, pembentukan aturan asosiasi, dan evaluasi model menggunakan *Lift Ratio*. Sementara itu, Regresi Linear Sederhana digunakan untuk menganalisis hubungan antara jumlah transaksi dan total transaksi(omzet), serta dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan  $R^2$ .

### 5. Evaluation

Evaluasi Market Basket Analysis (MBA) dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu Support, yang mengukur seberapa sering suatu kombinasi produk muncul dalam transaksi, Confidence, yang mengukur probabilitas suatu produk dibeli jika produk lainnya telah dibeli, serta Lift Ratio, yang menilai kekuatan hubungan antar produk dibandingkan dengan ekspektasi acak [14]. Sementara itu, evaluasi model regresi dilakukan untuk mengukur keakuratan prediksi omzet. Metrik yang digunakan meliputi *Mean Absolute Error* (MAE) untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam prediksi omzet, *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk menilai tingkat kesalahan prediksi dalam skala asli omzet, serta Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) yang menunjukkan seberapa baik model mampu menjelaskan variasi dalam data omzet.

### 6. Deployment

Pada tahap *Deployment*, hasil analisis diimplementasikan dalam sistem berbasis *Streamlit* untuk memudahkan visualisasi dan interpretasi data. Sistem ini dilengkapi dengan dashboard interaktif yang menampilkan hasil *Market Basket Analysis*, yang memungkinkan pihak manajemen toko untuk melihat pola keterkaitan antar produk secara visual. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur prediksi omzet harian berdasarkan jumlah transaksi menggunakan model regresi linear sederhana, sehingga dapat membantu perencanaan bisnis yang lebih akurat. sistem ini juga memberikan hasil analisis sebagai optimasi tata letak produk, serta prediksi omzet yang didapatkan guna meningkatkan efektivitas pemasaran dan penjualan.

## C. Hasil dan Pembahasan

### 1. *Business Understanding*

Penelitian ini bertujuan untuk mendukung strategi bisnis Alfamart dengan menganalisis data transaksi harian yang mencakup produk yang dibeli, jumlah transaksi, dan total omzet. Dalam dunia ritel yang semakin kompetitif, pemanfaatan data ini sangat penting untuk menghasilkan wawasan strategis guna meningkatkan efisiensi operasional dan daya saing. Penelitian ini menggunakan dua pendekatan utama, yaitu *Market Basket Analysis* (MBA) dan Regresi Linear Sederhana. *Market Basket Analysis* diterapkan untuk menemukan pola pembelian konsumen dan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, yang dapat dimanfaatkan untuk strategi penataan produk di toko. Sementara itu, Regresi Linear Sederhana digunakan untuk memodelkan hubungan antara jumlah transaksi dan Total Transaksi (omzet), sehingga mampu memproyeksikan pendapatan secara akurat. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi strategis bagi Alfamart Wingky Mart, terutama dalam perencanaan inventaris, peningkatan penjualan, dan pengelolaan pengalaman pelanggan yang lebih baik.

### 2. *Data Understanding*

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data private yang diperoleh dari Alfamart Franchise Wingky Mart yang terletak di Jl. Sudirman, Baserah, Kuantan Singingi. Dataset yang digunakan terdiri dari dua jenis, yaitu Data Transaksi dan Data Omzet yang disimpan dalam format excel. Data Transaksi mencakup 43.657 transaksi, yang terdiri dari variabel Tanggal Transaksi, No Transaksi, dan Nama Item yang dibeli oleh pelanggan. Sementara itu, Data Omzet mencakup 203 data yang terdiri dari variabel Tanggal, Jumlah Transaksi dan Total Transaksi. Periode data yang digunakan adalah dari Maret hingga September 2024, Data ini diharapkan memadai untuk mendukung analisis pola pembelian dan prediksi omzet dalam penelitian. Berikut adalah data yang digunakan :

#### 1. Data Transaksi

Data Transaksi yang digunakan untuk analisis pola pembelian disajikan pada tabel 1.

**Tabel 1.** Data Transaksi

No	Tanggal Transaksi	No Transaksi	Nama Item
0	04/03/2024	1	Sandal, Bimoli, Astor, biscuit, biscuit, Milo,...
1	04/03/2024	2	Bimoli, Gula
2	04/03/2024	3	Frisian flag, Pocky, Tepung, royco, Stick Sate
3	04/03/2024	4	Sandal
4	04/03/2024	5	Sandal, Tisu
...	...	...	...
43652	30/09/2024	43653	Teajus, kacang garing, Goodnes, Bebelove, adem...
43653	30/09/2024	43654	Mustang Coffe Cream, S26 Promil, teh, rapika
43654	30/09/2024	43655	Apollo, biscuit, Kacang atom, Mustang Coffe Cr...

No	Tanggal Transaksi	No Transaksi	Nama Item
43655	30/09/2024	43656	Pilus ikan, Kiranti, Ceisya laundry, Mentega, ...
43656	30/09/2024	43657	Good Day, milkuat, Extrajoss

Berdasarkan data transaksi di atas, Untuk memastikan kualitas data, dilakukan pemeriksaan informasi dataset, missing values, data duplikat, statistik deskriptif, dan jumlah nilai unik per kolom menggunakan Python. Hasil Uji kualitas data omzet ditampilkan pada gambar 2.

```

Informasi Dataset:

    Tanggal Transaksi No Transaksi Nama Item
dtype      datetime64[ns]         int64   object

Cek Missing Values:

    Tanggal Transaksi No Transaksi Nama Item
0                   0             0       0

Cek Data Duplikat:
Jumlah duplikasi: 0

Statistik Deskriptif:
                Tanggal Transaksi  No Transaksi
count                                43657  43657.000000
mean   2024-06-16 06:19:11.320521472  21829.000000
min     2024-03-04 00:00:00             1.000000
25%     2024-04-29 00:00:00          10915.000000
50%     2024-06-15 00:00:00          21829.000000
75%     2024-08-06 00:00:00          32743.000000
max     2024-09-30 00:00:00          43657.000000
std                                           NaN  12602.834688

Jumlah Nilai Unik per Kolom:

    Tanggal Transaksi No Transaksi Nama Item
0                   203          43657    29035
    
```

Gambar 2. Hasil Uji Kualitas Data Transaksi

2. Data Omzet

Data omzet yang digunakan untuk prediksi disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Omzet

No	Tanggal	Jumlah Transaksi	Total Transaksi
0	04/03/2024	214	10.902.680
1	05/03/2024	162	8.045.500
2	06/03/2024	165	7.506.503
3	07/03/2024	145	5.822.502
4	08/03/2024	85	2.160.500
...	...	...	...
198	26/09/2024	186	5.667.606
199	27/09/2024	210	7.276.920
200	28/09/2024	200	6.771.600

No	Tanggal	Jumlah Transaksi	Total Transaksi
201	29/09/2024	200	9.000.600
202	30/09/2024	180	6.195.060

Berdasarkan data omzet di atas, Untuk memastikan kualitas data, dilakukan pemeriksaan informasi dataset, missing values, data duplikat, statistik deskriptif, dan jumlah nilai unik per kolom menggunakan Python. Hasil Uji kualitas data omzet ditampilkan pada gambar 3.

```

Informasi Dataset:
      Tanggal Transaksi Jumlah Transaksi Total Transaksi
Dtype      datetime64[ns]              int64              int64

Cek Missing Values:
      Tanggal Transaksi Jumlah Transaksi Total Transaksi
0                    0                0                0

Cek Data Duplikat:
Jumlah duplikasi: 0

Statistik Deskriptif:
      Tanggal Transaksi Jumlah Transaksi Total Transaksi
count                    203          203.000000  2.030000e+02
mean  2024-06-19 05:47:35.172413696      215.059113  1.061274e+07
min    2024-03-04 00:00:00              85.000000  3.793380e+06
25%    2024-04-30 12:00:00             193.000000  8.018762e+06
50%    2024-06-21 00:00:00             205.000000  1.038061e+07
75%    2024-08-10 12:00:00             232.000000  1.255638e+07
max    2024-09-30 00:00:00             578.000000  2.156305e+07
std                    NaN              46.379157  3.108720e+06

Jumlah Nilai Unik per Kolom:
      Tanggal Transaksi Jumlah Transaksi Total Transaksi
0                    203                99                203

```

**Gambar 3.** Hasil Uji Kualitas Data Omzet

### 3. Data Preparation

Tahap *Data Preparation* melibatkan pembersihan dan transformasi data untuk memastikan kesiapannya dalam proses analisis [12]. Data transaksi yang duplikat dihapus, serta menghapus kolom yang tidak digunakan. Untuk *Market Basket Analysis*, data transaksi diubah ke format *one-hot encoding*, di mana setiap produk direpresentasikan sebagai kolom biner. Hasil *preprocessing* Data transaksi *Preparation* ini ditampilkan pada Gambar 4.

Data Setelah One-Hot Encoding (Format 0 dan 1):

	Adem sari	Ajinomoto	Alat tulis	Ale ale	Amplop	Anlene	Apollo	Aqua	Astor	Autan	...	Vixal	Wafer	Waffle	Wipol	Yakult	Yogurt	You c1000	You c1001	Yoyic	Zen	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
43652	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
43653	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
43654	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
43655	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
43656	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

43657 rows x 432 columns

Gambar 4. Data Transaksi preparation

Pada tahapan ini di lakukan *One-Hot Encoding* di mana setiap produk direpresentasikan sebagai kolom dengan nilai biner (1 jika produk ada dalam transaksi, 0 jika tidak). Kemudian untuk Regresi Linear Sederhana Sederhana data omzet disiapkan dengan memisahkan variabel independen (Jumlah Transaksi) dan variabel dependen (Total Transaksi) serta menghapus kolom yang tidak digunakan. Data omzet preparation disajikan pada Gambar 5.

Dataset Setelah Menghapus Kolom Tanggal

	Jumlah Transaksi	Total Transaksi
0	214	10902680
1	162	8045500
2	165	7506503
3	145	5822502
4	85	2160500
...	...	...
198	186	5667606
199	210	7276920
200	200	6771600
201	200	9000600
202	180	6195060

203 rows x 2 columns

Gambar 5. Data Omzet Preparation

#### 4. Modelling

Pada tahap ini, algoritma *Apriori* dan Regresi Linear Sederhana digunakan untuk mencapai tujuan penelitian. Algoritma *Apriori* diterapkan untuk menemukan pola pembelian konsumen dalam data transaksi, sedangkan Regresi Linear Sederhana digunakan untuk memprediksi omzet berdasarkan jumlah transaksi harian. Untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam, berikut adalah contoh perhitungan manual dari masing-masing algoritma yang diterapkan dalam penelitian ini :

### 1. Market Basket Analysis (MBA) dengan algoritma *Apriori*

Pada tahap ini, algoritma *Apriori* digunakan untuk menemukan pola pembelian pelanggan. Tujuan utama adalah mengidentifikasi kombinasi item yang sering dibeli bersama, yang kemudian digunakan untuk membangun aturan asosiatif (association rules). Proses modeling dilakukan secara bertahap, mulai dari menghitung frequent itemsets hingga menghasilkan association rules. 10 data sampel akan digunakan untuk dilakukan perhitungan manual, 10 data tersebut disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Data Sampel Transaksi

No Transaksi	Nama Item
1	cokelat, biskuit, Chitato, Beng Beng, energen, Oreo, Tisu, Pop Mie, Ice Cream, Hatari, Semir Sepatu, pejoy, Pocky, potabee, Kerupuk, milo, sereal, indomilk, silet, Kacang Hijau, Kopi AM
2	teh, detergent, Sarden
3	French Fries, sereal, milku, Permen
4	Milo, Ice Cream, sereal
5	Ice Cream
6	milo, Permen
7	rumput laut, Alat Tulis, Ice Cream, ice cream, Pasta Gigi
8	bio
9	Ice Cream, SGM, Pasta Gigi, Mama Lemon, biskuit, Jelly, Cap Enak
10	Indomie, Beras, rumput laut, biskuit, permen, fruit tea

Dari data sampel di atas, selanjutnya di lakukan tahapan One-Hot Encoding untuk mengubah data kategorikal menjadi data tabular atau format numerik biner (0 dan 1), dimana 1 menandakan item terdapat di dalam transaksi dan 0 menandakan item tidak terdapat di dalam transaksi. data yang sudah di rubah ke format tabular tersebut disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Data Tabular

No Transaksi	Cokelat	Biskuit	Chitato	Beng Beng	...	Jelly	Cap Enak	Indomie	Beras	Fruit Tea
1	1	1	1	1	...	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
9	0	1	0	0	...	1	1	0	0	0
10	0	1	0	0	...	0	0	1	1	1

Dari data tabular di atas, selanjutnya di lakukan tahapan pada *apriori* dengan ketentuan parameter *Minimum Support* 20% (0,2) dan *Minimum Confidence* 50% (0,5), Adapun tahapan selanjutnya pada *apriori* di jelaskan sebagai berikut :

a. Menghitung *Frequent 1-Itemset*

Pada tahap ini, item tunggal dianalisis untuk mengetahui apakah memenuhi *minimum support*, Rumus :

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \tag{1}$$

Langkah Langkah :

1. Hitung jumlah transaksi (*Support Count*) Dimana setiap item muncul
2. Hitung nilai *Support*
3. Pilih item dengan *Minimum Support*  $\geq 0.2$ , Hasil dari tahapan ini disajikan pada Tabel 5.

**Tabel 5. 1** Itemset

No	1 itemset terpilih		
	Item	Support Count	Support
1	Biscuit	3	3/10 = 0,3
2	Ice Cream	5	5/10 = 0,5
3	Milo	3	3/10 = 0,3
4	Sereal	3	3/10 = 0,3
5	Permen	3	3/10 = 0,3
6	Rumput Laut	2	2/10 = 0,2
7	Pasta Gigi	2	2/10 = 0,2

b. Membentuk *Frequent 2-Itemset*

Pada tahap ini, kombinasi pasangan item dihitung support-nya.

$$Support(A \cup B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \tag{2}$$

Langkah Langkah :

1. Gabungkan item dari *frequent 1-itemsets* menjadi pasangan (*2-itemset*).
2. Hitung jumlah transaksi (*Support Count*) Dimana kedua item dalam pasangan muncul Bersama
3. Hitung nilai *support* kemudian pilih item dengan *Minimum Support*  $\geq 0.2$ , Hasil dari tahapan ini disajikan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Kombinasi 2 Itemset

No	Tabel 2 itemset terpilih		
	Item	Support Count	Support
1	Biscuit, Ice Cream	2	2/10 = 0,2
2	Ice Cream, Milo	2	2/10 = 0,2
3	Ice Cream, Sereal	2	2/10 = 0,2
4	Milo, Sereal	2	2/10 = 0,2
5	Milo, Permen	2	2/10 = 0,2

c. Membentuk Frequent 3-Itemset

Pada tahap ini, kombinasi tiga item dihitung support-nya

$$Support(A \cup B \cup C) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A,B\ dan\ C}{Total\ Transaksi} \tag{3}$$

Langkah Langkah :

1. Gabungkan *frequent 2-itemsets* menjadi kombinasi tiga item (*3-itemset*).
2. Hitung jumlah transaksi (*Support Count*) di mana ketiga item dalam kombinasi muncul bersama.
3. Hitung Nilai *Support*, kemudian pilih kombinasi dengan *Minimum Support*  $\geq 0.2$ , hasil dari tahapan ini disajikan pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Kombinasi 3 itemset

Tabel 3 itemset terpilih			
No	Item	$\Sigma$	Support
1	Ice Cream, Milo, Sereal	2	2/10 = 0,2

d. Membentuk *Association Rules*

Pada tahap ini, aturan asosiatif dihasilkan dari *frequent itemsets* yang memenuhi *minimum support*.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \tag{4}$$

Langkah Langkah :

1. Pilih subset dari *frequent itemsets* sebagai *antecedent* (A) dan *consequent* (B).
2. Hitung *confidence* untuk setiap aturan.
3. Pilih aturan dengan *confidence*  $\geq 50\%$ , Hasil dari tahapan ini disajikan pada Tabel

**Tabel 8.** *Association Rules*

No	Rule	Confidence	Valid ( $\geq 50\%$ )
1	{Ice Cream, Milo} $\rightarrow$ {Sereal}	1	Ya
2	{Ice Cream, Sereal} $\rightarrow$ {Milo}	1	Ya
3	{Milo, Sereal} $\rightarrow$ {Ice Cream}	1	Ya
4	{Ice Cream} $\rightarrow$ {Milo, Sereal}	0,4	Tidak
5	{Milo} $\rightarrow$ {Ice Cream, Sereal}	0,67	Ya
6	{Sereal} $\rightarrow$ {Ice Cream, Milo}	0,67	Ya

2. Regresi Linear Sederhana

Pada Tahap ini, Teknik Regresi Linear Sederhana dipilih karena dapat memodelkan hubungan linier antara variabel independen X (Jumlah Transaksi) dan variabel dependen Y (Total Transaksi). Regresi linear dipilih karena teknik ini sederhana namun efektif untuk memodelkan hubungan antara dua variabel kontinu. Dengan model ini diharapkan pemilik retail memahami pola hubungan antara jumlah transaksi dan omzet, serta memprediksi nilai omzet berdasarkan jumlah transaksi tertentu. 10 data sampel akan digunakan untuk dilakukan perhitungan manual, 10 data tersebut disajikan pada Tabel

Tabel 9. Data Sampel Omzet

No	Jumlah Transaksi (X)	Total Transaksi (Y)
1	214	10.902.680
2	162	8.045.500
3	165	7.506.503
4	145	5.822.502
5	85	2.160.500
6	202	11.880.500
7	239	12.454.000
8	328	18.597.500
9	199	9.380.500
10	150	4.910.000
$\Sigma$	1889	91660185

## a. Statistik Dasar

Hitung Nilai berikut

1.  $\Sigma X = 1,899$
2.  $\Sigma Y = 91,660,185$
3.  $\Sigma X^2 = 395,125$
4.  $\Sigma Y^2 = 1,032,732,661,261,410$
5.  $\Sigma XY = 19,982,589,305$
6.  $N = 10$  (jumlah data)

## b. Koefisien Kemiringan (b)

$$b = \frac{n(\Sigma XY) - (\Sigma X)(\Sigma Y)}{(n)(\Sigma X^2) - (\Sigma X)^2} \quad (5)$$

Hasil:

$$b = 69,672,98 \quad (6)$$

## c. Intersep (a)

$$a = \frac{(\Sigma Y)(\Sigma X^2) - (\Sigma X)(\Sigma XY)}{(n)(\Sigma X^2) - (\Sigma X)^2} \quad (7)$$

Hasil:

$$a = -3,995,206,90 \quad (8)$$

## d. Persamaan Regresi

Gabungkan  $a$  dan  $b$  ke dalam persamaan :

$$Y = -3,995,206,90 + 69,672,98X \quad (9)$$

## e. Penerapan Model Prediksi

Dimana  $X$  adalah Total Transaksi

1. Jika  $X = 200$  Maka
 
$$Y = -3,995,206,90 + 69,672,98 \cdot 200 = 9,939,389,10 \quad (10)$$

2. Jika  $X = 300$  Maka
 
$$Y = -3,995,206,90 + 69,672,98 \cdot 300 = 16,906,687,10 \quad (11)$$

3. Jika  $X = 150$  Maka

$$Y = -3,995,206,90 + 69,672,98.150 = 6,455,740,10 \quad (12)$$

## 5. Evaluation

Tahap evaluasi bertujuan untuk memastikan hasil analisis memenuhi tujuan penelitian, dengan fokus pada dua pendekatan yaitu *Market Basket Analysis (MBA)* dan Regresi Linear Sederhana.

### 1. Market Basket Analysis (MBA)

Pada *Market Basket Analysis*, evaluasi dilakukan dengan menggunakan dua metrik utama, yaitu support dan confidence, dengan minimum support sebesar 0,2 (20%) dan minimum confidence sebesar 0,5 (50%). Hasil analisis menghasilkan aturan asosiasi untuk kombinasi tiga itemset dengan perhitungan confidence yang disajikan pada Tabel

**Tabel 10.** Hasil Analisis

Rule	Confidence	Valid ( $\geq 50\%$ )
jika membeli Ice Cream dan Milo maka akan membeli Sereal	100%	Ya
Jika membeli Ice Cream dan Sereal maka akan membeli Milo	100%	Ya
Jika membeli Milo dan Sereal maka akan membeli Ice Cream	100%	Ya
Jika membeli Ice Cream maka akan membeli Milo dan Sereal	40%	Tidak
Jika membeli Milo maka akan membeli Ice Cream dan Sereal	67%	Ya
Jika membeli Sereal maka akan membeli Ice Cream dan Milo	67%	Ya

Market Basket Analysis menghasilkan enam aturan asosiasi untuk kombinasi tiga itemset. Dari aturan yang dihasilkan, lima aturan valid dengan confidence  $\geq 50\%$ , sementara satu aturan tidak valid karena berada di bawah confidence minimum. Sebagai contoh, aturan "Jika membeli Ice Cream dan Milo, maka akan membeli Sereal" memiliki confidence 100%, yang berarti setiap transaksi yang mencakup Ice Cream dan Milo juga mencakup Sereal. Sebaliknya, aturan "Jika membeli Ice Cream, maka akan membeli Milo dan Sereal" memiliki confidence 40%, sehingga dianggap tidak valid.

Selain *support* dan *confidence*, evaluasi model juga dilakukan dengan menggunakan *Lift* untuk mengukur seberapa kuat hubungan antar item dibandingkan dengan ekspektasi acak. *Lift* dihitung menggunakan rumus:

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cap B)}{Support(A) \times Support(B)} \quad (13)$$

Hasil perhitungan Lift disajikan pada Tabel 11.

**Tabel 11.** Hasil Perhitungan Lift

Rule	Confidence	Lift	Interpretasi
jika membeli Ice Cream dan Milo maka akan membeli Sereal	100%	3,33	Hubungan positif kuat
Jika membeli Ice Cream dan Sereal maka akan membeli Milo	100%	3,33	Hubungan positif kuat
Jika membeli Milo dan Sereal maka akan membeli Ice Cream	100%	2,00	Hubungan positif
Jika membeli Ice Cream maka akan membeli Milo dan Sereal	40%	2,00	Hubungan positif

Rule	Confidence	Lift	Interpretasi
Jika membeli Milo maka akan membeli Ice Cream dan Sereal	67%	3,33	Hubungan positif kuat
Jika membeli Sereal maka akan membeli Ice Cream dan Milo	67%	3,33	Hubungan positif kuat

Hasil perhitungan Lift menunjukkan bahwa semua aturan yang valid memiliki nilai Lift > 1, yang berarti hubungan antar item bersifat positif dan memiliki asosiasi yang lebih kuat dibandingkan dengan distribusi acak.

- Aturan dengan Lift  $\geq 3.33$  menunjukkan bahwa pembelian item B sangat dipengaruhi oleh item A, sehingga kombinasi ini bisa digunakan untuk strategi pemasaran berbasis rekomendasi dan promosi bundling.
- Aturan dengan Lift = 2.00 menunjukkan bahwa hubungan antar item cukup signifikan, meskipun tidak sekuat aturan dengan Lift lebih tinggi.

Dengan hasil ini, *Market Basket Analysis* tidak hanya mengidentifikasi asosiasi antar produk berdasarkan *confidence*, tetapi juga mengevaluasi seberapa kuat hubungan tersebut dengan perhitungan *Lift*. Aturan yang memiliki *Lift* tinggi menunjukkan kombinasi produk yang dapat dipertimbangkan dalam strategi penempatan produk dan penawaran promosi berbasis data.

## 2. Regresi Linear Sederhana

Model regresi linear sederhana menghasilkan persamaan berikut:

$$Y = -3,995,206,90 + 69,672,98X \quad (14)$$

di mana X adalah jumlah transaksi dan Y adalah omzet yang diprediksi. Berdasarkan perhitungan manual, hasil prediksi omzet disajikan pada Tabel 12.

**Tabel 12.** Hasil Prediksi Omzet

Jika X = 200 , maka Y=9,939,389,10
Jika X=300, maka Y=16,906,687,10
Jika X=150X , maka Y=6,455,740,10

Hasil prediksi ini menunjukkan bahwa model regresi linear dapat memberikan gambaran tentang hubungan antara jumlah transaksi dan omzet. Persamaan regresi ini relevan untuk digunakan dalam memproyeksikan omzet berdasarkan data jumlah transaksi dan dapat digunakan untuk mendukung perencanaan strategi bisnis.

Selain meninjau persamaan regresi linear yang terbentuk, evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat kesalahan dalam prediksi menggunakan beberapa metrik, yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan Koefisien Determinasi ( $R^2$ ).

### a. Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) mengukur rata-rata kesalahan kuadrat dari prediksi model. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik model dalam melakukan prediksi. MSE dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (15)$$

Dari hasil perhitungan, diperoleh MSE sebesar 668,757,446,193.71. Nilai ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model masih cukup besar dalam satuan kuadrat dari variabel omzet.

b. *Root Mean Squared Error (RMSE)*

RMSE merupakan akar dari MSE dan lebih mudah diinterpretasikan karena memiliki satuan yang sama dengan variabel omzet. RMSE dihitung dengan Rumus sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (16)$$

Berdasarkan perhitungan, diperoleh RMSE sebesar 817,775.91. Ini berarti bahwa rata-rata kesalahan prediksi omzet dari model regresi adalah sekitar Rp817,775. Semakin kecil RMSE, semakin baik model dalam melakukan prediksi.

c. *Mean Absolute Error (MAE)*

*Mean Absolute Error (MAE)* mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan prediksi. MAE dihitung dengan rumus:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum (Y_i - \hat{Y}_i) \quad (17)$$

Dari hasil perhitungan, diperoleh MAE sebesar 558,924.70, yang berarti bahwa rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi omzet adalah sekitar Rp558,924. MAE memberikan gambaran lebih sederhana dibandingkan RMSE karena tidak mengkuadratkan error.

d. *Koefisien Determinasi ( $R^2$ )*.

Koefisien Determinasi atau ( $R^2$ ) digunakan untuk mengukur seberapa baik model regresi dapat menjelaskan variasi dalam data. ( $R^2$ ) dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (18)$$

Dari perhitungan diperoleh ( $R^2$ ) sebesar 0.9653, yang berarti bahwa 96.53% variasi dalam omzet dapat dijelaskan oleh jumlah transaksi. Nilai ( $R^2$ ) yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat baik.

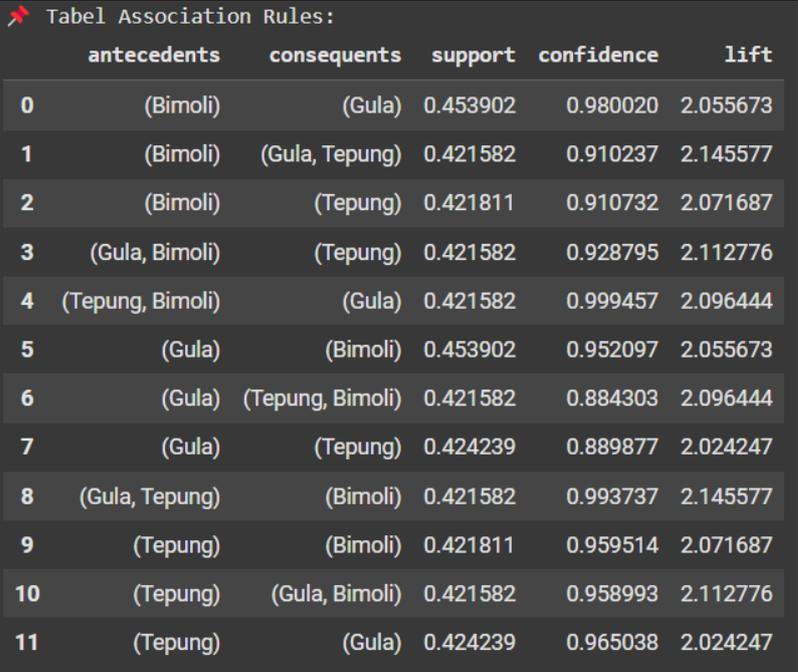
Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan MSE, RMSE, MAE, dan ( $R^2$ ), model regresi linear sederhana ini memiliki akurasi yang cukup baik dalam memprediksi omzet berdasarkan jumlah transaksi. Nilai ( $R^2$ ) yang tinggi (0.9653) menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan hampir seluruh variasi dalam data, sementara RMSE dan MAE menunjukkan seberapa jauh prediksi dari nilai aktual dalam satuan rupiah.

Namun, meskipun model sudah cukup baik, kesalahan prediksi masih cukup besar, terlihat dari nilai RMSE (817,775.91) dan MAE (558,924.70). Oleh karena itu, perbaikan model dapat dilakukan dengan menambahkan variabel lain yang mungkin berpengaruh terhadap omzet, seperti jenis produk, kategori pelanggan, atau periode transaksi.

## 6. Hasil Implementasi Python dan Analisis Hasil

### 1. Hasil Perhitungan *Market Basket Analysis*

*Market Basket Analysis* digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antar produk dalam transaksi di Alfamart Wingky Mart. Dengan menggunakan algoritma *Apriori*, aturan asosiasi diperoleh menggunakan parameter *minimum support* 30% (0,3) dan *minimum confidence* 50% (0,5). Berdasarkan hasil analisis menggunakan *Python*, aturan asosiasi yang valid disajikan pada gambar 6.



	antecedents	consequents	support	confidence	lift
0	(Bimoli)	(Gula)	0.453902	0.980020	2.055673
1	(Bimoli)	(Gula, Tepung)	0.421582	0.910237	2.145577
2	(Bimoli)	(Tepung)	0.421811	0.910732	2.071687
3	(Gula, Bimoli)	(Tepung)	0.421582	0.928795	2.112776
4	(Tepung, Bimoli)	(Gula)	0.421582	0.999457	2.096444
5	(Gula)	(Bimoli)	0.453902	0.952097	2.055673
6	(Gula)	(Tepung, Bimoli)	0.421582	0.884303	2.096444
7	(Gula)	(Tepung)	0.424239	0.889877	2.024247
8	(Gula, Tepung)	(Bimoli)	0.421582	0.993737	2.145577
9	(Tepung)	(Bimoli)	0.421811	0.959514	2.071687
10	(Tepung)	(Gula, Bimoli)	0.421582	0.958993	2.112776
11	(Tepung)	(Gula)	0.424239	0.965038	2.024247

**Gambar 6.** Hasil aturan asosiasi MBA

Berdasarkan hasil analisis *Market Basket Analysis*, ditemukan beberapa aturan asosiasi antara produk-produk yang sering dibeli bersama oleh pelanggan Alfamart Wingky Mart. Berikut adalah pola keterkaitan yang ditemukan :

a. Hubungan antara Bimoli dan Gula

Pelanggan yang membeli Bimoli memiliki kemungkinan besar untuk membeli Gula, dengan nilai *support* sebesar 45.39%, *confidence* sebesar 98.00%, dan *lift* sebesar 2.06. *Confidence* yang sangat tinggi menunjukkan bahwa hampir semua pelanggan yang membeli Bimoli juga membeli Gula. Hal ini dapat dimanfaatkan oleh pihak manajemen untuk menyusun strategi pemasaran seperti penawaran bundling atau menempatkan kedua produk ini secara berdampingan untuk meningkatkan pembelian.

b. Hubungan antara Bimoli, Gula, dan Tepung

Pelanggan yang membeli Bimoli juga cenderung membeli Gula dan Tepung secara bersamaan, dengan *support* sebesar 42.16%, *confidence* 91.02%, dan *lift* 2.15. Kombinasi ini sering ditemukan dalam transaksi yang sama, menunjukkan bahwa pelanggan cenderung membeli ketiga produk ini dalam satu pembelian. Pihak manajemen dapat memanfaatkan pola ini dengan memberikan promosi paket bahan pokok memasak atau diskon untuk pembelian produk-produk tersebut secara bersamaan.

c. Hubungan antara Gula dan Bimoli

Pelanggan yang membeli Gula juga memiliki kemungkinan besar untuk membeli Bimoli, dengan *support* 45.39%, *confidence* 95.21%, dan *lift* 2.05. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antara kedua produk ini sangat erat, sehingga dapat dipertimbangkan untuk strategi pemasaran berbasis rekomendasi, seperti memberikan diskon tambahan jika pelanggan membeli kedua produk sekaligus.

d. Hubungan antara Tepung dan Gula

Menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Tepung kemungkinan besar juga akan membeli Gula, dengan *support* 42.42%, *confidence* 96.50%, dan *lift* 2.02. Hubungan yang kuat ini menunjukkan bahwa kedua produk sering dibeli bersamaan, sehingga dapat dimanfaatkan dengan strategi penempatan barang yang berdekatan atau penawaran promosi produk pelengkap.

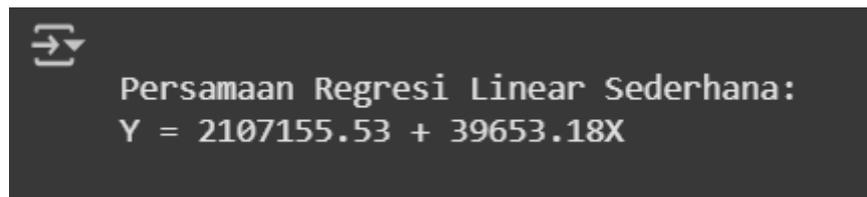
e. Hubungan antara kombinasi Gula dan Tepung dengan Bimoli

Pelanggan yang membeli kombinasi Gula dan Tepung hampir selalu membeli Bimoli, dengan *support* 42.16%, *confidence* 99.37%, dan *lift* 2.15. Hal ini menunjukkan peluang besar untuk menerapkan strategi pemasaran berbasis rekomendasi.

Dari hasil analisis *Market Basket Analysis*, ditemukan bahwa produk Bimoli, Gula, dan Tepung memiliki hubungan yang kuat dalam transaksi pelanggan. Nilai *confidence* yang tinggi serta *lift* di atas 2 menunjukkan bahwa pola pembelian ini dapat digunakan untuk mengoptimalkan strategi bisnis, seperti promosi bundling dan strategi penempatan produk yang lebih efektif. Dengan memahami pola pembelian ini, Alfamart Wingky Mart dapat meningkatkan efektivitas strategi pemasaran serta mengoptimalkan pengelolaan stok.

## 2. Hasil Perhitungan Regresi Linear Sederhana

Regresi linear sederhana digunakan untuk memprediksi omzet berdasarkan jumlah transaksi harian. Dengan menggunakan dataset sebanyak 203 data, diperoleh persamaan regresi, persamaan regresi yang dihasilkan di sajikan pada gambar 7.



Persamaan Regresi Linear Sederhana:  

$$Y = 2107155.53 + 39653.18X$$

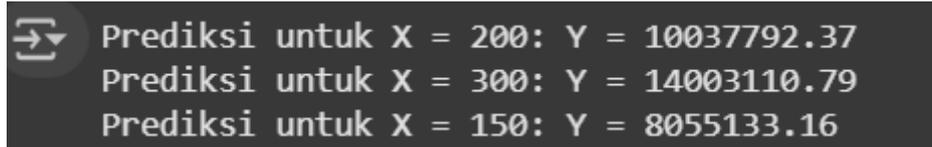
**Gambar 7.** Hasil Persamaan Regresi Linear Sederhana

Dimana :

X = Jumlah Transaksi

Y = Prediksi Omzet

Berdasarkan persamaan regresi yang telah diperoleh, prediksi omzet untuk beberapa skenario transaksi disajikan pada Gambar 8.



```

↳ Prediksi untuk X = 200: Y = 10037792.37
   Prediksi untuk X = 300: Y = 14003110.79
   Prediksi untuk X = 150: Y = 8055133.16

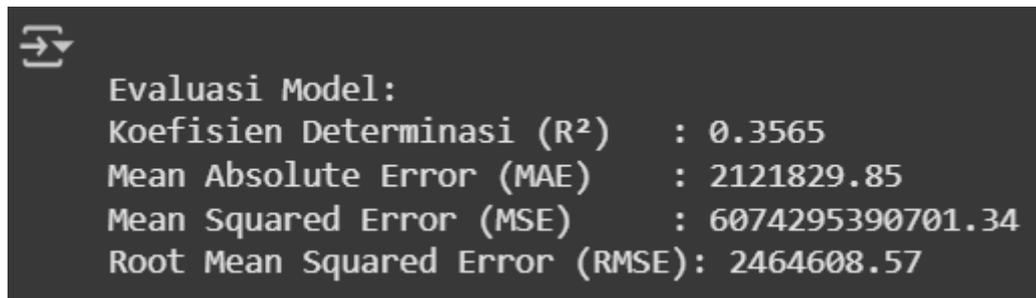
```

**Gambar 8.** Prediksi Omzet

Berdasarkan hasil prediksi yang di tampilkan gambar di atas maka dapat di simpulkan :

- Jika jumlah transaksi mencapai 200, maka prediksi omzet yang dihasilkan adalah Rp10.037.792,37. Artinya, jika pada suatu hari terjadi 200 transaksi, maka pendapatan yang diperkirakan berdasarkan model ini adalah sekitar Rp10 juta.
- Jika jumlah transaksi meningkat menjadi 300, maka prediksi omzet yang dihasilkan naik menjadi Rp14.003.110,79. Hal ini menunjukkan bahwa semakin banyak transaksi yang terjadi, maka omzet juga meningkat secara linear.
- Jika jumlah transaksi lebih rendah, misalnya sebanyak 150, maka prediksi omzet yang diperoleh adalah Rp8.055.133,16. Ini menunjukkan bahwa ketika jumlah transaksi menurun, pendapatan juga berkurang.

Hasil ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan linear positif antara jumlah transaksi dengan omzet, yang berarti semakin banyak pelanggan yang melakukan transaksi, semakin tinggi pula pendapatan yang diperoleh. Model ini dapat digunakan oleh pihak manajemen Alfamart Wingky Mart untuk memperkirakan omzet dan merencanakan strategi bisnis berdasarkan transaksi yang terjadi. Namun, untuk mengevaluasi seberapa baik model regresi linear sederhana ini dalam memprediksi omzet, dilakukan analisis menggunakan beberapa evaluasi model. Hasil evaluasi model disajikan pada gambar 9.



```

↳ Evaluasi Model:
   Koefisien Determinasi (R²)      : 0.3565
   Mean Absolute Error (MAE)       : 2121829.85
   Mean Squared Error (MSE)        : 6074295390701.34
   Root Mean Squared Error (RMSE) : 2464608.57

```

**Gambar 9.** Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi model pada gambar di atas, diperoleh beberapa Kesimpulan berikut :

- Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) = 0.3565 menunjukkan bahwa sekitar 35.65% variasi dalam omzet dapat dijelaskan oleh jumlah transaksi, sedangkan sisanya dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak termasuk dalam model.
- Mean Absolute Error* (MAE) = 2.121.829,85

MAE menggambarkan rata-rata kesalahan absolut antara prediksi dan nilai aktual, yaitu sekitar Rp2,12 juta.

- c. *Mean Squared Error* (MSE) = 6.074.295.390.701,34

MSE menunjukkan rata-rata kuadrat kesalahan antara nilai prediksi dan aktual. Nilai yang besar menunjukkan adanya perbedaan yang cukup tinggi dalam beberapa data.

- d. *Root Mean Squared Error* (RMSE) = 2.464.608,57

RMSE menggambarkan rata-rata kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan omzet, yaitu sekitar Rp2,46 juta

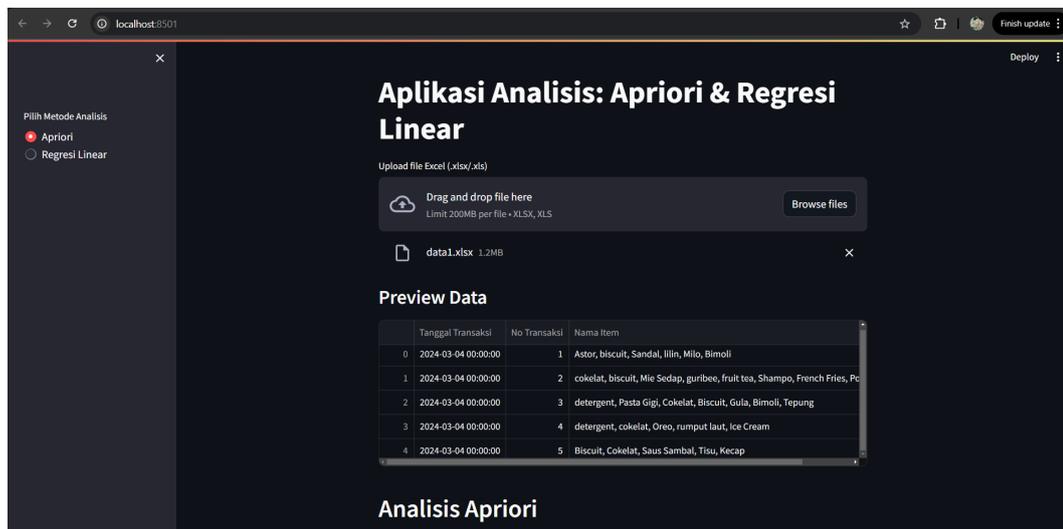
Berdasarkan hasil evaluasi, meskipun terdapat hubungan antara jumlah transaksi dan omzet, nilai  $R^2$  sebesar 0.3565 menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam menjelaskan variasi omzet secara keseluruhan. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat faktor lain yang dapat mempengaruhi omzet, seperti harga barang, diskon, lokasi toko, atau tren musiman yang tidak dimasukkan dalam model regresi ini.

## 7. Deployment

Setelah melakukan analisis data menggunakan metode *Apriori* dan Regresi Linear Sederhana, langkah berikutnya adalah mengimplementasikan hasil tersebut ke dalam aplikasi berbasis *Streamlit*. Tujuan utama dari *deployment* ini adalah untuk mempermudah pihak manajemen dalam melakukan analisis tanpa perlu memahami perhitungan manual.

### 1. *Apriori*

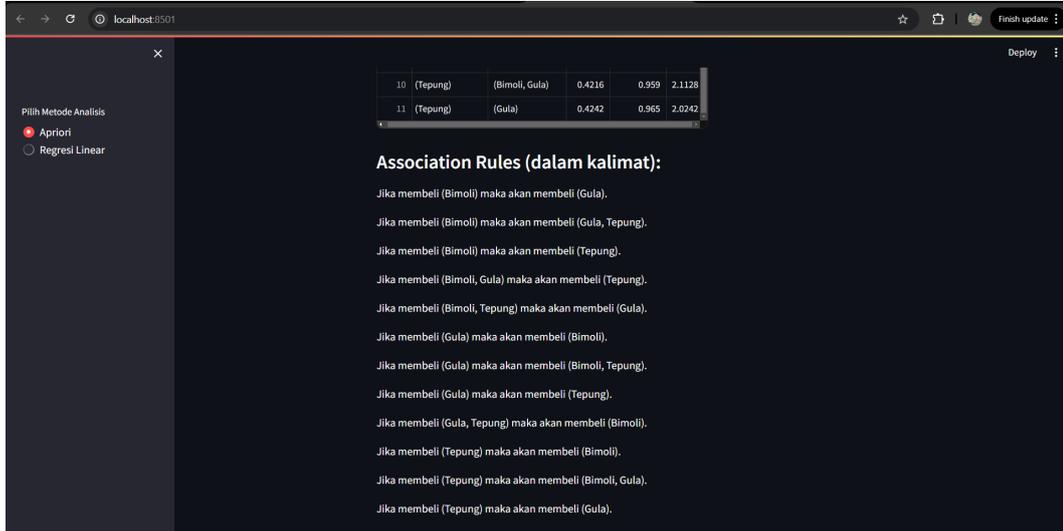
Aplikasi yang dikembangkan menggunakan *Streamlit* ini berfungsi untuk melakukan analisis *Market Basket Analysis* (MBA) dengan menggunakan algoritma *Apriori*. Tampilan *streamlit* *apriori* disajikan pada gambar 10.



Gambar 10. Tampilan *Streamlit* *Apriori*

Berdasarkan tampilan *Streamlit* di atas, pengguna cukup mengunggah dataset transaksi dalam format Excel (.xlsx/.xls), kemudian memilih kolom transaksi dan kolom item yang akan dianalisis. Selanjutnya, pengguna dapat menentukan nilai

*minimum support* dan *confidence* yang akan digunakan dalam algoritma *Apriori*. Setelah parameter diatur, *Streamlit* akan secara otomatis menjalankan analisis dan menampilkan hasil aturan asosiasi berdasarkan algoritma *Apriori*. Hasil analisis *Apriori* yang diperoleh dari aplikasi *Streamlit* ini disajikan pada Gambar 11.



10	(Tepung)	(Bimoli, Gula)	0.4216	0.959	2.1128
11	(Tepung)	(Gula)	0.4242	0.965	2.0242

**Association Rules (dalam kalimat):**

Jika membeli (Bimoli) maka akan membeli (Gula).

Jika membeli (Bimoli) maka akan membeli (Gula, Tepung).

Jika membeli (Bimoli) maka akan membeli (Tepung).

Jika membeli (Bimoli, Gula) maka akan membeli (Tepung).

Jika membeli (Bimoli, Tepung) maka akan membeli (Gula).

Jika membeli (Gula) maka akan membeli (Bimoli).

Jika membeli (Gula) maka akan membeli (Bimoli, Tepung).

Jika membeli (Gula) maka akan membeli (Tepung).

Jika membeli (Gula, Tepung) maka akan membeli (Bimoli).

Jika membeli (Tepung) maka akan membeli (Bimoli).

Jika membeli (Tepung) maka akan membeli (Bimoli, Gula).

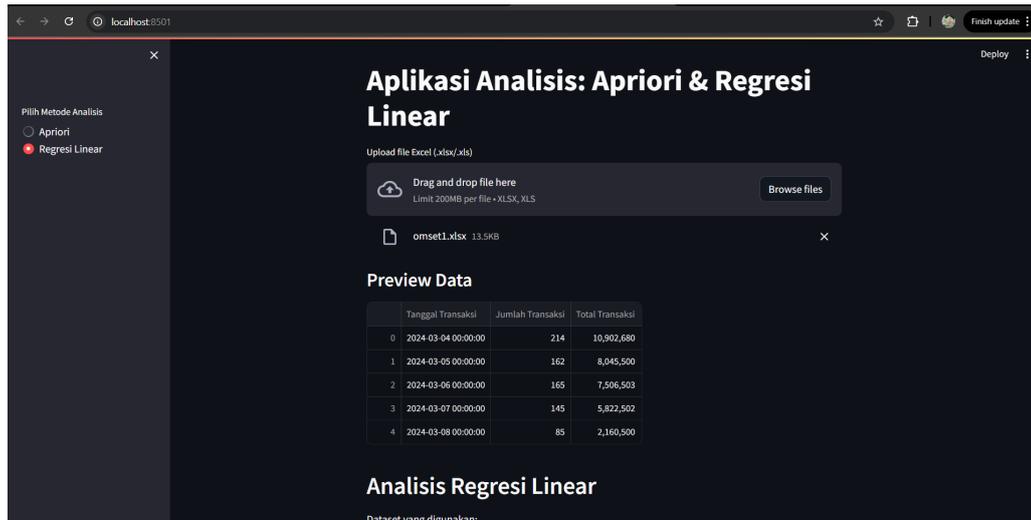
Jika membeli (Tepung) maka akan membeli (Gula).

**Gambar 11.** Hasil analisis *Streamlit Apriori*

Berdasarkan hasil analisis *streamlit Apriori* di atas, untuk mempermudah interpretasi, aturan asosiasi juga ditampilkan dalam bentuk kalimat, seperti "Jika membeli Bimoli, maka akan membeli Gula", yang menggambarkan pola pembelian konsumen berdasarkan data transaksi. Hasil ini memberikan wawasan yang dapat dimanfaatkan oleh pihak manajemen untuk strategi pemasaran, seperti pengaturan tata letak produk atau pembuatan promosi bundling guna meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan.

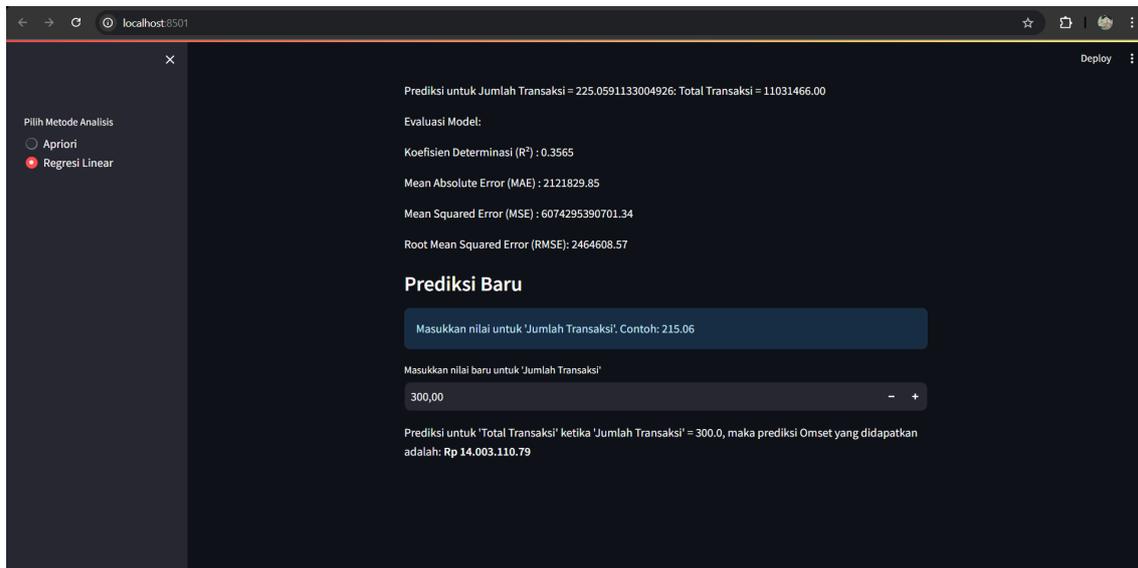
## 2. Regresi Linear Sederhana

Pada tahapan Regresi Linear Sederhana ini, untuk mendukung analisis, dikembangkan sebuah aplikasi berbasis *Streamlit* yang memungkinkan pengguna mengunggah dataset omzet, menjalankan analisis regresi linear sederhana, serta mendapatkan prediksi omzet berdasarkan jumlah transaksi yang dimasukkan. Tampilan *streamlit* Regresi Linear Sederhana disajikan pada gambar 12.



**Gambar 12.** Tampilan *Streamlit* Regresi Linear Sederhana

Berdasarkan gambar *Streamlit* di atas, pengguna dapat mengunggah dataset omzet yang akan diprediksi, kemudian memilih kolom untuk variabel independen dan dependen. Setelah itu, aplikasi secara otomatis akan menganalisis data yang diberikan dan menampilkan hasilnya. Hasil analisis menggunakan *Streamlit* untuk regresi linear sederhana disajikan pada Gambar 13.



**Gambar 13.** Hasil analisis *Streamlit* Regresi Linear Sederhana

Berdasarkan gambar hasil analisis diatas, hasil ini mencakup persamaan regresi linear yang menunjukkan hubungan antara jumlah transaksi dan omzet. Selain itu, aplikasi juga menampilkan evaluasi model menggunakan beberapa metrik, seperti Koefisien Determinasi ( $R^2$ ), MAE, MSE, dan RMSE. Aplikasi juga menyediakan fitur Prediksi Baru, di mana pengguna dapat memasukkan jumlah transaksi tertentu untuk mendapatkan estimasi total omzet. Dengan fitur ini, pihak manajemen dapat

memahami pola transaksi secara lebih efektif dan menggunakan hasil analisis sebagai dasar pengambilan keputusan strategis.

Aplikasi *Streamlit* memungkinkan pengguna tanpa latar belakang teknis untuk melakukan analisis *Market Basket Analysis* dan Regresi Linear Sederhana secara otomatis, tanpa perlu memahami perhitungan manual yang kompleks. Dengan hasil analisis yang langsung ditampilkan dalam aplikasi, manajemen dapat dengan cepat mengambil keputusan berbasis data untuk strategi pemasaran dan pengelolaan stok yang lebih efektif.

#### D. Simpulan

Penelitian ini menerapkan Market Basket Analysis (MBA) dengan Algoritma Apriori dan Regresi Linear Sederhana untuk memahami pola pembelian dan memprediksi omzet di Alfamart Wingky Mart. Beberapa kesimpulan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

1. Pola Pembelian Produk  
Hasil *Market Basket Analysis* menunjukkan bahwa produk Bimoli, Gula, dan Tepung memiliki hubungan erat dan sering dibeli bersamaan. Pola ini dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran, seperti bundling dan penempatan produk yang lebih optimal.
2. Hubungan Transaksi dan Omzet  
Analisis regresi linear sederhana menunjukkan bahwa setiap tambahan satu transaksi dapat meningkatkan omzet sekitar Rp39.653,18. Selain itu, terdapat faktor tetap sebesar Rp2.107.155,53, yang menunjukkan adanya pengaruh eksternal terhadap omzet, seperti promo dan produk tertentu.
3. Evaluasi Model Prediksi  
Model regresi memiliki  $R^2$  sebesar 35.65%, yang menunjukkan bahwa jumlah transaksi hanya menjelaskan sebagian kecil variasi omzet. Nilai MAE (Rp2,12 juta) dan RMSE (Rp2,46 juta) mengindikasikan bahwa model ini masih memiliki tingkat kesalahan prediksi yang cukup besar dan dapat ditingkatkan dengan variabel tambahan
4. Implementasi sistem berbasis Streamlit  
Aplikasi berbasis *Streamlit* yang dikembangkan dalam penelitian ini memungkinkan analisis MBA dan regresi linear sederhana secara otomatis, membantu pihak manajemen dalam mengambil keputusan bisnis berbasis data.
5. Penerapan Strategi Bisnis  
Dengan memahami pola pembelian pelanggan dan hubungan transaksi dengan omzet, Alfamart Wingky Mart dapat menyusun strategi yang lebih efektif dalam pemasaran dan pengelolaan stok, guna meningkatkan pendapatan secara lebih optimal.

#### E. Ucapan Terima Kasih

Terimakasih kepada dosen Universitas Sains dan Teknologi Indonesia dan Alfamart Wingky Mart yang telah membantu dalam penelitian ini.

**F. Referensi**

- [1] A. Martinus Hia, Hapzi Ali, and Fransiskus Dwikotjo Sri Sumartyo, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Penjualan: Analisis Kualitas Pelayanan, Inovasi Produk dan Kepuasan Konsumen (Literature Review)," *J. Ilmu Multidisplin*, vol. 1, no. 2, pp. 368–379, 2022, doi: 10.38035/jim.v1i2.48.
- [2] Putri Tariza Ananda Dawam et al., "PENGARUH HARGA JUAL TERHADAP OMSET PENJUALAN PT. VIRGO BAROKAH FOOD," *J. Japan Weld. Soc.*, vol. 91, no. 5, pp. 328–341, 2022, doi: 10.2207/jjws.91.328.
- [3] L. Citra Dewi, E. Irawan, and R. K. Sormin, "Penerapan Algoritma Apriori Terhadap Data Mining Penjualan di Alfamart Berastagi," *FATIMAH Penerapan Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.pdsi.or.id/index.php/fatimah/index>
- [4] McKinsey & Company and Business of Fashion, "The State of Fashion Industry," *Premium*, p. 108, 2023, [Online]. Available: <https://www.businessoffashion.com/reports/news-analysis/the-state-of-fashion-2023-industry-report-bof-mckinsey/>
- [5] R. Fadillah, L. Qadriah, and M. Rizal, "Market Basket Analisis Data Mining Untuk Mengetahui Pola Penjualan Pada Cerry Mart Beureunueun Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Real Ris.*, vol. 5, no. 1, pp. 234–239, 2023, doi: 10.47647/jrr.v5i1.1152.
- [6] W. Nugraheni and A. Nugroho, "Penerapan Metode Market Basket Analysis (MBA) dengan Algoritma Apriori Untuk Menganalisis Pembelian Jajanan Khas Lebaran Pada Warung Sembako di Toko Win," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 7, no. 4, pp. 639–641, 2023, doi: 10.35870/jtik.v7i4.1083.
- [7] D. R. Melani Siregar, F. Sonata, and M. Yetri, "Analisa Pola Belanja Untuk Meningkatkan Omset Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 6, p. 876, 2022, doi: 10.53513/jursi.v1i6.6488.
- [8] S. Adiguno, Y. Syahra, and M. Yetri, "Prediksi Peningkatan Omset Penjualan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 4, p. 275, 2022, doi: 10.53513/jursi.v1i4.5331.
- [9] V. Arinal and M. Azhari, "Penerapan Regresi Linear Untuk Prediksi Harga Beras Di Indonesia," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 341–346, 2023.
- [10] Muhammad Rizky, Yusril Arasyhi, and Dudih Gustian, "Optimasi Strategi Pemasaran Dalam Mengatasi Penurunan Omset Toko Arla Dengan Pendekatan Metode Asosiasi Algoritma Apriori," *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 10, no. 1, pp. 1–13, 2024, doi: 10.52005/rekayasa.v10i1.438.
- [11] S. Navisa, Luqman Hakim, and Aulia Nabilah, "Komparasi Algoritma Klasifikasi Genre Musik pada Spotify Menggunakan CRISP-DM," *J. Sist. Cerdas*, vol. 4, no. 2, pp. 114–125, 2021, doi: 10.37396/jsc.v4i2.162.
- [12] V. Arinal and M. A. Melani, "Penerapan Metode Asosiasi Pada Data Penjualan Transaksi Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Circle'K Apartemen Marabella Jakarta Selatan)," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 170–176, 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/saintek/article/view/1366%0A>  
<http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/saintek/article/download/1366/1010>

- [13] Sugiyono and S. S. Hartinah, "Pemodelan Data Mining Transaksi Penjualan Menggunakan," vol. 5, no. 3, pp. 3080–3098, 2024.
- [14] Y. M. Kristania and S. Listanto, "Implementasi Data Mining Terhadap Data Penjualan Dengan Algoritma Apriori Pada PT. Duta Kencana Swaguna," *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, p. 364, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1973.