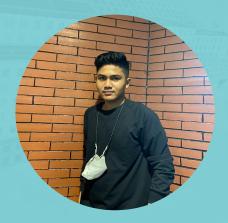


# Data-Driven Insights: Optimizing Inventory and Marketing Strategies

Kalbe Nutritionals - Data Scientist

Presented by R Firdaus Dharmawan Akbar



### R Firdaus Dharmawan Akbar

## **Undergraduate Data Science Technology**

Saya adalah seorang mahasiswa S1 di Universitas Airlangga jurusan Teknologi Sains Data. Selama studi saya dalam 2 tahun terakhir, saya telah mengembangkan pemahaman utama dalam konsep dasar ilmu data seperti statistik, pemrosesan data, visualisasi data, dan pembelajaran mesin. Terlibat dalam banyak proyek sains data secara individu maupun tim dari berbagai sumber untuk mendapatkan wawasan dan hasil yang berharga.



### **Study Case Experience**

JABODETABEK House Price Prediction

Segmentasi Pengemudi Ojek Online Pontianak

Stock Movement Analysis Technical Indicator & Historical Data

Cryptography System Based On Vignere & Polybius Chiper

Analysis of Purchase Patterns in Minimarket Using Apriori Association Rule Method

Analysis of Skincare Product Recommendation Based on Customer Reviews Using Apriori Association Rule Method

Analysis of Tiktok App Review with Topic Modeling



### **Outline**

- Business Understanding
- Data Preparation
- Exploratory Data Analysis (EDA)
- Modeling & Evaluation
- Conclusion & Recommendations

### **Business Understanding**



### **Problem Background**

Bagaimana meningkatkan efektivitas promosi, penjualan, dan perlakuan dengan pendekatan yang lebih personal kepada pelanggan. Seiring dengan pertumbuhan bisnis, dapat disadari bahwa perubahan perilaku pelanggan dan kebutuhan pasar yang terus berkembang menuntut untuk menjadi lebih inovatif.



#### Goals

Meningkatkan efisiensi manajemen persediaan dengan memastikan stok harian dapat terjual dan meningkatkan efektivitas promosi serta penjualan dengan pendekatan personal kepada pelanggan.

### **Problem Statement**

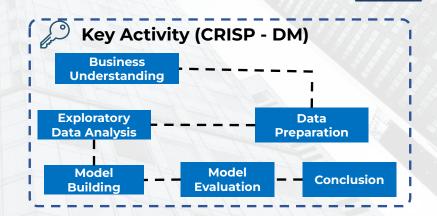


Strategi Pemasaran Nins Duletta

Prediksi Penjualan Produk



Segmentasi Pelanggan



### **Data Preparation**



### **Data Preprocessing**

#### Handling Inconsistent Data

Tahap 1: Mengatasi Inkonsistensi "Income": Mengubah tanda koma (,) menjadi titik (.) pada atribut "Income" dataset customer untuk format angka yang konsisten.

Tahap 2: Mengatasi Inkonsistensi Koordinat: Ganti koma (,) menjadi titik (.) pada atribut "Latitude" dan "Longitude" dataset store. Konversi menjadi float untuk analisis koordinat geografis.

#### Handling Missing Values

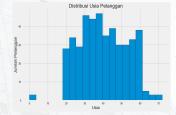
Terdapat nilai *null* pada atribut "Marital Status" dari dataset customer sesuai visualisasi berikut:



\*Solve: Imputasi Modus

#### Handling Outlier

Berdasarkan visualisasi histogram umur customer terlihat bahwa terdapat umur yang rendah (0, 2, dan 3).



CustomerID :	Age ÷	Gender :	Marital Status	Income
12	2	1	Married	4.9
74	3	1	Married	5.0
128	0	1	Married	6.7

Lebih lanjut, hal ini tidak mungkin jika customer memiliki umur tersebut tetapi berstatus menikah. \*Solve : Imputasi Median

### Feature Encoding

Menggunakan teknik *label encoding* untuk mengubah data kategori menjadi bentuk numerik berurutan agar dapat digunakan dalam pemodelan

### **Data Preparation**

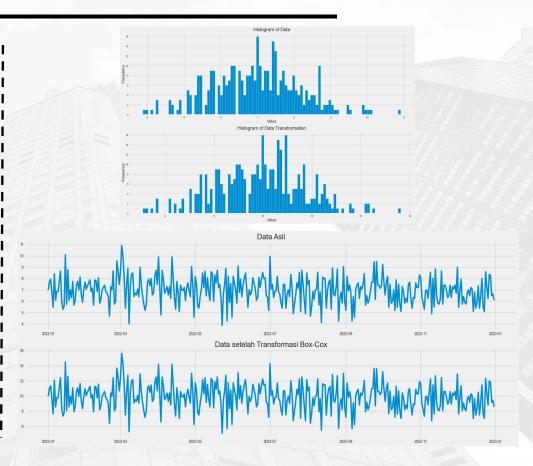


#### **Data Transformation Box-Cox**

Teknik ini untuk pemodelan time series yang bertujuan untuk meminimalkan nilai margin of error. Hal ini dengan cara mengubah data yang tidak berdistribusi normal menjadi data yang lebih mendekati distribusi normal. Transformasi ini menggunakan parameter lambda ( $\lambda$ ) untuk mentransformasi data berdasarkan tabel berikut :

λ	Transformed Data
-2	y-2
-1	y-1
-0.5	1/√y
0	ln(y)
0.5	٧y
1	у
2	y <sup>2</sup>

Berdasarkan hasil temuan didapatkan nilai lambda ( $\lambda$ ) sebesar 0.426, artinya sesuai dengan tabel berikut dapat melakukan transformasi  $\sqrt{y}$ .







Marital Status		¹ <b>™</b> rata	_rata_umu	
Married Single		43.038235294 29.384615384		
gender	123	rata_ra	ta_umur	*
gender Wanita	123	*************	ta_umur 10.32644	6281

storename	¹ <mark>³</mark> qty ▼
Lingga	2,777
Sinar Harapan	2,588
Prestasi Utama	1,395
Prima Kota	1,358
Buana	1,320

Product Name	™ total_amount
Cheese Stick	27,615,000
Choco Bar	21,190,400
Coffee Candy	19,711,800
Yoghurt	19,630,000
Oat	15,440,000

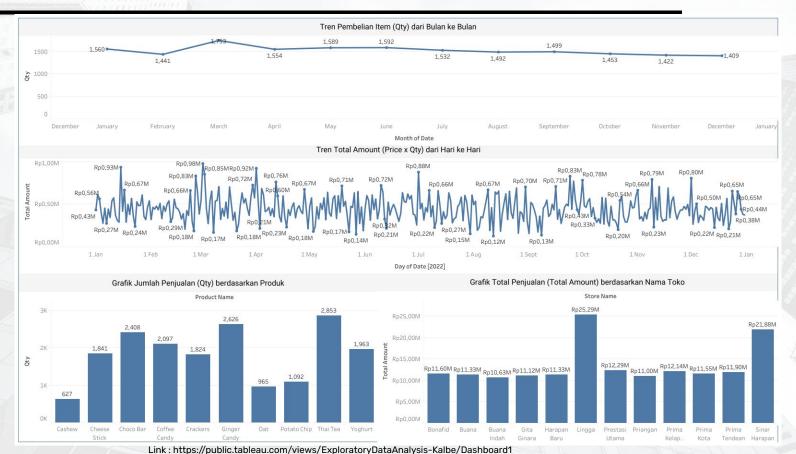






Hubungan antara
"Price" dan "Qty"
dengan "TotalAmount"
relatif kuat, sementara
"Income" dan "Age"
tidak menunjukkan
hubungan yang jelas
dengan variabel
lainnya.







### **Uji Asumsi Time Series**

#### Uji Keberadaan Musiman

Uji keberadaan komponen musiman dilakukan dengan menghitung perbedaan absolut antara nilai musiman dan rata-rata musiman. Berdasarkan hasil temuan dengan selang kepercayaan 95% menunjukkan data time series bersifat musiman.

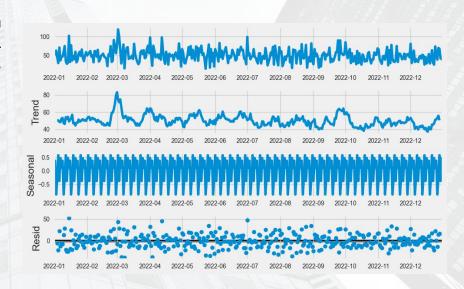
#### Uji Stasioneritas

Perhitungannya menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). **Uji Hipotesis:** 

H0 = Data residu bersifat stasioner

H1 = Data residu tidak bersifat stasioner

Berdasarkan hasil temuan, statistik ADF = -19.448086 dan nilai P-value (0.000) > alpha (-2.87) sehingga keputusan **gagal tolak H0**. Artinya, hasil temuan dengan selang kepercayaan 95% menunjukkan **data time series bersifat stasioner.** 



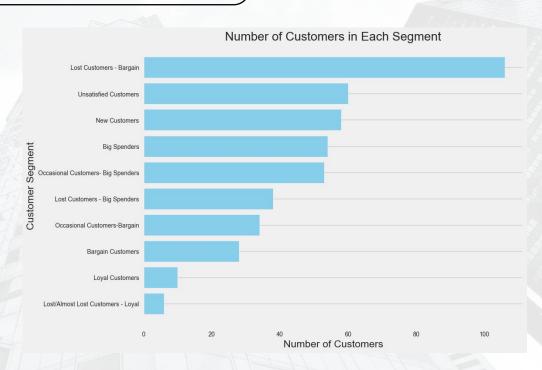


### **RFM Analysis**

**RFM** adalah singkatan dari "**Recency**, **Frequency**, dan **Monetary**," yang bertujuan untuk menganalisis pelanggan dalam hal pemasaran dan manajemen hubungan pelanggan.

- Recency mengacu pada seberapa baru pelanggan telah melakukan transaksi terakhir dengan perusahaan.
- **Frequency** mengukur seberapa sering pelanggan bertransaksi dalam suatu periode waktu.
- Monetary mengukur jumlah uang yang dihabiskan oleh pelanggan dalam periode waktu.

Setelah itu, membagi data RFM dalam 3 rentang kuantil, berarti bahwa 33% pelanggan pertama memiliki jumlah total pembelian antara 1 dan 3. Pelanggan berikutnya (persentil 33-66) memiliki jumlah total pembelian antara 3 dan 5, dan seterusnya. Adapun hasil dari pengelompokkan analisis ini berdasarkan visualisasi di samping





### **ABC** Analysis

Analisis ABC metode pengelompokan produk berdasarkan tingkat pentingnya atau kontribusinya terhadap kriteria tertentu. Metode ini digunakan untuk jenis kelompok dari sisi penawaran. Analisis ini didasarkan pada aturan Pareto yang menyatakan bahwa 80% hasil (pendapatan) berasal dari 20% penyebab (produk).

Lalu, menghitung persentase total pendapatan yang dihasilkan oleh setiap produk dan mengaturnya dalam urutan persentase yang menurun serta menghitung persentase kumulatif pendapatan untuk masing-masing produk.

- Kategori A: Produk yang menghasilkan 75% dari pendapatan
- Kategori B: Produk yang memiliki persentase kumulatif antara 75%-95%.
- Kategori C: Produk yang menghasilkan sisa 5% dari pendapatan.

ABC_Revenue	<b>‡</b>	Revenue ‡	count ‡
A		118988700	12
В		34651100	6
С		8403200	2

Berdasarkan hasil temuan analisis ini, didapatkan kategori A, B dan C terhadap tipe store adalah berikut :

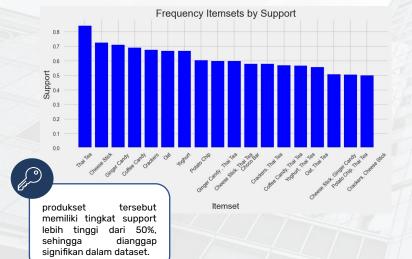
Type	*	Product Name	<b>‡</b>	Total_Revenue ‡	ABC_Revenue	4
General Trade		Cheese Stick		14475000	Α	
Modern Trade		Cheese Stick		13140000	A	
General Trade		Coffee Candy		11392800	A	
General Trade		Choco Bar		11290400	Α	
General Trade		Yoghurt		11070000	A	
Modern Trade		Choco Bar		9900000	A	
General Trade		0at		8928000	A	
Modern Trade		Yoghurt		8560000	A	
Modern Trade		Coffee Candy		8319000	A	
General Trade		Crackers		7747500	A	
General Trade		Potato Chip		7152000	A	
	•	TT DUODE HUME	•	Total_Revenue ‡	11000	
	•	Product Name	•	Total_Revenue ÷ 6512000	11000	
Modern Trade	<b>‡</b>		•		В	
Modern Trade General Trade	<b>‡</b>	Oat	*	6512000	B B	
Modern Trade General Trade Modern Trade	*	Oat Cashew	<b>\$</b>	6512000 6138000	B B B	
Modern Trade General Trade Modern Trade Modern Trade	•	Oat Cashew Potato Chip	•	6512000 6138000 5952000	B B B	
Modern Trade General Trade Modern Trade Modern Trade Modern Trade	•	Oat Cashew Potato Chip Crackers	•	6512000 6138000 5952000 5932500	B B B B	,
Type Modern Trade General Trade Modern Trade Modern Trade Modern Trade	•	Oat Cashew Potato Chip Crackers Cashew	٠	6512000 6138000 5952000 5932500 5148000	B B B B	
Modern Trade General Trade Modern Trade Modern Trade Modern Trade Modern Trade		Oat Cashew Potato Chip Crackers Cashew	•	6512000 6138000 5952000 5932500 5148000	B B B B B B	,
Modern Trade General Trade Modern Trade Modern Trade Modern Trade		Oat Cashew Potato Chip Crackers Cashew Thai Tea		6512000 6138000 5952000 5932500 5148000 4968600	B B B B B B ABC_Revenue	•



### **Market Basket Analysis**

#### Algoritma Apriori

Adanya 5020 transaksi dan batas ambang minimum support sebesar 50%, Apriori akan menghitung berapa kali setiap produkset muncul dalam transaksi dan kemudian menyaring produkset yang memiliki tingkat support setidaknya 50%.



#### Association Rule

Sebuah aturan asosiasi adalah pola yang menyatakan bahwa ketika X terjadi, Y terjadi dengan probabilitas tertentu. Berikut hasil temuan berdasarkan nilai minimum confidence 80%:

antecedents	<pre>consequents</pre>	support \$	confidence ÷	lift :
(Ginger Candy )	(Thai Tea)	0.599553	0.842767	1.001907
(Cheese Stick)	(Thai Tea)	0.599553	0.824615	0.980327
(Crackers)	(Thai Tea)	0.579418	0.854785	1.016194
(Coffee Candy)	(Thai Tea)	0.570470	0.825243	0.981073
(Yoghurt)	(Thai Tea)	0.568233	0.849498	1.009909
(0at)	(Thai Tea)	0.557047	0.832776	0.990029
(Potato Chip)	(Thai Tea)	0.505593	0.833948	0.991423

Jika pelanggan membeli Thai Tea, peluang mereka juga membeli produk seperti Ginger Candy, Cheese Stick, Crackers, Coffee Candy, Yoghurt, Oat, dan Potato Chip relatif tinggi (confidence tinggi).

**Support**: Aturan asosiasi dianggap berlaku dengan nilai support (sup) pada himpunan data transaksi (T) jika persentase sup transaksi mengandung X U Y adalah setidaknya sup% dalam T.

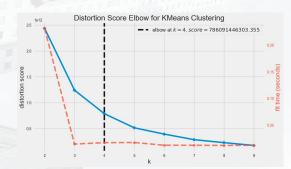
\*sup =  $Pr(X \cup Y)$ 

**Confidence**: Aturan asosiasi dianggap berlaku dalam T dengan nilai confidence (conf) jika persentase conf transaksi yang mengandung X juga mengandung Y adalah setidaknya conf%.

\*conf = Pr(Y | X)

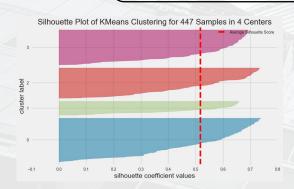


#### **Elbow Method**



Metode elbow digunakan untuk menemukan jumlah optimal cluster dalam analisis klasterisasi. Pada titik elbow, distorsi mulai menunjukkan penurunan yang lebih lambat setelahnya, sehingga hasil k yang didapatkan sebesar 4.

### Silhouette Score



Visualisasi menampilkan koefisien siluet untuk setiap sampel pada basis per cluster, memvisualisasikan cluster mana yang padat dan mana yang tidak. Hal ini sangat berguna untuk menentukan ketidakseimbangan klaster. Rata-rata hasil score yang didapatkan sebesar 0.52 menandakan partisi data relatif baik.

#### Result

cluster ‡	TransactionID ‡	Qty ‡	TotalAmount ÷	Income ‡	Marital Status ‡	Gender ‡
0	11	39	340749.685535	8.544906	Married	Wanita
1	16	61	591511.764706	8.186078	Married	Wanita
2	13	49	450864.545455	8.450545	Married	Wanita
3	8	27	221272.440945	8.936850	Married	Pria

- Terdapat empat kelompok pelanggan (kluster) berdasarkan pola pembelian dan karakteristik mereka.
- Setiap kluster memiliki rata-rata jumlah transaksi, jumlah barang yang dibeli (Qty), total jumlah pembelian (TotalAmount), dan tingkat pendapatan pelanggan (Income Customer) yang berbeda-beda.
- Semua kluster didominasi oleh pelanggan yang status pernikahannya adalah "Married".
- Kluster 0, 1, dan 2 didominasi oleh pelanggan dengan jenis kelamin "Wanita".
- Kluster 3 didominasi oleh pelanggan dengan jenis kelamin "Pria".



Auto-ARIMA adalah algoritma yang digunakan untuk secara otomatis menentukan model ARIMA yang paling sesuai yang menggabungkan pendekatan grid search dengan seleksi model berbasis statistik untuk memilih parameter terbaik (p, d, q) dari model ARIMA. Ukuran statistik untuk mengukur evaluasi model ini menggunakan nilai AIC dengan semakin rendah nilainya, semakin baik modelnya. Berikut tabel hasil pemodelan:

Model	AIC	Time (sec)
ARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12]	1601.433	0.03
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]	1401.802	0.10
ARIMA(1,1,0)(0,1,0)[12]	1471.078	0.03
ARIMA(1,1,0)(2,1,0)[12]	1373.291	0.28
ARIMA(0,1,0)(2,1,0)[12]	1482.214	0.18
ARIMA(2,1,0)(2,1,0)[12]	1339.784	0.37
ARIMA(2,1,0)(1,1,0)[12]	1378.534	0.14
ARIMA(3,1,0)(2,1,0)[12]	1302.938	0.46
ARIMA(3,1,0)(1,1,0)[12]	1341.777	0.26
ARIMA(3,1,0)(2,1,0)[12] intercept	1304.934	1.61



Berdasarkan hasil tersebut, didapatkan model terbaik dengan nilai AIC terkecil, yaitu ARIMA(3,1,0)(2,1,0)[12].



### Uji Asumsi Hasil Pemodelan Terbaik

Uji Independensi Residu (White-Noise Residual)

Hasil uji Ljung-Box (Q) statistik (1.34) dengan Prob(Q) (0.25), menunjukkan bahwa model memenuhi asumsi tentang autokorelasi dalam residuals.

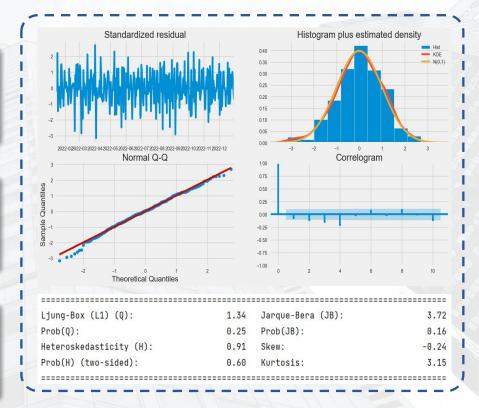
Uji Distribusi Hasil uji Jarque-Bera (JB) menunjukkan nilai 3.72 dengan Prob(JB) sebesar 0.16, menunjukkan bahwa model memenuhi asumsi tentang distribusi normal dalam residuals.

3

Uji Heteroskedastis itas

Residual

Hasil uji Heteroskedastisitas menunjukkan nilai 0.91 dengan Prob(H) sebesar 0.6, menunjukkan bahwa model memenuhi asumsi tentang homoskedastisitas dalam residuals.





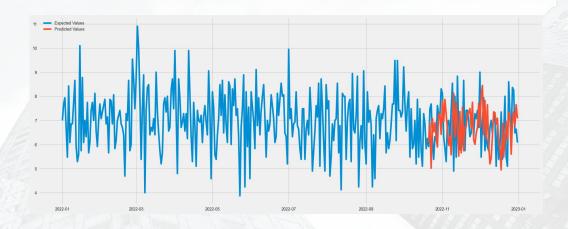
#### Prediksi Data Test

Memisahkan data time series menjadi dua subset: subset pelatihan (train) dan subset pengujian (test) dengan perbandingan 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Lalu, melakukan pemodelan sehingga diperoleh berdasarkan visualisasi berikut dengan nilai data asli vs data prediksi model.

### **Evaluasi Model**

Error Metric	MAE	MAE MAPE MSE		RMSE MAD	
Value	1.219	18.519	2.484	1.576	1.474

Semakin rendah nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAD, semakin baik performa model dalam memprediksi data. Sedangkan, nilai MAPE menunjukkan persentase kesalahan rata-rata dari prediksi model terhadap nilai sebenarnya.



Berdasarkan hasil berikut, variabel-variabel dalam model dinyatakan signifikan secara statistik dengan nilai p-value. Jika nilai p-value < alpha (0.05), kita dapat menolak hipotesis nol dan menyimpulkan bahwa koefisien tersebut signifikan dalam model.

	coef	std err	Z	P> z	[0.025	0.975]
intercept	0.0053	0.085	0.062	0.950	-0.162	0.173
ar.L1	-0.7841	0.055	-14.315	0.000	-0.891	-0.677
ar.L2	-0.5360	0.067	-7.970	0.000	-0.668	-0.404
ar.L3	-0.3263	0.058	-5.671	0.000	-0.439	-0.214
ar.S.L12	-0.6192	0.054	-11.378	0.000	-0.726	-0.513
ar.S.L24	-0.3412	0.053	-6.416	0.000	-0.445	-0.237
sigma2	2.2492	0.167	13.458	0.000	1.922	2.577



### Prediksi Data 1 Tahun Berikutnya



Berdasarkan prediksi model, nilai penjualan produk atau data time series tersebut diperkirakan akan bervariasi dalam rentang yang cukup lebar selama 1 tahun ke depan dari tanggal 01 Januari 2023 hingga 01 Desember 2023. Terdapat fluktuasi nilai dari tanggal ke tanggal, prediksi nilai tertinggi terjadi pada 6 Januari 2023 dengan nilai 64.10, sementara nilai terendah terjadi pada 7 Januari 2023 dengan nilai 34.24.

### **Conclusion & Recommendations**



### Strategi Pemasaran

Pada hasil analisis RFM menunjukkan jumlah pelanggan loyal yang rendah, kelompok "Unsatisfied Customers" cukup besar, dan kelompok "Lost Customers - Bargain" memiliki jumlah tertinggi. Untuk meningkatkan retensi pelanggan, perusahaan perlu memberikan diskon, tawaran promosi, meningkatkan pelayanan, dan menawarkan produk dengan harga yang lebih kompetitif."



Hasil analisis ABC menunjukkan Ginger Candy sebagai produk C di Modern Trade dan General Trade, dengan kontribusi pendapatan kecil. Sementara itu, Cheese Stick tergolong dalam kategori produk A di kedua tipe toko, menjanjikan potensi pendapatan. Informasi ini berguna untuk manajemen stok barang dan menargetkan kelompok hasil analisis RFM seperti "Lost Customers - Bargain", "Big Spenders", dan "Occasional Customers - Big Spenders".

Dari analisis market basket, produk Thai Tea mayoritas direkomendasikan meskipun berada dalam kategori B. Ginger Candy memiliki nilai support, confidence, dan lift tertinggi karena sering dibeli oleh pelanggan, meskipun termasuk dalam kategori C. Cheese Stick, yang termasuk dalam kategori A dan sering dibeli, dapat meningkatkan pendapatan. Hasil analisis ini relevan untuk semua kelompok pelanggan, terutama "New Customer", "Big Spenders", dan "Lost Customer".

### **Conclusion & Recommendations**



### Rekomendasi Bisnis Segmentasi Pelanggan

#### Cluster 0

Menunjukkan tingkat transaksi dan pembelian produk (Qty) yang tinggi secara rata-rata. Meskipun total transaksi dan jumlah produk yang dibeli lebih rendah dari cluster lain, rata-rata TotalAmount atau total pendapatan dari cluster ini masih cukup besar. Mayoritas pelanggan dalam cluster ini adalah wanita yang sudah menikah. Fokus bisnis harus pada mempertahankan loyalitas dan meningkatkan interaksi dengan pelanggan wanita yang sudah menikah, mendorong mereka untuk bertransaksi lebih sering guna meningkatkan pendapatan.

#### Cluster 2

Memiliki rata-rata total pendapatan yang tinggi. Dalam hal jumlah transaksi dan jumlah produk yang dibeli (Qty), cluster ini berada di antara Cluster 0 dan Cluster 1. Bisnis dapat fokus untuk meningkatkan interaksi dengan pelanggan dalam cluster ini dan mendorong mereka untuk meningkatkan frekuensi pembelian.

#### Cluster 1

Memiliki rata-rata tinggi dalam hal jumlah transaksi dan jumlah produk yang dibeli (Qty). Rata-rata TotalAmount atau total pendapatan dari cluster ini lebih tinggi dibandingkan dengan cluster lainnya. Pelanggan dalam cluster ini mayoritas adalah wanita yang sudah menikah. Bisnis dapat fokus untuk meningkatkan frekuensi pembelian dan mempertahankan loyalitas pelanggan dalam cluster ini.

#### Cluster 3

Memiliki rata-rata jumlah transaksi, jumlah produk yang dibeli (Qty), dan total pendapatan yang lebih rendah dibandingkan dengan cluster lainnya. Mayoritas pelanggan dalam cluster ini adalah pria yang sudah menikah. Meskipun tingkat total pendapatan relatif lebih rendah, bisnis dapat mencari cara untuk meningkatkan nilai transaksi pelanggan dalam cluster ini dengan strategi seperti penawaran khusus atau produk yang sesuai dengan preferensi mereka.

### **Conclusion & Recommendations**



### Prediksi Penjualan Produk (Qty)

Hasil analisis ini berhasil menganalisis faktor-faktor runtun waktu pada penjualan produk melalui asumsi-asumsi yang mendalam dan pemodelan yang optimal.

O1

Keberhasilan menganalisis
faktor-faktor



02

ARIMA dapat memprediksi jumlah penjualan produk dengan baik



Model ARIMA dengan parameter ARIMA(3.1.0)(2.1.0)[12] dapat secara baik memprediksi penjualan produk dengan nilai AIC rendah dan margin of error yang kecil.

Variabel-variabel dalam model runtun waktu dinyatakan signifikan secara statistik melalu hasil pemodelan runtun waktu, yaitu ar.L1, ar.L2, ar.L3, ar.S.L12, ar.S.L24, dan sigma2.

03



Variabel berpengaruh signifikan terhadap jumlah penjualan produk



04

Rekomendasi model ARIMA sebagai alat prediksi



Model Arima direkomendasikan sebagai alat prediksi penjualan produk untuk membuat estimasi jumlah produk yang dibeli oleh pelanggan dengan mempertimbangkan faktor-faktor yang mempengaruhi tersebut.



#### Link Folder:

FinalTask\_Kalbe\_DS\_RFirdausDharmawanAkbar - Google Drive

#### Link Presentasi:

(1) FinalTask\_Kalbe\_DS\_Presentasi\_RFirdausDharmawanAkbar - YouTube

#### Link Dashboard Tableau:

<u>public.tableau.com/app/profile/r.firdaus.dharmawan.akbar/viz/ExploratoryDataAnalysis-Kalbe/Dashboard1</u>

**Link Github:** 

rfdharma/FinalTask\_Kalbe\_DS (github.com)

# **Thank You**





