

Machine Learning Project (Regression Model and Clustering)

Data Scientist

Presented by Imam Santoso

Batch September 2023





About You

Successful Computer Science graduate with expertise in data analytics. Skilled in Python, SQL, R, Tableau, and machine learning. Certified in Data Analysis, R Programming, and SQL. Experienced in Google Looker Studio. Committed to leveraging data for business growth and social impact.





My Experiences

Alibaba Cloud Computing Rakamin Academy Jun 2022 - August 2023

Short Class Data Analytics Revou Mar 2023 - Apr 2023

Challenge





- 1. Task 1: Dbeaver Connection with PostgreSQL
- 2. Task 2: Tableau Public Create Dashboard
- 3. Task 3: Machine Learning Regression (Time Series)
- 4. Task 4: Machine Learning Clustering





o query 1 : Berapa rata-rata umur customer jika dilihat dari marital statusnya ?

```
⊖select
     "Marital Status" as marital_status,
     round(avg(age), 2) as avg_age
 from
     "case study customer"
 where
     "Marital Status" != ''
 group by
     marital status
 order by
     avg_age asc
```

	marital_status	¹ã avg_age ▼	
1	Single	29.38	
2	Married	43.04	





o query 2 : Berapa rata-rata umur customer jika dilihat dari gender nya ?

```
select
    gender,
    round(avg(age), 2) as avg_age
from
    customer
group by
   gender
order by
    avg_age asc
```

	123 gender 👯	¹ avg_age
1	1	39.14
2	0	40.33





o query 3: Tentukan nama store dengan total quantity terbanyak!

```
select
    st.storename as store_name,
    sum(tr.qty) as quantity
from
   transaction as tr
join
    store as st
   on
        tr.storeid = st.storeid
group by
    store_name
order by
   quantity desc
```

	store_name 👯	¹ quantity ™
1	Lingga	2,777
2	Sinar Harapan	2,588
3	Prestasi Utama	1,395
4	Prima Kota	1,358
5	Buana	1,320
6	Prima Tendean	1,310
7	Prima Kelapa Dua	1,296
8	Harapan Baru	1,286
9	Bonafid	1,283
10	Priangan	1,239
11	Gita Ginara	1,236
12	Buana Indah	1,208





o query 4 : Tentukan nama produk terlaris dengan total amount terbanyak!

```
select
    pr."Product Name" as product_name,
    sum(tr.totalamount) as total amount
from
   product as pr
join
   transaction as tr
   on
        pr.productid = tr.productid
group by
   product_name
order by
    total amount desc
```

		product_name 👣	¹ã total_amount ₹
	1	Cheese Stick	27,615,000
ľ	2	Choco Bar	21,190,400
١	3	Coffee Candy	19,711,800
	4	Yoghurt	19,630,000
١	5	Oat	15,440,000
١	6	Crackers	13,680,000
١	7	Potato Chip	13,104,000
١	8	Thai Tea	11,982,600
1	9	Cashew	11,286,000
	10	Ginger Candy	8,403,200

Task 2 - Sales Dashboard











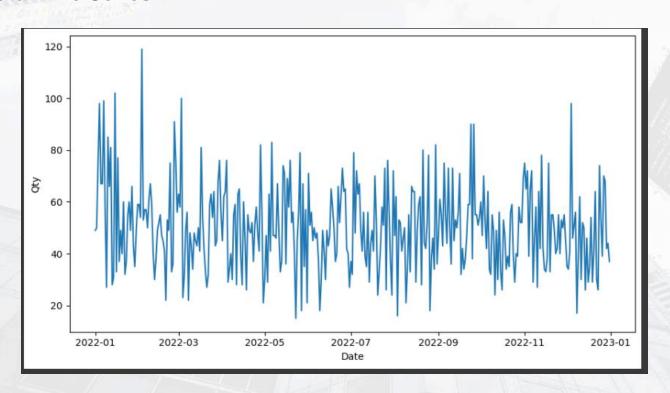
Preview Data







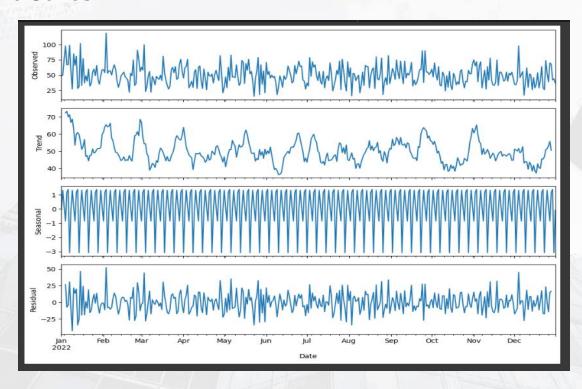
Plot Data Time Series





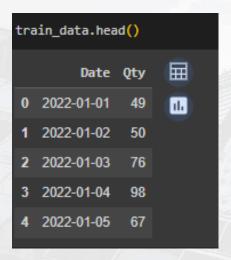


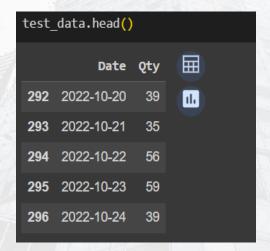
Plot Data Time Series



Split Data Time Series

```
# Splitting the data into training and testing sets
train_size = int(len(df_regresi) * 0.8) # 80% data for training, 20% for testing
train_data, test_data = df_regresi.iloc[:train_size], df_regresi.iloc[train_size:]
```



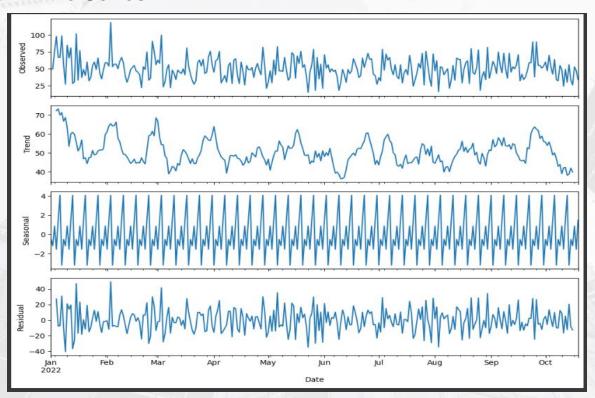


Dilakukan split data train dan data test, data train menggunakan 80% dari keseluruhan data dan data test menggunakan 20% dari keseluruhan data





Plot Data Train Time Series







Uji Stasioner Data Train Time Series

```
# Statistical test to validate stationarity
# Ho = The data is not stationary
# Ha = The data is stationary
alpha = 0.05
adfuller_pvalue = adfuller(train_data['Qty'])[1]
if adfuller pvalue <= alpha:
    print('Reject Ho. The data is stationary')
    print(adfuller pvalue)
else:
    print('Fail to reject Ho. The data is not stationary')
    print(adfuller pvalue)
Reject Ho. The data is stationary
8.939693654974982e-30
```

Uji ADF di atas menunjukkan bahwa data sudah stasioner. Akan tetapi, plot time series menunjukkan datanya belum stasioner secara musiman. Sehingga, akan dilakukan differencing tiap lag musimannya, yaitu lag 7.

Differencing pada Lag Musiman Data Train Time Series

```
diff mus7 = train data['Qty'].diff(periods = 7)
diff mus7
        NaN
        NaN
        NaN
        NaN
        NaN
       . . .
287
       1.0
288
      -29.0
289
       4.0
290
       23.0
      -15.0
291
Name: Qty, Length: 292, dtype: float64
```





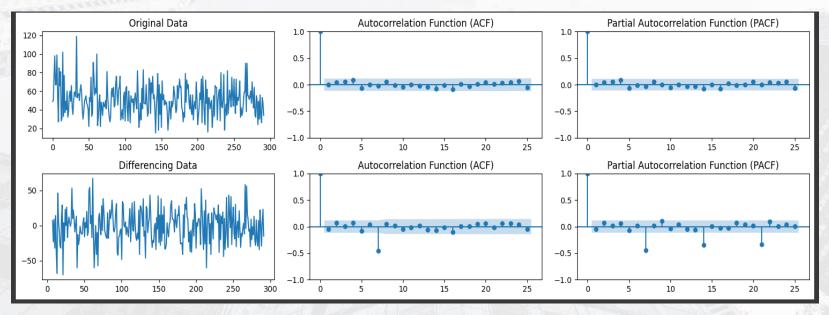
Uji Stasioner

```
# Statistical test to validate stationarity
# Ho = The data is not stationary
# Ha = The data is stationary
alpha = 0.05
adfuller pvalue = adfuller(diff mus7.dropna())[1]
if adfuller pvalue < alpha:
    print('Reject Ho. The data is stationary')
    print(adfuller pvalue)
else:
    print('Fail to reject Ho. The data is not stationary')
    print(adfuller pvalue)
Reject Ho. The data is stationary
8.752600524789744e-13
```





Plot ACF dan PACF

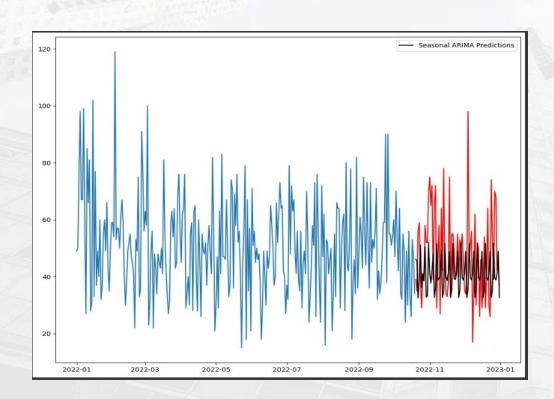


Model Seasonal ARIMA yang terbentuk adalah ARIMA (0, 0, 0) dengan seasonal (0, 1, 1, 7). Akan tetapi, kita juga akan melakukan pengecekan untuk model gabungan MA = 1 dan/atau AR = 1, sehingga model yang mungkin terbentuk adalah model seasonal (0, 1, 1, 7), (1, 1, 0, 7), atau (1, 1, 1, 7).





Plot Model Terbaik: Model ARIMA (0,0,0) Seasonal (1,1,0,7)



RMSE Value: 16.07272935224695

R-squared Value: -0.10396434594603399

MAE Value: 13.358618452338368

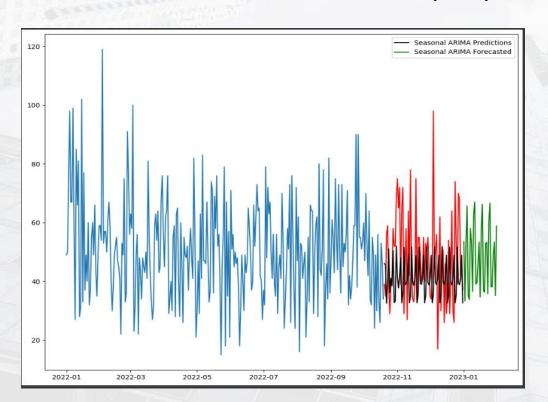
Model ini memenuhi:

- (1) Parameter yang digunakan signifikan
- (2) Asumsi residual: white noise dan berdistribusi normal





Forecast Model Terbaik: Model ARIMA (0,0,0) Seasonal (1,1,0,7)



	lower Qty	upper Qty	forecasted Qty	
Date				11.
2023-01-01	17.676142	89.460497	53.568319	
2023-01-02	-2.575369	69.208986	33.316808	
2023-01-03	17.626566	89.410921	53.518743	
2023-01-04	29.834546	101.618901	65.726723	
2023-01-05	-0.712008	71.072347	35.180170	





Preview Data

```
# clustering model
df_cluster = df_merge.groupby('CustomerID').agg({'TransactionID':'count',
                                                  'Qty':'sum',
                                                  'TotalAmount':'sum'}).reset_index()
df_cluster.head()
```

	CustomerID	TransactionID	Qty	TotalAmount
0	1	17	60	623300
1	2	13	57	392300
2	3	15	56	446200
3	4	10	46	302500
4	5	7	27	268600





Data Normalization

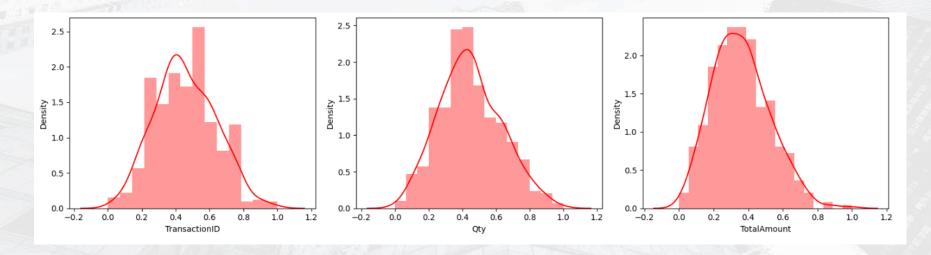
```
# normalization per feature
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
df_fix = df_cluster.drop('CustomerID', axis = 1)
num fix = df fix.columns
df_norm = MinMaxScaler().fit_transform(df_fix)
df_norm = pd.DataFrame(data = df_norm, columns = num_fix)
df norm.head()
```

	TransactionID	Qty	TotalAmount
0	0.777778	0.724638	0.703949
1	0.55556	0.681159	0.397827
2	0.666667	0.666667	0.469255
3	0.388889	0.521739	0.278823
4	0.222222	0.246377	0.233899





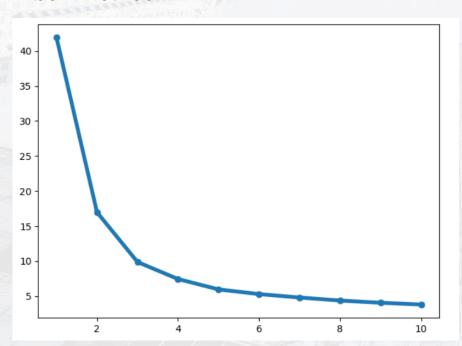
Data Normalization







Elbow Method



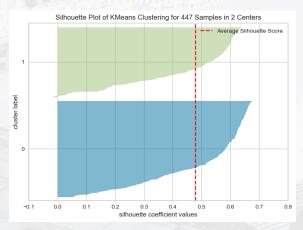
```
pd.Series(inertia) - pd.Series(inertia).shift(-1)
     24.940793
     7.095883
      2.432542
      1.481289
      0.665881
      0.489428
      0.431677
      0.316457
      0.254853
          NaN
dtvpe: float64
```

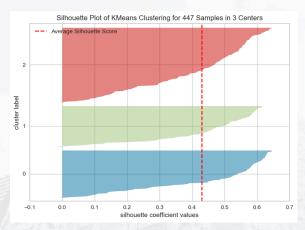
Berdasarkan Elbow Method, jumlah cluster yang sesuai adalah 3 cluster.

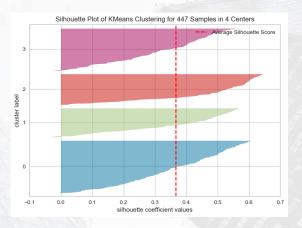




Silhouette Plot







For $n_{\text{clusters}} = 2$, the silhouette score is 0.47981313905566353

For n_clusters = 3, the silhouette score is 0.43028449435712024

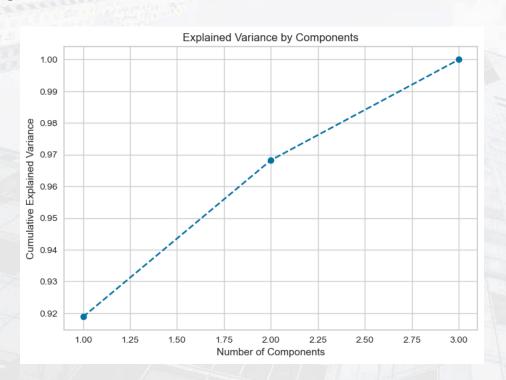
For $n_{\text{clusters}} = 4$, the silhouette score is 0.36755972546792115

Berdasarkan keseimbangan tiap cluster dari silhouette plot, jumlah cluster yang optimal adalah 3 cluster. Meskipun rata-rata shilouette score untuk 2 cluster lebih tinggi, kita akan tetap menggunakan 3 cluster untuk pemodelan (dengan mempertimbangkan Elbow Method juga)





PCA

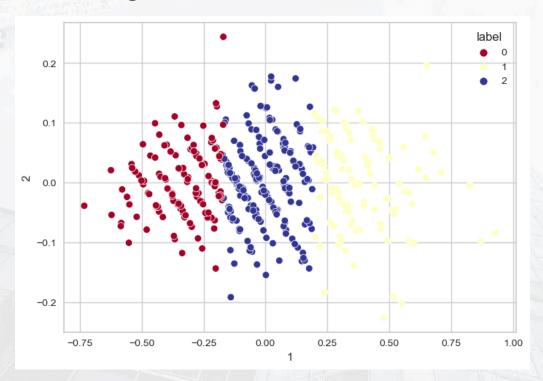


n_components yang dipilih adalah 2 components karena variasi data yang tercover sekitar 90%





Visualisasi Clustering



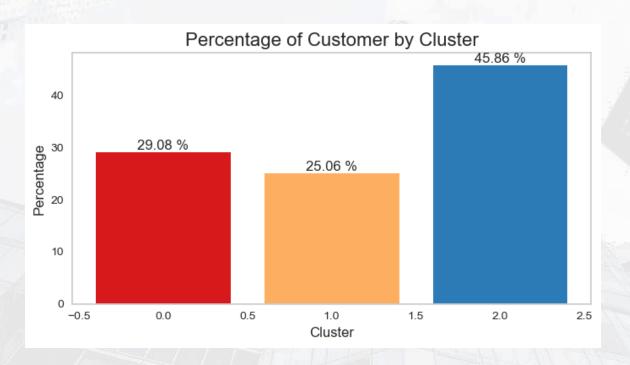




TransactionID					Qty				TotalAmount			
	count	mean	median	std	count	mean	median	std	count	mean	median	std
cluster												
0	130	7.692308	8.0	1.697450	130	26.646154	27.0	5.796098	130	228188.461538	233450.0	52952.510001
1	112	15.348214	15.0	1.769154	112	57.455357	57.0	7.124237	112	522525.892857	508200.0	81590.827900
2	205	11.224390	11.0	1.487988	205	40.960976	41.0	5.193174	205	360271.219512	360400.0	54821.139663

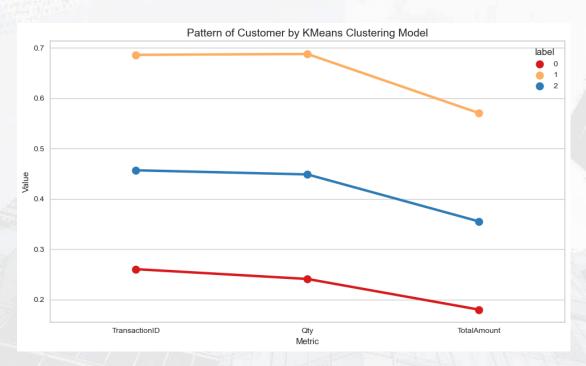






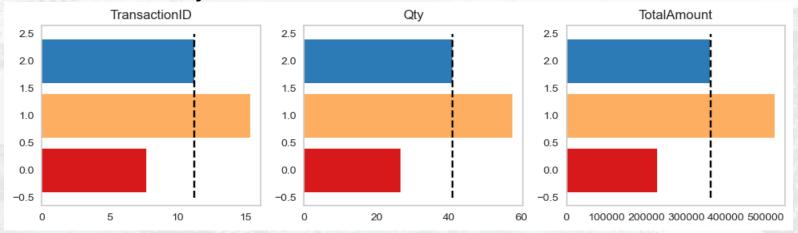












Tabel - Akumulasi Hasil Nilai Fitur pada Setiap Cluster

Cluster	High Value	Average Value	Low Value
Cluster 0		TransactionID, Qty, TotalAmount	
Cluster 1			TransactionID, Qty, TotalAmount
Cluster 2	TransactionID, Qty, TotalAmount		





Clustering Interpretation

- Cluster 0 New Customer
- Terdapat 130 customer (29.08%).
- Customer di kelompok ini memiliki rata-rata transaksi yang rendah, yaitu sekitar 8 kali transaksi, transaksi, rata-rata jumlah atau kuantitas produk yang dibeli customer rendah yaitu sekitar 27 unit produk, dan rata-rata jumlah uang yang dikeluarkan oleh customer rendah yaitu sekitar 228K.
- Cluster 1 Loyalty Customer
- Terdapat 112 customer (25.06%)
- Customer di kelompok ini memiliki rata-rata transaksi yang tinggi, yaitu sekitar 15 kali transaksi, rata-rata jumlah atau kuantitas produk yang dibeli customer tinggi yaitu sekitar 57 unit produk, dan rata-rata jumlah uang yang dikeluarkan oleh customer tinggi yaitu sekitar 522K.





Clustering Interpretation

- Cluster 2 Potential Customer
- Terdapat 205 customer (45.86%)
- Customer di kelompok ini memiliki rata-rata transaksi yang sedang, yaitu sekitar 11 kali transaksi, rata-rata jumlah atau kuantitas produk yang dibeli customer sedang yaitu sekitar 41 unit produk, dan rata-rata jumlah uang yang dikeluarkan oleh customer sedang yaitu sekitar 360K.

Business Recommendation

Cluster 0 - New Customer: Untuk mendorong pembelian berulang dari pelanggan baru, bisnis dapat fokus pada program loyalitas, menawarkan kupon atau diskon untuk pembelian pertama, dan mengirimkan email atau notifikasi push untuk mempromosikan produk atau layanan baru.





Business Recommendation

- Cluster 1 Loyalty Customer: Untuk mempertahankan pelanggan loyal dan meningkatkan nilai mereka, bisnis dapat menawarkan program loyalitas yang lebih menarik dan produk atau layanan eksklusif. Rekomendasi ini bertujuan untuk memberikan nilai tambah kepada pelanggan loyal, sehingga mereka lebih cenderung untuk tetap menjadi pelanggan Anda.
- Cluster 2 Potential Customer: Pelanggan potensial adalah pelanggan yang telah membeli produk atau layanan Anda dalam beberapa waktu terakhir. Mereka adalah pelanggan yang memiliki potensi untuk menjadi pelanggan loyal, tetapi mereka belum mencapai tingkat pembelian yang sama seperti pelanggan loyal. Rekomendasi yang diberikan di atas bertujuan untuk meningkatkan jumlah produk yang dibeli pelanggan potensial per transaksi. Dengan demikian, Anda dapat mendorong mereka untuk menjadi pelanggan yang lebih loyal. Program diskon atau promosi dapat membantu Anda mencapai tujuan ini.





Link Folder/Github/Video Presentation

Link Folder di Google Drive : disini

Link Github: disini

Link Video Presentation di Youtube: disini

Thank You



