# Final Project Rakaplus

### Meet our team

**Gamal Abdul Naser** 

KETUA

Adji Putra Abriantoro
Desy Rizky Amalia
Farrell Gaffar
Ferry Irawan
M Farhan Sidik

### Table of Content

1. Background

2. Exploratory Data Analysis (EDA)

3. Data Pre-Processing

4. Modelling

5. Recommendation

# Background

# E-commerce Shipping Data

Business Metrics = On Time Delivery (OTD) Rate



E-commerce RAKAPLUS ingin menyelesaikan permasalahan keterlambatan pengiriman yang dialami oleh customer, karena pengiriman penting dalam memberi kepuasan terhadap customer



Meningkatkan keputusan
pembelian customer dalam ecommerce tersebut sehingga
dapat mempertahankan
customer bahkan
meningkatkan jumlah customer



Mengembangkan suatu model untuk memprediksi barang yang dipesan oleh customer tiba dengan tepat waktu atau tidak dan mecari penyebab keterlambatan pada pengiriman

# E-commerce Shipping Data



Jika model prediksi ketepatan waktu sudah selesai, dilanjutkan dengan saran rekomendasi memberikan notifikasi kepada customer apabila adanya keterlambatan pada pengiriman barang.

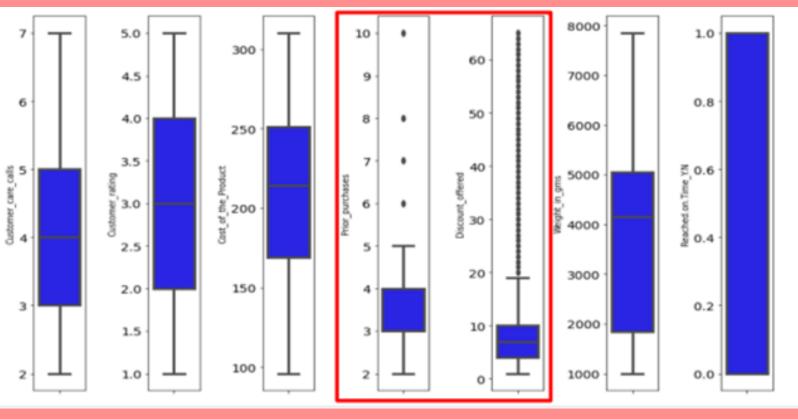


Business metrics yang digunakan yaitu OTD Rate

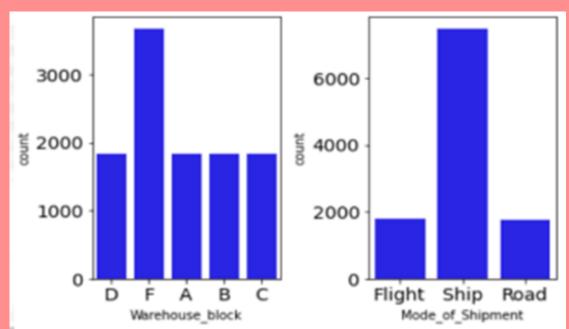
# Exploratory Data Analysis (EDA)

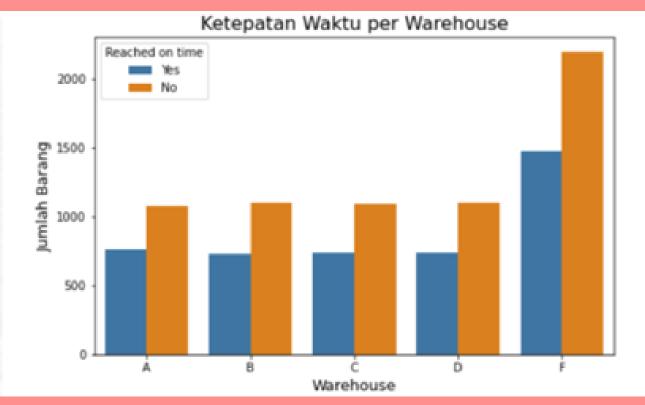
```
df.isna().sum()

ID 0
Warehouse_block 0
Mode_of_Shipment 0
Customer_care_calls 0
Customer_rating 0
Cost_of_the_Product 0
Prior_purchases 0
Product_importance 0
Gender 0
Discount_offered 0
Weight_in_gms 0
Reached.on.Time_Y.N 0
dtype: int64
```

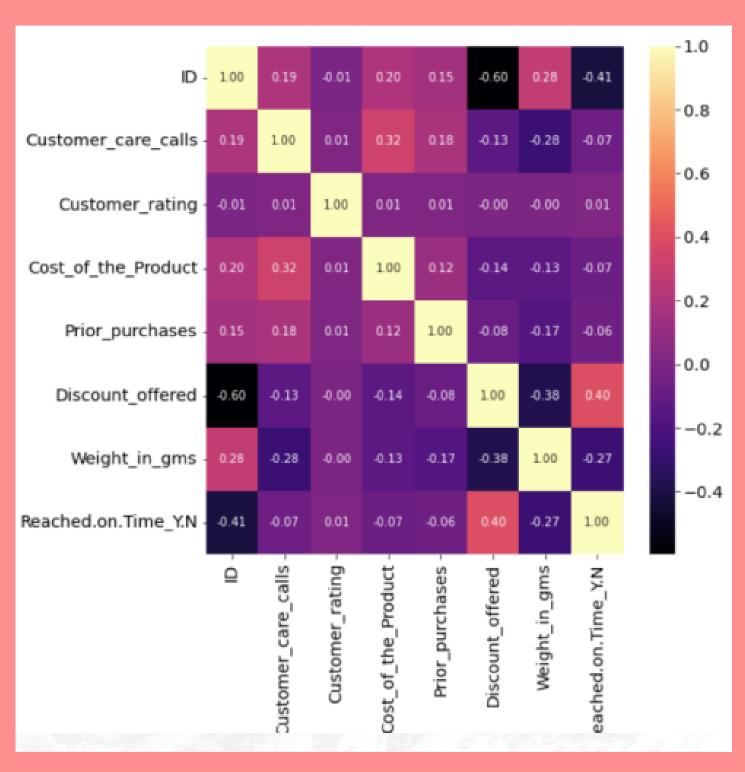


- Data berkaitan dengan Customer Satisfication (Pengiriman)
- Fitur = "Reached on Time"
- Label = "Discount Offered" dan "Weight in gms"
- No Missing Value and Duplicated Data
- Distribusi Positive Skewed berada pada kolom "Discount Offered" dan "Prior Purchase"

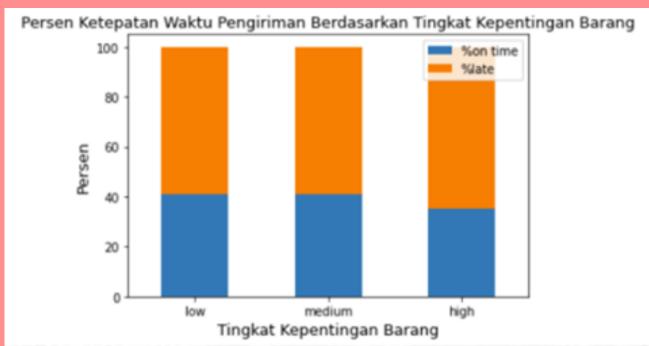


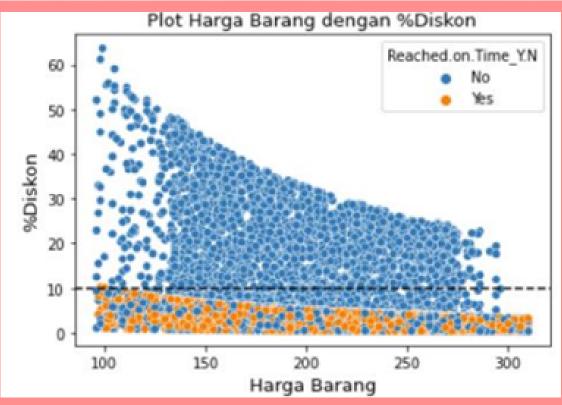


- Terdapat nilai dominan pada "Warehouse F" di Kolom Warehouse dan Mode "Ship" di Kolom Mode of Shipment
- Warehouse F memiliki jumlah barang paling banyak namun memiliki jumlah keterlambatan paling tinggi



- "Reached on Time" dan "Discount Offered" memiliki nilai korelasi Positif 0.40
- "Reached on Time" dan "Weight in gms" memiliki nilai korelasi Negatif -0.27





- Terjadi keterlambatan pada setiap Tingkat Kepentingan Barang (Tidak berkorelasi dengan Fitur)
- Keterlambatan mayoritas terjadi dengan barang yang memiliki diskon lebih dari 10%

# Data Pre-Processing

### Data Pre-Processing

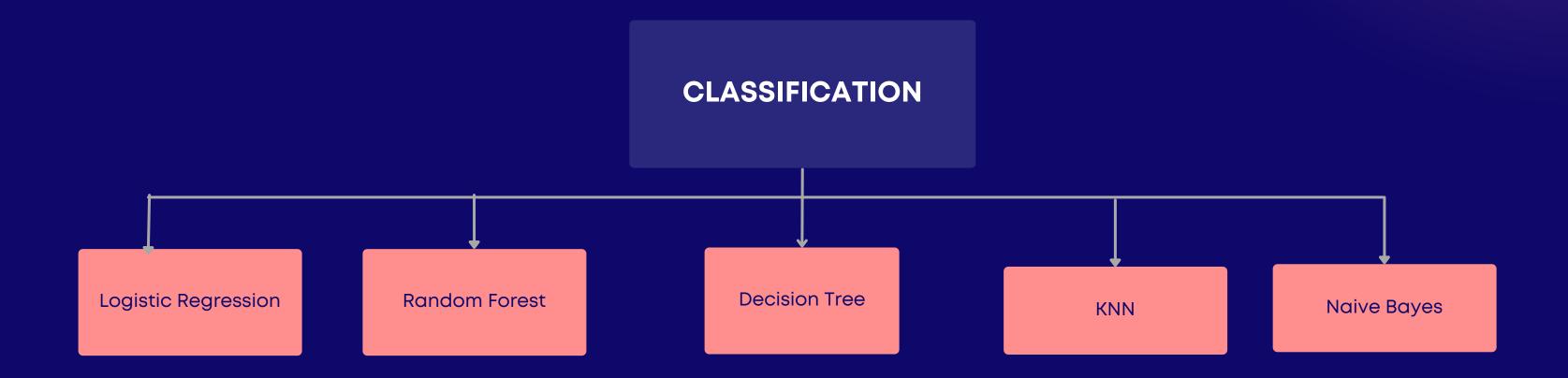
Warehouse\_block

Mode\_of\_Shipment

#### **Feature Handling Data Drop Columns Handling Outlier Feature Encoding Transformation** No Missing Value Prior\_purchases Normalization ✓ Label Encoding: ✓ ID: Dapat di handle dengan No Duplicate Data Standardization Product\_importance Warehouse\_block IQR Discount\_offered ✓ Log Transformation: Mode\_of\_Shipment Gender Masih terdapat outlier -> Discount\_offered. log transformation One Hot-Encoding:

# Modelling

#### **MODELLING**



Kita ingin membagi / mengklasifikasi proses pengiriman barang menjadi TEPAT WAKTU atau TELAT

# Parameter Evaluasi Model

Aktual **Prediksi** Keterangan **Tepat Waktu** Tepat Waktu True Positive (TP) True Negative (TN) Telat Telat **Tepat Waktu** Telat False Positive (FP) False Negative (FN) **Tepat Waktu** Telat

Tepat Waktu : **Positif**Telat : **Negatif**Jadi, **False negative :** 

Target yang nilai aktualnya positif, namun nilai diprediksi

negatif.

GOOD, prediksi tepat

GOOD, prediksi tepat

**NOT GOOD**, perlu dihindari

**BAD**, harus dihindari

# Mengapa FN harus dihindari di kasus ini?

When my online order hasn't arrived



Model	Accuracy	Precision	Recall
Logistic Regression	0.64	0.69	0.73
Decision Tree	0.65	0.70	0.72
Random Forest	0.66	0.76	0.63
KNN	0.64	0.71	0.67

### Evaluasi Model

#### **Skor Sebelum Tuning**

Nilai-nilai yang perlu diperhatikan:

- Accuracy (Ketepatan memprediksi / TP dan TN)
- Precision (Ketepatan menghindari FP)
- Recall (Ketepatan menghindari FN)
- AUC (Kombinasi ketiga nilai)

Skor antara masing-masing model tidak berbeda signifikan.

# Evaluasi Model

#### **Skor Setelah Tuning**

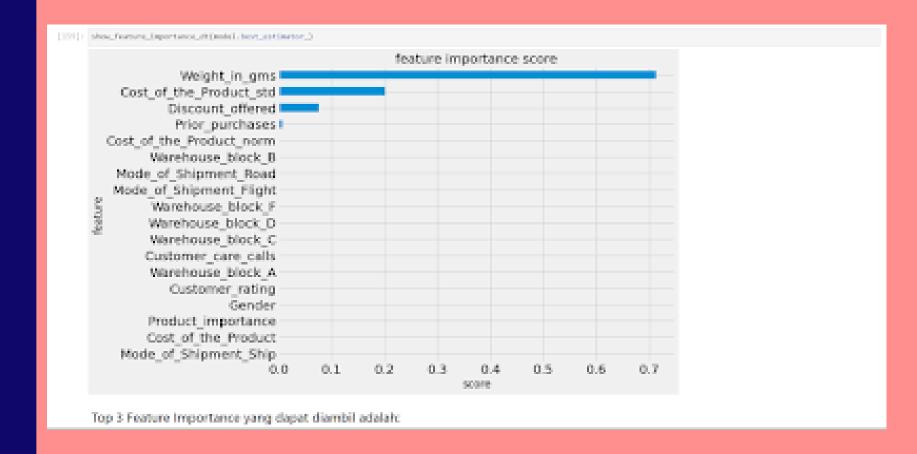
Secara overall, Decision tree dengan tuning menunjukkan hasil paling baik sehingga dipilih sebagai model untuk prediksi.

Model	Accuracy	Precision	Recall
Logistic Regression	0.59	0.59	0.75
Decision Tree	0.69	0.96	0.65
Random Forest	0.66	0.76	0.69
KNN	0.63	0.69	0.69

### Feature Importance

3 fitur paling penting / utama yang digunakan model untuk prediksi adalah:

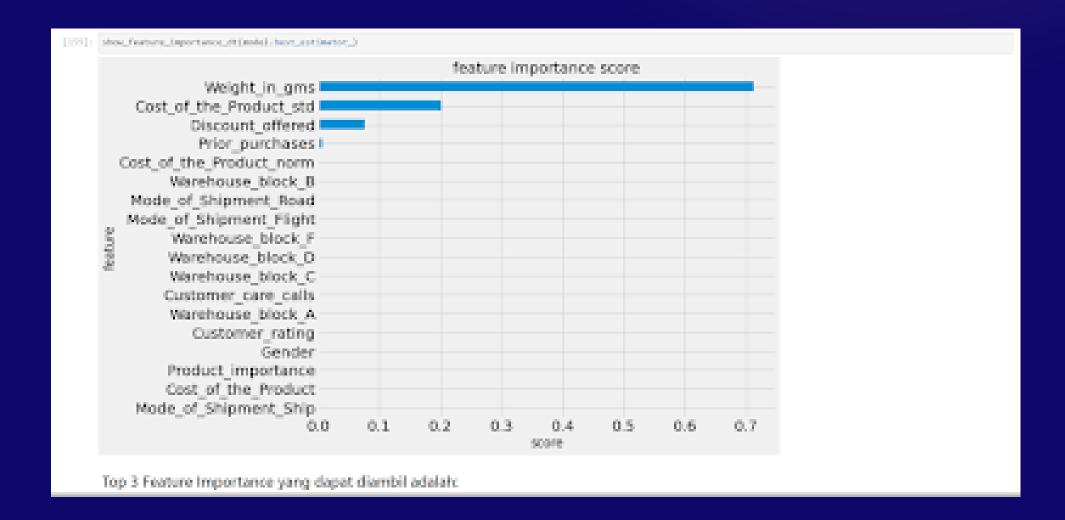
- Berat barang
- Harga barang
- Diskon yang diberikan



# Recommendation

# Business Insight

Untuk feature importance yang paling mempengaruhi keterlambatan pengiriman barang terletak pada fitur 'Berat Produk'. Dapat dilihat pada proses data preprocessing yang sudah dilaukan, terlihat bahwa nilai korelasi antara feature 'Berat Produk' dengan target 'Keterlambatan' memiliki nilai korelasi negatif. Jadi dapat disimpulkan bahwa berat produk mempengaruhi proses pengiriman.



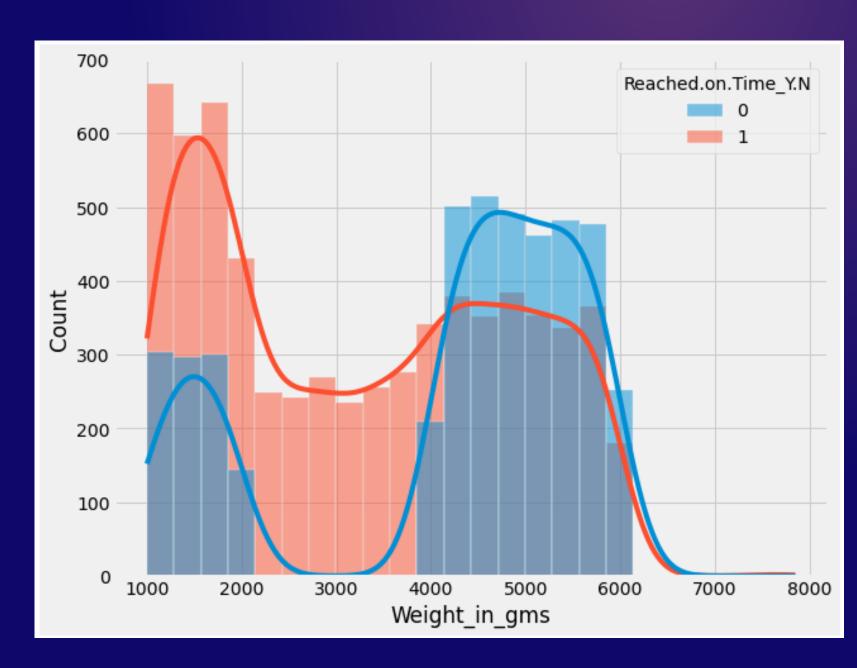
### **Business Insight**

#### Weight in grams,

Sebagai *Data Analyst* kami dapat mengkategorikan prioritas suatu barang yang dibeli oleh *customers*, sehingga apabila sudah mengetahui kategori suatu barang pesanan melalui berat/bobot (gram) suatu barang maka proses pengiriman dapat disesuaikan dengan moda pengiriman.

Hal tersebut juga dapat terealisasi dengan baik apa bila menambahkan feature berupa 'Jarak Lokasi Pengiriman", agar dalam menentukan mode pengirimannya dapat sesuai dengan jenis barang dan jarak lokasi pengiriman.

Apabila suatu barang telah diketahui kategori berat dan lokasi pengirimannya, maka setelahnya dapat dengan mudah merekomendasikan mode jenis pengiriman yang digunakan (*Flight/Ship/Road*).



Pengiriman barang dipastikan terlambat apabila berat produk antara 2-4 kg.

#### **Business Recommendation**

- Membuat estimasi waktu pengiriman barang ke lokasi *customers* sebagai pencegahan keterlambatan.
- Mengacu pada *feature "Prior Pirchases", maka* kami merekomendasikan untuk membuat program peringkat kepada *customers* sehingga pemberian diskon kepada *customers* akan lebih efektif dan tepat sasaran.
- Memberikan notifikasi pelacakan pengiriman barang kepada *customers* sehingga dapat mengurangi *customer care calls.*

# Thank you!