

FRAUD DETECTION

Association Rules and Classification



นายรัชชานนท์ พันกาฬสินธุ์ 653020217-4 นางสาวธมน ศิริพราหมณกุล 653020603-9 นางสาวอริสรา ยังอยู่ 653020606-3







DATA DESCRIPTION —

23 Columns585,177 Rows

Name	Description	Data Type
TRANSACTION_ID	รหัสเฉพาะสำหรับแต่ละธุรกรรม (Unique Identifier)	Integer
TX_DATETIME	วันที่และเวลาที่เกิดธุรกรรม	Datetime
CUSTOMER_ID	รหัสประจำตัวลูกค้า	Integer
TERMINAL_ID	รหัสประจำตัวเครื่อง terminal	Integer
TX_AMOUNT	จำนวนเงินในการทำธุรกรรม	Float
TX_TIME_SECONDS	เวลาในการทำธุรกรรม(วินาที)	Integer
TX_TIME_DAYS	จำนวนวันในการทำธุรกรรม	Integer

DATA DESCRIPTION

Name	Description	Data Type
TX_FRAUD	ตัวบ่งชี้ว่าธุรกรรมนั้นเป็นการฉ้อโกงหรือไม่ (Non-Fraud, Fraud)	string
TX_FRAUD_SCENARIO	สถานการณ์การฉ้อโกง (0 = ไม่มีการฉ้อโกง (No Fraud), 1 = การฉ้อโกงจากจำนวนเงินสูงผิดปกติ, 2 = การฉ้อโกงผ่านเครื่องรับชำระเงิน (Terminal Fraud), 3 = การฉ้อโกงผ่านการขโมยข้อมูลบัตร (Card-not-present Fraud))	Integer
TX_DURING_WEEKEND	ตัวบ่งชี้ว่าธุรกรรมเกิดขึ้นในช่วงสุดสัปดาห์หรือไม่ (O = ไม่ใช่, 1 = ใช่)	Integer
TX_DURING_NIGHT	ตัวบ่งชี้ว่าธุรกรรมเกิดขึ้นในช่วงกลางคืนหรือไม่ (O = ไม่ใช่, 1 = ใช่)	Integer
CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW	จำนวนธุรกรรมที่ลูกค้าทำในช่วง 1 วันที่ผ่านมา	Float



DATA DESCRIPTION

Name	Description	Data Type
CUSTOMER_ID_AVG_ AMOUNT_1DAY_WINDOW	ค่าเฉลี่ยจำนวนเงินของธุรกรรมที่ลูกค้าทำในช่วง 1 วันที่ผ่านมา	Float
CUSTOMER_ID_NB_TX_ 7DAY_WINDOW	จำนวนธุรกรรมที่ลูกค้าทำในช่วง 7 วันที่ผ่านมา	Float
CUSTOMER_ID_AVG_ AMOUNT_7DAY_WINDOW	ค่าเฉลี่ยจำนวนเงินของธุรกรรมที่ลูกค้าทำในช่วง 7 วันที่ผ่านมา	Float
CUSTOMER_ID_NB_TX_30DAY_ WINDOW	จำนวนธุรกรรมที่ลูกค้าทำในช่วง 30 วันที่ผ่านมา	Float
CUSTOMER_ID_AVG_ AMOUNT_30DAY_WINDOW	ค่าเฉลี่ยจำนวนเงินของธุรกรรมที่ลูกค้าทำในช่วง 30 วันที่ผ่านมา	Float



DATA DESCRIPTION

Name	Description	Data Type
TERMINAL_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW	ຈຳนวนธุรกรรมที่เกิดขึ้นบน terminal ในช่วง 1 วันที่ผ่านมา (มี delay 7 วัน)	Float
TERMINAL_ID_RISK_1DAY_WINDOW	ค่าความเสี่ยงของ terminal ในช่วง 1 วันที่ผ่านมา (มี delay 7 วัน)	Float
TERMINAL_ID_NB_TX_7DAY_WINDOW	ຈຳนวนธุรกรรมที่เกิดขึ้นบน terminal ในช่วง 7 วันที่ผ่านมา (มี delay 7 วัน)	Float
TERMINAL_ID_RISK_7DAY_WINDOW	ค่าความเสี่ยง (risk score) ของ terminal ในช่วง 7 วันที่ผ่านมา (มี delay 7 วัน)	Float
TERMINAL_ID_NB_TX_30DAY_WINDOW	จำนวนธุรกรรมที่เกิดขึ้นบน terminal ในช่วง 30 วันที่ผ่านมา (มี delay 7 วัน)	Float
TERMINAL_ID_RISK_30DAY_WINDOW	ค่าความเสี่ยง ของ terminal ในช่วง 30 วันที่ผ่านมา (มี delay 7 วัน)	Float



DATA PREPROCESSING

ตรวจสอบและจัดการค่า missing —

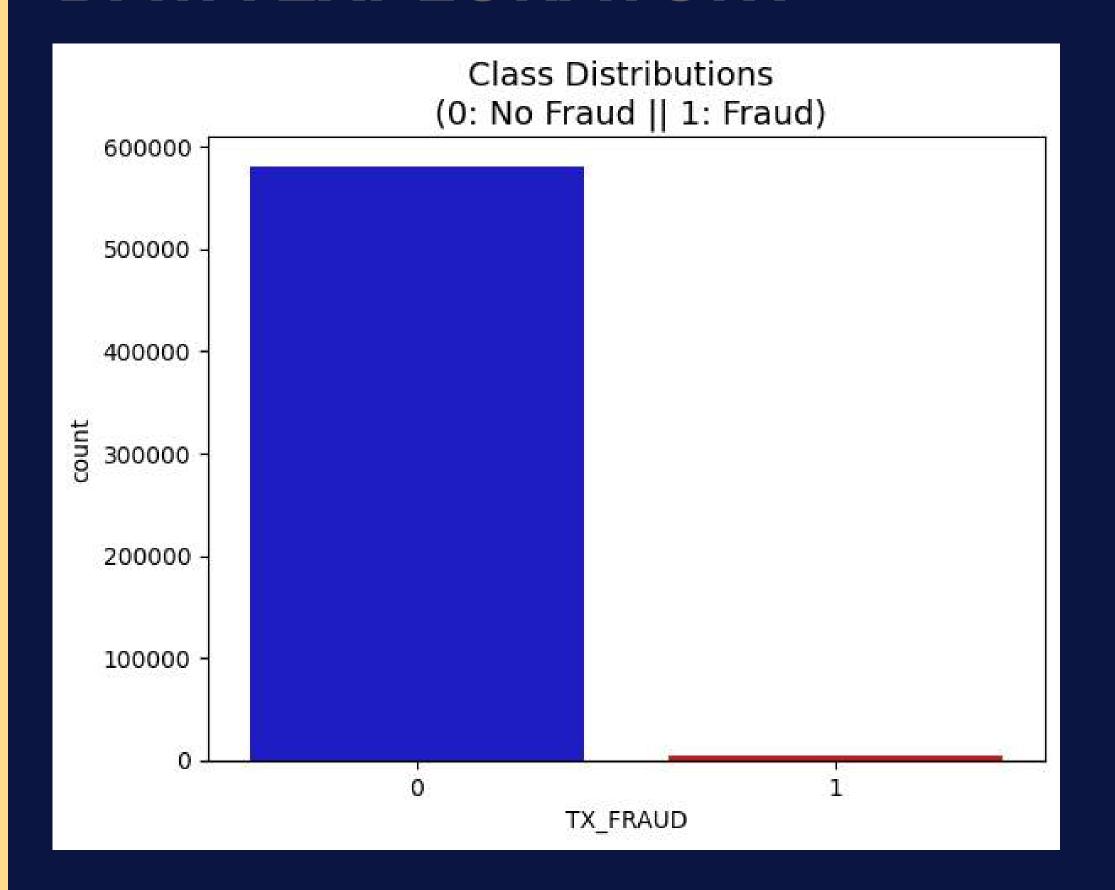
23 Colun	nns
585,177 R	ows

TRANSACTION_ID	0
TX_DATETIME	0
CUSTOMER_ID	0
TERMINAL_ID	0
TX_AMOUNT	0
TX_TIME_SECONDS	0
TX_TIME_DAYS	0
TX_FRAUD	0
TX_FRAUD_SCENARIO	0
TX_DURING_WEEKEND	0
TX_DURING_NIGHT	0

CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW	0
CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_1DAY_WINDOW	0
CUSTOMER_ID_NB_TX_7DAY_WINDOW	0
CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_7DAY_WINDOW	0
CUSTOMER_ID_NB_TX_30DAY_WINDOW	0
CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_30DAY_WINDOW	0
TERMINAL_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW	0
TERMINAL_ID_RISK_1DAY_WINDOW	0
TERMINAL_ID_NB_TX_7DAY_WINDOW	0
TERMINAL_ID_RISK_7DAY_WINDOW	0
TERMINAL_ID_NB_TX_30DAY_WINDOW	0
TERMINAL_ID_RISK_30DAY_WINDOW	0
dtype: int64	



DATA EXPLORATORY



No Frauds	99.26 %
Frauds	0.74 %



FEATURE ENGINEERING



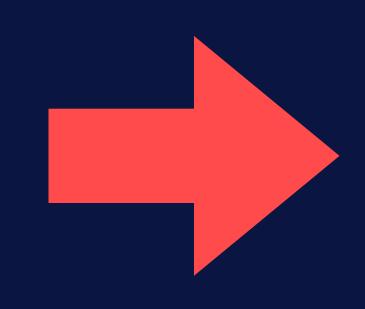
TX_HOUR

0:00 - 5:59

6:00 - 11:59

12:00 - 17:59

18:00 - 23:59





TRANSACTION_TIME_CATEGORY

Night

Morning

Afternoon

Evening

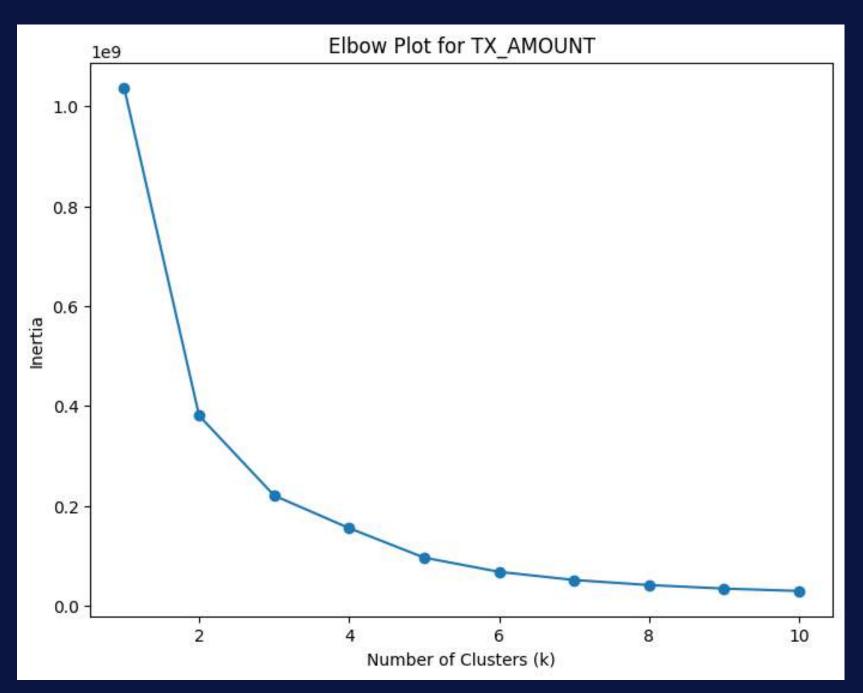


ASSOCIATION RULES





TX_AMOUNT



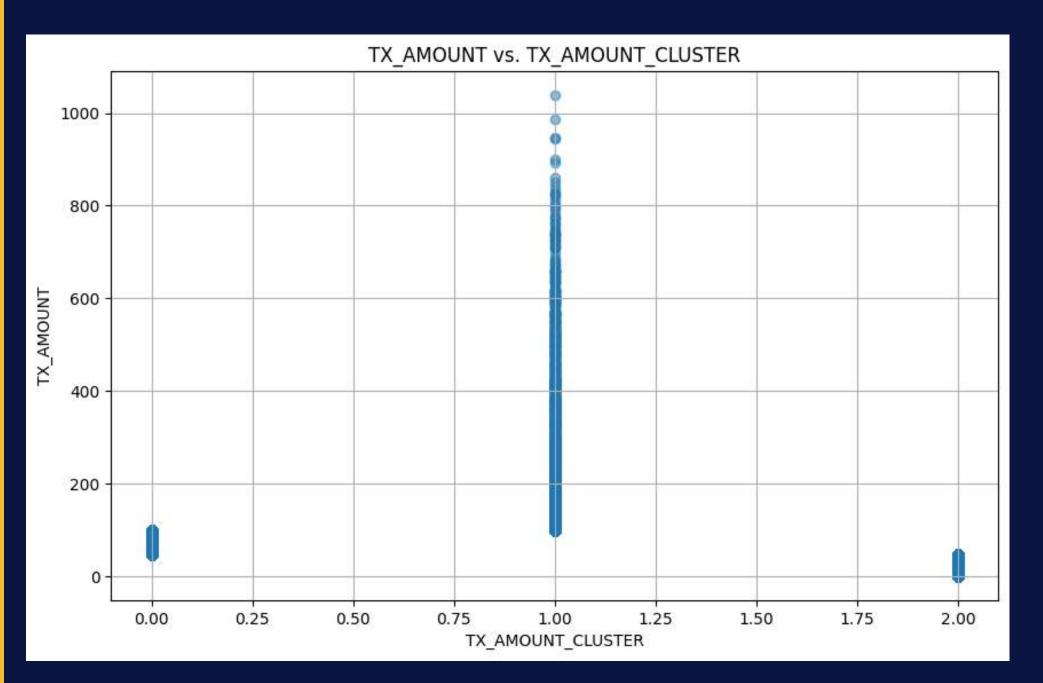
```
# from the elbow plot.
optimal_k = 3

# Perform KMeans clustering with the optimal k
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_k, random_state=42)
df['TX_AMOUNT_CLUSTER'] = kmeans.fit_predict(df[['TX_AMOUNT']])
```

TV AMOUNT CLUSTED	count	mean	median	min	max
TX_AMOUNT_CLUSTER					
0	208712	68.491887	66.84	45.17	99.24
1	80857	130.381692	121.55	99.25	1039.30
2	295608	22.067495	21.23	0.00	45.16



TX_AMOUNT



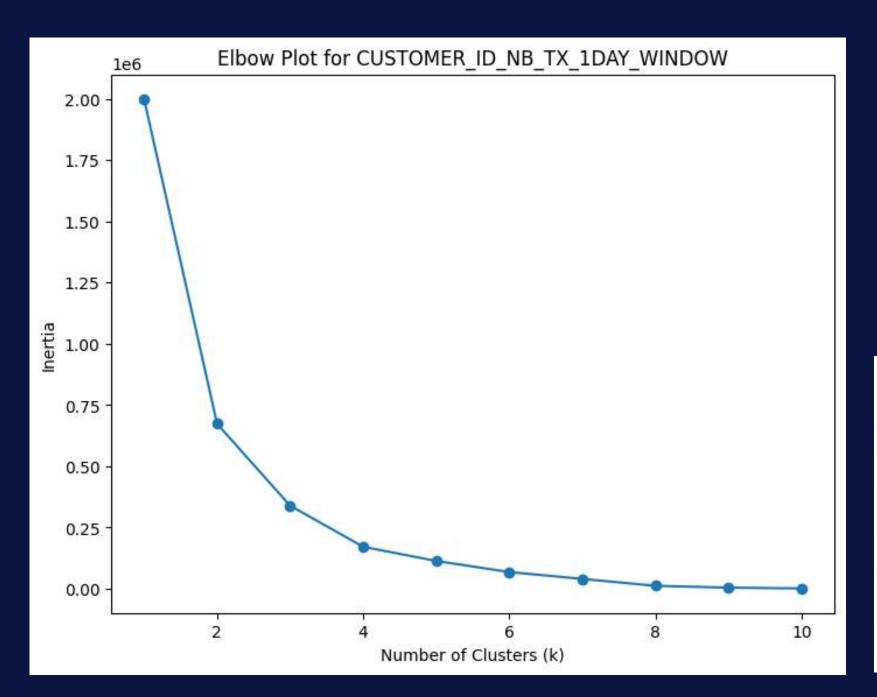
TX_AMOUNT_CLUSTER

0	medium
1	high
2	low

TX_AMOUNT_CLUSTER	count	mean	median	min	max
high	80857	130.381692	121.55	99.25	1039.30
medium	208712	68.491887	66.84	45.17	99.24
low	295608	22.067495	21.23	0.00	45.16



CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW



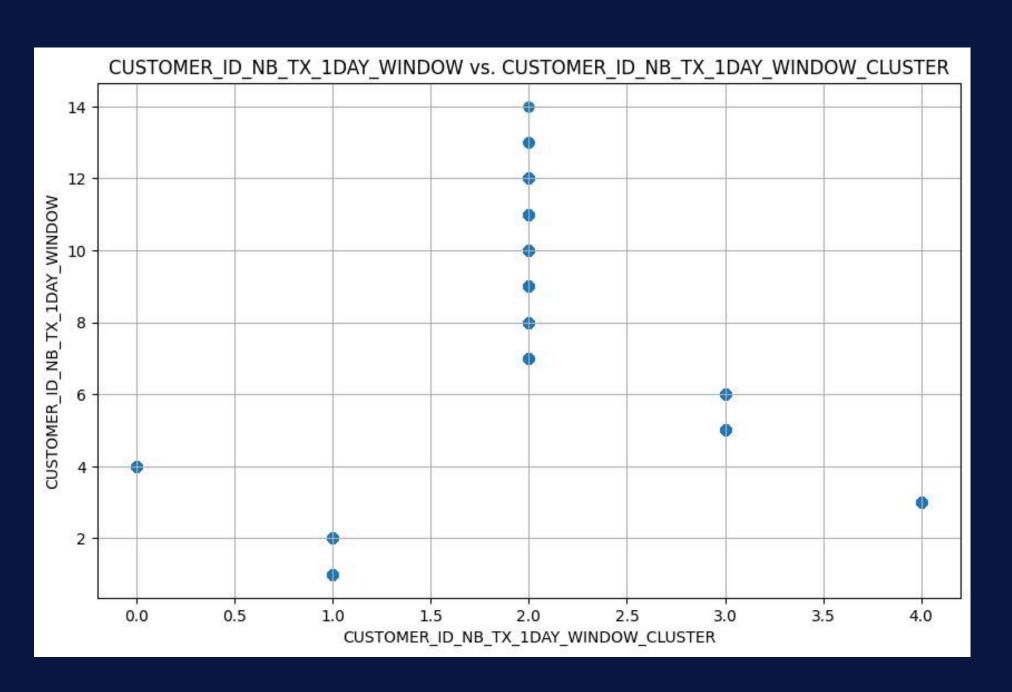
```
# from the elbow plot.
optimal_k = 5

# Perform KMeans clustering with the optimal k
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_k, random_state=42)
df['CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER'] = kmeans.fit_predict(df[['CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW']])
```

	count	mean	median	min	max
CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER					
0	106568	4.000000	4.0	4.0	4.0
1	190991	1.613704	2.0	1.0	2.0
2	41618	7.683983	7.0	7.0	14.0
3	119840	5.375976	5.0	5.0	6.0
4	126160	3.000000	3.0	3.0	3.0



CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW



CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER

0	High-Frequency Users
1	Occasional Users
2	Moderate Users
3	Regular Users
4	One-Time Users

count	mean	median	min	max
106568	4.000000	4.0	4.0	4.0
41618	7.683983	7.0	7.0	14.0
190991	1.613704	2.0	1.0	2.0
126160	3.000000	3.0	3.0	3.0
119840	5.375976	5.0	5.0	6.0
	106568 41618 190991 126160	106568 4.000000 41618 7.683983 190991 1.613704 126160 3.000000	106568 4.000000 4.0 41618 7.683983 7.0 190991 1.613704 2.0 126160 3.000000 3.0	106568 4.000000 4.0 4.0 41618 7.683983 7.0 7.0 190991 1.613704 2.0 1.0 126160 3.000000 3.0 3.0

ENCODE



CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER

TX_AMOUNT_CLUSTER

TRANSACTION_TIME_CATEGORY

TX_FRAUD

TX_DURING_WEEKEND

• List Items

• Encode One-Hot Format



ki frequent itemsets

	support	itemsets
0	0.182112	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=High-Frequency Users)
1	0.071120	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Moderate Users)
2	0.326382	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Occasional Users)
3	0.215593	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=One-Time Users)
4	0.204793	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users)
1074	0.000027	(TX_FRAUD=1, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=night, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_AMOUNT_CLUSTER=low, TX_DURING_WEEKEND=1)
1075	0.007001	(TX_AMOUNT_CLUSTER=medium, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=night, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_FRAUD=0, TX_DURING_WEEKEND=0)
1076	0.000034	(TX_AMOUNT_CLUSTER=medium, TX_FRAUD=1, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=night, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_DURING_WEEKEND=0)
1077	0.002574	(TX_AMOUNT_CLUSTER=medium, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=night, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_FRAUD=0, TX_DURING_WEEKEND=1)
1078	0.000007	(TX_AMOUNT_CLUSTER=medium, TX_FRAUD=1, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=night, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_DURING_WEEKEND=1)

ASSOCIATION RULES



An	tec	ced	ents

TX_AMOUNT_CLUSTER High

TX_DURING_WEEKEND Yes

TRANSACTION_TIME_CATEGORY

CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER

STER Regular Users

Afternoon

Support	Confidence	Lift
0.00099	0.0344	4.64

Consequents

TX_FRAUD

Fraud



ASSOCIATION RULES



Antecedents	ents
-------------	------

TX_AMOUNT_CLUSTER

High

TX_DURING_WEEKEND

No

TRANSACTION_TIME_CATEGORY

Morning

CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER

Occasional Users

Support	Confidence	Lift
0.000313	0.0257	3.47

Consequents

TX_FRAUD

Fraud





	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	representativity	leverage	conviction	zhangs_metric	jaccard	certainty	kulczynski
6411	(TRANSACTION_TIME_CATEGORY=afternoon, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_DURING_WEEKEND=1)	(TX_FRAUD=1)	0.002878	0.007418	0.000099	0.034442	4.642836	1.0	0.000078	1.027987	0.786879	0.009720	0.027226	0.023901
4021	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=High-Frequency Users, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=evening, TX_DURING_WEEKEND=1)	(TX_FRAUD=1)	0.000916	0.007418	0.000027	0.029851	4.023951	1.0	0.000021	1.023123	0.752177	0.003292	0.022600	0.016768
3854	(TRANSACTION_TIME_CATEGORY=afternoon, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=High-Frequency Users, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, TX_DURING_WEEKEND=1)	(TX_FRAUD=1)	0.002633	0.007418	0.000075	0.028553	3.848996	1.0	0.000056	1.021756	0.742146	0.007537	0.021293	0.019344
4326	(TX_DURING_WEEKEND=0, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=night, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=High-Frequency Users)	(TX_FRAUD=1)	0.002432	0.007418	0.000068	0.028110	3.789244	1.0	0.000050	1.021290	0.737889	0.006988	0.020846	0.018662
4535	(TRANSACTION_TIME_CATEGORY=afternoon, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Moderate Users, TX_DURING_WEEKEND=1)	(TX_FRAUD=1)	0.000988	0.007418	0.000027	0.027682	3.731553	1.0	0.000020	1.020840	0.732739	0.003263	0.020415	0.015684
2988	(TRANSACTION_TIME_CATEGORY=afternoon, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users)	(TX_FRAUD=1)	0.010281	0.007418	0.000284	0.027593	3.719613	1.0	0.000207	1.020747	0.738750	0.016289	0.020326	0.032917
3447	(TX_AMOUNT_CLUSTER=high, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Regular Users, TX_DURING_WEEKEND=1)	(TX_FRAUD=1)	0.007695	0.007418	0.000203	0.026427	3.562398	1.0	0.000146	1.019525	0.724868	0.013639	0.019151	0.026920
5943	(CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=One-Time Users, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=evening, TX_DURING_WEEKEND=1)	(TX_FRAUD=1)	0.001053	0.007418	0.000027	0.025974	3.501360	1.0	0.000020	1.019051	0.715149	0.003238	0.018694	0.014830
5422	(TX_DURING_WEEKEND=0, TX_AMOUNT_CLUSTER=high, TRANSACTION_TIME_CATEGORY=morning, CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW_CLUSTER=Occasional Users)	(TX_FRAUD=1)	0.012159	0.007418	0.000313	0.025720	3.467158	1.0	0.000223	1.018785	0.720338	0.016233	0.018439	0.033938
	(TX_AMOUNT_CLUSTER=high, TX_DURING_WEEKEND=1,													



CONCLUSION

- มูลค่าสูง (TX_AMOUNT_CLUSTER=high) —— เป็นปัจจัยเสี่ยงที่สำคัญที่สุด
- การรวมกันของปัจจัย พฤติกรรมลูกค้า + เวลา + มูลค่า —— ทำให้เกิดความเสี่ยงในการฉ้อโกง
- วันหยุด (TX_DURING_WEEKEND=Weekend) เสี่ยงที่จะฉ้อโกงมากกว่าวันธรรมดา
- ความถี่ในการใช้งาน



CLASSIFICATION

เพื่อสร้างโมเดล Machine Learning ที่สามารถตรวจจับ ธุรกรรมฉ้อโกง (Fraudulent Transactions) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



- แปลง TX_DATETIME เป็นรูปแบบ datetime
- Normalize ข้อมูลด้วย MinMaxScaler

```
1 # แปลงคอลัมน์ datetime และเรียงลำดับ
2 df['TX_DATETIME'] = pd.to_datetime(df['TX_DATETIME'])
3 df = df.sort_values('TX_DATETIME').reset_index(drop=True)
```



- สร้างคอลัมน์ อัตราส่วนของจำนวนเงินที่ทำธุรกรรม<mark>เทียบกับ</mark>ค่าเฉลี่ย ของธุรกรรมใน 7 วันก่อนหน้า
- สร้างคอลัมน์ ระดับความเสี่ยงของจุดรับชำระเงินจากธุรกรรม 30 วันที่ผ่านมา
- แปลง TRANSACTION_TIME_CATEGORY ให้เป็นตัวเลข

```
df['TX_AMOUNT_RATIO_7DAY'] = df['TX_AMOUNT'] / (df['CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_7DAY_WINDOW'] + 1e-6)
df['TERMINAL_RISK_AMOUNT'] = df['TERMINAL_ID_RISK_30DAY_WINDOW'] * df['TX_AMOUNT']
df = pd.get_dummies(df, columns=['TRANSACTION_TIME_CATEGORY'], dtype=int)
```

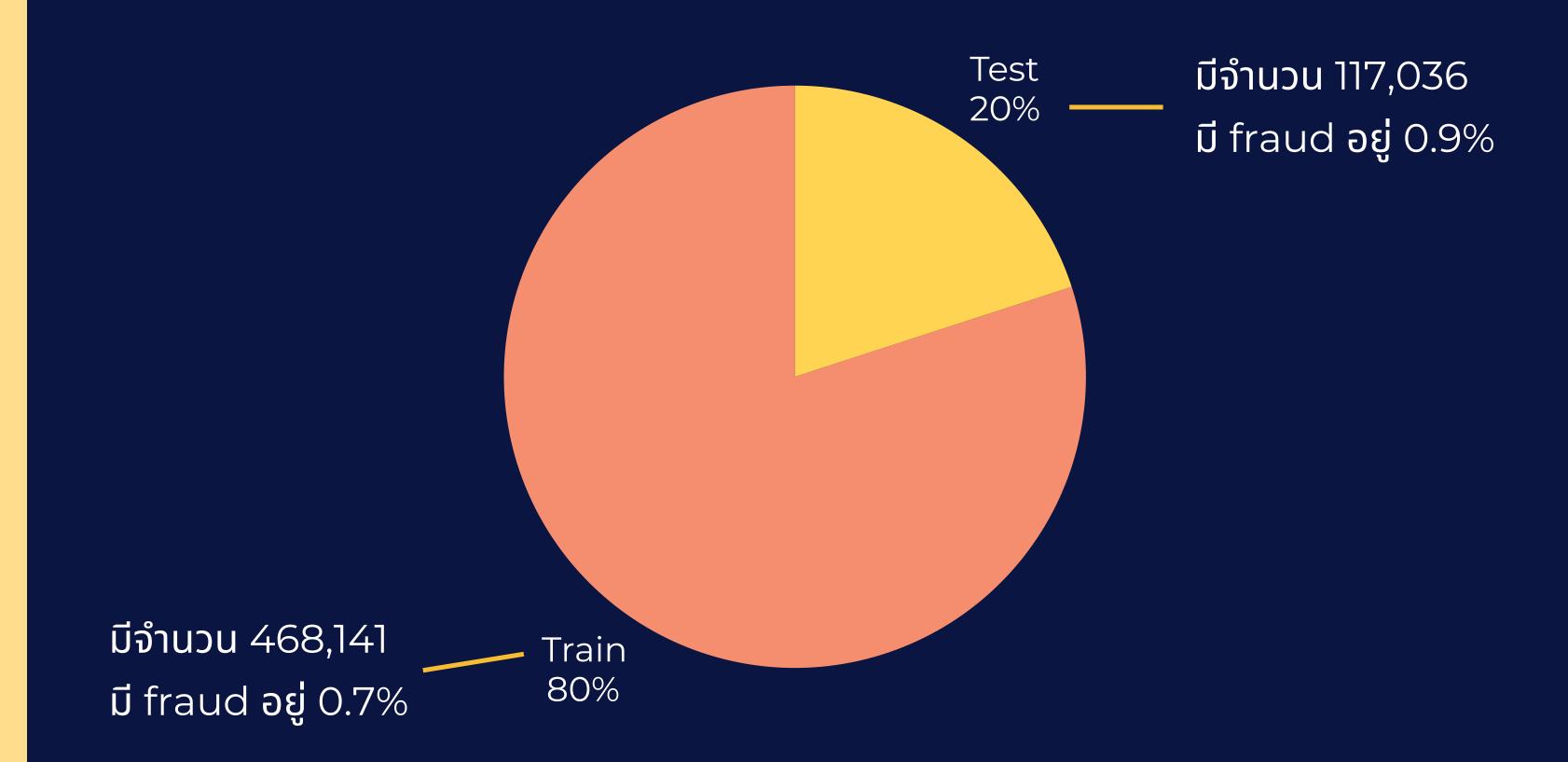


FEATURES

```
features = [
    'TX_DATETIME','TX_AMOUNT', 'TX_DURING_WEEKEND', 'CUSTOMER_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW',
    'CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_1DAY_WINDOW', 'CUSTOMER_ID_NB_TX_7DAY_WINDOW',
    'CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_7DAY_WINDOW', 'CUSTOMER_ID_NB_TX_30DAY_WINDOW',
    'CUSTOMER_ID_AVG_AMOUNT_30DAY_WINDOW', 'TERMINAL_ID_NB_TX_1DAY_WINDOW',
    'TERMINAL_ID_RISK_1DAY_WINDOW', 'TERMINAL_ID_NB_TX_7DAY_WINDOW',
    'TERMINAL_ID_RISK_7DAY_WINDOW', 'TERMINAL_ID_NB_TX_30DAY_WINDOW',
    'TERMINAL_ID_RISK_30DAY_WINDOW',
    'TRANSACTION_TIME_CATEGORY_afternoon', 'TRANSACTION_TIME_CATEGORY_evening',
    'TRANSACTION_TIME_CATEGORY_morning', 'TRANSACTION_TIME_CATEGORY_night',
    'TX_AMOUNT_RATIO_7DAY', 'TERMINAL_RISK_AMOUNT', 'TX_FRAUD'
```



TRAIN AND TEST แบ่งข้อมูลตาม TX_DATETIME



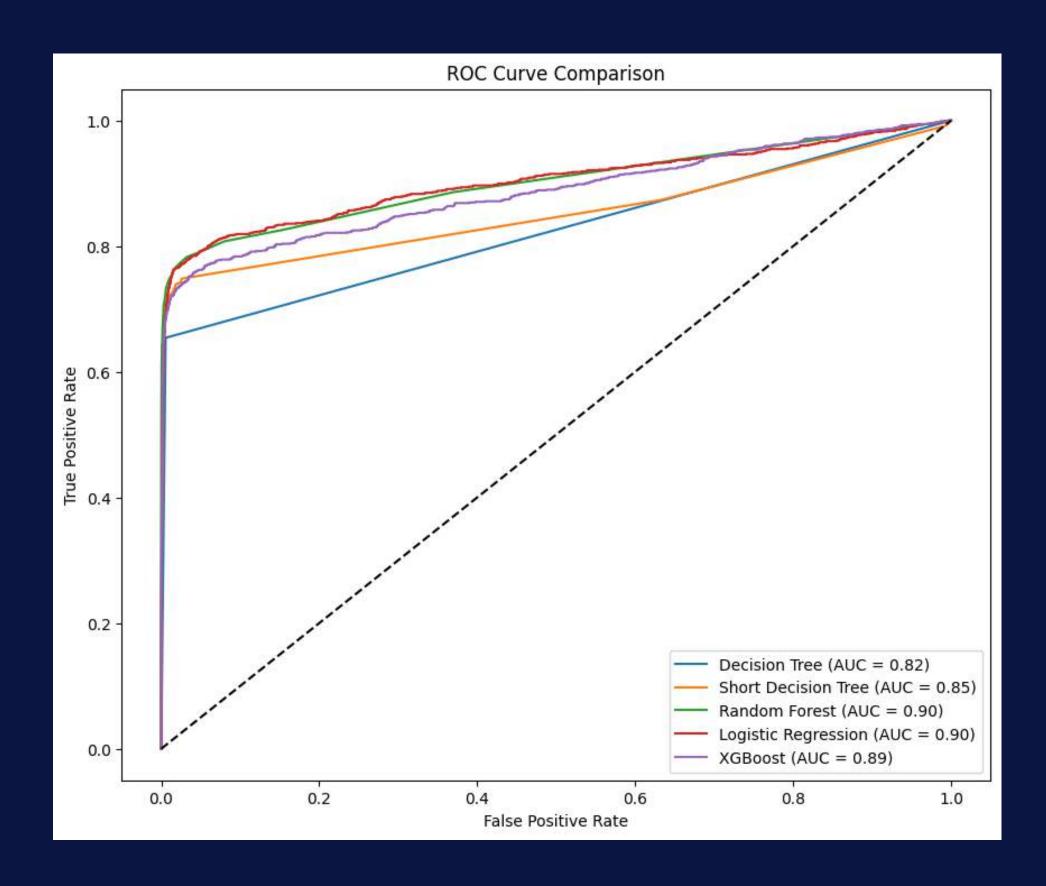


MODEL

Model	Precision	Recall	FI	AUC-ROC
Logistic Regression	0.046	0.748	0.086	0.849
Decision Tree	0.335	0.526	0.402	0.758
Short Decision Tree	0.217	0.651	0.309	0.791
Random Forest	0.801	0.511	0.609	0.851
XGBoost	0.011	0.852	0.022	0.834



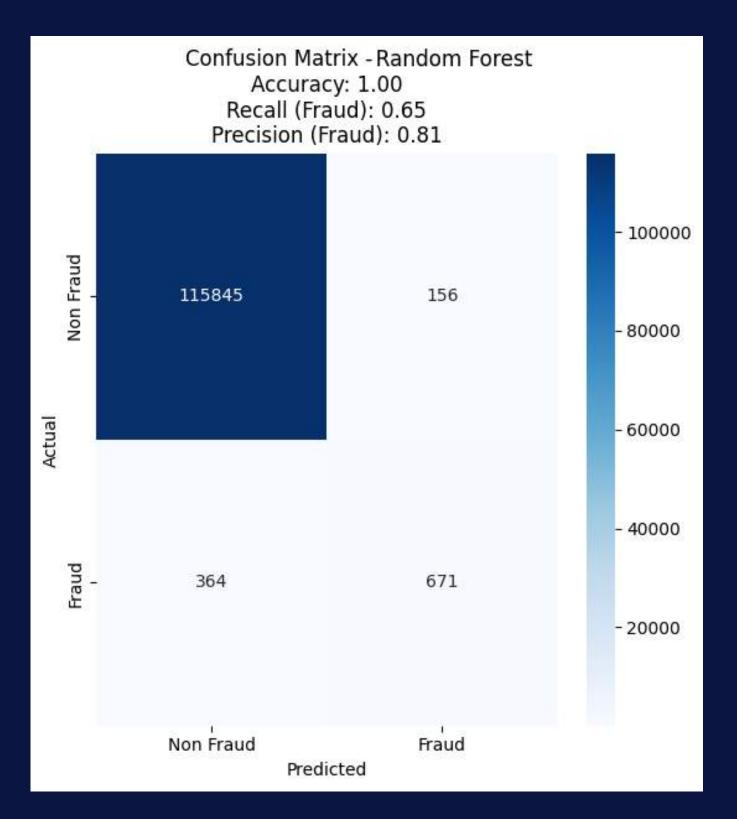
เปรียบเทียบ ROC CURVE ของแต่ละ MODEL



MODEL ที่ดีที่สุด คือ RANDOM FOREST



======================================								
	precision	recall	f1-score	support				
N	4 00	1 00	4 00	446004				
Non Fraud	1.00	1.00	1.00	116001				
Fraud	0.81	0.65	0.72	1035				
accuracy			1.00	117036				
macro avg	0.90	0.82	0.86	117036				
weighted avg	1.00	1.00	1.00	117036				
AUC-ROC: 0.90	1484853099925	5						



THANK 1000

