# Credit Card Approval

**Dương Minh Hiếu - DA18** 

# **Credit Card Approval**



#### INTRODUCTION THE DATASET

Describe the dataset, the purpose of the model



#### **MODEL BUILDING**

Build and select the best model for prediction



#### **DATA PREPARATION**

Explore, analyze and scale data



#### **PREDICT & EVALUATE**

Predict and evaluate the performance of the model

## **Datasets problem**

- Diểm tín dụng là phương pháp sử dụng thông tin và dữ liệu cá nhân của người đăng ký thẻ tín dụng để dự đoán khả năng trả nợ trong tương lai. Ngân hàng có thể quyết định có cấp thẻ tín dung cho người nộp đơn.
- Mục đích: cần xây dựng mô hình học máy để dự đoán xem
   KH "tốt", "bình thường", "xấu"

## **Datasets Description**

#### **Application record**

- + Gồm các thông tin cơ bản của KH như applicant gender, DOB, education type, assets that applicant had, etc.
- + Có 18 biến: 12 biến phân loại, 5 biến liên tục và 1 biến ID

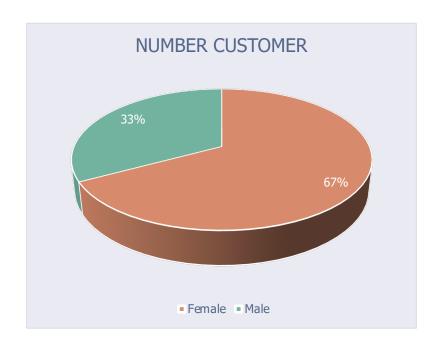
#### **Credit record**

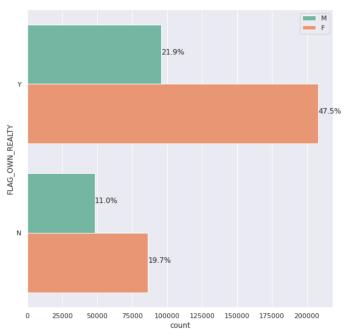
- + Gồm các thông tin thanh toán khoản vay của KH
- + 1 biến phân loại, 1 biến liên tục và 1 biến ID

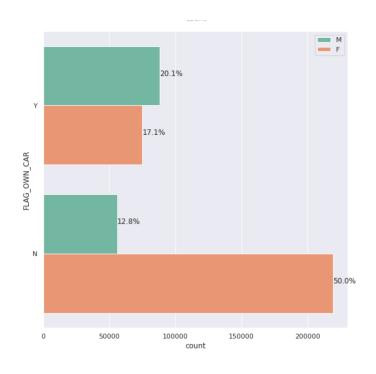
### Action

- 1. Từ 2 datasets, áp dụng vào **build models**:
- Logistic Regression
- Naive Bayes
- SVM
- Decision Tree
- Random Forest
- KNN
- Boosting: AdaBoost, Gradient
  Boosting, XGBoost
- 2. So sánh các chỉ số Accuracy, Fl score, Precision, Recall để **chọn mô hình** phù hợp (ưu tiên phân loại KH "xấu" chính xác nhất)

# **Graphic**



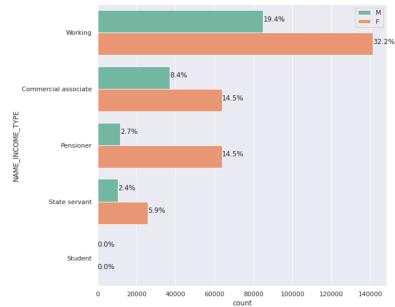




### **Insights from application details record**:

- Đa số kH là nữ, số lượng KH nữ gấp đôi số lượng KH là nam
- KH có sở hữu BDS, KH nữ chiếm đa số, 47.5% gấp hơn 2 lần KH nam 21.9%
- KH sở hữu ô tô, KH nam và nữ xấp xỉ nhau, 20.1% KH nam và 17.1% KH nữ

## **Graphic**

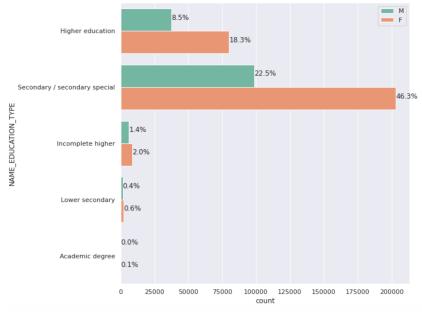


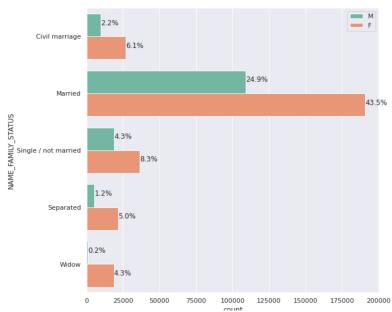
# Income type

Đại đa số KH đang đi làm hoặc tự kinh doanh: 19.4% KH nam và 32.2% KH nữ đang đi làm; 8.4% KH nam và 14.5% KH nữ đang tự kinh doanh.

## **Education type**

Phần lớn KH có trình độ ĐH và Trung học: 8.5% KH nam và 18.3% KH nữ đã học ĐH; 22.5% KH nam và 46.3% KH nữ đã học trung học



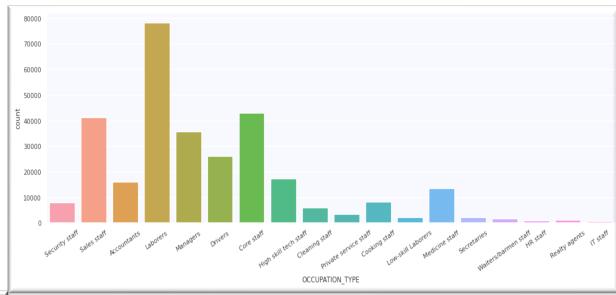


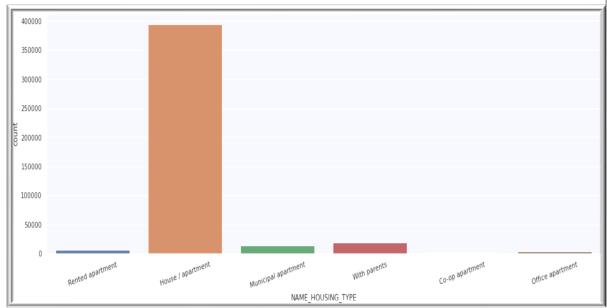
## Family status

Đa số KH đã kết hôn: 24.9% KH nam và 43.5% KH nữ

# **Graphic**

**Nghề nghiệp** phổ biến là Laborers, core staff, sales staff, manager, driver, high skill tech staff, accountant





**Nơi ở** phổ biến:

House/apartment

# Xử lý file credit\_card

# **Quy định NNNH**

Nhóm 1: Dư nơ đủ chuẩn (Các khoản nơ được thanh toán trong hạn + Các khoản nơ quá han dưới 10 ngày)

Nhóm 2: Dư nợ cần chú ý (Các khoản nợ quá han từ 10 – 90 ngày)

Nhóm 3: Dư nơ dưới tiêu chuẩn (Các khoản nơ quá han từ 30 – 90 ngày)

Nhóm 4: Nơ nghi ngờ mất vốn (Các khoản nơ quá han từ 90 – 180 ngày)

Nhóm 5: Nợ có khả năng mất vốn (Các khoản nơ quá han hơn 180 ngày)

## **Credit\_record** [Status]

C: paid off that month

X: No loan for the month

0: 1-29 days past due

1: 30-59 days past due

2: 60-89 days overdue

**3**: 90-119 days overdue

**4**: 120-149 days overdue

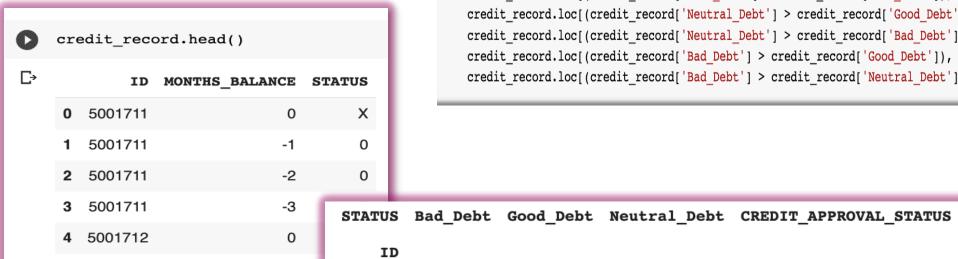
**5**: Overdue or bad debts, write-offs for more than 150 days

### Phân nhóm

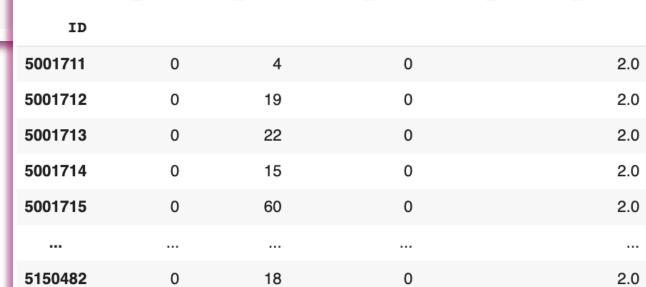
Nhóm - Good\_Debt: status C, **X.** 0

Nhóm - **Neutral Debt**: status 1,2

Nhóm - **Bad\_Debt**: status **3**, 4, 5



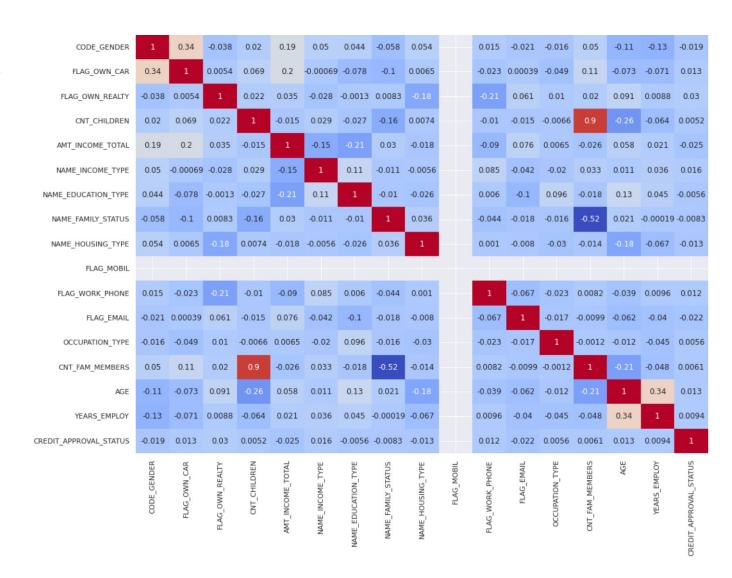
[ ]	# Xếp hạng tín dụng của KH theo đa số của loại nhóm nợ
	<pre>credit_record.loc[(credit_record['Good_Debt'] &gt; credit_record['Neutral_Debt']),</pre>
	<pre>credit_record.loc[(credit_record['Good_Debt'] &gt; credit_record['Bad_Debt']), 'CREDIT_APPROVAL_STATUS'] = 2</pre>
	<pre>credit_record.loc[(credit_record['Neutral_Debt'] &gt; credit_record['Good_Debt']),</pre>
	<pre>credit_record.loc[(credit_record['Neutral_Debt'] &gt; credit_record['Bad_Debt']), 'CREDIT_APPROVAL_STATUS'] = 1</pre>
	<pre>credit_record.loc[(credit_record['Bad_Debt'] &gt; credit_record['Good_Debt']), 'CREDIT_APPROVAL_STATUS'] = 0</pre>
	<pre>credit_record.loc[(credit_record['Bad_Debt'] &gt; credit_record['Neutral_Debt']), 'CREDIT_APPROVAL_STATUS'] = 0</pre>





## **Data preparation**

- Thêm 2 cột: Age (quy đổi từ Day of birth), Years\_employ (quy đổi từ Days\_employ)
- Normalize: amt\_income\_total
- **Mã hoá**: code\_gender, flag\_own\_car...
- Merge 2 file theo ID number
- Drop: ID, flag\_phone, days\_birth, days\_employ
- => Dataset còn 17 features để phân tích



Data preparation

Model building

-0.4

- 0.2

	precision	recall	f1-score	support
Bad_Debt Neutral_Debt Good_Debt	0.39 0.41 0.92	0.25 0.43 0.92	0.31 0.42 0.92	36 881 6624
	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.12	0.19	0.15	36
1.0	0.34	0.40	0.37	881
2.0	0.92	0.89	0.90	6624
	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.44	0.33	0.38	36

0.24

0.91

STT	Model	Accuracy rate
1	Random Forest	86%
2	KNN	83%
3	Adaboost	79%
4	XGBoost	69%
5	<b>Decision Tree</b>	63%
6	GradientBoost	61%
7	LR	55%
8	MNB	52%
9	GNB	48%
10	SVM	38%

1.0

2.0

0.29

0.88

881

6624

0.36

0.85

## **AdaBoost - Confusion matrix**

	precision	recall	f1-score	support
Bad_Debt	0.44	0.33	0.38	36
Neutral_Debt	0.24	0.36	0.29	881
Good_Debt	0.91	0.85	0.88	6624
accuracy			0.79	7541
macro avg	0.53	0.51	0.52	7541
weighted avg	0.83	0.79	0.80	7541

#### **Bad Debt**

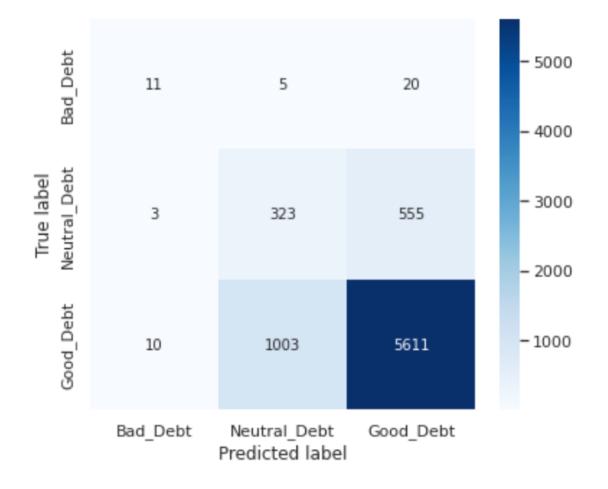
TP = 11 FN = 5 + 20 = 25 FP = 3 + 10 = 13 TN = 7492

#### **Neutral Debt**

TP = 323 FN = 3 + 555 = 558 FP = 5 + 1003 = 1008 TN = 5652

#### **Good Debt**

TP = 5611 FN = 10 + 1003 = 1013 FP = 20 + 555 = 575 TN = 342



Introduction Data preparation

Model building Predict & evaluate

# Thank you for your great support!