

# CLASSIFICATION DES CATÉGORIES DE PRODUITS LORS D'UN BLACK-FRIDAY

Par HAMANI Khalil

# Travail réalisé

- Classification de la catégorie d'un produit
  - *Modèles utilisés : SVM, Arbre de décision, forêt aléatoire*
- Régression sur le coût de la transaction
  - *Modèles utilisés : Régression linéaire, par Arbre de décision, par forêt aléatoire*

# Présentation du dataset

- 1 ligne = 1 transaction

# Présentation du dataset

- 1 ligne = 1 transaction
- ~ 537 k lignes

# Présentation du dataset

- 1 ligne = 1 transaction
- ~ 537 k lignes
- Informations sur l'utilisateur : ID, Sexe, Age, Occupation (profession), État civil, Catégorie de la ville

# Présentation du dataset

- 1 ligne = 1 transaction
- ~ 537 k lignes
- Informations sur l'utilisateur : ID, Sexe, Age, Occupation (profession), État civil, Catégorie de la ville
- Informations sur le produit : ID, Catégories (en trois colonnes ; Catégorie 1, Catégorie 2, Catégorie 3)

# Présentation du dataset

- 1 ligne = 1 transaction
- ~ 537 k lignes
- Informations sur l'utilisateur : ID, Sexe, Age, Occupation (profession), État civil, Catégorie de la ville
- Informations sur le produit : ID, Catégories (en trois colonnes ; Catégorie 1, Catégorie 2, Catégorie 3)
- Coût de la transaction

# Présentation du dataset

User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Category	Stay_Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
1000001	P00069042	F	0-17	10 A	2	0	3			8370
1000001	P00248942	F	0-17	10 A	2	0	1	6	14	15200
1000001	P00087842	F	0-17	10 A	2	0	12			1422
1000001	P00085442	F	0-17	10 A	2	0	12	14		1057
1000002	P00285442	M	55+	16 C	4+	0	8			7969
1000003	P00193542	M	26-35	15 A	3	0	1	2		15227
1000004	P00184942	M	46-50	7 B	2	1	1	8	17	19215
1000004	P00346142	M	46-50	7 B	2	1	1	15		15854
1000004	P0097242	M	46-50	7 B	2	1	1	16		15686
1000005	P00274942	M	26-35	20 A	1	1	8			7871
1000005	P00251242	M	26-35	20 A	1	1	5	11		5254
1000005	P00014542	M	26-35	20 A	1	1	8			3957
1000005	P00031342	M	26-35	20 A	1	1	8			6073
1000005	P00145042	M	26-35	20 A	1	1	1	2	5	15665
1000006	P00231342	F	51-55	9 A	1	0	5	8	14	5378
1000006	P00190242	F	51-55	9 A	1	0	4	5		2079
1000006	P0096642	F	51-55	9 A	1	0	2	3	4	13055
1000006	P00058442	F	51-55	9 A	1	0	5	14		8851
1000007	P00036842	M	36-45	1 B	1	1	1	14	16	11788
1000008	P00249542	M	26-35	12 C	4+	1	1	5	15	19614
1000008	P00220442	M	26-35	12 C	4+	1	5	14		8584
1000008	P00156442	M	26-35	12 C	4+	1	8			9872
1000008	P00213742	M	26-35	12 C	4+	1	8			9743



# Présentation du dataset

Colonne	Type de données	Type de l'ensemble
User_ID	Entier	Discret
Product_ID	Entier	Discret
Gender (Sexe)	Chaine de caractères	Discret
Age (tranches d'âges)	Chaine de caractères	Discret
Occupation	Entier	Discret
City_Category	Caractère	Discret
Stay_In_Current_City_Years	Entier	Discret
Marital_Status	Entier	Discret
Product_Category_1	Entier	Discret
Product_Category_2	Entier	Discret
Product_Category_3	Entier	Discret
Purchase	Entier	Continu

# Présentation du dataset

- Que pourrait-on faire avec ?

# Présentation du dataset

- Que pourrait-on faire avec ?
  - *Classifications utiles : Age, Catégorie du produit*

# Présentation du dataset

- Que pourrait-on faire avec ?
  - *Classifications utiles : Age, Catégorie du produit*
  - *Classifications inutiles : Sexe, Occupation (signification inconnue), État civil*

# Présentation du dataset

- Que pourrait-on faire avec ?
  - *Classifications utiles : Age, Catégorie du produit*
  - *Classifications inutiles : Sexe, Occupation (signification inconnue), État civil*
  - *Régression : Coût de la transaction*

# Présentation du dataset

- Que pourrait-on faire avec ?
  - *Classifications utiles : Age, Catégorie du produit*
  - *Classifications inutiles : Sexe, Occupation (signification inconnue), État civil*
  - *Régression : Coût de la transaction*
  - *Clustering : Faire de la recommandation sur les produits*

# Classification des catégories des produits

- Nettoyage du dataset (pré-traitements)
- Encodage
- Entraînement
- Mesures de performances

# Outils utilisés



**matplotlib**



**Pandas**





# Classification de la catégorie

# Entrées et sorties

User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Cat	Stay_Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
1000001	P00069042	F	0-17	10 A	2	0	3			8370
1000001	P00248942	F	0-17	10 A	2	0	1	6	14	15200
1000001	P00087842	F	0-17	10 A	2	0	12			1422
1000001	P00085442	F	0-17	10 A	2	0	12	14		1057
1000002	P00285442	M	55+	16 C	4+	0	8			7969
1000003	P00193542	M	26-35	15 A	3	0	1	2		15227
1000004	P00184942	M	46-50	7 B	2	1	1	8	17	19215
1000004	P00346142	M	46-50	7 B	2	1	1	15		15854
1000004	P0097242	M	46-50	7 B	2	1	1	16		15686
1000005	P00274942	M	26-35	20 A	1	1	8			7871
1000005	P00251242	M	26-35	20 A	1	1	5	11		5254
1000005	P00014542	M	26-35	20 A	1	1	8			3957
1000005	P00031342	M	26-35	20 A	1	1	8			6073
1000005	P00145042	M	26-35	20 A	1	1	1	2	5	15665
1000006	P00231342	F	51-55	9 A	1	0	5	8	14	5378
1000006	P00190242	F	51-55	9 A	1	0	4	5		2079
1000006	P0096642	F	51-55	9 A	1	0	2	3	4	13055
1000006	P00058442	F	51-55	9 A	1	0	5	14		8851
1000007	P00036842	M	36-45	1 B	1	1	1	14	16	11788
1000008	P00249542	M	26-35	12 C	4+	1	1	5	15	19614
1000008	P00220442	M	26-35	12 C	4+	1	5	14		8584
1000008	P00156442	M	26-35	12 C	4+	1	8			9872
1000008	P00213742	M	26-35	12 C	4+	1	8			9743

Entrées

# Entrées et sorties

Sortie

User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Cat	Stay_Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
1000001	P00069042	F	0-17	10 A	2	0	3			8370
1000001	P00248942	F	0-17	10 A	2	0	1	6	14	15200
1000001	P00087842	F	0-17	10 A	2	0	12			1422
1000001	P00085442	F	0-17	10 A	2	0	12	14		1057
1000002	P00285442	M	55+	16 C	4+	0	8			7969
1000003	P00193542	M	26-35	15 A	3	0	1	2		15227
1000004	P00184942	M	46-50	7 B	2	1	1	8	17	19215
1000004	P00346142	M	46-50	7 B	2	1	1	15		15854
1000004	P0097242	M	46-50	7 B	2	1	1	16		15686
1000005	P00274942	M	26-35	20 A	1	1	8			7871
1000005	P00251242	M	26-35	20 A	1	1	5	11		5254
1000005	P00014542	M	26-35	20 A	1	1	8			3957
1000005	P00031342	M	26-35	20 A	1	1	8			6073
1000005	P00145042	M	26-35	20 A	1	1	1	2	5	15665
1000006	P00231342	F	51-55	9 A	1	0	5	8	14	5378
1000006	P00190242	F	51-55	9 A	1	0	4	5		2079
1000006	P0096642	F	51-55	9 A	1	0	2	3	4	13055
1000006	P00058442	F	51-55	9 A	1	0	5	14		8851
1000007	P00036842	M	36-45	1 B	1	1	1	14	16	11788
1000008	P00249542	M	26-35	12 C	4+	1	1	5	15	19614
1000008	P00220442	M	26-35	12 C	4+	1	5	14		8584
1000008	P00156442	M	26-35	12 C	4+	1	8			9872
1000008	P00213742	M	26-35	12 C	4+	1	8			9743

Entrées

# Pré-traitements (Catégorie)

```
In [3]: bf_df = pd.read_csv("./BlackFriday.csv")  
bf_df.head()
```

Out[3]:

	User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Category	Stay_In_Current_City_Years	Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_
0	1000001	P00069042	F	0-17	10	A	2	0	3	NaN	
1	1000001	P00248942	F	0-17	10	A	2	0	1	6.0	
2	1000001	P00087842	F	0-17	10	A	2	0	12	NaN	
3	1000001	P00085442	F	0-17	10	A	2	0	12	14.0	
4	1000002	P00285442	M	55+	16	C	4+	0	8	NaN	

- Remplissage des vides par des 0

```
bf_df.fillna(0).head()
```

	User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Category	Stay_In_Current_City_Years	Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_
0	1000001	P00069042	F	0-17	10	A	2	0	3	0.0	
1	1000001	P00248942	F	0-17	10	A	2	0	1	6.0	
2	1000001	P00087842	F	0-17	10	A	2	0	12	0.0	
3	1000001	P00085442	F	0-17	10	A	2	0	12	14.0	
4	1000002	P00285442	M	55+	16	C	4+	0	8	0.0	

# Pré-traitements (Catégorie)

## ■ Encodage des catégories

- *Catégorie 1* = {1, ..., 18}

=> *Catégorie 1* = {A, ..., R}

- *Catégorie 2* = {2, ..., 18}

=> *Catégorie 1* = {B, ..., R, 0}

- *Catégorie 3* = {3, ..., 18}

=> *Catégorie 1* = {C, ..., R, 0}

# Pré-traitements (Catégorie)

## ■ Encodage des catégories

- $Catégorie\ 1 = \{1, \dots, 18\} \Rightarrow Catégorie\ 1 = \{A, \dots, R\}$
- $Catégorie\ 2 = \{2, \dots, 18\} \Rightarrow Catégorie\ 1 = \{B, \dots, R, 0\}$
- $Catégorie\ 3 = \{3, \dots, 18\} \Rightarrow Catégorie\ 1 = \{C, \dots, R, 0\}$

## ■ Concaténation des catégories

- $Product\_Category : Catégorie\ 1 + Catégorie\ 2 + Catégorie\ 3$

### ■ Exemple :

- $Catégorie\ 1 : 1 \Rightarrow A$
- $Catégorie\ 2 : 2 \Rightarrow B \Rightarrow Product\_Category : ABC$
- $Catégorie\ 3 : 3 \Rightarrow C$

\*Toutes les combinaisons donnent 5508 catégories

# Pré-traitements (Catégorie)

## ■ Encodage des catégories

- $Catégorie\ 1 = \{1, \dots, 18\} \Rightarrow Catégorie\ 1 = \{A, \dots, R\}$
- $Catégorie\ 2 = \{2, \dots, 18\} \Rightarrow Catégorie\ 1 = \{B, \dots, R, 0\}$
- $Catégorie\ 3 = \{3, \dots, 18\} \Rightarrow Catégorie\ 1 = \{C, \dots, R, 0\}$

## ■ Concaténation des catégories

- $Product\_Category : Catégorie\ 1 + Catégorie\ 2 + Catégorie\ 3$

### ■ Exemple :

- $Catégorie\ 1 : 1 \Rightarrow A$
- $Catégorie\ 2 : 2 \Rightarrow B \Rightarrow Product\_Category : ABC$
- $Catégorie\ 3 : 3 \Rightarrow C$

\*Toutes les combinaisons donnent 5508 catégories

C'est beaucoup!!!

# Pré-traitements (Catégorie)

## ■ Encodage des catégories

- *Catégorie 1* = {1, ..., 18}                      =>            *Catégorie 1* = {A, ..., R}
- *Catégorie 2* = {2, ..., 18}                      =>            *Catégorie 1* = {B, ..., R, 0}
- *Catégorie 3* = {3, ..., 18}                      =>            *Catégorie 1* = {C, ..., R, 0}

## ■ Concaténation des catégories

- *Product\_Category* : *Catégorie 1* + *Catégorie 2* + *Catégorie 3*

### ■ Exemple :

- *Catégorie 1* : 1 => A
- *Catégorie 2* : 2 => B                      =>            *Product\_Category* : ABC
- *Catégorie 3* : 3 => C

\*Toutes les combinaisons donnent 5508 catégories

**C'est beaucoup!!!**

\*Dans le dataset, il y'a 235 catégories



# Pré-traitements (Catégorie)

## ■ Encodage des catégories

- *Catégorie 1* = {1, ..., 18}  $\Rightarrow$  *Catégorie 1* = {A, ..., R}
- *Catégorie 2* = {2, ..., 18}  $\Rightarrow$  *Catégorie 1* = {B, ..., R, 0}
- *Catégorie 3* = {3, ..., 18}  $\Rightarrow$  *Catégorie 1* = {C, ..., R, 0}

## ■ Concaténation des catégories

- *Product\_Category* : *Catégorie 1* + *Catégorie 2* + *Catégorie 3*

### ■ Exemple :

- *Catégorie 1* : 1  $\Rightarrow$  A
- *Catégorie 2* : 2  $\Rightarrow$  B  $\Rightarrow$  *Product\_Category* : ABC
- *Catégorie 3* : 3  $\Rightarrow$  C

\*Toutes les combinaisons donnent 5508 catégories

C'est beaucoup!!!

\*Dans le dataset, il y'a 235 catégories

C'est beaucoup aussi... Mais... Moins beaucoup  
qu'avant quand même :D

# Pré-traitements (Catégorie)

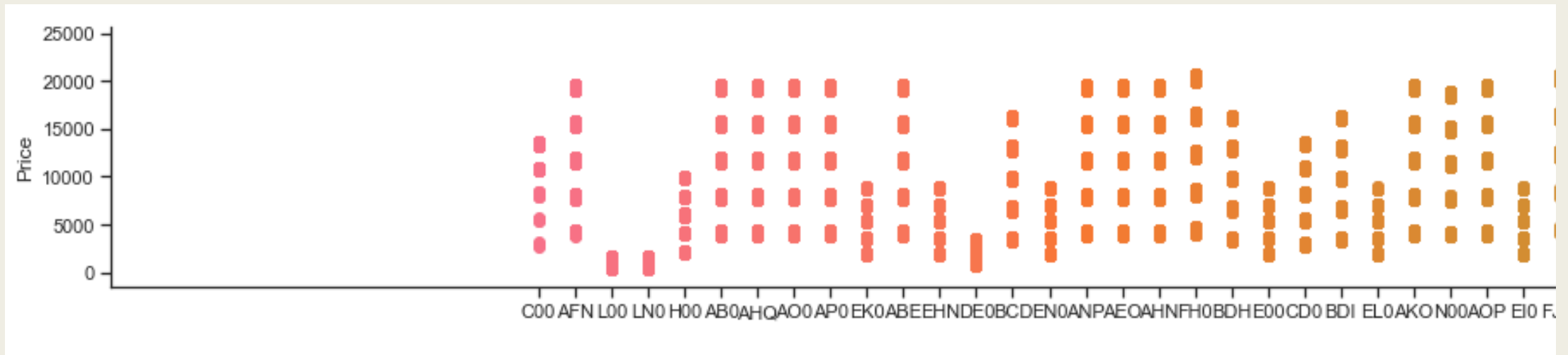
- Suppression des doublons par combinaison
  - *Exemple : Les catégories suivantes sont considérées comme étant la même catégorie*
    - DEF, EDF, EFD, DFE, FDE, FED
- Après ce pré-traitement le nombre de catégories est resté le même i.e. 235

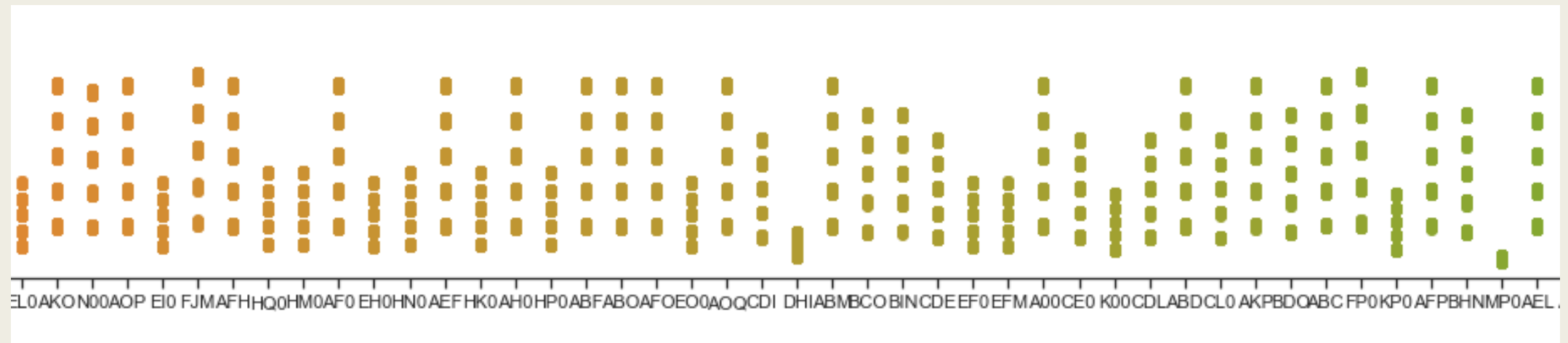
# Pré-traitements (User\_ID)

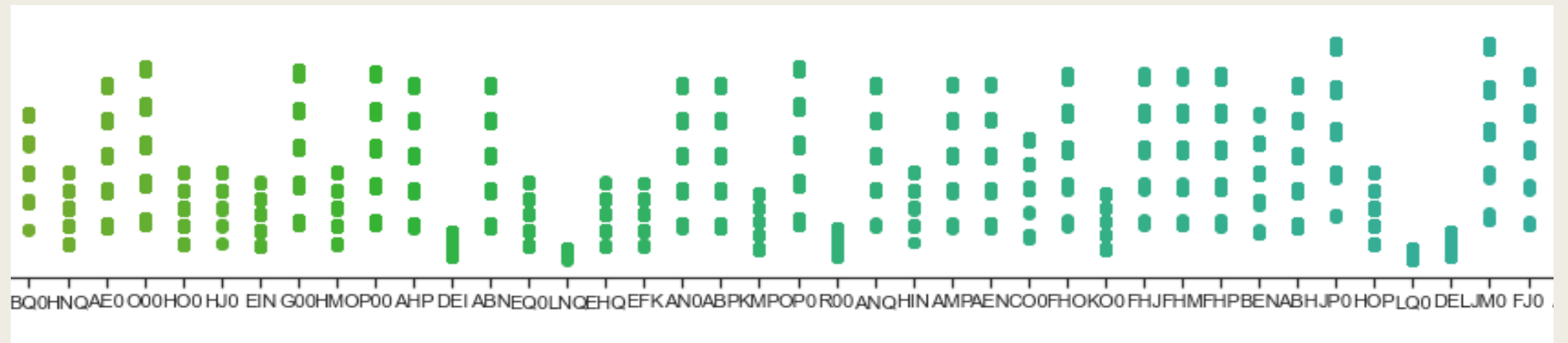
- Tout simplement supprimé pour cause d'impretinence

# Encodage

- Séquentiel et par ordre d'apparition : 0, 1, 2, 3... N pour toutes les colonnes à l'exception du coût de la transaction
- Le coût de la transaction a été encodé en utilisant une normalisation par Minimum (=0) et Maximum (=1)







# Division du dataset

- Division du dataset en 70% train et 30% test avec l'option « shuffle » pour prendre au hasard et non de manière séquentielle
- Pour cette étape la fonction « train\_test\_split » de la bibliothèque « sklearn.model\_selection » a été utilisée parce qu'elle découpe en gardant une homogénéité dans les deux ensembles par rapport à l'ensemble source

# Classification (SVM)

- Précision moyenne : 0.2%
- Recall moyen : 0.6%



# Classification (SVM)

- Précision moyenne : 0.2%
- Recall moyen : 0.6%



# Classification (Arbre de décision)

- Accuracy : 97% (Is this overfitting ?!!!)
- Précision moyenne : 93.7%
- Recall moyen : 93.5%



# Classification (Arbre de décision)

Profondeur plafonnée à 27

- Accuracy : 93%
- Précision moyenne : 92.3%
- Recall moyen : 87.5%

# Classification (Forêt aléatoire)

- Accuracy : 42%
- Précision moyenne : 25.4%
- Recall moyen : 19.7%

```
1. in precision : 0
0. in precision : 31
1. in recall : 0
0. in recall : 31
```

# Classification (Forêt aléatoire)

- Accuracy : 42%
- Précision moyenne : 25.4%
- Recall moyen : 19.7%



# Regression sur le coût d'une transaction

- Pré-traitements
- Encodage
- Entraînement
- Mesures de performances

# Entrées et sorties

User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Cat	Stay_Marital_Stat	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
1000001	P00069042	F	0-17	10 A	2	0	3			8370
1000001	P00248942	F	0-17	10 A	2	0	1	6	14	15200
1000001	P00087842	F	0-17	10 A	2	0	12			1422
1000001	P00085442	F	0-17	10 A	2	0	12	14		1057
1000002	P00285442	M	55+	16 C	4+	0	8			7969
1000003	P00193542	M	26-35	15 A	3	0	1	2		15227
1000004	P00184942	M	46-50	7 B	2	1	1	8	17	19215
1000004	P00346142	M	46-50	7 B	2	1	1	15		15854
1000004	P0097242	M	46-50	7 B	2	1	1	16		15686
1000005	P00274942	M	26-35	20 A	1	1	8			7871
1000005	P00251242	M	26-35	20 A	1	1	5	11		5254
1000005	P00014542	M	26-35	20 A	1	1	8			3957
1000005	P00031342	M	26-35	20 A	1	1	8			6073
1000005	P00145042	M	26-35	20 A	1	1	1	2	5	15665
1000006	P00231342	F	51-55	9 A	1	0	5	8	14	5378
1000006	P00190242	F	51-55	9 A	1	0	4	5		2079
1000006	P0096642	F	51-55	9 A	1	0	2	3	4	13055
1000006	P00058442	F	51-55	9 A	1	0	5	14		8851
1000007	P00036842	M	36-45	1 B	1	1	1	14	16	11788
1000008	P00249542	M	26-35	12 C	4+	1	1	5	15	19614
1000008	P00220442	M	26-35	12 C	4+	1	5	14		8584
1000008	P00156442	M	26-35	12 C	4+	1	8			9872
1000008	P00213742	M	26-35	12 C	4+	1	8			9743

Entrées

# Entrées et sorties

Sortie

User_ID	Product_ID	Gender	Age	Occupation	City_Category	Stay_Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
1000001	P00069042	F	0-17	10 A	2	0	3			8370
1000001	P00248942	F	0-17	10 A	2	0	1	6	14	15200
1000001	P00087842	F	0-17	10 A	2	0	12			1422
1000001	P00085442	F	0-17	10 A	2	0	12	14		1057
1000002	P00285442	M	55+	16 C	4+	0	8			7969
1000003	P00193542	M	26-35	15 A	3	0	1	2		15227
1000004	P00184942	M	46-50	7 B	2	1	1	8	17	19215
1000004	P00346142	M	46-50	7 B	2	1	1	15		15854
1000004	P0097242	M	46-50	7 B	2	1	1	16		15686
1000005	P00274942	M	26-35	20 A	1	1	8			7871
1000005	P00251242	M	26-35	20 A	1	1	5	11		5254
1000005	P00014542	M	26-35	20 A	1	1	8			3957
1000005	P00031342	M	26-35	20 A	1	1	8			6073
1000005	P00145042	M	26-35	20 A	1	1	1	2	5	15665
1000006	P00231342	F	51-55	9 A	1	0	5	8	14	5378
1000006	P00190242	F	51-55	9 A	1	0	4	5		2079
1000006	P0096642	F	51-55	9 A	1	0	2	3	4	13055
1000006	P00058442	F	51-55	9 A	1	0	5	14		8851
1000007	P00036842	M	36-45	1 B	1	1	1	14	16	11788
1000008	P00249542	M	26-35	12 C	4+	1	1	5	15	19614
1000008	P00220442	M	26-35	12 C	4+	1	5	14		8584
1000008	P00156442	M	26-35	12 C	4+	1	8			9872
1000008	P00213742	M	26-35	12 C	4+	1	8			9743

Entrées



# Pré-traitements

## Lecture du DataSet

```
In [30]: bf_df = pd.read_csv("./BlackFriday.csv")  
bf_df = bf_df.fillna(0)  
bf_df.head()
```

Out[30]:

_ID	Gender	Age	Occupation	City_Category	Stay_In_Current_City_Years	Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
142	F	0-17	10	A	2	0	3	0.0	0.0	8370
142	F	0-17	10	A	2	0	1	6.0	14.0	15200
142	F	0-17	10	A	2	0	12	0.0	0.0	1422
142	F	0-17	10	A	2	0	12	14.0	0.0	1057
142	M	55+	16	C	4+	0	8	0.0	0.0	7969

```
In [31]: bf_df["Product_Category_2"] = bf_df["Product_Category_2"].astype(int)  
bf_df["Product_Category_3"] = bf_df["Product_Category_3"].astype(int)  
bf_df = bf_df.drop(columns=["User_ID"])  
bf_df.head()
```

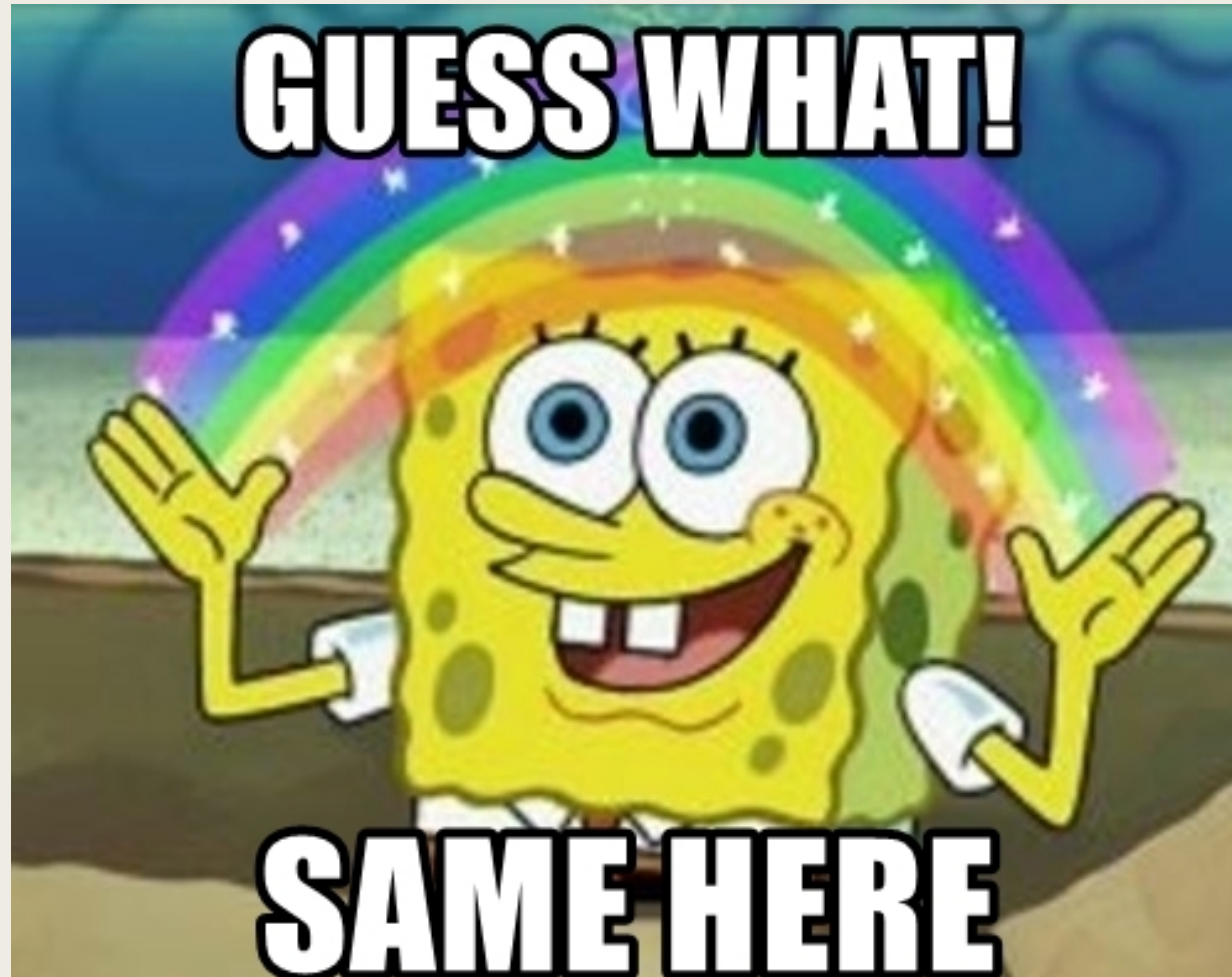
Out[31]:

_ID	Gender	Age	Occupation	City_Category	Stay_In_Current_City_Years	Marital_Status	Product_Category_1	Product_Category_2	Product_Category_3	Purchase
142	F	0-17	10	A	2	0	3	0	0	8370
142	F	0-17	10	A	2	0	1	6	14	15200
142	F	0-17	10	A	2	0	12	0	0	1422
142	F	0-17	10	A	2	0	12	14	0	1057
142	M	55+	16	C	4+	0	8	0	0	7969

```
In [32]: bf_df.to_csv("./BlackFriday_Price_Preprocessed.csv", index=False)
```

# Encodage

Encodage



# Régression linéaire

- Score : 0.6%

## Linear Regression

### Entrainement

```
In [16]: reg = LinearRegression()  
         reg = train_model(reg, X_train, y_train)
```

Model entraîné en : 00:00:00

### Mesures de performances

```
In [17]: reg.score(X_test, y_test)
```

```
Out[17]: 0.05994041393878746
```

# Régression par arbre de décision

- Pas de limitation sur la profondeur de l'arbre :
  - *Score : 43%*
- Après limitation de la profondeur à 13 :
  - *Score : 68%*

# Régression par forêt aléatoire

- Pas de limitation sur la profondeur de l'arbre :
  - *Score : 43%*
- Après limitation de la profondeur à 13 :
  - *Score : 70%*

**\*Nombre d'arbres = 200**

# Conclusions et perspectives

- SVM et la régression linéaire ont donnés de mauvais résultats... Pourquoi ?!

# Conclusions et perspectives

- SVM et la régression linéaire ont donnés de mauvais résultats... Pourquoi ?!
- Continuer à chercher les bons paramètres des modèles pour de meilleurs résultats



# Conclusions et perspectives

- SVM et la régression linéaire ont donnés de mauvais résultats... Pourquoi ?!
- Continuer à chercher les bons paramètres des modèles pour de meilleurs résultats
- Certaines catégories n'ont pas beaucoup d'instances

# Conclusions et perspectives

- SVM et la régression linéaire ont donnés de mauvais résultats... Pourquoi ?!
- Continuer à chercher les bons paramètres des modèles pour de meilleurs résultats
- Certaines catégories n'ont pas beaucoup d'instances
- Faire une récolte pour avoir plus de données

# Conclusions et perspectives

- SVM et la régression linéaire ont donnés de mauvais résultats... Pourquoi ?!
- Continuer à chercher les bons paramètres des modèles pour de meilleurs résultats
- Certaines catégories n'ont pas beaucoup d'instances
- Faire une récolte pour avoir plus de données
- Essayer une validation croisée peut-être ?