# HEC MONTREAL

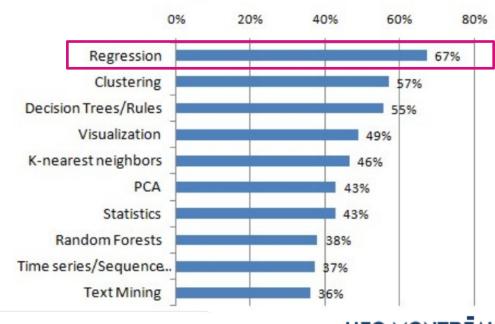


3 mars 2021

### Contenu

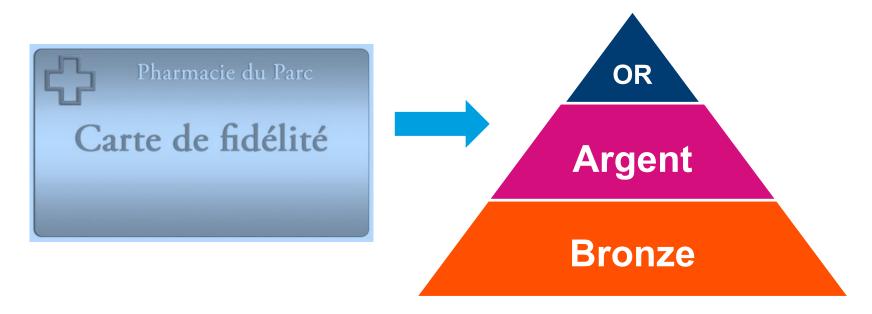
- Mise en contexte
- Modèle de régression logistique
- Interprétation des paramètres
- Tests d'hypothèses
- Calcul de prévision

### Top 10 Algorithms & Methods used by Data Scientists



### 4.1 Introduction

Mise en contexte : L'exemple d'une pharmacie





### 4.1 Introduction

#### Post-campagne sur les cosmétiques

Envoi d'un courriel aux clients OR

 « 20% de rabais durant 3 jours sur les cosmétiques »
 N=6000 clients ciblés



#### Campagne

2500 clients viennent acheter des cosmétiques et bénéficient du rabais de 20%.



#### Post-campagne

Quelles sont les caractéristiques qui distinguent les clients qui ont bénéficié de l'offre de ceux qui n'ont pas bénéficié de l'offre?

**Explicatif?** 

**Prédictif?** 



### 4.1 Introduction

Déterminer la meilleure offre pour un client

## Offres promotionnelles

Le client recevra une offre parmi 3 offres possibles.

N=6000 clients ciblés



Probabilité de profiter de l'offre

Calculer la probabilité pour chaque client de profiter de chacune des 3 offres.



#### Campagne

Envoi d'un courriel avec l'offre la plus pertinente pour chacun des clients.



Produits pour bébé



Cosmétiques



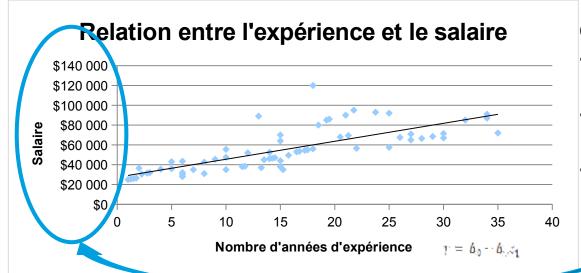
Produits nettoyants

**Explicatif? Prédictif?** 

HEC MONTREAL

### 4.2 Modèle de régression logistique

Rappel: Régression linéaire



#### Caractéristiques :

- La formule de la régression est l'équation d'une droite linéaire.
- Cette droite varie entre -l'infini et +l'infini
- Cette méthode est appropriée pour modéliser une variable sur une échelle continue.

Que se passe-t-il si notre cible est plutôt une variable binaire (oui / non)?



### 4.2 Modèle de régression logistique

Comment modéliser une variable cible binaire?

### Cible

ID	Sexe	Age	Intérêt	Probabilité de quitt
1	Femme	35	oui	40%
2	Femme	43	oui	60%
3	Homme	28	non	30%
4	Homme	62	non	70%
5	Homme	46	oui	40%

• Le but est de pouvoir modéliser p en fonction de plusieurs variables indépendantes X<sub>i</sub>

Cependant, p varie entre 0 et 1.

La probabilité (p) varie entre 0 et 1



### 4.4 Exemple du PRCA

• Choix de la catégorie de référence :

X1:Quel genre d'emploi occupez-vous?	Proportion de y=1
1=à la maison	59%
2=employé	45%
3=ventes/services	51%
4=professionnel	33%
5=agriculture/ferme	56%

```
Dproc logistic data=multi.logit1 ;
class x1(ref=last) / param=ref;
model y(ref='0') = x1 / clparm=pl clodds=pl expb;
run;
```

# La catégorie de référence est 5= agriculture/ferme

	Analysis of Maximum Likelihood Estimates						
Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq	Exp(Est)
Intercept		1	0.2549	0.2393	1.1347	0.2868	1.290
x1	1	1	0.0899	0.3972	0.0513	0.8208	1.094
x1	2	1	-0.4406	0.3076	2.0518	0.1520	0.644
x1	3	1	-0.2226	0.2992	0.5536	0.4568	0.800
x1	4	1	-0.9480	0.2934	10.4366	0.0012	0.388

3 mars 2021

### 4.4 Exemple du PRCA

• Choix de la catégorie de référence :

X1:Quel genre d'emploi occupez-vous?	Proportion de y=1
1=à la maison	59%
2=employé	45%
3=ventes/services	51%
4=professionnel	33%
5=agriculture/ferme	56%

La catégorie de référence est 4= professionnel

	Analysis of Maximum Likelihood Estimates							
Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq	Exp(Est)	
Intercept		1	-0.6931	0.1698	16.6523	<.0001	0.500	
x1	1	1	1.0379	0.3596	8.3291	0.0039	2.823	
x1	2	1	0.5073	0.2573	3.8881	0.0486	1.661	
x1	3	1	0.7253	0.2472	8.6088	0.0033	2.065	
x1	5	1	0.9480	0.2934	10.4366	0.0012	2.580	

3 mars 2021

### 4.4.5 Test du rapport de vraisemblance

Modèle complet : X1 X2 X3 X5 X5 X6

Model Fit Statistics					
Criterion	Intercept Only	Intercept a			
AIC	691.270		544.196		
SC	695.485		603.201		
-2 Log L	689.270		516.196		

Modèle partiel: X1 X2 X3 X5 X5

Model Fit Statistics					
Criterion Intercept Only Covariat					
AIC	691.270		590.447		
SC	695.485		641.022		
-2 Log L	689.270		566.447		

**566.447 – 516.196 = 49.487** 

#### Nombre de degrés de liberté = 2

 Il s'agit du nombre de paramètres de plus qui sont estimés dans le modèle complet par rapport au modèle partiel.



### 4.5 Classification (prévision)

 Pour classifier des observations, il suffit de choisir un point de coupure (souvent 0,5 mais pas toujours).

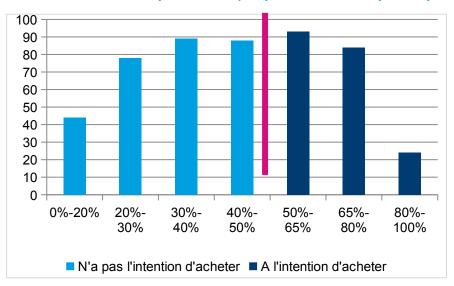
	Response Value	Estimated Probability		
0	1	0.4008266813	_ ^ 1	^ .
0	1	0.5077519353	$\rightarrow y = 1 \ car$	p > 0,5
0	1	0.4008266813		1
1	1	0.5077519353		
1	1	0.5077519353	_ ^ ^	^ ^
0	1	0.4008266813	$\rightarrow v = 0 \ car$	p < 0.5
0	1	0.4008266813		1
0	1	0.5077519353		
1	1	0.5077519353		
0	1	0.5077519353		
1	1	0.5077519353		
0	1	0.4008266813		
1	1	0.5077519353		
1	1	0.4008266813		
0	1	0.5077519353		
	0 0 1 1	0 1 0 1 0 1 1 1 1	0       1       0.4008266813         0       1       0.5077519353         0       1       0.4008266813         1       1       0.5077519353         1       1       0.5077519353         0       1       0.4008266813         0       1       0.4008266813         0       1       0.5077519353         1       1       0.5077519353         0       1       0.5077519353         1       1       0.5077519353         0       1       0.4008266813         1       1       0.5077519353         1       1       0.4008266813         1       1       0.4008266813         1       1       0.4008266813	$ \begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$



### 4.5 Classification (prévision)

Taux de bons classements

#### Discrimination parfaite (impossible en pratique)



#### Situation observée

