# ANALYSE STATISTIQUE & LANGAGE R

Modélisation et évaluation

## Déroulement

- Biais / variance
- Régression logistique
- Métriques
  - Matrice de confusion
  - Courbes ROC / précision
  - AUC
  - Probabilité d'appartenance à une classe
- Exercice
  - Régression logistique sur une variable (avec affichage de graphiques)
  - Régression logistique multivariables
- Analyses factorielles
  - PCA

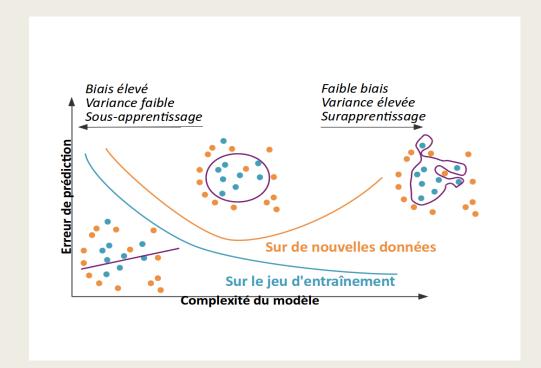
# Biais / variance

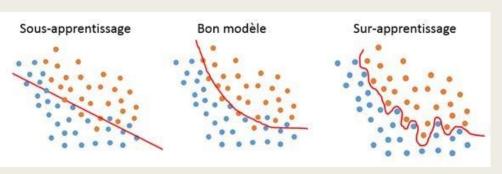
#### ■ Biais faible et variance élevé :

- peu d'erreurs en apprentissage
- modèle complexe
- modèle sur-entraîné
- adaptation moindre aux nouvelles entrées

#### ■ Biais élevé / variance faible :

- beaucoup d'erreurs en apprentissage
- modèle sous-entraîné
- meilleure adaptation aux nouvelles entrées



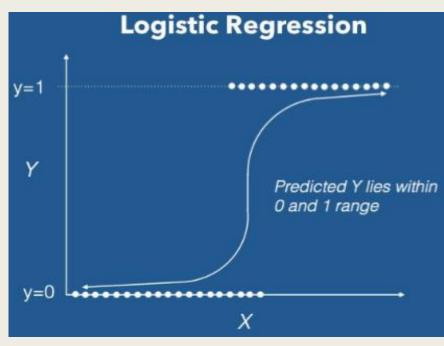


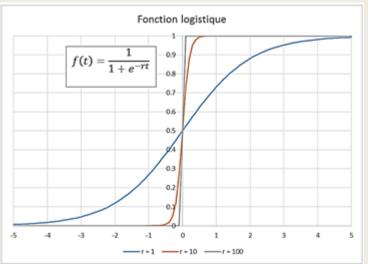
# La régression logistique

- Problème de régression / classification
- Fonction logistique = fonction sigmoïde [0; 1]
- Régression logistique binomiale : prédire la variable à expliquer 0/1
- N variables explicatives X  $_{\rho}\beta_{0+B1*x1+B2*x2}$

$$\frac{1 + e^{\beta 0 + B1 * x1 + B2 * x2}}{1 + e^{\beta 0 + B1 * x1 + B2 * x2}}$$

 Ajuster l'équation en fonction des données, maximiser la probabilité d'observer l'échantillon





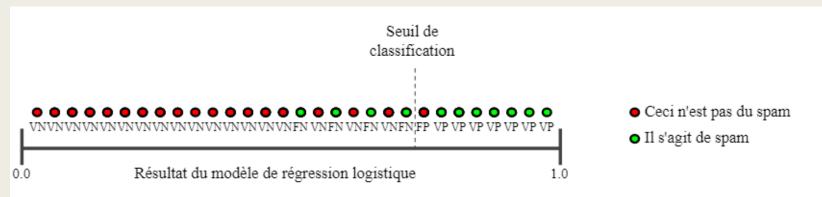
### Matrice de confusion

•	FALSE		Vrais négatifs (VN)	Faux positifs (FP)
O	7076	3929	F(	V!!!!f- (VD)
1	358	994	Faux negatifs (FN)	Vrais positifs (VP)

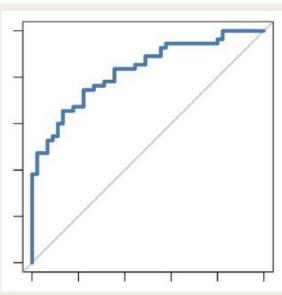
- Sensibilité (VP) = TP / (TP+FN) ~ 73%
  - Proportion de positifs prédits parmi tous les positifs avérés
- False Positive Rate (FP) = FP / (FP+TN) ~ 36%
  - Proportion de faux positifs, parmi tous les négatifs avérés
- Precision = TP / (FP+TP) ~ 20%
  - Précision du modèle avec les vrais positifs prédits, sur tous les positifs prédits (bon ou mauvais)

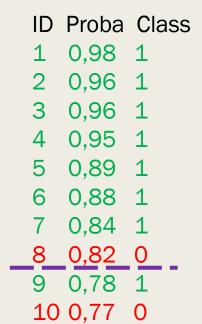
#### AUC – area under curve

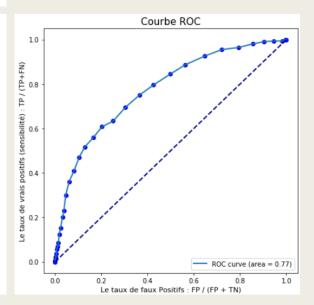
Seuil de classification



- Aire sous la courbe ROC
  - Aire à 0,5 => algo inefficace
  - Aire à 1 => algo parfait
- Abscisse : taux de faux positif
- Ordonné : taux de vrais positif





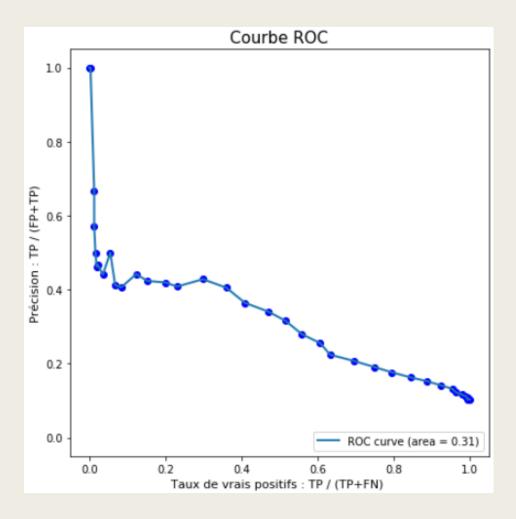


# Courbe de précision

- Ordonné : la précision TP / (FP+TP)
- Abscisse : recall/sensibilité TP / (TP+FN)

lci la précision diminue au détriment de la sensibilité, on cherche donc à classifier le plus de positifs possibles, quitte à classifier des FP.

Si l'on dispose de peu de VP, cette métrique est plus révélatrice



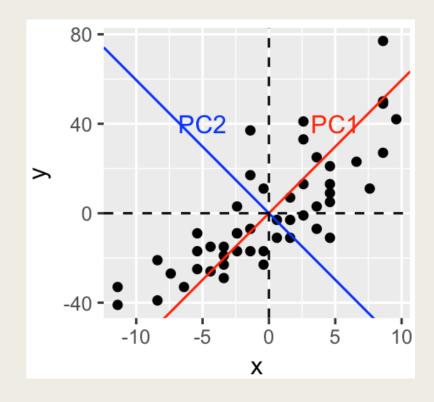
# Exercice de régression logistique

- Jeu de données : <a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Bank+Marketing">https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Bank+Marketing</a>
- Réaliser une régression logistique une variable
  - Split train / test : sample()
  - Entrainer le modèle : glm()
  - Tester le modèle : predict()
  - Tracer la régression
  - Matrice de confusion, modifier le seuil de classification
- Réaliser une régression logistique avec **l'ensemble des variables** 
  - Matrice de confusion
  - Afficher une courbe ROC
  - Afficher une courbe de précision
  - Afficher l'aire sous la courbe ROC

=> Librairie ROCR pour la courbe ROC

## Analyses factorielles

- Chercher des éléments représentant la diversité des données, et identifier les facteurs descriptifs principaux
- Créer de nouveaux axes principaux, dits « synthétiques », expliquant au mieux la variance des données
- Calculer des combinaisons linéaires, matrices de variance / covariance, diagonalisation des matrices
- PCA: Principal Component Analysis
  - Matrice de distances euclidiennes :  $\sqrt{\sum (xi yi)^2}$
  - Variables quantitatives
- Objectifs:
  - Réduire le nombre de variables
  - Combiner des variables corrélées, pour créer de nouvelles variables indépendantes



### Cercle des corrélations

- Mettre en évidence la ou les variables les plus discriminantes, celles expliquant le mieux la distribution / l'inertie des données (variance...)
- Déterminer les variables les plus contributrices
- Visualiser les variables positivement / négativement corrélées, qui sont regroupées.
- Les axes partent de l'ordonnée à l'origine (0,0), ensuite chaque axe possède une coordonnée

