

# TP1 : Illustration du phénomène de sur-apprentissage

ENSTA

2020/2021

Adresse mail: [mohammed.sedki@universite-paris-saclay.fr](mailto:mohammed.sedki@universite-paris-saclay.fr) Page web: [masedki.github.io](https://masedki.github.io)

---

## Objectif

L'objectif de cette séance introductive est l'illustration du phénomène de sur-apprentissage sur un jeu de données simulé autour d'un problème de classification dans  $\mathbb{R}^2$ . Le jeu de données provient de la librairie R appelée ElemStatLearn. Pour une installation manuelle, la librairie est disponible [ici](#).

## Lecture et découverte du jeu de données

```
require(ElemStatLearn)
require(MASS)
require(class)
data("mixture.example")
names(mixture.example)
```

L'objet `mixture.example` contient de nombreux sous-objets. Les objets `x` et `y` contiennent les données d'apprentissage.

- Tracer le nuage de points `x` en mettant comme couleur **rouge** si  $y = 1$  et **vert** si  $y = 0$ .

L'objet `xnew` contient un maillage du domaine  $[-2.6, 4.2] \times [-2, 2.9]$ . Ce maillage nous servira de support discret pour tracer la règle de classification de modèles que nous ajusterons sur ce jeu de données.

- Visualiser ce maillage à l'aide d'un graphique.

## Modèle des $k$ plus proches voisins : knn

La fonction `knn` de la librairie `class` permet d'ajuster un modèle des  $k$  plus proches voisins sur un jeu de données d'apprentissage et calculer les probabilités de classement ainsi que les prédictions d'un jeu de données test.

- Ajuster un modèle des 15 plus proches voisins pour prédire les étiquettes de l'objet `y` à partir des covariables de l'objet `x`. Prédire les étiquettes des points du maillage `xnew`. Spécifier l'option nécessaire pour récupérer les proportions de vote majoritaire. Afficher le résumé du modèle à l'aide de la fonction `summary`.
- Extraire les proportions de votes majoritaires à l'aide de la fonction `attr`.
- Calculer la proportion de votes pour la classe  $y = 1$  pour chaque point test du maillage.

- À l'aide de la fonction `contour`, tracer la ligne de niveau de la fonction  $\hat{f}_n(x) = 0.5$  où  $f(x) \approx \mathbb{P}(Y = 1|X = x)$  pour chaque point  $x$  du maillage `xnew` et  $\hat{f}_n$  est l'approximation de  $f$  obtenue par le modèle des 15 plus proches voisins ajustés sur le jeu de données d'apprentissage.
- Interpréter la ligne de niveau.
- Tracer la même ligne de niveau lorsque  $\hat{f}_n$  est l'approximation de  $f$  obtenue par le modèle 1 plus proches voisins ajustés sur le jeu de données d'apprentissage.
- Que peut-on dire du lien entre nombre de voisins et la complexité du modèle ?

### Choix du nombre de voisins

Le code suivant permet de simuler un jeu de données supplémentaire suivant la même loi de probabilité qui a permis de simuler les 200 données contenues dans les objets `x` et `y`.

```
set.seed(123)
centers = c(sample(1:10, 5000, replace=TRUE), sample(11:20, 5000, replace=TRUE))
means = mixture.example$means
means = means[centers, ]
xtest = mvrnorm(10000, c(0,0), 0.2*diag(2))
xtest = xtest + means
ytest = c(rep(0, 5000), rep(1, 5000))
```

Nous proposons de choisir le nombre de voisins optimal parmi stocker dans l'objet `K` comme suit

```
K = c(1, 3, 5, 7, 9, 11, 15, 17, 23, 25, 35, 45, 55, 83, 101, 151)
```

- À l'aide du jeu de données d'apprentissage précédent, calculer une erreur d'apprentissage et une erreur de test basée sur `xtest` et `ytest` pour chaque valeur du nombre de voisins dans `K`.
- Tracer les deux types d'erreurs sur la même figure en fonction du nombre de voisins  $k$ .
- Commenter, interpréter et choisir la valeur optimale de  $k$ .