Intelligence Artificielle et Analyse de données



Johan Peralez

1. Définir l'Intelligence Artificielle (IA)



- L'IA est une notion floue et qui évolue rapidement => sa définition dépend:
 - du domaine (traitement d'image, contrôle, etc.)
 - e.g. distinguer des visages vs faire marcher un robot
 - de l'époque (depuis le milieu du XXe siècle)
 - e.g. Deep Blue vs Alpha Go

• Exemples:

- « L'automatisation d'activités que nous associons à la pensée humaine, comme la prise de décision, la résolution de problème ou l'apprentissage. » (BELLMAN 1978) subjectif (nous ?)
- « L'étude de comment **programmer les ordinateurs** pour qu'ils réalisent des tâches pour lesquelles les êtres humains sont **actuellement meilleurs**. » (RICH & KNIGHT 1991) paradoxal (jeu d'échec vs football ?)
- « Ensemble de **théories et de techniques** mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de **simuler l'intelligence humaine**. » (Larousse 2024)

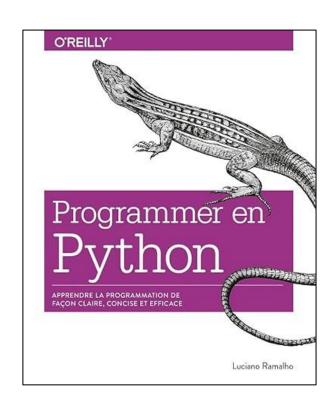
```
vague (définir intelligence ?)
```

• Difficulté à définir l'IA = difficulté à définir l'Intelligence.

Selon [Larousse 2024], l'intelligence =

- 1. « Ensemble des fonctions mentales ayant pour objet la connaissance conceptuelle et rationnelle »
- 2. « Aptitude d'un être humain à s'adapter à une situation, à choisir des moyens d'action en fonction des circonstances »
- Approche "pragmatique":
 - IA = ensemble des méthodes qui sont habituellement classées dans l'IA par les gens de son domaine.
 - Traitement de l'image : réseaux de neurones convolutifs (CNN), algorithmes de segmentation, etc.
 - En contrôle : réseaux de neurones récurrents (RNN), algorithmes d'apprentissage par renforcement (RL), etc.

2. Prérequis (programmation-mathématiques)



- L'IA et l'analyse de données nécessitent des compétences :
 - en **programmation**

Python (langage le + utilisé en IA)

• en mathématiques

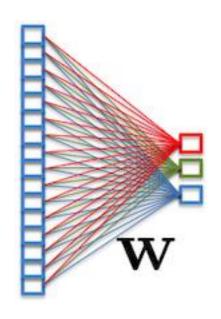
Algèbre linéaire, calcul différentiel, probabilités, statistiques

- Ressources Python en ligne:
 - 1. https://www.learnpython.org/ (exos interactifs)

 i) Learn the Basics, ii) Advanced Tutorials
 - 2. <u>https://www.france-ioi.org/algo/chapters.php</u> (exos interactifs)

 Niveau 1 à 6
 - 3. Librairie NumPy: https://courspython.com/apprendre-numpy.html (cours)

3. Introduction aux réseaux de neurones



3.1 Problème de régression

Formulation : apprendre à prédire une valeur de sortie y à partir d'une donnée d'entrée x

valeur
$$\hat{y}$$
 $\hat{y} = h(x, \theta)$ prédite fonction h paramètre(s) θ choisie « à la main » à apprendre

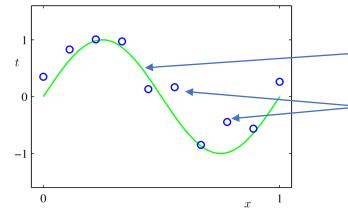
afin de minimiser une fonction **coût** L:

$$\min_{\theta} L(\{y\}, \{\hat{y}\})$$
données prédictions

=> problème d'optimisation

Exemple:

Données:



[C. Bishop, Pattern recognition and Machine learning, 2006]

On choisit de prédire avec un polynôme d'ordre M :

$$\hat{t} = h(x, \theta) = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + ... + \theta_M x^M$$

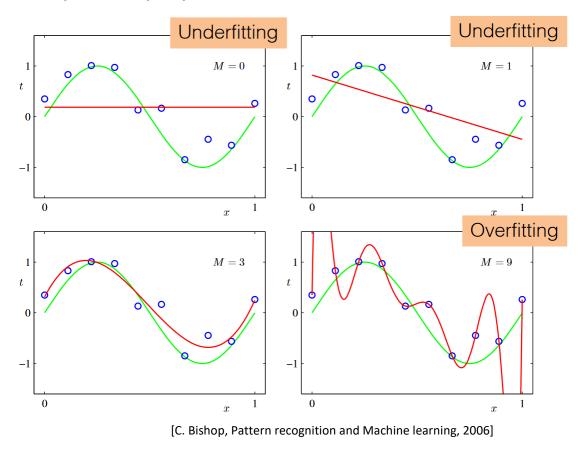
 $\sin(2\pi x)$

Sorties t générées avec cette fonction + du « bruit »

Et une fonction de coût « moindre carrés »:

$$L = \frac{1}{2} \sum (t - \hat{t})^2$$

Quel ordre M choisir pour le polynôme ?

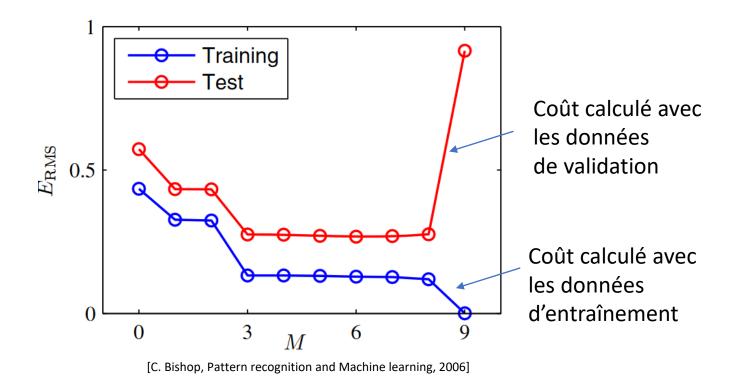


- Pour M trop petit : problème de sous-apprentissage (underfitting).
- Pour M trop grand : problème de sur-apprentissage (overfitting).

Remarque (**polynômes de Lagrange**) : pour n données distinctes il existe un (unique) polynôme d'ordre n-1 qui passe exactement par chaque donnée.

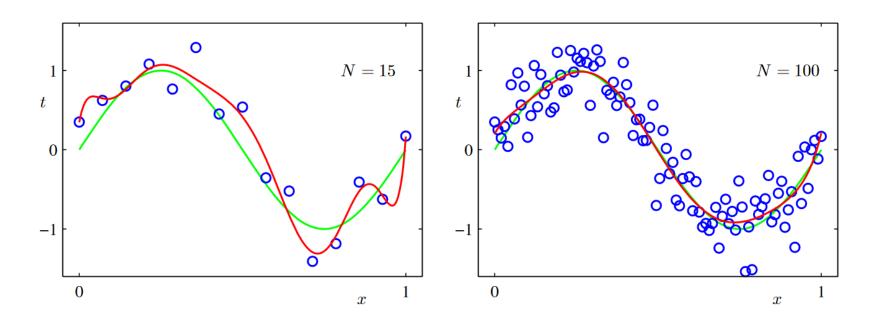
Séparation des données en, au moins, 2 ensembles :

- Données d'entraînement ($training\ set$). Pour l'apprentissage de θ , i.e. la résolution du problème d'optimisation.
- Données de validation (validation set).
 Permet de détecter le surapprentissage :



Big Data?

Augmenter (fortement) le nombre de données d'apprentissage permet de réduire le surapprentissage :



M=9

[C. Bishop, Pattern recognition and Machine learning, 2006]

3 grandes difficultés des problèmes d'apprentissage :

1. Expressivité

Mon modèle, i.e. ma fonction h, peut-elle apprendre des phénomènes complexes ?

2. Difficulté à entraîner

Le problème d'optimisation, i.e. minimiser la différence entre prédictions et données, est-il difficile ? e.g. si on résout par descente de gradient, la fonction coût est-elle dérivable ? lisse ?

3. Généralisation

Comment mon modèle se comporte sur des données qui ne sont pas dans le *training set* ? Capacité à interpoler / extrapoler ?

e.g. le surapprentissage implique une mauvaise généralisation.

Exercice (Python, NumPy):

Générer et visualiser un jeu de données similaire à l'exemple ci-dessus.

1. Importer les librairies *numpy* et *matplotlib*

import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt

2. Paramètres

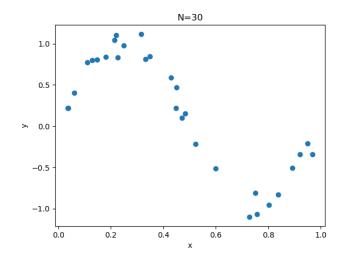
N = 30# nombre de points

3. Générer (aléatoirement entre 0 et 1) les données d'entrées $\{x\}$, de taille N.

Utiliser la fonction *np.random.uniform(...)* pour utiliser une distribution uniforme. Ordonner les données par ordre croissant.

- 4. Générer les données de sorties $\{y\}$, telles que $y=\sin(2\pi x)+w$.

 Utiliser la fonction np.random.normal(...) pour générer w à partir d'une distribution normale centrée d'écart type (standard deviation) de 0.1
- 5. Visualiser le jeu de données Utiliser plt.plot, plt.legend, plt.xlabel, etc.



Algorithme de descente de gradient

Calcul du gradient

Approx (différence finie)

Exacte (auto-différentiation)

3.2 Un réseau de neurones simple : le MLP (multi-layers perceptron)

```
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
import paraview.simple as simple
import vtk
from vtk.util.numpy_support import vtk_to_numpy
import os
```

PATH_READ = "C:/Users/peralezADM/Documents/temp"

FILE_READ = "Volume.1.20001e+01.vti" # format="appended"

PATH_WRITE = "C:/Users/peralezADM/Documents/temp"

FILE_WRITE = 'test_binary.vti' # format="binary"

#%% read .vti file (format appended) with paraview

4. Les réseaux de neurones convolutifs

5. Les réseaux de neurones récurrents