

Fondements de l'Intelligence Artificielle et du *Machine Learning*

Nicolas Vayatis

Novembre 2019

Syllabus

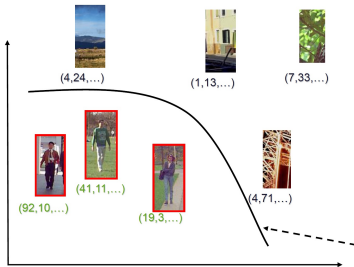
Pourquoi ce cours ?

- Il y a actuellement un foisonnement en termes de recherche et d'ingénierie autour des algorithmes d'apprentissage
- La diversité des données, des problématiques et des contextes d'application, ainsi que l'accès facile à des environnements de programmation et aux bibliothèques logicielles facilitent l'expérimentation sous tous azimuts
- Cependant, pour passer de l'expérimentation à l'industrialisation et l'opération sur des données vivantes nécessite un passage à l'échelle. Dans cette étape de passage à l'échelle, on rencontre un certain nombre d'écueils et la mise en œuvre soulève parfois le besoin de prendre un peu de recul sur ces méthodes.
- Dans ce cours, nous proposons d'introduire les concepts fondamentaux qui permettront de mieux comprendre le potentiel et les limites des algorithmes d'apprentissage

Quel est le but du machine learning ?

Trouver une fonction

- Exemple : Reconnaître un piéton dans une scène de rue

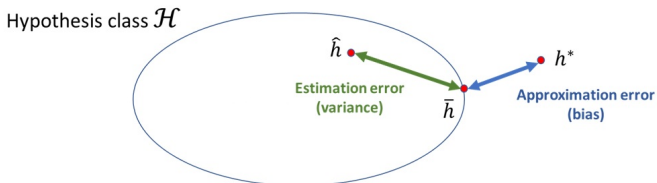


- Enjeu : définir l'espace de recherche d'une fonction-solution et estimer le nombre d'exemples requis pour la trouver

L'art du machine learning

Résoudre le compromis biais-variance

- Problème : trouver la fonction dans un espace de recherche



- Enjeu : ajuster la "taille" de l'espace de recherche et approcher la "meilleure" fonction dans cet espace.

Catégorisation des problèmes d'apprentissage

Cadres pratiques et types de problèmes d'apprentissage

- Apprentissage supervisé: régression, classification, scoring, prédiction structurée...
- Apprentissage non-supervisé: clustering, réduction de dimension, détection d'anomalies...
- Autres apprentissages: multitâche, semi-supervisé, par renforcement, séquentiel, par transfert...
- Auto-apprentissage

Apprentissage supervisé

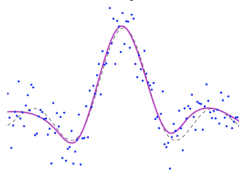
Principe: les données sont des paires
(données, étiquette/cible)

Classification: ensemble
discret d'étiquettes

7210414959
0690159784
9665407401
3134727121
1742351244

Two Class Classification		
$y \in \{0, 1\}$	1 or Positive Class	0 or Negative Class
Email	Spam	Not Spam
Tumor	Malignant	Benign
Transaction	Fraudulent	Not Fraudulent

Régression: étiquettes dans \mathbb{R}



- charge batterie
- espérance de vie
- estimation immobilière

Apprentissage non-supervisé



En quoi consiste la science du Machine Learning?

Thèmes concernés

Modélisation

- **Représentation de l'information (et des données)**
- **Régularisation dans les problèmes mal posés**

Théorie

- **Complexité des espaces de fonctions candidates**
- **Outils mathématiques** : convexité, probabilités, statistique
- ...

Méthodes et mise en oeuvre

- **Optimisation** : convexe et non-convexe
- **Algorithmes** : noyaux, ensembles, réseaux profonds

Modélisation

Formalisation de l'apprentissage

Optimisation d'un critère avec une pénalité

La phase d'apprentissage consiste à optimiser un critère :

$$\text{Critère}(h) = \text{Erreur}(h) + \lambda \cdot \text{Pénalité}(h)$$

- Erreur : adéquation entre la fonction h et les données d'apprentissage
- Pénalité : complexité de la fonction h
- Constante λ : paramètre de lissage

Enjeux de la modélisation

Méthodes d'optimisation régularisées

- Définir l'espace de recherche (fonctions h)
- Identifier l'objectif de l'apprentissage (erreur)
- Induire la structure attendue de la fonction-solution (pénalité)

Représentation de l'information

- Sélection et combinaison de variables
- Découverte de dictionnaires et de motifs de base représentant les données

Théorie

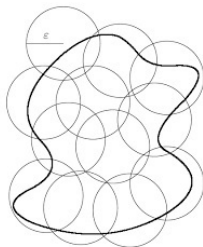
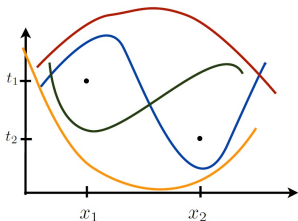
Problème fondamental

- Démontrer des lois uniformes des grands nombres:

$$\sup_{h \in \mathcal{H}} \left(\mathbb{E}(h(X)) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(X_i) \right) \rightarrow 0$$

(dans un sens probabiliste)

- Mesurer la complexité de l'ensemble de fonctions \mathcal{H} :



Enjeux de la théorie

Expliquer

- Mesures de complexité
- Garanties de convergence
- Analyse des modes de régularisation

Relaxer

- De l'estimation statistique et des critères cibles à l'optimisation numérique

Quantifier

- Nombre d'exemples requis pour apprendre
- Bornes et intervalles de confiance sur l'erreur en prédiction

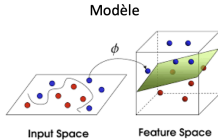
Méthodes et mis en oeuvre

Principes caractérisant les algorithmes d'apprentissage

- Un espace de fonctions candidates (espace de recherche)
- Un critère à optimiser
- Un schéma d'optimisation
- Un principe de régularisation (explicite ou implicite)

Algorithmes

Noyaux



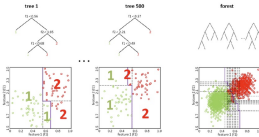
Optimisation

$$\min_w \frac{\lambda}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^n (1 - y_i \langle x_i, w \rangle)_+ \\ w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* \phi(x_i) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* k(x_i, \cdot)$$

Théorie... bits

$$R \leq R_{\text{emp}} + \frac{4\kappa^2 B^2}{\lambda m} + \left(\frac{8\kappa^2 B^2}{\lambda} + 2B \right) \sqrt{\frac{\ln 1/\delta}{2m}}$$

Ensembles

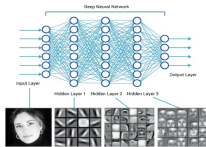


Algorithm Adaboost

1. Init data weights $\{w_n\}$ to $1/N$
2. for $m = 1$ to M do
3. fit a classifier $g_m(x)$ by minimizing weighted error function J_m :
4. $J_m = \sum_{n=1}^N w_n^{(m)} 1[y_n(x_n) \neq t_n]$
5. compute $\alpha_m = \sum_{n=1}^N w_n^{(m)} 1[y_n(x_n) \neq t_n] / \sum_{n=1}^N w_n^{(m)}$
6. evaluate $\alpha_m = \log \left(\frac{1 - \alpha_m}{\alpha_m} \right)$
7. update the data weights: $w_n^{(m+1)} = w_n^{(m)} \exp\{\alpha_m 1[y_n(x_n) \neq t_n]\}$
8. end for
9. Make predictions using the final model: $Y_M(x) = \text{sign} \left(\sum_{m=1}^M \alpha_m y_m(x) \right)$

$$R \leq R_{\text{emp}} + \hat{\mathcal{R}}_n(\mathcal{F}) + \sqrt{\frac{\ln(1/\delta)}{n}}$$

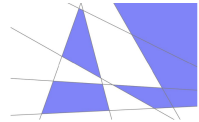
Deep learning



$$h(x, \theta) = \sigma_m \circ A_m \circ \sigma_{m-1} \circ \dots \circ A_2 \circ \sigma_1 \circ A_1 x$$

$$\min_{\theta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(h(X_i, \theta), Y_i)$$

$$\theta_{i+1} = \theta_i - \eta \frac{\partial \ell(h(X_i, \theta), Y_i)}{\partial \theta}(\theta_i)$$



Environnements logiciels

- R
- Matlab
- Python (Panda, SciKit-Learn...)
- Theano, Tensorflow, Keras...

Ce cours

Quels prérequis ?

- Ce cours s'adresse à tous.
- Toutefois un bagage de niveau L3 en sciences facilitera l'appréhension des aspects techniques.
- Comme complément à ce cours, nous proposerons plusieurs références qui permettront d'approfondir certaines parties.
- En ce qui nous concerne, les lectures et les travaux les plus marquants ont été ceux de Vladimir Vapnik, mathématicien russe installé aux Etats-Unis depuis les années 80. Vapnik est à l'origine de la théorie statistique de l'apprentissage dont les concepts ont profondément influé sur le développement de la discipline.

Programme des séances

- **Séance 1 - Introduction**

Motivations et généralités, Syllabus, Théorie de l'information et Machine Learning

- **Séance 2 – Concepts fondamentaux**

Biais-variance, Minimisation du Risque Empirique, Problèmes mal posés, Régularisation

- **Séance 3 – Apprentissage supervisé**

classification/scoring, critères, bonnes pratiques, validation croisée, évaluation

- **Séance 4 - Algorithmes** noyaux, ensembles, réseaux de neurones

- **Séance 5 – Apprentissage non supervisé**

clustering, détection d'anomalies, apprentissage de représentation