Le titre en français

A. Author

6 janvier 2015

Résumé

Ici, c'est la place du résumé

1 Introduction

Le problème ...

2 Méthode

Notre démarche [1] ... telle que décrite dans la section 1.

2.1 Quelques équations

Let $X_1, X_2, \ldots, X_n$ be a sequence of independent and identically distributed random variables with $\mathrm{E}[X_i] = \mu$ and $\mathrm{Var}[X_i] = \sigma^2 < \infty$, and let

$$S_n = \frac{1}{n} \sum_{i}^{n} X_i$$

denote their mean. Then as n approaches infinity, the random variables $\sqrt{n}(S_n - \mu)$ converge in distribution to a normal $N(0, \sigma^2)$.

2.1.1 Equations sur plusieurs lignes

2.1.2 Equations avec alignement (et référence interne)

$$\begin{aligned} h^\star &= \operatorname*{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} \; R_{\text{Réel}}(h) \\ &= \operatorname*{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} \; \int_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}, y \in \mathcal{Y}} \ell(h(\mathbf{x}), y) \; \mathsf{p}_{\mathcal{X}\mathcal{Y}} \; d\mathbf{x} dy \end{aligned} \tag{1}$$

2.1.3 Equations avec conditions

$$l(u_i, h(\mathbf{x}_i)) = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } u_i = h(\mathbf{x}_i) \\ 1 & \text{si } u_i \neq h(\mathbf{x}_i) \end{array} \right. \tag{2}$$

1. Inspirée par celle d'Einstein en 1905 [**?**].

2.1.4 Equations avec parenthèses en-dessous

$$R_{\text{Réel}}(h^\star_{\mathcal{S}}) - R^\star \;=\; \underbrace{\left[R_{\text{Réel}}(h^\star_{\mathcal{S}}) - R_{\text{Réel}}(h^\star)\right]}_{\text{Erreur d'estimation}} \;+\; \underbrace{\left[R_{\text{Réel}}(h^\star) - R^\star\right]}_{\text{Erreur d'approximation}} \tag{3}$$

2.1.5 Equations avec noms de fonctions : log, ...

$$h^\star \;=\; \operatorname*{ArgMin}_{h \in \mathcal{H}} \big\{ -\log \mathbf{p}_{\mathcal{H}}(h) - \log \mathbf{p}_{\mathcal{Z}^m|\mathcal{H}=h}(\mathcal{S}_m) \big\}$$

2.1.6 Equations encadrées

$$\boxed{R_{\text{Emp}}(h) \;=\; \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \ell(h(\mathbf{x}_i, u_i))} \tag{4}$$

2.1.7 Autres exemples

D'où l'on tire facilement que : $\varepsilon \;=\; \sqrt{\frac{\log|\mathcal{H}| + \log\frac{1}{\delta}}{2\,m}}$, c'est-à-dire que :

$$\forall h \in \mathcal{H}, \forall \delta \leq 1 : \quad P^m \left[R_{\text{Réel}}(h) \;\leq\; R_{\text{Emp}}(h) \;+\; \sqrt{\frac{\log|\mathcal{H}| + \log\frac{1}{\delta}}{2\,m}} \right] \;>\; 1 - \delta$$

2.2 Algorithmes

2.2.1 Algorithme du Perceptron version stochastique

Algorithme 1 : **Le perceptron, version stochastique**

```
début
  Prendre a_(0) et α positif quelconques
  t ← 0
  tant que t ≤ t_max faire
    tirer au hasard une donnée d'apprentissage x
    si x est bien classé alors
      a_{t+1} ← a_t
    sinon
      si x ∈ ω_1 alors
        a_{t+1} ← a_t + αx
      sinon
        a_{t+1} ← a_t − αx
      fin si
    fin si
    t ← t + 1
  fin tant que
fin
```

2.2.2 Algorithme de l'espace des versions

Algorithme 2 : **Algorithme d'élimination des candidats.**

Résultat : Initialiser G comme l'hypothèse la plus générale de $\mathcal{H}$
Initialiser S comme l'hypothèse la moins générale de $\mathcal{H}$
pour chaque *exemple* **x** **faire**
  si x *est un exemple positif* **alors**
    Enlever de G toutes les hypothèses qui ne couvrent pas **x**
    pour chaque *hypothèse s de S qui ne couvre pas* **x** **faire**
      Enlever s de S
      `Généraliser`(s,**x**,S)
      c'est-à-dire : ajouter à S toutes les généralisations minimales h de s telles que :
        • h couvre **x** et
        • il existe dans G un élément plus général que h
      Enlever de S toute hypothèse plus générale qu'une autre hypothèse de S
    fin
  sinon
    `/* x est un exemple négatif */`
    Enlever de S toutes les hypothèses qui couvrent **x**
    pour chaque *hypothèse g de G qui couvre* **x** **faire**
      Enlever g de G
      `Spécialiser`(g,**x**,G)
      c'est-à-dire : ajouter à G toutes les spécialisations maximales h de g telles que :
        • h ne couvre pas **x** et
        • il existe dans S un élément plus spécifique que h
      Enlever de G toute hypothèse plus spécifique qu'une autre hypothèse de G
    fin
  fin si
fin

3 Résultats

4 Conclusion