Projet de Machine Learning - Learning from the Crowd

Corvisier Jean-Christophe - Deloro Yonatan - Kheldouni Mohammed Amine

1 juin 2017 **École des Ponts ParisTech**

Encadrés par :

Objectifs du projet

- Apprentissage supervisé à partir d'annotations de qualités diverses.
  Idée : "combiner le savoir de sources multiples" quand la vérité terrain n'existe pas ou est difficilement accessible.
  - Déterminer la présence ou non d'une maladie en fonction de divers pronostics donnés par plusieurs médecins lorsque seule une opération permettrait de connaitre la vérité ;
  - Estimer la "vraisemblance" d'une information en croisant les sources d'actualité (Wikipedia)
- Application choisie : Établir des tendances socio-économiques sans posséder de vérité terrain.

Problème et Notations

- On dispose de N données (X_i) vecteurs de *features*
- Pour ce jeu de données, on détient des labels distribués par T "arbitres". On note alors $Y_i^{(t)}$ le label délivrée par l'arbitre t pour la donnée X_i.
- Nous noterons également dans la suite Z_i le vrai label correspondant à cette donnée.

Dans ce projet, on s'intéresse exclusivement à la classification binaire $(Y_i, Z_i \in \{+1, -1\})$. Nous avons ainsi cherché, à partir d'un jeu d'entraînement $X_i, Y_i^{(t)}$, à prédire le vrai label Z associé à un vecteur de *features* X.

Majority Voting

Pour un modèle à plusieurs annotateurs, une stratégie classique est de choisir le label voté par la majorité d'entre eux.
Pour un problème à classification binaire :

$$Z_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} Y_i^t > 0.5 \\ 0 & \text{si } \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} Y_i^t < 0.5 \end{cases}$$

On pourra utiliser alors cette stratégie pour trouver un première estimation de la probabilité du label en se basant sur les annotations.

$$\mathbb{P}(Z_i = 1 | Y_i^1, ...Y_i^T) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} Y_i^t$$

Description des modèles

Première modèle

Modèle

- Indépendance des annotateurs
- Chaque annotateur t possède une probabilité α^t d'énoncer à raison le label 1 et une probabilité β^t d'énoncer à raison le label 0.
  α est la sensitivité et β est la spécificité.

Classification Nous utilisons des fonctions linéaires $f_w(X) = w^T X$. Etant donné un seuil γ, le label vaut

$$\begin{cases} 1 & \text{si} \quad f_w(X) > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Apprentissage Etant donné les paramètres $\theta = \{\alpha, \beta, w\}$, on peut écrire la vraisemblance du modèle comme suit :

$$\begin{aligned} ln(\mathbb{P}(Y, Z|\theta) &= ln(\prod_i p((Y_i^1, ..., Y_i^T)|X_i; \theta)) \\ &= \sum_{i=1}^{N} Z_i ln(p_i a_i) + (1 - Z_i) ln(1 - p_i) b_i \end{aligned}$$

- $p_i = \sigma(w^T X_i)$, avec σ la fonction sigmoide.
- $a_i = \prod_{t=1}^{T} \alpha_t^{Y_i^t} (1 - \alpha_t)^{(1 - Y_i^t)}$
- $b_i = \prod_{t=1}^{T} \beta_t^{(1 - Y_i^t)} (1 - \beta_t)^{Y_i^t}$

On maximise la log-vraisemblance en fonction de θ à l'aide d'un algorithme EM (*Expected Maximisation*).

- E-step : Les valeurs des Z_i étant inconnues, on les approxime par des variables μ_i avec $\mu_i = \mathbb{P}(Z_i = 1 | Y_i^1, ...Y_i^T, X_i, \theta)$
- M-step : On maximise par rapport à w à l'aide d'un algorithme d'optimisation type Newton-Raphson ou BFGS. On optimise les α et β par formules closes.

Initialisation de l'EM par *Majority Voting*

Spécialisation des annotateurs

Modèle
Les annotateurs sont supposés indépendants et produisent dans ce modèle des labels suivant des lois de Bernoulli de paramètre $\eta^t(X)$ dépendant de la donnée.

$$p(Y_i^t | Z_i, X_i) = (1 - \eta^t(X_i))^{|Y_i^t - Z_i|} \eta^t(X_i)^{1 - |Y_i^t - Z_i|}$$

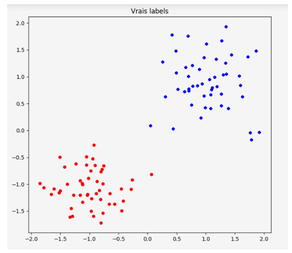
où $\eta^t(X_i) = \sigma(\alpha_t^T X_i + \beta_t)$

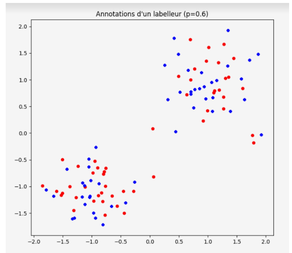
Classification Pour ce modèle, la classification se fait toujours à l'aide de fonctions linéaires $f_{w,\gamma}(X) = \sigma(w^T X + \gamma)$.
Apprentissage La formule générale de la vraisemblance est la même que dans le premier modèle. On cherche à maximiser cette fonction par rapport aux paramètres $\theta = \{\alpha_t, \beta_t, \gamma, w\}$ à l'aide d'un algorithme EM :

- E-step : Estimation des $\widetilde{p}(Z_i) = \prod_t p(Y_i^t | X_i, Z_i) p(Z_i | X_i)$
- M-step :

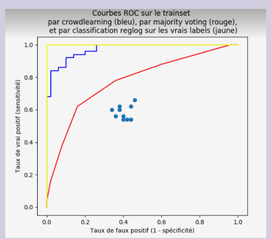
$$max_\theta \sum_{i,t} \mathbb{E}_{\widetilde{p}(Z_i)}[ln(p(Y_i^t | X_i, Z_i) + ln(p(Z_i | X_i))]$$

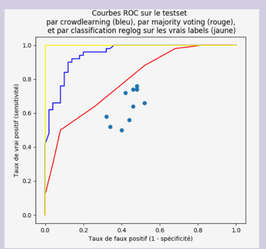
On utilise un algorithme BFGS (quasi-Newton) pour l'optimisation. Problème de robustesse dans notre implémentation vis-à-vis de l'initialisation de θ

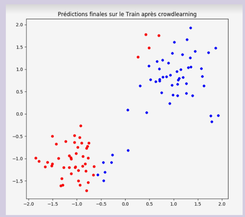


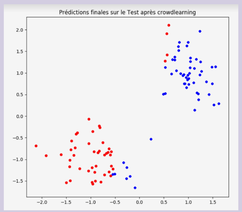


Résultats (données artificielles)









Génération des données : 2 gaussiennes bruitées (0.3)
10 annotateurs de probabilité de succès 0.6 ($\alpha = \beta = 0.6$)
Comparaisons :

- du Crowdlearning (première approche, apprentissage avec X, Y, prédiction avec X)
- du Majority Voting (prédiction avec Y)
- d'une classification linéaire par régression logistique directement à partir des vrais labels (apprentissage avec X, Z, prédiction avec X)

,

Dépendance des annotateurs (Ébauche)

Après implémentation des modèles, nous avons pensé à modéliser des relations de dépendance entre ces annotateurs en supposant une répartition par groupe selon leur sensibilité à suivre une consigne de vote. Formellement, l'expression de $\mathbb{P}(y_i^t | z_i, x_i)$ dépend de la propension des annotateurs à suivre la consigne $(\sigma(\nu_t)\sigma(s_t))$, l'exclure$(\sigma(\nu_t)(1 - \sigma(s_t)))$, ou annoter selon les données $((1 - \sigma(\nu)))$.

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(y_i^t | z_i, x_i) = &(1 - \sigma(\nu_t))\eta_t(x_i)^{|y_i^t - z_i|}(1 - \eta_t(x_i))^{1 - |y_i^t - z_i|} \\ &+ \sigma(\nu_t)\sigma(s_t)^{y_t}(1 - \sigma(s_t))^{1 - y_t} \end{aligned}$$

Résultats (données réelles)

- On considère dans ce projet des données socio-économiques décrivant des individus, le but étant de prédire s'ils ont un capital annuel de plus de 50k€.
- On considère dans les expériences ci-dessous la partition *train/(train+test)* égale à 80%.
- On obtient les scores suivants :

$$score_{train} = 77.13\%$$

$$score_{test} = 73.1\%$$

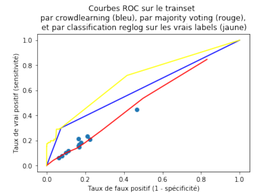


Figure – Courbes ROC sur les données réelles en entrainement

Comme le montre les courbes, notre modèle est plus performant en entrainement que le *Majority Voting*, et est assez proche d'un classifieur linéaire appris avec les vrais labels pour les petites valeurs de seuil, ce qui montre l'intérêt de la méthode.

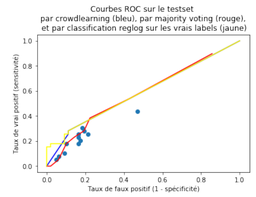


Figure – Courbes ROC sur les données réelles en test

Sur les données de tests on constate que le *crowdlearning* donne quasiment les mêmes résultats que le classifieur linéaire appris avec les vrais labels ou le *Majority Voting*.

- Tentative de régularisation de l'EM (ajout d'un terme $\lambda \|w\|^2$)
- Analyse des scores par le taux de *slicing* (*train/(train+test)*).

Bibliographie

- Yan Yan, Gerardo Hermosillo - *Modeling annotator expertise : Learning when everybody know a bit of something*
- Vikas C. Raykar, ShipengYu - *Learning from the crowd*
- UCI Machine Learning - *"Adult"* datasets

École des Ponts ParisTech