Stage de Recherche

« Modélisation des usages utilisateurs pour le Crowdsourcing à grande échelle »

> CARRANZA ALARCON, Yonatan Carlos Données, Connaissances et Traitement de Langues

SUPERVISEURS JOLY Alexis, PACITTI Esther, SERVAJEAN Maximilien





11 juin 2015

Plan

Modélisation des usages utilisateurs à grande échelle

- 1. Introduction
 - Contexte
 - Problématiques et Objectif
- 2. Modélisation
 - Algorithme Général
 - État de l'art
 - Approche Générale
 - Méthode de simulation
- 3. Résultats et Conclusions
 - Résultats expérimentales
 - Conclusions
- 4. Références



Plan

Modélisation des usages utilisateurs à grande échelle

- 1. Introduction
 - Contexte
 - Problématiques et Objectif
- 2. Modélisation
 - Algorithme Général
 - État de l'art
 - Approche Générale
 - Méthode de simulation
- 3. Résultats et Conclusions
 - Résultats expérimentales
 - Conclusions
- 4. Références



Introduction

Qu'est ce que le Crowdsourcing?

Definition

Le *Crowdsourcing* est l'externalisation de micro-tâches facile à résoudre d'une organisation/entreprise envers un grand groupe de personnes connectées à Internet sous la forme d'appels ouverts.

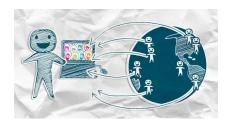


Fig.: Plate-forme Crowdsourcing

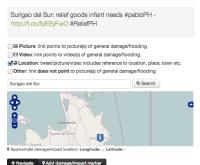


Introduction

Qu'est ce que le Crowdsourcing?

Definition

Le Crowdsourcing est l'externalisation de micro-tâches facile à résoudre d'une organisation/entreprise envers un grand groupe de personnes connectées à Internet sous la forme d'appels ouverts.



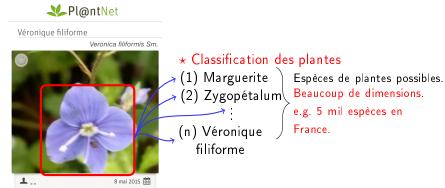
Micro-tâche: Veuillez étiqueter le tweet suivant par la ou les catégories qui décrivent le mieux les liens qu'il contient.

(www.crowdcrafting.org) * * * Problème de classification

Contexte

Cas d'étude - Pl@ntNet

Pl@ntNet est une application d'aide à l'identification interactive des espèces de plantes.



Problématiques

Quel(s) problème(s) pouvons-nous rencontrer?

- Les plateformes de *Crowdsourcing* ont toujours été évaluées à petite échelle, c.a.d. peu de catégories (e.g : classification des tweets).
- 2 Il n'existe pas de méthodes permettant d'évaluer les réponses d'utilisateur à grande dimensionnalité.
- 3 Les applications telles que Pl@ntNet manipulent un grand nombre de catégories.
- 4 Il n'existe pas de Benchmark pour évaluer les solutions de Crowdsourcing.



Objectif

Quelle(s) solutions(s) allons-nous proposer

L'objectif de notre travail se focalise à comprendre les différentes étapes du *Crowdsourcing* et à modéliser les différentes comportements d'utilisateurs.

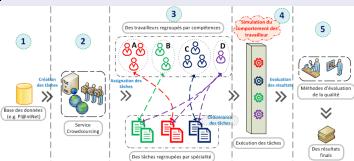


Fig.: Schéma du Crowdsourcing



Plan

Modélisation des usages utilisateurs à grande échelle

- 1. Introduction
 - Contexte
 - Problématiques et Objectif
- 2. Modélisation
 - Algorithme Général
 - État de l'art
 - Approche Générale
 - Méthode de simulation
- 3. Résultats et Conclusions
 - Résultats expérimentales
 - Conclusions
- 4. Références



Algorithm 1 Simulation Naïf

8: return $\hat{U}_i \in {\{\hat{U}_1, \hat{U}_2, \dots, \hat{U}_n\}}$

```
Input: Ensemble des tâches T_i
Input: Ensemble des utilisateurs par profil P_i
Output: Ensemble des réponses estimées U
1: for each T_i \in \{T_1, T_2, \dots, T_n\} do
2: for each P_i \in \{P_1, P_2, \dots, P_m\} do
3: for each u_i \in P_i do
4: \hat{U}_i = \text{réponse\_estimated}(T_i, u_i)
5: end for
6: end for
7: end for
```

Simulation Profils







Algorithm 1 Simulation Naïf

```
Input : Ensemble des tâches T_i
```

Output: Ensemble des réponses estimées U

1: for each $T_i \in \{T_1, T_2, ..., T_n\}$ do

2: for each $P_i \in \{P_1, P_2, ..., P_m\}$ do

3: for each $u_i \in P_i$ do

Input: Ensemble des utilisateurs par profil P_i

4: $\hat{U}_i = \text{réponse_estimated}(T_i, u_i)$

5: end for

6: end for 7: end for

8: return $\hat{U}_i \in \{\hat{U}_1, \hat{U}_2, \dots, \hat{U}_n\}$

Le système crowdsourcing envoi une tâche (t) au système de simulation.

Simulation Profils tâche (t) **Tâches** Crowdsourcing

Algorithm 1 Simulation Naïf

Input : Ensemble des tâches T_i

Input : Ensemble des utilisateurs par profil P_i Output : Ensemble des réponses estimées U

1: for each $T_i \in \{T_1, T_2, ..., T_n\}$ do

2: for each $P_i \in \{P_1, P_2, ..., P_m\}$ do

3: for each $u_i \in P_i$ do

4: $\hat{U}_i = \text{réponse estimated}(T_i, u_i)$

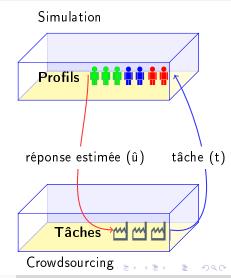
5: end for

end for

7: end for

8: return $\hat{U}_i \in {\{\hat{U}_1, \hat{U}_2, \dots, \hat{U}_n\}}$

Le système de simulation reçoit la tâche (t), la traite, puis donne une réponse estimée û.



Algorithm 1 Simulation Naïf

Input : Ensemble des tâches T_i

Input: Ensemble des utilisateurs par profil P_i Output : Ensemble des réponses estimées U

1: for each $T_i \in \{T_1, T_2, ..., T_n\}$ do 2:

for each $P_i \in \{P_1, P_2, ..., P_m\}$ do 3: for each $u_i \in P_i$ do

4:

 $\hat{U}_i = \text{réponse estimated}(T_i, u_i)$

5: end for

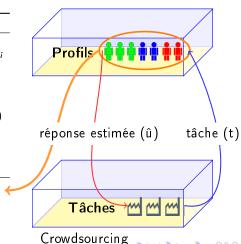
end for

7: end for

8: return $\hat{U}_i \in {\{\hat{U}_1, \hat{U}_2, \dots, \hat{U}_n\}}$

Contributions du travail : Creation des profils réalistes

Simulation



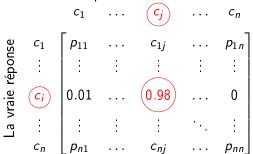
État de l'art

Matrice de confusion

Definition

La matrice de confusion est un outil servant à mesurer la qualité de réponse d'un utilisateur par rapport à la vraie réponse.

Réponse de l'utilisateur



Il y a 98% de probabilité conditionnel de réponse d'utilisateur c_j lorsque la vrai réponse est c_i (i.e. $P(c_j \mid c_i) = 0.98$)

Matrice de confusion par utilisateur

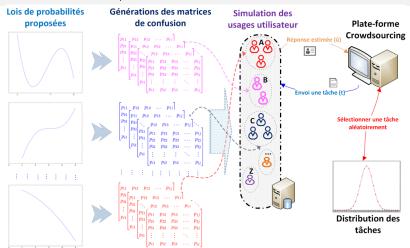
Definition

La qualité de réponse d'un utilisateur $u_k, k \in \{1, 2, 3, \ldots, K\}$ est représente par une matrice de confusion de N classes, $c_i i \in \{1, 2, 3, \ldots, N\}$ où chaque probabilité p_{ij} est la mesure de qualité qu'un utilisateur puisse estimées une classe j correctement lorsque la classe réelle est i. La représentation en probabilité conditionnelle est représentée $P(\text{réponse} = j \mid \text{vraie} = i) = p_{ij}$.

Réponse de l'utilisateur

Approche Générale

Schéma des tâches à accomplir



Formulation du problème

Réponses estimées
$$c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_j \quad \dots \quad c_t \quad c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_j \quad \dots \quad c_t$$

$$c_1 \quad \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1j} & \dots & p_{1t} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2j} & \dots & p_{2t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_t \quad p_{i1} \quad p_{i2} & \dots & p_{ij} & \dots & p_{it} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_t \quad p_{t1} \quad p_{t2} & \dots & p_{t2} & \dots & p_{tt} \end{bmatrix}$$

$$C_i \quad \begin{bmatrix} \hat{u}_{i1} & \hat{u}_{i2} & \dots & \hat{u}_{ij} & \dots & \hat{u}_{it} \\ \hat{u}_{i1} & \hat{u}_{i2} & \dots & \hat{u}_{ij} & \dots & \hat{u}_{it} \\ Donc, \text{ si l'indice i est la vrai reponse et } \forall j \in \{1, 2, 3, \dots, T\} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_t \quad p_{t1} \quad p_{t2} & \dots & p_{t2} & \dots & p_{tt} \end{bmatrix}$$

$$\sum_{T}^{j=1} \Pr\left[c_j \mid c_i\right] = \sum_{T}^{j=1} \hat{u}_{i,j} = 1$$

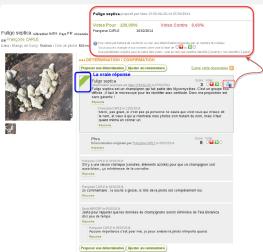
$$(T*T)$$

Nous pouvons conclure que chaque ligne de la matrice exprime une loi de probabilités discrète.

Vraies réponses

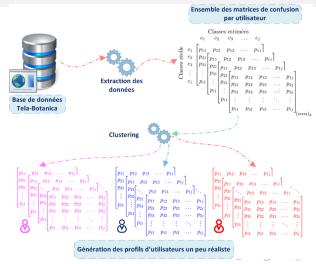
Approche Réaliste

Extraction des données du site web Tela-botanica



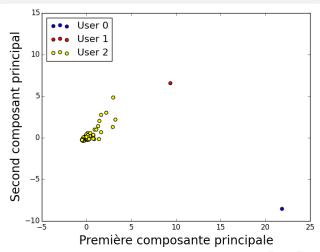
Approche Réaliste

Extraction des données du site web Tela-botanica



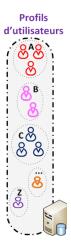
Approche Réaliste

Visualisation des utilisateurs de Tela-Botanica



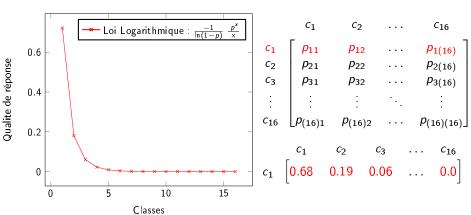
Profils d'utilisateurs proposés

- Profil expert
- 2 Profil amateur
- 3 Profil novice
- Profil spammeur



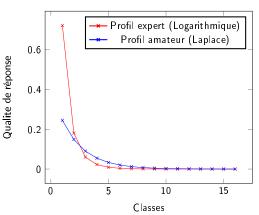
Profils d'utilisateurs proposés

Exemple: Profil expert



Profils d'utilisateurs proposés

Exemple : Profil expert/amateur

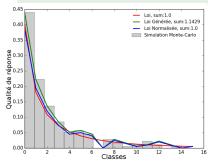


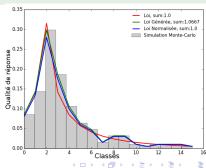
| <i>c</i> ₁ | c_1 $\begin{bmatrix} 0.68 \end{bmatrix}$ | c ₂ 0.19 | <i>c</i> ₃ 0.06 | c ₁₆ 0.0 |
|-----------------------|--|---------------------|----------------------------|-----------------------------|
| <i>c</i> ₁ | c_1 $\begin{bmatrix} 0.24 \end{bmatrix}$ | c ₂ 0.18 | c ₃ 0.09 | c ₁₆ 0.0] |

Simulation de Monte-Carlo

Méthode de transformation inverse

Étant donné la fonction inverse F^{-1} de la fonction de répartition F_{expert} et une variable U de loi uniforme $U_{[0-1]}$, alors $Z=F^{-1}(U)$ est distribuée suivante F et l'histogramme Z génère la loi de probabilité réaliste.

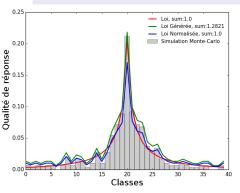


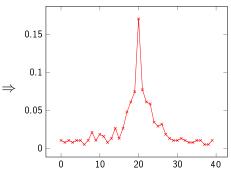


Génération des probabilités de la classe 20

Exemple

Calcule les probabilités de réponses de l'utilisateur par rapport à la vraie classe N° 20.





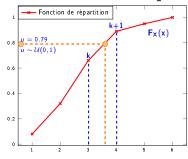
Simulation de réponse d'utilisateur

| | | c_1 | | <i>C</i> 3 | | C ₅ | <i>C</i> 6 |
|----------------|------------|--------|--------|------------|--------|----------------|------------|
| Vraies réponse | c_1 | 0.4648 | 0.1203 | 0.0195 | 0.0083 | 0.008 | 0.0128 |
| | c_2 | 0.3819 | 0.4097 | 0.26 | 0.0561 | 0.0068 | 0.0299 |
| | <i>C</i> 3 | 0.099 | 0.3354 | 0.2864 | 0.2384 | 0.0645 | 0.0716 |
| | C_4 | 0.0239 | 0.0949 | 0.3206 | 0.4488 | 0.1906 | 0.0709 |
| | C5 | 0.0248 | 0.0245 | 0.0845 | 0.1817 | 0.6119 | 0.1609 |
| ⋝ | <i>C</i> 6 | 0.0056 | 0.0152 | 0.0292 | 0.0667 | 0.1183 | 0.6538 |

Exemple:

Étant donné la fonction de répartition $F_X(x)$ de la vraie classe N° 3 de la matrice de confusion ci-dessus et un nombre aléatoire uniforme u=0.79 (i.e $u\sim \mathcal{U}\in [0,1]$).

Ainsi donc, dans notre exemple k est égal à 3.



Plan

Modélisation des usages utilisateurs à grande échelle

- 1. Introduction
 - Contexte
 - Problématiques et Objectif
- 2. Modélisation
 - Algorithme Général
 - État de l'art
 - Approche Générale
 - Méthode de simulation
- 3. Résultats et Conclusions
 - Résultats expérimentales
 - Conclusions
- 4. Références



Validation des profils

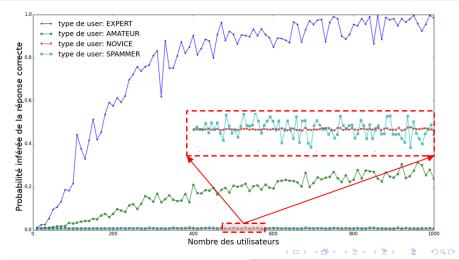
Configuration

| Profils | Nb. Users | Nb. Classes | Nb. Tâches |
|----------|-----------------|-------------|------------|
| Experts | [10, 20,, 1000] | 150 | 50 |
| Amateurs | [10, 20,, 1000] | 150 | 50 |
| Novices | [10, 20,, 1000] | 150 | 50 |
| Spammers | [10, 20,, 1000] | 150 | 50 |

Tab.: Configuration des profils pour la simulation

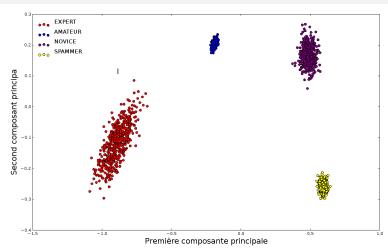
Validation des profils

Méthode d'inférence de Dawid et Skene



Validation des profils

Visualisation des utilisateurs par profil



Évaluation des solutions Crowdsourcing

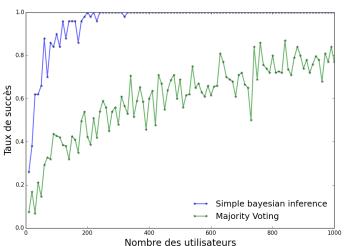
Configuration

| Profils | Nb. Users | Nb. Classes | Nb. Tâches |
|----------|------------|-------------|------------|
| Experts | 20% * 1000 | 150 | 50 |
| Amateurs | 30% * 1000 | 150 | 50 |
| Novices | 30% * 1000 | 150 | 50 |
| Spammers | 20% * 1000 | 150 | 50 |

Tab.: Configuration des profils utilisateurs

Évaluation des solutions Crowdsourcing

Résultats





Conclusions et Ouvertures

- Mise en pratique de la matrice de confusion en tant que connaissance d'un utilisateur dans un problème de classification.
- 2 Comparaison d'autres méthodes d'inférence non vues afin de valider notre approche (i.e. les profils).
- 3 Manipulation de certains propriétés des lois de probabilités proposées afin de trouver autres profils.
- Mise en œuvre d'un modèle d'apprentissage d'un utilisateur au fur et à mesurer qu'il répond aux tâches, afin d'avoir les compétences des utilisateur qui évoluent au cours du temps.



Plan

Modélisation des usages utilisateurs à grande échelle

- 1. Introduction
 - Contexte
 - Problématiques et Objectif
- 2. Modélisation
 - Algorithme Général
 - État de l'art
 - Approche Générale
 - Méthode de simulation
- 3. Résultats et Conclusions
 - Résultats expérimentales
 - Conclusions
- 4. Références



References

- A. P. Dawid and A. M. Skene, "Maximum likelihood estimation of observer error-rates using the em algorithm," *Applied Statistics*, vol. 28, no. 1, pp. 20–28, 1979.
- V. C. Raykar, S. Yu, L. H. Zhao, G. H. Valadez, C. Florin, L. Bogoni, and L. Moy, "Learning from crowds," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 11, pp. 1297–1322, Aug. 2010.

1. Introduction 2. Modélisation 3. Résultats et Conclusions 4. Références

Merci de votre attention.