



Modélisation du profil des contributeurs dans les plateformes de crowdsourcing

Constance Thierry, Jean-Christophe Dubois, Yolande Le Gall, Arnaud Martin

► To cite this version:

Constance Thierry, Jean-Christophe Dubois, Yolande Le Gall, Arnaud Martin. Modélisation du profil des contributeurs dans les plateformes de crowdsourcing. 27èmes rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, Nov 2018, Arras, France. hal-01920669

HAL Id: hal-01920669

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01920669>

Submitted on 17 Nov 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Modélisation du profil des contributeurs dans les plateformes de *crowdsourcing*

Contributors profile modelization in crowdsourcing platforms

Constance Thierry

Jean-Christophe Dubois

Yolande le Gall

Arnaud Martin

Univ Rennes, CNRS, IRISA

Université de Rennes 1, Lannion France

prenom.nom@irisa.fr

Résumé :

Le *crowdsourcing* consiste à l'externalisation de tâches à une foule de contributeurs rémunérés pour les effectuer. La foule, généralement très diversifiée, peut inclure des contributeurs non-qualifiés pour la tâche et/ou non-sérieux. Nous présentons ici une nouvelle méthode de modélisation de l'expertise du contributeur dans les plateformes de *crowdsourcing* se fondant sur la théorie des fonctions de croyance afin d'identifier les contributeurs sérieux et qualifiés.

Mots-clés :

Expertise, *crowdsourcing*, théorie des fonctions de croyance.

Abstract:

The crowdsourcing consists in the externalisation of tasks to a crowd of people remunerated to execute these ones. The crowd, usually diversified, can include users without qualification and/or motivation for the tasks. In this paper we will introduce a new method of user expertise modelization in the crowdsourcing platforms based on the theory of belief functions in order to identify serious and qualified users.

Keywords:

Expertise, *crowdsourcing*, theory of belief functions

1 Introduction

Le *crowdsourcing* repose sur l'externalisation de tâches non-réalisables par ordinateur à une foule. La diversité des tâches conduit à distinguer différents types de *crowdsourcing* décrits par Burger-Helmchen et Pénin [2]. Nous nous intéressons aux plateformes d'activités routinières où les internautes, appelés contributeurs, présents en grand nombre et avec des profils diversifiés, sont rémunérés pour réaliser des micro-tâches et tout particulièrement répondre à des questionnaires.

Sur ces plateformes, il existe des contributeurs non-consciencieux, intéressés uniquement par

la rémunération et d'autres non qualifiés pour réaliser certaines tâches. Il apparaît comme essentiel de caractériser la foule afin de traiter les réponses de façon optimale, c'est pourquoi nous nous intéressons ici à la modélisation de l'expertise d'un contributeur afin de déterminer s'il s'agit ou non d'une personne consciencieuse et qualifiée considérée comme un "Expert". Par opposition, nous considérons les contributeurs non-consciencieux ou non-qualifiés sous la dénomination "Non-Expert".

Des premières études, décrites dans la section 2 de cet article, se sont déjà appuyées sur la théorie des fonctions de croyance [8, 9, 11] pour déterminer le niveau d'expertise d'un contributeur. Nous proposons ici une nouvelle modélisation originale du type de contributeur par cette même théorie des fonctions de croyance (BF), explicitée dans la section 3. Afin de valider notre modèle nous réalisons une expérimentation sur les données d'une campagne de *crowdsourcing* portant sur l'évaluation de la qualité sonore de séquences audio pour lesquelles un contributeur peut indiquer la confiance, ou certitude, apportée dans sa réponse. Les résultats de cette expérimentation sont présentés et analysés dans la section 4. Enfin, la section 5 conclut cet article.

2 État de l'art

Dans cette section nous rappelons dans un premier temps la théorie des BF [4]. Puis nous présentons son intérêt ainsi que des études

l'utilisant pour la détermination d'experts dans le cadre du *crowdsourcing*.

2.1 La théorie des fonctions de croyance

La théorie des BF permet une modélisation de l'imprécision et de l'incertitude de données issues de plusieurs sources d'information. Dans le cas du *crowdsourcing* ces différentes sources d'information sont les contributeurs c . Si nous considérons un problème donné, l'ensemble des n solutions possibles à ce problème est appelé cadre de discernement : $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_n\}$. Les fonctions de masse m_c^Ω utilisées dans la théorie des BF sont définies de 2^Ω dans $[0, 1]$ avec la condition de normalisation suivante :

$$\sum_{X \in 2^\Omega} m_c^\Omega(X) = 1 \quad (1)$$

Soit $X \in 2^\Omega$, la masse $m_c^\Omega(X)$ caractérise la croyance accordée par la source c à l'élément X . Lorsque $m_c^\Omega(X) > 0$, X est appelé élément focal. Il existe deux éléments de 2^Ω ayant une signification particulière : \emptyset qui représente l'ouverture au monde hors du cadre de discernement et Ω , l'ignorance. Ainsi $m_i^\Omega(\emptyset) = 0$ signifie que l'on considère un monde clos, les réponses attendues sont donc constituées d'éléments de Ω .

Un cas particulier des BF est la fonction de masse à support simple (notée X^Ω) définie par :

$$\begin{cases} m_c^\Omega(X) = 1 - \omega \text{ avec } X \in 2^\Omega \setminus \Omega \\ m_c^\Omega(\Omega) = \omega \end{cases} \quad (2)$$

Pour réaliser la fusion d'informations issues de S sources, différents opérateurs de combinaisons peuvent être utilisés, le plus couramment employé étant l'opérateur de combinaison conjonctive que l'on peut écrire :

$$\text{Soit } X, Y_1, \dots, Y_S \in 2^\Omega$$

$$m_{Conj}^\Omega(X) = \sum_{Y_1 \cap \dots \cap Y_S = X} \prod_{c=1}^S m_c^\Omega(Y_i) \quad (3)$$

Celui-ci permet de diminuer l'imprécision sur les éléments focaux et d'augmenter la croyance sur les éléments concordants entre les

différentes sources d'information c . De plus, dans le contexte d'un monde clos, il peut être pertinent d'utiliser l'opérateur de combinaison conjonctive de Yager [12] défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Soit } X \in 2^\Omega \\ m_Y^\Omega(X) &= m_{Conj}^\Omega(X), X \neq \emptyset, X \neq \Omega \\ m_Y^\Omega(\Omega) &= m_{Conj}^\Omega(\Omega) + m_{Conj}^\Omega(\emptyset) \\ m_Y^\Omega(\emptyset) &= 0 \end{aligned} \quad (4)$$

Lorsque les informations sont issues de plusieurs cadres de discernement Ω et Θ que l'on souhaite combiner, on réalise l'extension vide sur ces cadres avant la combinaison. Elle est donnée pour tout $A \subset \Omega$ par :

$$m^{\Omega \uparrow \Omega \times \Theta}(B) = \begin{cases} m^\Omega(A) \text{ si } B = A \times \Theta \\ 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad (5)$$

De même, considérant le produit cartésien $\Omega \times \Theta$ on peut se projeter sur le cadre de discernement Θ (respectivement Ω) en réalisant une marginalisation du produit conjonctif (équation (6)). Ainsi, une fonction de masse pour la marginalisation de $\Omega \times \Theta \downarrow \Theta$ est donnée $\forall B \subseteq \Omega$:

$$m^{\Omega \times \Theta \downarrow \Omega}(B) = \sum_{A \subseteq \Omega \times \Theta, A \downarrow \Omega = B} m^{\Omega \times \Theta}(A) \quad (6)$$

Afin de prendre une décision sur les éléments du cadre de discernement Ω nous considérons l'élément focal $\omega_i \in \Omega$ pour lequel on obtient la probabilité pignistique maximale $betP$:

$$betP(\omega_i) = \max_{\omega \in \Omega} betP(\omega)$$

Avec $betP$ définie par l'équation :

$$betP(X) = \sum_{Y \in 2^\Omega, Y \neq \emptyset} \frac{|X \cap Y|}{|Y|} \frac{m^\Omega(Y)}{1 - m^\Omega(\emptyset)} \quad (7)$$

L'utilisation de cette théorie dans le cadre du *crowdsourcing* est intéressante car elle permet de modéliser l'incertitude et l'imprécision des réponses d'un contributeur ainsi que la fusion des données issues de l'ensemble des contributeurs vus comme des sources d'information.

2.2 Modélisations existantes

Usuellement la méthode utilisée pour déterminer la bonne réponse à une question dans les plateformes de *crowdsourcing* est la méthode par vote majoritaire (MV) consistant à considérer que la réponse donnée par la majorité des contributeurs est la bonne. Un expert, considérant cette méthode, est un contributeur ayant répondu "juste" à un maximum de questions. Cette méthode est limitée car les réponses des contributeurs ont toutes le même poids et leur incertitude n'est pas considérée.

Une modélisation plus évoluée pour la détermination d'experts dans les plateformes de *crowdsourcing* repose sur l'utilisation de l'algorithme Expectation-Maximisation (EM) conjointement aux probabilités. Raykar *et al.* [10] utilisent ainsi une approche probabiliste se fondant sur les travaux de Dawid et Skene [3] et développent dans leur article l'apport de cette modélisation comparée au MV. Les approches probabilistes apparaissent plus intéressantes car elles offrent la possibilité de mesurer l'incertitude sur les réponses.

Dans leur étude portant sur la combinaison des réponses sur les plateformes de *crowdsourcing*, Koulougli *et al.* [8] comparent trois méthodes fondées sur le MV, l'EM et les BF. Cette étude fait apparaître que les BF donnent de meilleurs résultats, devant respectivement l'approche utilisant l'EM et le MV.

Ouni *et al.* utilisent les BF pour mesurer le degré d'expertise des contributeurs. Leur approche est fondée sur l'utilisation d'un corpus de référence, à l'aide duquel un graphe de référence orienté est réalisé. Puis, un graphe des réponses apportées aux mêmes questions de corpus est construit pour chaque contributeur. Le graphe de référence est comparé aux graphes des contributeurs en vue d'estimer leur degré d'expertise. Cette méthode offre de bons résultats mais son utilisation reste contrainte à la présence de vérités terrain.

Des vérités "terrain" sont également utilisées, dans une moindre mesure, conjointement aux BF dans la modélisation proposée par Abassi et Boukhris [1]. La précision des contributeurs y est estimée par trois mesures, l'une utilisant des vérités "terrain", la seconde le MV et la dernière une log distance. Un *clustering* est réalisé en exploitant ces mesures afin de classer les contributeurs, puis une masse est associée à la réponse du contributeur en fonction de sa classe. Une combinaison par réponse pour l'ensemble des contributeurs et une probabilité pignistique sont finalement appliquées.

Dans les plateformes de *crowdsourcing*, les interfaces proposées communément ne permettent de recueillir que des informations précises. Il est cependant intéressant d'offrir au contributeur la possibilité d'introduire de l'imprécision dans ses réponses tel que proposé par Rjab *et al.* [11]. Leurs travaux, fondés sur les BF et ne nécessitant pas de vérités terrain, portent sur l'identification d'experts via la modélisation d'un degré de précision DP_c (9) et d'un degré d'exactitude DE_c (8) sur la réponse d'un contributeur c . Soit E_c l'ensemble des contributeurs, E_{cQ} l'ensemble des questions auxquelles un contributeur c a répondu et Ω_q le cadre de discernement associé à la question q :

$$\begin{cases} DE_c = 1 - \frac{1}{|E_{cQ}|} \sum_{q \in E_{cQ}} d_J(m_c^{\Omega_q}, m_{E_c|c}^{\Omega_q}) \\ m_{E_c|c}^{\Omega_q}(X) = \frac{1}{|E_c| - 1} \sum_{j \in E_c|c} m_j^{\Omega_q}(X) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} DP_c = \frac{1}{|E_{cQ}|} \sum_{q \in E_{cQ}} \delta_c^{\Omega_q} \\ \delta_c^{\Omega_q} = 1 - \sum_{X \in 2^{\Omega_q}} m_c^{\Omega_q}(X) \frac{\log_2(|X|)}{\log_2(|\Omega_q|)} \end{cases} \quad (9)$$

Dans l'équation (8) d_J est la distance de Jousset [6] entre la masse $m_c^{\Omega_q}$ et la moyenne des masses $m_{E_c|c}^{\Omega_q}$. Un degré global d'expertise GD_c est ensuite calculé en pondérant les degrés DE_c et DP_c par un coefficient $\beta_c \in [0, 1]$:

$$DG_c = \beta_c DE_c + (1 - \beta_c) DP_c \quad (10)$$

Leur étude réalisée sur des données générées propose une comparaison avec une approche probabiliste montrant ainsi le gain d'efficacité de leur méthode.

3 Caractérisation du contributeur

Nous proposons ici une approche innovante utilisant certains concepts établis par Rjab *et al.* [11] afin de caractériser le profil des contributeurs sans utiliser de vérité terrain. Cette méthode présente l'intérêt de pouvoir être appliquée à l'ensemble des questionnaires proposés sur les plateformes de *crowdsourcing*. Dans le cadre de notre modélisation, le contributeur est invité à spécifier pour chaque question posée la certitude qu'il a en la réponse donnée et ce afin de pouvoir établir une mesure de sa confiance. En vue de définir l'expertise du contributeur, nous nous intéressons non seulement à sa Connaissance, mais également à sa motivation en étudiant son Comportement. La Connaissance du contributeur est définie par sa Qualification reposant sur sa Confiance et l'exactitude de ses réponses.

Pour étudier le comportement, nous nous sommes intéressés à la "conscience" d'un contributeur qui se traduit par son implication dans la réalisation de sa tâche. La conscience est l'une des cinq caractéristiques définies dans le modèle des *Big Five*, aussi appelé modèle OCEAN, proposé par Goldberg [5] pour caractériser la personnalité d'un individu. Les cinq caractéristiques sont l'Ouverture à l'expérience, la Conscience, l'Extraversion, l'Agréabilité et le Névrosisme. Dans une précédente étude, Kazai *et al.* [7], qui ont introduit ce modèle dans le contexte du *crowdsourcing* pour déterminer la relation entre les traits de personnalité et la qualité des réponses, ont conclu que la Conscience a un impact fort sur l'exactitude des résultats du contributeur. Dans notre approche, nous estimons la Conscience du contributeur en considérant sa Réflexion et utilisons à cet effet le temps de réponse du contributeur à une question. Enfin, à partir de l'estimation de la

Connaissance et du Comportement, nous proposons une répartition des contributeurs selon deux profils : "Expert" et "Non-Expert".

3.1 Connaissance du contributeur

Confiance. Les questionnaires proposés dans le cadre du *crowdsourcing* intègrent généralement des questions à choix multiples. Pour une question q , nous considérons donc les réponses possibles $\omega_1, \dots, \omega_n$. Nous définissons alors le cadre de discernement sur ces réponses comme suit : $\Omega_1 = \{\omega_1, \dots, \omega_n\}$. Soit la réponse $X \in 2^{\Omega_1}$ d'un contributeur c à la question q , la fonction de masse à support simple $X^{\alpha_{c_q}}$ associée est $m_c^{\Omega_1}$, avec α_{c_q} la valeur numérique de l'incertitude du contributeur sur sa réponse.

Qualification. Nous définissons la Qualification comme une appréciation de la valeur professionnelle d'un contributeur en fonction de l'exactitude des réponses qu'il fournit aux questions posées. Nous considérons ainsi le fait qu'un individu soit qualifié "Q" ou non "NQ" pour une tâche avec le cadre de discernement : $\Omega_2 = \{Q, NQ\}$. Comme nous nous reposons sur l'exactitude des réponses du contributeur pour estimer sa Qualification, nous associons à la masse $m_c^{\Omega_2}$ le degré d'exactitude DE_c . Aussi pour l'équation (8) nous avons $m_c^{\Omega_q} = m_c^{\Omega_1}$. Avec une masse nulle pour l'ignorance, nous associons DE_c à l'élément focal "Q" et $1 - DE_c$ à "NQ". Afin de ne pas être catégorique sur la Qualification du contributeur, nous interprétons l'imprécision sur ses réponses aux questions comme de l'ignorance. Nous affaiblissons ainsi l'information donnée par le contributeur avec le degré de précision DP_c donné par l'équation (9) où $\Omega_q = \Omega_1$. Nous obtenons alors :

$$\begin{cases} m_c^{\Omega_2}(Q) = DP_c * DE_c \\ m_c^{\Omega_2}(NQ) = DP_c * (1 - DE_c) \\ m_c^{\Omega_2}(\Omega_2) = 1 - DP_c \end{cases} \quad (11)$$

3.2 Comportement du contributeur

Réflexion. Nous nous intéressons ici au temps de réflexion pris par le contributeur pour donner

Algorithm 1 Fonction $g(\text{réel}: T_{c_q}, T_{th_q}, \text{caractère}: X)$

```

caractère  $reflection \leftarrow NR$ 
réel  $m \leftarrow C^{te}$ 
réel  $\alpha_3 \leftarrow alpha(T_{c_q}, T_{th_q})$ 
si  $(T_{c_q} > T_{th_q})$  alors
   $reflection \leftarrow R$ 
fin si
si  $(X = reflection)$  alors
   $m \leftarrow \alpha_3$ 
sinon si  $(X = \Omega_3)$  alors
   $m \leftarrow 1 - m - \alpha_3$ 
fin si
return  $m$ 

```

sa réponse. Considérons le cadre de discernement suivant : $\Omega_3 = \{R, NR\}$, où "R" signifie que la réponse du contributeur est réfléchiée et "NR" qu'elle est instinctive. Soit un élément $X \in 2^{\Omega_3}$ indiquant la Réflexion du contributeur c pour une question q , nous définissons la masse associée à X par :

$$m_{c_q}^{\Omega_3}(X) = g(T_{c_q}, T_{th_q}, X) \quad (12)$$

La fonction g est définie par le pseudo-code 1, T_{c_q} est le temps de réponse du contributeur c à la question q et T_{th_q} un temps de réponse théorique attendu à q . La masse m est initialisée par une constante, la réflexion à instinctive (NR). La fonction $alpha$ retourne une valeur entre 0 et 1 proportionnelle aux temps renseignés en paramètres. Considérons le fait que nous pouvons avoir un nombre important de réponses à combiner nous n'utilisons pas l'opérateur de Yager, car pour de nombreuses sources il pourrait engendrer davantage de conflits et il en résulterait une masse trop importante sur l'ignorance. Aussi, nous considérons la moyenne des masses (12) sur q : $m_c^{\Omega_3}$.

3.3 Profil du contributeur

Nous pouvons finalement aboutir dans cette section à la modélisation de l'expertise d'un contributeur. Pour ce faire, nous considérons qu'un "Expert" est un contributeur qualifié pour

la tâche et réfléchit dans la réalisation de celle-ci. Nous définissons le cadre de discernement de l'expertise d'un contributeur comme le produit des cadres de discernement de la Qualification et de la Réflexion : $\Omega_4 = \Omega_2 \times \Omega_3$. Afin d'établir la masse $m_c^{\Omega_2 \times \Omega_3}$ nous commençons par définir les masses $m_c^{\Omega_2 \uparrow \Omega_2 \times \Omega_3}$ et $m_c^{\Omega_3 \uparrow \Omega_2 \times \Omega_3}$ de manière analogue à l'équation (5). Nous appliquons ensuite l'opérateur conjonctif de Yager (4) à ces deux masses afin d'obtenir $m_c^{\Omega_4}$.

4 Expérimentations

Dans le cadre de cette étude une campagne de *crowdsourcing* a été réalisée sur l'écoute d'enregistrements sonores pour lesquels les contributeurs devaient donner une note entre 1 et 5. Cette campagne était constituée de 4 HITs (Human Intelligence Tasks) comprenant 12 questions chacun parmi lesquelles figuraient 5 MNRUs (Modulated Noise Reference Units). Les MNRUs sont des enregistrements dont la qualité sonore est modulée par du bruit. Il s'agit ici de vérités terrain dont on connaît la qualité relative, échelonnée de 1 à 5. Le premier enregistrement est ainsi de qualité mauvaise et le cinquième de qualité excellente. La différence de qualité sonore entre les MNRUs est beaucoup plus importante que celle qui existe entre les 7 autres enregistrements, nommées par la suite données de test, dont la qualité était non connue et plus difficile à évaluer. Une foule de 93 contributeurs devait écouter chacun des enregistrements dans un ordre aléatoire et spécifier leur qualité. Leurs réponses pouvaient être imprécises, avec la possibilité de donner deux niveaux de qualité consécutifs, et étaient associées à un degré de certitude indiquant la confiance sur le résultat fourni.

4.1 Approche proposée

Nous ignorons la Qualification et la Conscience des contributeurs sollicités en *crowdsourcing*, nos travaux visent donc à déterminer leur expertise réelle. Dans cet objectif, nous commençons par calculer la masse $m_c^{\Omega_2}$ en évaluant tout

Réponse	α_{u_q}
Très Sûr :	$\alpha_{N5} = 0.99$
Plutôt Sûr :	$\alpha_{N4} = 0.75$
Moyennement Sûr :	$\alpha_{N3} = 0.5$
Peu Sûr :	$\alpha_{N2} = 0.25$
Pas Sûr :	$\alpha_{N1} = 0.01$

Tableau 1: Incertitudes et valeurs associées

d'abord $m_{c_q}^{\Omega_1}$. Les valeurs α_{c_q} utilisées sont spécifiées dans le tableau 1. Pour ces valeurs de α_{c_q} nous avons choisi de ne pas associer une valeur $\alpha_{N5} = 1$ à une réponse indiquée comme "Très Sûr" (réciproquement $\alpha_{N1} \neq 0$ pour une réponse "Pas Sûr"). En effet, même si le contributeur accorde une confiance absolue dans sa réponse, nous préférons maintenir une incertitude en l'absence de connaissance relative à l'expertise du contributeur. Ensuite nous établissons les masses $m_c^{\Omega_2}$ et $m_c^{\Omega_3}$ pour déterminer l'expertise du contributeur représentée par $m_c^{\Omega_4}$.

4.2 Validation de l'approche

Nous réalisons notre étude sans intégrer les vérités terrain (MNRUs) dans le corpus d'expérimentation en utilisant uniquement les données de test. Cependant, pour valider l'approche, nous réalisons par ailleurs une estimation théorique de l'expertise du contributeur uniquement à partir des MNRUs et étudions la convergence entre les différents résultats obtenus.

Pour établir cette estimation théorique, une matrice de confusion est réalisée afin de mesurer les écarts entre les valeurs attendues pour les MNRUs et les réponses attribuées par les contributeurs à ces séquences. Cette matrice nous permet de calculer le taux de bonne classification du contributeur sur les 5 MNRUs (TBC_{M5}) ce qui s'apparente à un taux de bonne réponse pour le contributeur. Nous appliquons une probabilité pignistique (7) à la masse portant sur la Qualification $m_c^{\Omega_2}$ dont nous noterons la valeur $BetP$, ce qui nous permet d'obtenir la figure 1 en ne considérant que les réponses du contributeur aux MNRUs et la figure 2 pour les réponses

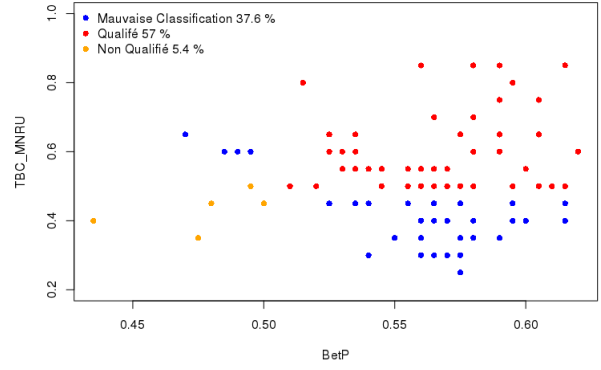


Figure 1: BetP sur les MNRUs

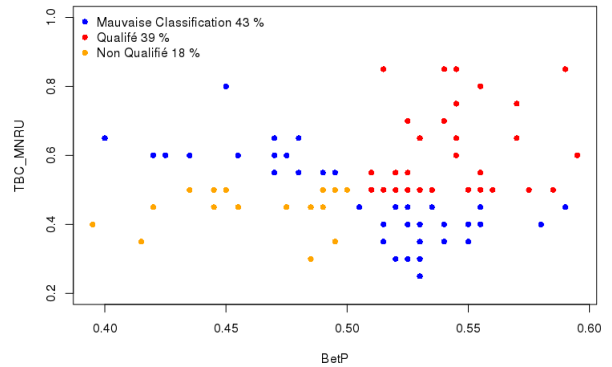


Figure 2: BetP sur les données de test

aux données de test. Nous considérons un seuil $\sigma = 0.5$ au-dessus duquel un contributeur est considéré comme "Expert". Ainsi si $TBC_{M5} > \sigma$ le contributeur est considéré théoriquement comme "Expert" et si $BetP > \sigma$ le contributeur est expérimentalement considéré comme "Expert". En revanche, si $TBC_{M5} > \sigma$ et $BetP \leq \sigma$ le contributeur théoriquement "Expert" est singulièrement classifié comme "Non-Expert" par notre modélisation.

Considérons ces deux figures, nous constatons un nombre plus important de contributeurs classifiés comme "Expert" que "Non-Expert" par BetP. En l'absence de vérités terrain pour établir l'expertise des contributeurs, les pourcentages de bonne classification de 62.4% pour la figure 1 et de 57% pour la figure 2 sont positifs. En effet, comme la tâche dépend de l'appréciation du contributeur et que les fluctuations dans la dégradation sonore des

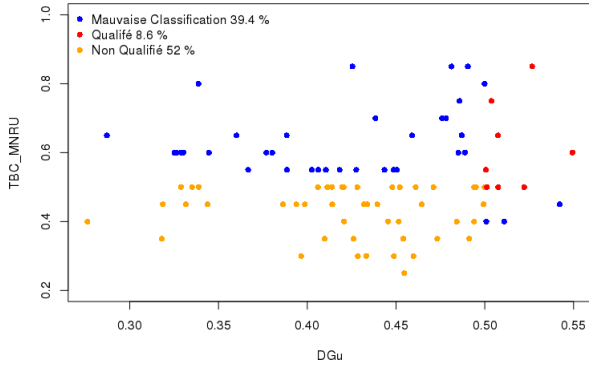


Figure 3: DG_c sur les MNRUs

données ne sont pas évidentes à percevoir, ces éléments peuvent expliquer la différence entre les résultats attendus pour les MNRUs et ceux obtenus. De plus si nous considérons les résultats de classification de la figure 1 comme référence et que nous comparons leur intersection avec ceux de la figure 2, nous avons 85.85 % de bonne classification en commun. Cela signifie que nos résultats restent à un bon niveau de fiabilité en considérant des questions différentes, MNRUs ou données de test.

Notre mesure de la Qualification du contributeur ($m_c^{\Omega_2}$) reposant sur les degrés DE_c (8) et de DP_c (9) de Rjab *et al.* [11], nous comparons également les résultats de notre modélisation avec ceux obtenus par ce modèle (10) pour la valeur de $\beta_c = 0.5$. En mesurant le degré global de Rjab DG_c pour l'ensemble des MNRUs nous obtenons la figure 3. Nous pouvons constater avec le même seuil $\sigma = 0.5$ que la majorité des contributeurs (88.2%) est considérée comme "Non-Expert" par ce modèle, puisque 11 contributeurs seulement (11.8%) possèdent un DG_u supérieur à β_c .

Il est également intéressant de pouvoir comparer nos différents résultats, la Qualification Ω_2 , la Réflexion Ω_3 et l'Expertise Ω_4 , avec le degré global DG_c . A cet effet, nous projetons par marginalisation (6) les résultats de Ω_4 sur Ω_2 . Les tableaux 2 et 3 contiennent les taux de bonne classification des contributeurs (TBC_c) en considérant comme "Expert" les contribu-

$m_c^{\Omega_2}$	$m_{Moy_c}^{\Omega_3}$	$m_c^{\Omega_4}$	DG_c
62.4 %	58.0 %	62.4 %	60.6 %

Tableau 2: TBC_c pour les MNRUs

$m_c^{\Omega_2}$	$m_{Moy_c}^{\Omega_3}$	$m_c^{\Omega_4}$	DG_c
57.0 %	58.0 %	57 %	58.0 %

Tableau 3: TBC_c pour les données de test

teurs pour lesquels $TBC_{MNRU} > \sigma$ pour les résultats attendus (MNRUs) et $DG_c, BetP > \sigma$ pour les données de test.

Le pourcentage de TBC_c à partir de la Réflexion du contributeur est identique pour les MNRUs et les données de test (tableaux 2 et 3). Nous pouvons en déduire que le contributeur porte la même réflexion à l'ensemble des questions et donc que son comportement est identique tout au long de la réalisation de sa tâche.

Le TBC_c pour la Qualification du contributeur $m_c^{\Omega_2}$ est en revanche plus important pour les MNRUs que pour les données de test. Cette différence est liée à l'échelle de dégradation sonore plus importante pour les MNRUs que pour ces autres données.

Le même raisonnement que pour $m_c^{\Omega_2}$ s'applique à $m_c^{\Omega_4}$ et au degré DG_c , car ces trois mesures reposent sur les degrés DE_c et DP_c , ce qui explique la diminution de leur TBC_c du tableau 2 au tableau 3. Une amélioration significative du TBC_c sur Ω_4 comparé à Ω_2 aurait pu être observée mais nous supposons que la Réflexion du contributeur étant constante, elle n'apporte pas suffisamment d'information pour l'estimation de son degré d'expertise. Notre mesure de l'expertise offre un TBC_c proche de celui de DG_c , supérieur pour les MNRUs et plus faible pour les autres données.

Malgré la difficulté de proposer une modélisation pertinente de l'expertise des contributeurs en l'absence de vérité terrain, notre approche apporte des résultats intéressants au vu des expérimentations menées.

5 Conclusion et perspectives

Le *crowdsourcing* repose sur l'externalisation de tâches à une foule de contributeurs. Cette foule étant généralement diversifiée, il est important de caractériser au mieux les individus qui la compose en vue d'une meilleure exploitation des données. Ouni et al. [9] ont proposé une modélisation de l'expertise des contributeurs utilisant des vérités terrain. Néanmoins cette modélisation est limitée car il n'est pas toujours possible de disposer de telles données. La modélisation que nous proposons présente l'intérêt de ne pas nécessiter de vérité terrain et a donc pour objectif d'être plus facilement exploitable. Rjab et al. [11] ont étudié sur des données générées, une modélisation faisant abstraction des vérités terrain et mesurant un degré d'expertise global du contributeur. Ce degré repose sur la mesure de degrés d'exactitude et de précision. Dans notre modélisation, nous exploitons ces degrés significatifs de la Connaissance du contributeur. Afin d'affiner notre mesure d'expertise, nous prenons également en considération son Comportement dans la réalisation des tâches, à travers sa Réflexion.

Des expérimentations ont été réalisées sur des données de test, puis une validation de nos résultats a été faite avec des vérités terrain. Nos expérimentations concordent en partie à nos attentes. Nous attribuons les erreurs de classification à une estimation incomplète de la Connaissance du contributeur ainsi qu'à un manque d'information sur son Comportement. Afin d'améliorer l'estimation de la Connaissance, nous considérons que la Qualification seule ne suffit pas et qu'il serait intéressant de considérer davantage la tâche et sa difficulté. Nous envisageons dans la suite de notre travail de permettre au contributeur d'exprimer, non seulement sa confiance sur ses réponses, mais aussi dans quelle mesure la tâche lui paraît intéressante ou complexe. Cela permettrait de mesurer son intérêt ainsi que son aisance à la mener à bien. Enfin, pour modéliser le Comportement, nous

nous sommes limités à la Réflexion mais il serait intéressant de prendre d'autres critères en compte, tels que l'attention du contributeur, afin de parfaire notre modèle.

References

- [1] L. Abassi and I. Boukhris. A worker clustering-based approach of label aggregation under the belief function theory. *Applied Intelligence*, 2018, pp. 1-10.
- [2] T. Burger-Helmchen, J. Pénin. Crowdsourcing : définition, enjeux, typologie. *Management & Avenir*, 2011, vol. 41, no. 1, pp. 254-269.
- [3] A. P. Dawid and A. M. Skene. Maximum Likelihood Estimation of Observer Error-Rates Using the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 1979, Vol. 28, No. 1, pp. 20-28
- [4] A. P. Dempster. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38:325-339.
- [5] L. R. Goldberg. The structure of phenotypic personality traits. *American Psychologist*, 1993, vol. 48, pp. 26-34.
- [6] A. Jousselme, D. Grenier and E. Bossé. A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*, 2001 pp 91-101
- [7] G. Kazai, J. Kamps, N. Milic-Frayling. Worker types and personality traits in crowdsourcing relevance labels. *20th ACM international conference on Information and knowledge management (CIKM '11)*, 2011, pp. 1941-1944.
- [8] D. Koulougli, A. Hadjali and I. Rassoul. Handling query answering in crowdsourcing systems: A belief function-based approach *Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS), 2016 Annual Conference of the North American IEEE* 2016
- [9] H. Ouni, A. Martin, L. Gros, M. Kharoune and M. Zoltan. Une mesure d'expertise pour le crowdsourcing. *Extraction et Gestion des Connaissances (EGC)*, 2017
- [10] V. C. Raykar, S. Yu, L. H. Zhao, G. H. Valadez, C. Florin, L. Bogoni, L. Moy. Learning From Crowds. *Journal of Machine Learning Research*, 2010
- [11] A. Ben Rjab, M. Kharoune, Z. Miklos, A. Martin. Characterization of experts in crowdsourcing platforms. *Belief Functions: Theory and Applications*, 2016.
- [12] R. R. Yager. On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules. *INFORMATION SCIENCES* 41, 1987 pp 93-137