
Vers l'intégration des méta-rôles pour la recherche d'information collaborative

Laure Soulier et Lynda Tamine

Université Paul Sabatier - IRIT
118 route de Narbonne
31062 Toulouse Cedex 9
{soulier,tamine}@irit.fr

RÉSUMÉ. De nombreux travaux ont démontré le bénéfice de la collaboration pour la résolution de tâches complexes ou exploratoires, impactant la définition des modèles de recherche d'information vers un environnement multi-utilisateurs. Dans ce contexte, trois paradigmes ont été mis en avant, dont la division du travail basée sur les rôles, pour structurer la session de recherche et optimiser son efficacité. Dans ce papier, nous proposons d'étudier les caractéristiques de comportement d'une paire de collaborateurs sur la base d'hypothèses de leur complémentarité. Nous définissons ainsi la notion de rôles non labellisés, appelés aussi méta-rôles, qui sont (a) détectés en temps réel et (b) ensuite réinjectés dans un modèle d'ordonnement de documents. Après avoir effectué une analyse préliminaire démontrant l'intérêt de notre approche, les expérimentations, menées sur des fichiers logs de sessions de collaboration réelles impliquant respectivement 25 et 10 paires d'utilisateurs, mettent en évidence l'efficacité de notre modèle comparativement à des stratégies de recherche individuelles ou à celles qui considèrent des rôles fixes et/ou prédéfinis.

ABSTRACT. Several work have highlighted the benefit of collaboration for solving complex or exploratory search tasks, impacting information retrieval models towards a multi-user setting. In this context, three main paradigms have been highlighted (e.g. the division of labor relying on task-oriented roles) in order to structure the search session and optimize its effectiveness. In this paper, we propose to analyze the search features of pairwise collaborators allowing to identify the implicit roles of collaborators according to research hypothesis based on their complementarity. We define the notion of collaborators' meta-role which is (a) identified in real time and (b) re-injected within a collaborative document ranking model. After a preliminary analysis showing the interest of our approach, the experimental evaluation performed on search logs of real collaborative search session involving 25 and 10 pairs of users highlights the effectiveness of our model with respect to individual-based or fixed roles-based sessions.

MOTS-CLÉS : Recherche d'information collaborative, apprentissage non supervisé, méta-rôles, expérimentation utilisateurs

KEYWORDS: Collaborative information retrieval, unsupervised role mining, meta-role, user study

DOI:10.3166/RIA.??-1-?? © 2015 Lavoisier

1. Introduction

La recherche d'information (RI) est généralement perçue comme un processus solitaire (Twidale *et al.*, 1997) guidé par un besoin en information formulé par un utilisateur unique. Cependant, l'émergence du web 2.0 a donné lieu à une nouvelle dimension à la RI en positionnant l'utilisateur au centre du processus de recherche (Amer-Yahia *et al.*, 2007). En effet, les utilisateurs ont désormais la possibilité d'interagir ou d'organiser leurs actions par le biais de réseaux sociaux (e.g. Twitter, Facebook) ou d'outils de collaboration en ligne (e.g. Google Drive). De plus, des nombreuses études (Foster, 2006 ; Talja, 2002) ont souligné le besoin de collaboration dans le cas de tâches complexes ou exploratoires (Shah, 2012) ou de nombreux domaines d'applications, tels que le domaine médical (Morris, Morris, 2011 ; Reddy, Spence, 2008), académique (Foster, 2006 ; Large *et al.*, 2002) ou du e-Discovery (Attfield *et al.*, 2010 ; Conrad, 2007).

Dans ce contexte, de nombreux travaux se sont intéressés à l'intégration des aspects collaboratifs dans le processus de RI (Foley, Smeaton, 2009 ; Pickens *et al.*, 2008 ; Soulier, Tamine, Bahsoun, 2014a), faisant émerger le domaine de la RI collaborative (RIC). En effet, la simple configuration d'un groupe d'utilisateurs réalisant collaborativement une tâche n'est pas suffisante pour garantir l'efficacité de la recherche par rapport à une recherche individuelle. Il est important d'identifier les facteurs de collaboration et de les intégrer dans le processus de RI. De nombreux chercheurs ont démontré que la collaboration au sein d'un groupe d'utilisateurs offre une complémentarité des compétences (Sonnenwald *et al.*, 2004 ; Spence *et al.*, 2005) qui permet d'améliorer la qualité des résultats de recherche notifiant l'effet synergique de la collaboration (Shah, González-Ibáñez, 2011b).

Un enjeu majeur en RIC est d'ordonner les documents à la fois par rapport au besoin en information partagé, mais également en fonction des caractéristiques des utilisateurs tout en optimisant leurs actions dans la session de recherche. Selon une approche adoptée en RI classique qui consiste à exploiter le comportement de l'utilisateur pour prédire la pertinence des résultats et de personnaliser les ordonnancements (Agichtein *et al.*, 2006 ; Joachims, 2002), une direction de recherche en RIC s'appuie sur la caractérisation des comportements des différents utilisateurs, à travers la notion de rôle (Pickens *et al.*, 2008 ; Soulier, Tamine, Bahsoun, 2014a), dont certains sont définis dans une taxonomie (Golovchinsky *et al.*, 2009). Récemment, nous avons proposé de faire évoluer la notion de rôle en RIC en proposant un modèle qui apprend en temps réel le rôle des utilisateurs à partir de leur comportement de recherche (Soulier, Shah, Tamine, 2014). Cette nouvelle approche présente l'avantage de s'adapter en temps réel au comportement des utilisateurs en s'appuyant sur des rôles prédéfinis dans une taxonomie (Golovchinsky *et al.*, 2009). Cependant, ces rôles sont prédéfinis indépendamment des utilisateurs, et par conséquent ne permettent pas d'assurer une totale adéquation avec les compétences de recherche des collaborateurs.

Afin de résoudre cet enjeu, nous proposons dans cet article une nouvelle approche, appelée *MineRank*, qui apprend en temps réel les rôles non labellisés associés aux uti-

lisateurs. Ces rôles sont appelés également méta-rôles et ne sont pas nécessairement définis dans une taxonomie. L'objectif est d'exploiter la diversité des compétences des collaborateurs afin de garantir la division du travail et d'optimiser les performances globales de la recherche. Plus particulièrement, *MineRank* est un algorithme non supervisé qui (1) apprend les méta-rôles des utilisateurs en mettant en exergue la complémentarité des collaborateurs vis-à-vis de leurs compétences et (2) réinjecte ces rôles non labellisés dans l'ordonnancement collaboratif des documents. Après avoir proposé une analyse préliminaire vis-à-vis de la complémentarité des compétences des utilisateurs exploités après assignation de rôles prédéfinis, notre algorithme est évalué de façon expérimentale en s'appuyant sur des fichiers logs de sessions de recherche collaboratives. Nous démontrons l'effet synergique de notre modèle.

Cet article est structurée ainsi. La section 2 présente les travaux connexes et introduit les questions de recherche. La section 3 présente notre modèle de RIC basé sur l'apprentissage non supervisé des méta-rôles. L'évaluation expérimentale ainsi que les résultats obtenus sont présentés dans la section 4. Enfin, la section 5 conclut cet article.

2. Travaux connexes

Dans cette section, nous nous intéressons dans un premier temps aux travaux portant sur la modélisation du comportement des utilisateurs en RI, et notamment celle des rôles utilisateurs. Dans un second temps, nous synthétisons les différentes approches de RIC, dont celles basées sur les rôles. Enfin, nous terminons par énoncer les questions de recherche qui guident notre contribution.

2.1. Analyse du comportement des utilisateurs pour la détection des rôles

La modélisation du comportement utilisateur se concentre sur la compréhension et l'utilisation des modèles utilisateurs au sein du processus de recherche dans l'objectif d'améliorer son efficacité (Agichtein *et al.*, 2006). Dans ce contexte, nous distinguons trois principales catégories de travaux: (1) les modèles de prédiction de pertinence de documents sur la base des caractéristiques de comportement (Agichtein *et al.*, 2006; Radinsky *et al.*, 2013), (2) les approches de personnalisation au travers des préférences utilisateurs (Bennett *et al.*, 2012; Teevan *et al.*, 2005) et (3) les modèles d'ordonnancement basés sur l'extraction de rôles (Henderson *et al.*, 2012; McCallum *et al.*, 2007).

Dans la première catégorie, les travaux se sont intéressés particulièrement à la modélisation et la prise en compte du profil des utilisateurs selon plusieurs dimensions. Une approche généralement utilisée consiste à utiliser les *clicks* dans l'estimation des scores des documents (Joachims, 2002) dans la mesure où cette source d'évidence exprime les comportements des utilisateurs. En complément, Agichtein *et al.* (2006) préconisent un niveau d'abstraction plus élevé dans la modélisation des utilisateurs en proposant un modèle robuste de comportement utilisateur qui prend en compte le comportement collectif des utilisateurs afin de réduire les actions bruitées dans les sessions individuelles. Selon un autre point de vue, Radinsky *et al.* (2013) proposent une

autre dimension d'analyse qui affine les actions individuelles grâce à l'aspect temporel des comportements de recherche afin de prédire les requêtes et les *clics* fréquents. Le modèle de l'utilisateur s'appuie sur des séries chronologiques et exploite les tendances d'actualité extraites dynamiquement afin de les réinjecter dans les ordonnancements ou pour la suggestion de requêtes.

En plus d'analyser le comportement des utilisateurs pour l'ordonnement de documents, la deuxième catégorie de travaux (Heath, White, 2008 ; White, Dumais, 2009a) exploite les comportements de recherche pour personnaliser les ordonnancements et prédire les actions de navigation des utilisateurs entre les moteurs de recherche. Les conclusions de ces travaux peuvent être utilisées pour améliorer l'efficacité de la recherche et proposer des ordonnancements adaptés à l'utilisateur afin d'éviter les actions de navigation. En effet, la personnalisation est un élément essentiel en RI qui est souvent inféré du comportement des utilisateurs au travers de profils (Bennett *et al.*, 2012 ; Leung *et al.*, 2012 ; Soulier *et al.*, 2013 ; Teevan *et al.*, 2005). Dans un cadre de recherche individuelle, Bennett *et al.* (2012) proposent de combiner les comportements de recherche à court et long terme pour identifier les intérêts des utilisateurs. Pour cela, ils ont modélisé un profil multi-dimensionnel sur la base de l'historique de recherche, les caractéristiques de la requête, le contenu du document et les actions de recherche des utilisateurs. En revanche, Leung *et al.* (2012) modélisent le profil d'un utilisateur par une représentation conceptuelle déduite à partir des *clics*. Le profil est ensuite utilisé pour apprendre ses préférences au travers d'un algorithme d'apprentissage (SVM) et personnaliser les résultats de la recherche. La personnalisation de la recherche est également proposée pour la recherche collaborative (Morris *et al.*, 2008 ; Soulier *et al.*, 2013). Morris *et al.* (2008) intègrent un calcul de score personnalisé (Teevan *et al.*, 2005) dans (1) une fonction de séparation des documents entre les collaborateurs afin d'obtenir des ordonnancements individuels; et (2) une fonction d'estimation de la pertinence collective qui capitalise les actions des utilisateurs pour construire une liste unique de documents en fin de session.

Dans la troisième catégorie, les comportements utilisateurs sont exploités afin d'identifier des rôles prédéfinis (Golder, Donath, 2004 ; Kwak *et al.*, 2010) ou des rôles latents grâce à des modèles probabilistes (Henderson *et al.*, 2012 ; McCallum *et al.*, 2007). La première approche repose sur une analyse du réseau social des interactions afin d'identifier des rôles non labelisés ou prédéfinis, tels que "*Celebrities*" ou "*Ranters*" (Golder, Donath, 2004). Pour cela, des techniques statistiques (Golder, Donath, 2004), probabilistes (basées sur un algorithme de Page-Rank) (Pal, Counts, 2011) ou de classification (Kwak *et al.*, 2010) sont utilisées. D'autres auteurs se concentrent sur l'apprentissage des rôles latents (Henderson *et al.*, 2012 ; McCallum *et al.*, 2007) en proposant une méthode formelle qui repose sur l'analyse des similarités ou des oppositions des utilisateurs en tenant compte de leurs interactions. Par exemple, Henderson *et al.* (2012) réalisent une transformation d'une matrice multi-dimensionnelle de caractéristiques de comportements tandis que McCallum *et al.* (2007) revisitent l'algorithme du LDA pour apprendre les rôles évolutifs des acteurs d'un réseau de communication en utilisant comme source d'évidence le contenu des messages.

2.2. L'exploitation des rôles en RIC

La RIC est définie comme un processus de recherche impliquant un ensemble d'utilisateurs qui collaborent afin de résoudre un besoin en information partagé (Golovchinsky *et al.*, 2009). Des travaux ont démontré qu'elle est particulièrement bénéfique dans le cas de tâches complexes ou exploratoires pour lesquelles les compétences d'un utilisateur unique peuvent être insuffisantes. En effet, la collaboration permet de rassembler des compétences ou connaissances complémentaires afin de satisfaire des besoins en information partagés et d'obtenir un effet synergique qui dépasse l'agrégation des résultats individuels (Shah, González-Ibáñez, 2011b).

L'enjeu principal de la RIC consiste en l'optimisation de la collaboration, où une première réponse repose sur les trois paradigmes (Foley, Smeaton, 2009 ; Kelly, Payne, 2013) qui permettent d'éviter la redondance entre les actions des collaborateurs. La garantie de ces trois paradigmes soulève de nombreux enjeux, souvent abordés par des interfaces de recherche adaptées à la collaboration, des techniques de RI révisées ou encore par l'intégration des aspects collaboratifs dans les modèles d'ordonnement (Joho *et al.*, 2009). Nous énonçons ci-dessous ces paradigmes :

- La conscience de l'environnement collaboratif (*awareness*) (Shah, 2012) qui permet de sensibiliser les utilisateurs aux actions de leurs collaborateurs.
- Le partage des connaissances (*sharing of knowledge*) qui peut être effectué de façon implicite en inférant les connaissances à partir des actions des utilisateurs (Foley, Smeaton, 2010) ou de façon explicite en s'appuyant sur des interfaces collaboratives (Morris, Horvitz, 2007 ; Shah, 2012).
- La division du travail (*division of labor*) qui permet d'éviter la redondance des actions, par rapport aux documents visités (Foley, Smeaton, 2009) ou par une répartition des tâches au travers des rôles (Pickens *et al.*, 2008 ; Shah *et al.*, 2010).

Dans cet article, nous nous intéressons particulièrement au paradigme de la division du travail pour la formalisation de modèles d'ordonnement collaboratif des documents. Pour cela, les précédents travaux de l'état de l'art s'intéressent généralement à la médiation entre les collaborateurs qui se distingue selon deux approches : (a) la médiation utilisateur (Morris, Horvitz, 2007 ; Shah, González-Ibáñez, 2011a) où les collaborateurs sont libres et disposent de la possibilité de coordonner leurs actions afin de faire émerger leurs rôles et (b) la médiation système (Foley, Smeaton, 2009 ; Pickens *et al.*, 2008) basée sur des techniques ou des modèles de RI qui exploitent les différences entre les collaborateurs afin de prédire la pertinence des documents (Pickens *et al.*, 2008 ; Shah *et al.*, 2010 ; Soulier, Tamine, Bahsoun, 2014a). Plus proche de l'aspect RI, la médiation système regroupe deux grandes lignes de modèles d'ordonnement suivant s'ils exploitent les rôles ou non afin de structurer la collaboration et éviter la redondances des actions (Kelly, Payne, 2013).

Dans la première catégorie de travaux, les utilisateurs ne sont pas caractérisés par des rôles et sont considérés comme pairs dans la mesure où leurs actions ne sont pas guidées par des tâches prédéfinies. Les modèles proposés s'appuient sur les jugements de pertinence comme source d'évidence, afin d'estimer la pertinence globale des do-

cuments (Foley, Smeaton, 2009) ou personnaliser les ordonnancements pour chaque collaborateur (Morris *et al.*, 2008).

La deuxième catégorie de travaux (Pickens *et al.*, 2008), la division du travail est principalement basée sur la répartition des tâches. Pour cela, elle s'appuie sur des rôles fixes et prédéfinis (dont la plupart sont présentés dans une taxonomie (Golovchinsky *et al.*, 2009)) pour structurer la collaboration (Kelly, Payne, 2013). Pickens *et al.* (2008) ont proposé un modèle de RIC basé sur les rôles de Prospecteur et de Mineur, où le Prospecteur a pour objectif de diversifier la recherche par la formulation de requêtes et le Mineur est dévoué à l'identification des documents les plus pertinents. Également, Shah *et al.* (2010) définissent un modèle de RIC basé sur les rôles de Rassembleur et de Surveilleur. Respectivement, leur objectif est de regarder rapidement les résultats de recherche et de diversifier les résultats de la session. À l'inverse des travaux précédents, Soulier *et al.* (2013) proposent de garantir la division du travail entre les collaborateurs en fonction des rôles basés sur leur domaine d'expertise afin de résoudre un besoin à multiples facettes. Dans cet objectif, les auteurs structurent les actions des collaborateurs grâce à un modèle d'ordonnement collaboratif qui alloue chaque document pertinent à l'utilisateur qui est le plus à même de le juger.

En amont de ces modèles et dans l'objectif de répondre à la problématique d'assignation des rôles, nous avons proposé d'identifier de façon supervisée les rôles prédéfinis des utilisateurs en temps réel et d'adapter en conséquence le modèle d'ordonnement collaboratif des documents (Soulier, Shah, Tamine, 2014). Cette approche définit la notion de session hybride permettant aux utilisateurs de structurer librement la collaboration (médiation utilisateur), tout en étant guidés par un modèle d'ordonnement basé sur les rôles détectés (médiation système).

2.3. Positionnement et questions de recherche

D'après cette analyse de l'état de l'art, nous pouvons soulever un enjeu majeur dans le domaine de la RIC qui repose sur la difficulté d'ordonner les documents tout en garantissant les paradigmes de la collaboration. Dans ce contexte, une première intuition repose sur le fait qu'une session de RIC est optimale lorsqu'elle permet de résoudre le besoin en information en considérant les compétences complémentaires des collaborateurs. Entre autres, le paradigme de la division du travail requiert la prise en compte de la différence et la complémentarité des utilisateurs vis-à-vis de leurs connaissances et compétences (Shah, 2012). Certains travaux (Pickens *et al.*, 2008 ; Shah *et al.*, 2010) se sont alors intéressés en l'assignation de rôles fixes et prédéfinis afin de diviser le travail entre les utilisateurs (Kelly, Payne, 2013). La principale limite de ces approches réside dans la stabilité des assignations de rôles inhibant la possibilité à un collaborateur d'avoir plusieurs compétences, en d'autres termes de jouer plusieurs rôles tout au long de la session. En effet, Hendaheva et Shah (2013) se sont intéressés aux stratégies de recherche employées par les utilisateurs dans le cadre d'une session de RI individuelle afin de répondre à un besoin en information et ont mis en évidence leur évolutivité sur l'ensemble de la session. De plus, il nous semble important de

soulever la problématique liée à l'assignation des rôles qui peut être difficile lors de la méconnaissances des caractéristiques et compétences intrinsèques des collaborateurs.

Une solution est alors de dériver les rôles des collaborateurs en temps réel à partir de leurs actions afin de les exploiter dans l'ordonnement des documents. Dans cet objectif, deux approches sont proposées. La première approche se base sur de rôles prédéfinis et/ou labellisés et consiste en une attribution dynamique des rôles grâce à un apprentissage supervisé à partir des interactions des utilisateurs (Soulie, Shah, Tamine, 2014). Cependant, le modèle n'est pas adapté dans le cas où un utilisateur est caractérisé par plusieurs rôles ou si les rôles prédéfinis ne correspondent pas à ses compétences et connaissances. La deuxième approche, que nous proposons dans cet article, considère le problème de rôles prédéfinis, et nous proposons d'identifier les rôles non labellisés des collaborateurs tout au long de la session de recherche d'une manière non supervisée, et, par conséquent adapter le modèle d'ordonnement collaboratif des documents.

Par conséquent, nous nous intéressons aux questions de recherche suivantes :

1. Comment inférer les rôles (non labellisés) des utilisateurs en prenant en compte leurs différences et leurs complémentarités de compétences de recherche ?
2. Comment utiliser les rôles afin d'améliorer la session de RIC ?

3. Notations préliminaires

Notre contribution considère une session de RIC synchrone S entre une paire d'utilisateurs (u_1, u_2) qui collaborent pendant une période de temps T afin de satisfaire un besoin en information partagé I . Chaque utilisateur agit individuellement pendant la session S en formulant ses propres requêtes. L'objectif du modèle étant d'identifier les rôles labellisés des utilisateurs (appelés aussi méta-rôles), nous définissons dans ce qui suit la notion de session de recherche ainsi que le méta-rôle des collaborateurs. Ces notations suivent celles proposées dans (Soulie, Shah, Tamine, 2014).

3.1. Session de recherche d'un utilisateur

La session de recherche $S_{u_j}^{(t_l)}$ d'un utilisateur u_j regroupe l'ensemble des requêtes $q_{u_j}^{(1)}, q_{u_j}^{(2)}, \dots, q_{u_j}^{(t_l-1)}$, reformulées jusqu'à l'instant t_l ($0 < t_l < T$) et ordonnées de façon chronologique, ainsi que les ensembles des résultats associés $D_{u_j}^{(1)}, D_{u_j}^{(2)}, \dots, D_{u_j}^{(t_l-1)}$. Etant donné que le facteur le plus important pour détecter le rôle des collaborateurs repose sur la complémentarité des compétences entre collaborateurs, nous favorisons une modélisation de la session selon une représentation basée sur des caractéristiques de comportement $F = \{f_1, \dots, f_k, \dots, f_n\}$ capturées durant la session de recherche, similairement à (Agichtein *et al.*, 2006 ; White, Dumais, 2009b).

Ces caractéristiques sont capturées durant la session de recherche et sont utilisées pour construire la matrice temporelle $S_{u_j}^{(t_l)} \in \mathcal{R}^{t_l \times n}$ du comportement de l'utilisateur

u_j à un instant particulier t_l de la session de recherche. Chaque élément $S_{u_j}^{(t_l)}(t_l, f_k)$ de la matrice $S_{u_j}^{(t_l)}$ représente la valeur moyenne de la caractéristique f_k pour l'utilisateur u agrégée pour l'intervalle de temps $[0..t_l]$ compte tenu des documents sélectionnés $\mathcal{D}(u_j)^{(t_l)}$ durant cette période. La modélisation temporelle du comportement des utilisateurs $S_{u_j}^{(t_l)}$ permet de prendre en compte le fait que leur comportement s'affine au cours de la session et de les caractériser d'une façon globale à un instant t_l en réduisant le biais d'actions bruitées dans la session. Ainsi, la session $S_{u_j}^{(t_l)}$ d'un utilisateur u_j est représentée par une matrice $S_{u_j}^{(t_l)} \in \mathcal{R}^{t_l \times n}$ où chaque élément $S_{u_j}^{(t_l)}(t_l, f_k)$ représente la valeur cumulée de la caractéristique de comportement f_k pour l'utilisateur u_j agrégée durant la session de recherche durant l'intervalle temporel $[0 \dots t_l]$.

Afin de comparer le comportement entre deux collaborateurs u_1 et u_2 par rapport à leur session de recherche, nous définissons également la matrice de différences $\Delta_{u_1, u_2}^{(t_l)} \in \mathcal{R}^{t_l \times F}$. Chaque élément $\Delta_{u_1, u_2}^{(t_l)}(t_l, f_k)$ est défini par la différence de la valeur de l'utilisateur u_1 et de l'utilisateur u_2 vis-à-vis de la caractéristique de comportement f_k à l'instant t_l :

$$\Delta_{u_1, u_2}^{(t_l)}(t_l, f_k) = S_{u_1}^{(t_l)}(t_l, f_k) - S_{u_2}^{(t_l)}(t_l, f_k) \quad (1)$$

3.2. Méta-rôles des collaborateurs

A chaque instant t_l , le méta-rôle $MR_{1,2}^{(t_l)}$ met en évidence les différences de comportement entre les collaborateurs u_1 et u_2 pendant la fenêtre temporelle $[0..t_l]$. Plus particulièrement, le méta-rôle souligne les complémentarités des collaborateurs vis-à-vis de leurs compétences de recherche sans aucun *a priori* de rôles prédéfinis ou d'appartenance à une taxonomie (Golovchinsky *et al.*, 2009). Similairement à la notion de rôle introduite précédemment (Soulie, Shah, Tamine, 2014), un méta-rôle $MR_{1,2}^{(t_l)}$ est construit pour une paire d'utilisateurs u_1 et u_2 et est constitué d'un noyau $\mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)} = \{f_1, f_2, \dots, f_p\} \in F^p$ de p caractéristiques de comportement $f_k \in F$ ainsi que d'une matrice de corrélations $C_{1,2}^{(t_l)} \in \mathcal{R}^{p \times p}$ qui traduit les complémentarités et les similarités entre les collaborateurs u_1 et u_2 compte tenu de leur comportement de recherche. Les corrélations sont estimées sur la base des différences $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$ et $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'})$ de paires de caractéristiques $f_k \in \mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$ et $f_{k'} \in \mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$, où $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k) = S_{u_1}^{(t_l)}(f_k) - S_{u_2}^{(t_l)}(f_k)$. Notre objectif étant d'identifier les complémentarités entre collaborateurs, nous faisons l'hypothèse que les collaborateurs se comportent d'une façon complémentaire vis-à-vis de deux caractéristiques f_k et $f_{k'}$ si la corrélation $\rho(\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k), \Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'}))$ de leur différence est proche de -1. A l'inverse, une corrélation proche de 1 traduit un comportement similaire des collaborateurs vis-à-vis des caractéristiques f_k et $f_{k'}$. L'estimation sur la base des corrélations, plutôt que des valeurs intrinsèques des collaborateurs permet de mettre en évidence (a) les compétences pour lesquelles un collaborateur est le plus efficace et (b) les compétences pour lesquelles il est plus efficace que son collaborateur (Soulie, Shah, Tamine, 2014). De plus, nous ajoutons la contrainte que les corrélations doivent être

estimées sur la base des caractéristiques qui ont permis de souligner des différences significatives entre les collaborateurs vis-à-vis d'une caractéristique f_k , grâce au test statistique de Kolmogorov-Smirnov ($p(\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k)) < \theta$, avec $\theta = 0.05$). Chaque élément $C_{1,2}^{(t_l)}(f_k, f_{k'})$ de la matrice de corrélations est estimé comme suit :

$$C_{1,2}^{(t_l)}(f_k, f_{k'}) = \begin{cases} \rho(\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k), \Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'})) & \text{si } p_{u_1, u_2}^{(t_l)}(f_k) < \theta \text{ et } p_{u_1, u_2}^{(t_l)}(f_{k'}) < \theta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

où $p_{u_1, u_2}^{(t_l)}(f_k)$ correspond à la valeur de significativité du test de Kolmogorov-Smirnov associé à la caractéristique f_k et θ représente le seuil de significativité associé au test. $\rho(\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k), \Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'}))$ exprime la corrélation entre les deux vecteurs de différences $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$ et $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'})$.

4. Modèle non supervisé de collaboration basé sur les méta-rôles

Nous présentons notre modèle de RIC qui repose sur deux étapes :

1. Un apprentissage des méta-rôles qui étudie le comportement des collaborateurs à partir de caractéristiques de comportement dans l'objectif d'identifier celles pour lesquelles les collaborateurs sont complémentaires.
2. Un modèle d'ordonnement collaboratif qui réinjecte les méta-rôles des collaborateurs afin d'optimiser la session de recherche.

4.1. Apprentissage des méta-rôles dans une session de RIC

L'enjeu principal de l'apprentissage des méta-rôles réside dans la construction de son noyau $\mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)} \in F^p$. Ce dernier inclut les caractéristiques discriminantes $f_k \in F$ qui maximisent la différence entre les collaborateurs vis-à-vis de leurs compétences afin de caractériser leurs comportements. Nous présentons le problème d'extraction des caractéristiques sous la forme d'un problème d'optimisation. Puis, nous proposons une méthode de résolution de ce problème.

4.1.1. Cadre d'apprentissage des méta-rôles des collaborateurs

Afin de construire le noyau $\mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$ du méta-rôle, nous identifions le plus petit sous-ensemble de p caractéristiques sur la base de trois hypothèses, inspirées des hypothèses formulées par Geng *et al.* (2007) et adaptées à notre contexte collaboratif :

- **H1**: l'importance des caractéristiques de comportement mesure la qualité de l'ordonnement collaboratif des documents réalisé en considérant comme source d'évidence une caractéristique de comportement. Comme propose par Shah *et al.* (2010), nous formalisons l'ordonnement au travers d'une classification des documents basée sur les jugements de pertinence effectués par les collaborateurs depuis le début de la session jusqu'à l'instant t_l où l'on souhaite apprendre le méta-rôle. Chaque groupe

de documents est associé à un utilisateur et représente les documents alloués à ce dernier. Ainsi, nous proposons de classifier, par le biais d'un algorithme de classification 2-means, l'ensemble $\mathcal{D}^{(t_l)} = \mathcal{D}(u_1)^{(t_l)} \cup \mathcal{D}(u_2)^{(t_l)}$ des documents sélectionnés par les deux collaborateurs u_1 et u_2 jusqu'à l'instant t_l en considérant comme critère de classification la caractéristique f_k . La classe dont le centre de gravité est le plus élevé est assignée au collaborateur u_j caractérisé par la valeur $S_{u_1}^{(t_l)}(f_k)$ de la caractéristique f_k la plus élevée tandis que l'autre classe est associée à l'autre collaborateur. Dans l'objectif de vérifier la qualité de la caractéristique f_k sur la classification des documents vis-à-vis des deux collaborateurs u_1 et u_2 , nous proposons d'estimer la mesure d'importance $\mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$ comme suit :

$$\mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k) = \frac{TP1_{f_k}^{(t_l)} + TP2_{f_k}^{(t_l)}}{TP1_{f_k}^{(t_l)} + FN1_{f_k}^{(t_l)} + TP2_{f_k}^{(t_l)} + FN2_{f_k}^{(t_l)}} \quad (3)$$

où $TPj_{f_k}^{(t_l)}$ représente le nombre de documents assignés à l'utilisateur $u_j \in \{u_1, u_2\}$ par l'algorithme de classification basé sur la caractéristique f_k et jugés pertinents par ce même utilisateur à l'instant t_l . $FNj_{f_k}^{(t_l)}$ correspond au nombre de documents non assignés, par classification selon le critère f_k , à l'utilisateur $u_j \in \{u_1, u_2\}$ qui a jugé comme pertinents ces mêmes documents à l'instant t_l .

- **H2**: la redondance entre les caractéristiques doit Être évitée dans l'objectif de considérer celles qui sont les plus discriminantes permettant de caractériser le méta-rôle au travers de la complémentarité des compétences de recherche des collaborateurs. Ainsi, nous nous appuyons sur la mesure de corrélation $C_{1,2}^{(t_l)}(f_k, f_{k'})$ à partir des différences $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$ et $\Delta_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'})$ des caractéristiques de comportement f_k et $f_{k'}$.

- **H3**: la sélection des caractéristiques permettant de faire émerger le méta-rôle doit maximiser l'importance $\mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$ des caractéristiques sélectionnées $f_k \in \mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$ dans le modèle d'ordonnement collaboratif et minimiser la redondance $C_{1,2}^{(t_l)}(f_k, f_{k'})$ entre les paires de caractéristiques sélectionnés. Ainsi, nous formalisons l'algorithme de sélection des caractéristiques pour la construction des méta-rôles selon le modèle d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & \quad \sum_{k=1}^n \mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k) \cdot \alpha_k & (4) \\ \min_{\alpha} & \quad \sum_{k=1}^n \sum_{k'=1}^n C_{1,2}^{(t_l)}(f_k, f_{k'}) \cdot \alpha_k \cdot \alpha_{k'} \\ \text{sous} & \quad \text{la contrainte } \alpha_k = \{0, 1\}; k = 1, \dots, n \text{ et } \sum_{k=1}^n \alpha_k = p \end{aligned}$$

avec $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_k, \dots, \alpha_n\}$ étant le vecteur de taille n où chaque élément α_k est un indicateur booléen spécifiant si la caractéristique f_k est incluse dans le sous-ensemble de caractéristiques $\mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$ à l'instant t_l .

Ce problème d'optimisation à plusieurs objectifs peut être transformé en un problème d'optimisation à unique objectif comme suit :

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \sum_{k=1}^n \mathcal{A}_{1,2}^{(t_i)}(f_k) \cdot \alpha_k - \gamma (\sum_{k=1}^n \sum_{k'=1}^n C_{1,2}^{(t_i)}(f_k, f_{k'}) \cdot \alpha_k \cdot \alpha_{k'}) \quad (5) \\ \text{sous la contrainte} \quad \alpha_k = \{0, 1\}; k = 1, \dots, n \text{ et } \sum_{k=1}^n \alpha_k = p \end{aligned}$$

où γ est un paramètre de contrôle.

4.1.2. Optimisation des méta-rôles

Notre problème d'optimisation défini dans l'Equation 5 peut être résolu par une simple exploration de l'ensemble des combinaisons possibles des caractéristiques de comportement de taille μ , où $\mu = 2, \dots, p$. Bien que permettant d'identifier la solution optimale selon une approche exacte, cette méthode peut s'avérer coûteuse en temps avec une complexité pouvant atteindre $O(\sum_{k=1}^p C_n^k)$. Nous proposons dans cette contribution une approche de résolution approximée basée sur la théorie des graphes qui permet d'identifier le meilleur sous-ensemble de caractéristiques. Les notations utilisées sont détaillées dans le Tableau 1. Dans ce qui suit, nous présentons l'algorithme, appelé *Coll – Clique* et illustré dans l'Algorithme 2, pour résoudre le problème d'optimisation posé dans la section 4.1.1. Cet algorithme est une fonction récursive appelée dans l'algorithme d'initialisation (Algorithme 1).

Tableau 1. Notations utilisées pour l'apprentissage des méta-rôles

Notation	Description
C	Le graphe des caractéristiques représentant la clique en croissance
P	Le graphe candidat évolutif
K	La clique maximale qui satisfait le problème d'optimisation
$Nbhd(C)$	La fonction qui retourne les noeuds caractéristiques, dont le poids est positif, voisins des caractéristiques appartenant à C
$Nodes(K)$	La fonction qui retourne les caractéristiques appartenant à K

Algorithme 1 : Algorithme principal

Données : $G_{1,2}^{(t_i)} = (A_{1,2}^{(t_i)}, C_{1,2}^{(t_i)})$, γ

Résultat : $F_{sel}^{(t_i)}$

Début

$C = \{\}$

$K = \{\}$

$P = G_{1,2}^{(t_i)}$

$K = \text{Coll} - \text{Clique}(C, P, \gamma, K)$

$F_{sel}^{(t_i)} = \text{Nodes}(K)$

Retourne $F_{sel}^{(t_i)}$

Algorithme 2 : Coll-Clique**Données :** C, P, γ, K **Résultat :** K **Fonction** *Coll – Clique*(C, P, γ, K)**Début** **Pour chaque** $f_h \in P$ **faire**

$$W(C) = \sum_{f_k \in Nodes(C)} \mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$$

$$W(P) = \sum_{f_k \in Nodes(P)} \mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$$

$$W(K) = \sum_{f_k \in Nodes(K)} \mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$$

Si ($W(C) + W(P) \leq W(K)$) **alors**

```

  /* Retourne la clique maximum          */

```

```

  Retourne  $K$ 

```

```

  /* Incrmente la clique en croissance  $C$  */

```

$$C = C \oplus f_h$$

Pour chaque $f_{k'} \in P$ **faire**

```

  /* Dépréciation des poids des noeuds */

```

$$\mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'}) = \mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_{k'}) - C_{1,2}^{(t_l)}(f_h, f_{k'}) * 2\gamma$$

$$P' = Nbhd(C)$$

```

  /* Construction de l'ensemble des noeuds candidats
  */

```

Si ($P' = \{\}$ et $W(C) > W(K)$) **alors**

```

  /* Enregistre l'optimum local          */

```

$$K = C$$

Si $P' \neq \{\}$ **alors**

```

  /* Lancement d'une nouvelle récursion */

```

$$Coll - Clique(C, P', \gamma, K)$$

```

  /* Suppression des noeuds pour une nouvelle
  récursion          */

```

$$C = C \setminus f_h$$

$$P = P \setminus f_h$$

Dans ce contexte, nous représentons les caractéristiques de comportement au travers d'un graphe de collaboration $G_{1,2}^{(t_l)}$ qui modélise le comportement des collaborateurs u_1 et u_2 à l'instant t_l . Le graphe $G_{1,2}^{(t_l)} = (A_{1,2}^{(t_l)}, C_{1,2}^{(t_l)})$ est constitué de noeuds $A_{1,2}^{(t_l)}$ qui représentent chaque caractéristique de comportement $f_k \in F$, pondérée par une mesure d'importance $\mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_k)$ en tant que source d'évidence dans un modèle de RIC, et des relations non orientées $C_{1,2}^{(t_l)} : F \times F$ qui représentent les similarités ou complémentarités des comportements des collaborateurs vis-à-vis des paires de caractéristiques de comportement. Chaque relation $(f_k, f_{k'})$ est pondérée par une mesure de corrélation $C_{1,2}^{(t_l)}(f_k, f_{k'})$ des différences entre caractéristiques de comportement.

Dans l'objectif de résoudre notre problème d'optimisation décrit dans l'Equation 5, nous proposons un algorithme, appelé *Coll-Clique*, qui se base sur un algorithme d'extraction de clique maximale (Fahle, 2002). Cependant, au lieu de se concentrer sur le niveau des noeuds du graphe, notre méthode a pour objectif d'extraire le sous-graphe qui maximise le poids des noeuds (Hypothèse H1), à savoir l'importance des caractéristiques, et minimise la relation entre les noeuds (Hypothèse H2), à savoir la corrélation entre paires de caractéristiques afin de résoudre notre problème d'optimisation (Hypothèse H3). Comme présenté dans l'Algorithme 2, *Coll-Clique* repose sur deux graphes : la clique en croissance C , candidate à être identifiées comme la clique maximale K , et le graphe des caractéristiques P , qui comporte les caractéristiques candidates à être ajoutées à la clique en croissance C . Les noeuds du graphe P sont extraits grâce à la fonction $Nodes(P)$. Initialement, C est vide et P est le graphe $G_{1,2}^{(t_l)}$ qui inclut toutes les caractéristiques. L'algorithme est récursif et incrémente la clique en croissance C à partir des caractéristiques f_h incluses dans le graphe P . Ce dernier est extrait grâce à la fonction $Nbhd(C)$ qui crée un nouveau graphe P comportant uniquement les caractéristiques reliées à celles impliquées dans la clique C dont le poids déprécié est positif. L'opération d'agrégation entre la clique C et une caractéristiques f_h est notée $C \oplus f_h$. Notons $W(K)$ la fonction qui estime la somme des poids des caractéristiques incluses dans la clique maximale K . Nous faisons l'Hypothèse que le poids d'un graphe correspond à l'indicateur que nous souhaitons maximiser dans la mesure où le poids $\mathcal{A}_{1,2}^{(t_l)}(f_h)$ des noeuds f_h est déprécié de façon récursive selon la corrélation $C_{1,2}^{(t_l)}(f_h, f_{k'})$ des noeuds adjacents $f_{k'}$. Ainsi, si le poids $W(C) + W(P)$ est plus faible que $W(K)$, il n'est alors pas nécessaire de lancer une nouvelle itération car l'agrégation d'une caractéristiques de P avec la clique en croissance C ne permettra pas de construire une clique de poids plus élevé que celui de la clique courante K . Au final, le sous-ensemble des p caractéristiques est inféré de la clique maximale K , obtenue grâce à notre algorithme *Coll-clique*, et constitue le noyau $\mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$ du méta-rôle.

4.2. Ordonnement collaboratif des documents basé sur les méta-rôles

Dans cette étape, nous réinjectons le méta-rôle identifié précédemment afin d'ordonner collaborativement les documents. Pour cela, nous utilisons le classifieur basé sur la régression logistique qui, à chaque instant t_l repose sur deux étapes :

(1) *L'étape d'apprentissage* qui estime le modèle de classification en estimant la probabilité $P_j(x_i^{(t_l)})$ d'assigner un document $d_i \in \mathcal{D}^{(t_l)}$ à une utilisateur u_j , modélisé par une classe $c_j \in \{0; 1\}$ en déterminant le vecteur prédicteur $\beta_j^{(t_l)}$ comme suit :

$$\max_{\beta_j^{(t_l)}} \sum_{d_i \in \mathcal{D}^{(t_l)}} (c_j \cdot \ln(P_j(x_i^{(t_l)}))) + (1 - c_j) \ln(1 - P_j(x_i^{(t_l)})) \quad (6)$$

$$\text{avec } P_j(x_i^{(t_l)}) = \frac{\exp(x_i^{(t_l)} \cdot \beta_j^{(t_l)})}{1 + \exp(x_i^{(t_l)} \cdot \beta_j^{(t_l)})}$$

Dans cet objectif, l'ensemble $\mathcal{D}^{(t_l)}$ des documents sélectionnés par les deux collaborateurs u_1 et u_2 avant l'instant t_l sont considérés comme données d'entraînement, où

chaque document d_i est modélisé par un vecteur $x_i^{(t_l)} \in \mathcal{R}^m$ des caractéristiques du noyau $\mathcal{K}_{1,2}^{(t_l)}$ du méta-rôle.

(2) *L'étape de test* qui considère l'ensemble $\mathcal{D}_{n_{sel}}^{(t_l)}$ des documents non sélectionnés par les deux collaborateurs u_1 et u_2 avant l'instant t_l . Le modèle prédit grâce au classifieur de régression logistique, la probabilité $P_j(x_i^{(t_l)})$ que le document $d_i \in \mathcal{D}_{n_{sel}}^{(t_l)}$, soit alloué à la classe c_j du collaborateur u_j qui obtient la probabilité la plus élevée $P_j(x_i^{(t_l)})$. De plus, nous considérons la division du travail en nous assurant que les listes de documents simultanément retournées aux collaborateurs soient distinctes.

5. Expérimentations et résultats

Nous proposons une évaluation de type *log-study* qui repose sur deux expérimentations utilisateurs. Son objectif consiste en l'analyse de l'impact de notre modèle basé sur les méta-rôles des collaborateurs sur l'efficacité d'une session de RIC. Dans ce qui suit, nous présentons tout d'abord les jeux de données, puis l'analyse préliminaire effectuée pour valider nos hypothèses de recherche. Ensuite, nous présentons le protocole expérimental mené pour valider notre modèle ainsi que les résultats obtenus.

5.1. Jeux de données

Afin de répondre aux objectifs de notre évaluation, nous avons utilisé quatre jeux de données collectés lors de deux expérimentations utilisateurs. Les participants sont principalement des étudiants entre 18 et 30 ans et ont été recrutés par paires sous la contrainte qu'ils aient une expérience dans la navigation web et dans l'utilisation des moteurs de recherche. Nous nous sommes assurés qu'ils se connaissaient au préalable, afin de faciliter la collaboration entre les membres du groupe. La tâche de recherche consistait en une recherche exploratoire où les participants naviguaient sur le web et soumettaient des requêtes aux moteurs de recherche publics, principalement Google¹. L'objectif des participants était d'identifier le maximum de pages web pertinentes en rapport avec un sujet dans une session de 30 minutes dans l'idée d'écrire un rapport ensemble à partir des informations sauvegardées durant la tâche de recherche collaborative. Un exemple de tâche donnée aux participants est présentée dans le Tableau 2.

Afin de sauvegarder les informations identifiées pendant la session de RIC, les participants avaient à disposition un système de collaboration implémenté sous la forme d'un plugin Firefox. Ce plugin est construit sur la base du système de collaboration Coagmento (Shah, González-Ibáñez, 2011b) dont une partie du code est disponible en open-source² et que nous avons adapté à nos besoins. Cet outil est composé de deux éléments : (1) une barre d'outil permettant aux collaborateurs de noter, d'annoter des pages web ou de sauvegarder des morceaux d'information, appelés également

1. <http://www.google.com>

2. <https://github.com/InfoSeeking/CoagmentoCollaboratory>

Tableau 2. Exemple de tâche de recherche collaborative

“<Contexte de la tâche> Le maire de votre village de campagne doit décider s’il construit un immense complexe industriel ou s’il développe un parc classé réserve naturelle. Vous êtes tous les deux garde forestier et vous souhaitez soulever le problème des animaux en voie d’extinction, généré par le développement abusif des villes et des comportements non respectueux des hommes.. </Contexte de la tâche> <Aspect collaboratif> Afin de construire un discours bien argumenté sur le sujet, vous souhaitez acquérir plus de connaissance et collecter différentes informations dans l’objectif de produire ensemble un rapport. </Aspect collaboratif> <sujet TREC>Vous traiterez donc le sujet des « animaux en voie d’extinction » et, entre autres : des principales espèces concernées, des efforts faits par les pays pour les préserver, dans quelles mesures les hommes sont-ils concernés par ce problème, ... </sujet TREC> <Tâche collaborative> Durant la session, vous devez identifier tous les documents ou morceaux de documents qui vous semblent traiter le sujet en sauvegardant les documents, les snippets (parties du texte), et annotant les documents. Merci de prendre en considération que cette session est une tâche préliminaire à l’écriture d’un rapport et que toutes les informations que vous collectez doivent aider à construire ce rapport.</Tâche collaborative>”

snippets et (2) une barre latérale composée d’un système de messagerie instantanée et d’un espace de visualisation des documents sélectionnés par les participants. En outre de fournir un support à la collaboration entre les participants, ce plugin nous a permis d’enregistrer les actions des utilisateurs ainsi que leur méta-données, à savoir les pages visitées/annotées/notées, les snippets, les requêtes soumises et les messages échangés entre participants.

Pour chacun des jeux de données, nous avons mis en place une expérimentation qui repose sur quatre étapes principales :

1. Une étape de saisie d’un formulaire de recrutement qui a permis d’enregistrer les participants à l’expérimentation et de collecter des informations démographiques, telles que leur âge, leur sexe ou leur habitude de navigation sur le web.
2. Une étape de sensibilisation sur la base d’un tutoriel dans lequel nous avons présenté les composantes du système et où les participants ont pu tester le système pendant quelques minutes.
3. Une étape de réalisation de la tâches exploratoire au travers d’une session collaborative de 30 minutes.
4. Une étape de saisie de questionnaire de retour où nous avons pu collecter les commentaires et les impressions des participants suite à la réalisation de la tâche.

Nous présentons ci-dessous les caractéristiques des deux jeux de données, dont les statistiques sont présentées dans le Tableau 3.

– La première expérimentation, notée EU1, implique 75 paires d’utilisateurs recrutées sur le campus de l’Université Paul Sabatier à Toulouse. Les groupes d’utilisateurs ont été répartis en trois configurations différentes (PM, GS et SansRole), suivant si les utilisateurs étaient assignés à des rôles prédéfinis, à savoir Prospecteur-Mineur (Pickens *et al.*, 2008) et Rassembleur-Surveilleur (Shah *et al.*, 2010), ou non. Pour les participants impliqués dans des scénarios basés sur les rôles (PM et GS), le formulaire d’inscription contenait des questions dans l’objectif d’attribuer le rôles le plus

Tableau 3. Statistique des expérimentations utilisateurs

	PM	EU1 GS	SansRole	EU2 2
Sujet	Robotique	Extinction de la faune	Tempête tropicale	Global Warming
Langue	français	français	français	anglais
Nombre de paires	24	26	25	10
Nombre total de pages web visitées	5137	4884	4734	1935
Nombre total de pages web sauvegardées/notées	1195	941	333	-
Nombre total de snippets sauvegardés	340	588	306	208
Nombre total de requêtes soumises	1686	1633	1174	313
Nombre moyen de mots par requête	3.59	2.89	3.65	4.73

ressemblant aux caractéristiques des participants.

– La deuxième expérimentation, notée EU2, impliquant 10 paires d'utilisateurs recrutées sur le campus de l'Université de Rutgers aux Etats-Unis. La principale différence par rapport à l'expérimentation utilisateurs précédente concerne les objectifs de la tâche dans la mesure où les participants à l'expérimentation EU2 avaient également l'objectif d'écrire un rapport à partir des informations sauvegardées au cours de la session. Dans cette expérimentation, les utilisateurs n'avaient pas accès à la fonctionnalité de sauvegarde et de notation des pages, seulement la possibilité de sauvegarder des snippets était disponible.

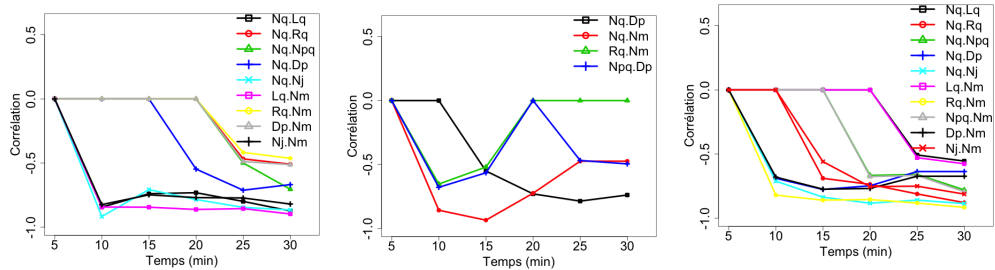
Nous soulignons que dans l'expérimentation EU1, les participants sont francophones tandis que les participants de l'expérimentation EU2 sont anglophones. Afin d'éviter un biais dans la tâche de recherche, les participants ont effectué l'expérimentation dans leur langue maternelle, à savoir le français pour *SansRole* et l'anglais pour EU2.

5.2. Validation d'hypothèses

Afin de valider notre intuition sur l'exploitation de la complémentarité et de la dynamique des compétences des collaborateurs en rapport avec la contrainte des rôles, nous avons effectué une analyse préliminaire dont l'objectif est d'étudier le comportement des collaborateurs lors d'une session de recherche. Plus particulièrement, nous nous intéressons à la façon dont les utilisateurs structurent la collaboration et mettent en avant la complémentarité de leurs compétences. Pour cela, nous nous sommes appuyés sur la première expérimentation EU1 regroupant les trois scénarios PM, GS et SansRole. Nous présentons dans ce qui suit les résultats obtenus à partir des trois scénarios d'expérimentation utilisateurs présentés précédemment. Tout d'abord, nous présentons l'analyse comparative effectuée au niveau quantitatif et qualitatif, puis, nous énonçons les principales hypothèses validées.

Tableau 4. Caractéristiques de comportement utilisées pour l'analyse préliminaire

	Description	Mesure
C_R	N_q Nombre de requêtes	Nombre de requêtes soumises
	L_q Longueur des requêtes	Nombre moyen de mots par requête
	R_q Recouvrement entre requêtes	Ratio moyen de mots communs entre deux requêtes successives
C_P	N_{pq} Nombre de pages par requête	Nombre moyen de pages visitées par requêtes
	D_p Durée de visite	Durée moyenne en secondes d'une visite sur une page
C_J	N_j Nombre de jugements de pertinence	Nombre de jugements de pertinence (annotations, notations et snippets)
C_M	N_m Nombre de messages	Nombre de messages échangés entre les participants du groupe



(a) Corrélations significatives des paires de caractéristiques pour *GS* (b) Corrélations significatives des paires de caractéristiques pour *PM* (c) Corrélations significatives des paires de caractéristiques pour *SapsRole*

FIGURE 1. Analyse des corrélations des caractéristiques de comportement des collaborateurs

Nous proposons une analyse temporelle des comportements des collaborateurs afin d'analyser si (1) les utilisateurs se comportent différemment tout au long de la session, (2) la complémentarité de leurs compétences évolue également et (3) les rôles prédéfinis contraignent les utilisateurs dans des compétences qui ne les caractérisent pas forcément. Nous modélisons la session de recherche des utilisateurs $S_{u_j}^{(t_l)}$ à partir des caractéristiques $f_k \in F$ estimées à chaque instant t_l de la session, selon des intervalles réguliers de temps d'une minute. Pour cela, nous avons modélisé les sessions $S_{u_j}^{(t_l)}$ des utilisateurs u_j comme défini dans la section 3 en nous appuyant sur un ensemble de caractéristiques, inspirées des travaux de (Agichtein *et al.*, 2006) et présentées dans le tableau 4. Afin de répondre à notre objectif d'analyse de la stabilité des comportements complémentaires (corrélations négatives) et similaires (corrélations positives) durant une session de recherche, nous avons estimé la corrélation ρ des différences entre les sessions $S_u(t_l)$ de recherche individuelles des utilisateurs $u \in \{u_1, u_2\}$ vis-à-vis de deux caractéristiques f_k et $f_{k'}$, comme indiqué dans l'Équation 2.

Un aperçu général des corrélations des différences des caractéristiques de comportement entre une paire de participants est donné dans la Figure 1. Afin de répondre à notre objectif d'identification des complémentarités, nous avons représenté seulement

les corrélations négatives. Respectivement, chaque figure représente les corrélations négatives significatives entre paires de caractéristiques de comportement compte tenu des scénarios GS, PM et SansRole. Ces corrélations sont estimées toutes les 5 minutes afin d'identifier l'évolution du comportement des collaborateurs durant la session. D'un point de vue global, nous observons que l'ensemble des corrélations, que l'on peut étiqueter comme le rôle implicite des collaborateurs, évolue au fur et à mesure de la session, mettant en évidence l'implication dans la collaboration et la convergence des participants dans la coordination de leurs actions dans la session en termes de compétences de recherche. Par exemple, la paire de caractéristiques $N_q - N_{pq}$ n'est pas significativement différente jusqu'à la 15^{ième} minute mais devient négative ensuite avec des valeurs proches de -0.66 jusqu'à 25 minutes et -0.77 en fin de session. Nous faisons l'hypothèse que les participants parviennent à identifier leurs similarités et leurs complémentarités lorsque les tendances des courbes de corrélations sont stables par rapport à l'indicateur temporel. A partir des figures, nous pouvons formuler les trois observations suivantes :

1. Les caractéristiques convergent tardivement vers des corrélations significatives (positives ou négatives) pour le GS. En effet, seulement 55% (5/9) des caractéristiques atteignent une corrélation négative à partir de la 20^{ième} minute tandis que la totalité des caractéristiques ne convergent qu'au bout de 25 minutes.

2. 50% (2/4) des caractéristiques impliquées dans le scénario PM varient entre des corrélations positives/négatives/nulles tout au long de la session. Par exemple, la corrélation des différences entre participants des caractéristiques du nombre de pages par requêtes N_{pq} et de durée de visite sur une page D_p n'est pas significative en début de session, négative entre la 10^{ième} et 20^{ième} minute, non significative entre 20 et 25 minutes et enfin négative jusqu'à la fin de la session.

3. Les collaborateurs du scénario sans contrainte de rôles sont caractérisés par des corrélations qui convergent plus rapidement dans la session. Plus particulièrement, nous observons que les collaborateurs atteignent une convergence dans la complémentarité de leur comportement pour 80% (8/10) des caractéristiques 15 minutes après le début de la session.

Dans l'objectif d'effectuer une analyse plus en détail, nous nous concentrons sur les différences entre le scénario sans rôle, noté *SansRole*, et les scénarios PM et GS où la contrainte des rôles est imposée. Plus particulièrement, notre objectif est de mettre en évidence les couples de caractéristiques de comportement qui se distinguent entre les scénarios. Ainsi, nous nous focalisons sur les paires de caractéristiques qui sont significativement corrélées pour le scénario *SansRole* et qui ne le sont pas pour les scénarios GS et PM respectivement. Bien qu'il n'existe pas de différence significative entre le scénario *GS* et *SansRole*, nous soulignons deux aspects importants qui différencient le scénario *PM* du scénario *SansRole* :

1. Seulement 4 paires de caractéristiques sont recensées dans le scénario *PM* alors que nous en avons identifié 11 pour le scénario *SansRole*. Cela peut être expliqué par le fait que le scénario *SansRole* autorise plus de liberté aux collaborateurs dans la structuration de la collaboration, permettant ainsi de dégager des complémen-

tarités de compétences. A l'inverse, la contrainte des rôles imposée aux utilisateurs n'optimise pas totalement la collaboration, comme indiqué dans la Figure 1, dans la mesure où ils peuvent ne pas correspondre au comportement des collaborateurs.

2. Les paires de caractéristiques qui ne sont pas significativement corrélées pour le scénario *PM* mais qui le sont pour le scénario *SansRole* sont principalement des caractéristiques reliées à la paire de rôle Prospecteur-Mineur dans la mesure où le Mineur a pour objectif d'identifier des documents pertinents (N_j) et le Prospecteur doit reformuler des requêtes (N_q) avec un taux de recouvrement faible (R_q) dans l'objectif de favoriser la diversité thématique. Ce sont ces caractéristiques, et particulièrement celles reliées aux requêtes qui ne sont pas pleinement identifiées comme négativement corrélées pour le scénario *PM*. Ce constat renforce notre intuition qu'une inadéquation des rôles par rapport aux compétences des collaborateurs peut mener à des scénarios trop contraignants dans l'organisation de la collaboration. A l'inverse, les collaborateurs impliqués dans des scénarios libres identifient naturellement leurs similarités et leurs complémentarités en termes de compétences de recherche.

Ces observations nous permettent de formuler l'hypothèse que les collaborateurs contraints par les rôles semblent avoir des difficultés à atteindre une convergence en termes de coordination de leurs compétences complémentaires, plus particulièrement pour le scénario *PM* dans lequel les collaborateurs semblent en plus agir selon des rôles implicites différents tout au long de la session. Ainsi, es résultats confirment notre intuition que les participants n'ayant pas de contraintes de rôles imposées semblent mieux se coordonner, et de façon stable, tout au long de la session dans l'objectif d'assurer la complémentarité de leurs compétences vis-à-vis de l'objectif commun de la collaboration et de la variabilité de leur comportement en réponse aux interactions durant la session.

5.3. Analyse de l'efficacité du modèle de RIC basé sur les méta-rôles

Afin d'évaluer notre modèle, nous avons utilisé les deux jeux de données, *SansRole* et *EU2*, qui impliquent des utilisateurs n'ayant pas reçu de consignes particulières quant à leurs rôles afin d'éviter un biais dans leurs actions de recherche. Les hypothèses qui ont guidé nos expérimentations reposent sur le fait qu'un modèle de RIC doit (1) prendre en compte les comportements complémentaires des collaborateurs afin de bénéficier de ceux pour lesquels ils sont les plus efficaces, (2) être plus efficace qu'un scénario où les utilisateurs recherchent de façon individuelle (effet synergique) et (3) s'adapter au comportement évolutif des collaborateurs au cours de la session plutôt qu'à des rôles prédéfinis et/ou fixés en début de session. Nous présentons dans ce qui suit le protocole d'évaluation ainsi que les résultats obtenus.

5.3.1. Protocole d'évaluation

Nous présentons dans ce qui suit le protocole mené pour évaluer notre modèle. Plus particulièrement, nous présentons la collection de documents, les scénarios et

modèles de références, les mesures d'évaluation ainsi que les facteurs utilisés pour modéliser le comportement des utilisateurs.

5.3.1.1. Collection de documents

Pour chaque expérimentation utilisateurs *SansRole* et *EU2*, nous avons agrégé (a) les pages visitées par les participants ainsi que (b) les 100 premiers résultats retournés par Google à partir des requêtes soumises par les participants. Chaque page web a été analysée afin d'extraire le contenu textuel présent entre les balises <title> et <p>. Compte tenu des deux langues utilisées dans les expérimentations, nous avons construit deux index de documents. De plus, dans l'objectif d'augmenter la taille des documents, nous avons appliqué ce protocole à d'autres expérimentations :

1. Pour l'expérimentation *EU2*, nous avons considéré également d'autres jeux de données dont la langue utilisée était l'anglais (Soulier, Shah, Tamine, 2014). Nous obtenons ainsi un index de 74 844 pages web.

2. Pour l'expérimentation *SansRole*, nous avons considéré les expérimentations PM et GS, menées en parallèle de cette dernière. Nous obtenons ainsi un index de 24 226 pages web.

Les jugements de pertinence (vérité de terrain) pour chacune des expérimentations ont été construits à partir des jugements de pertinence réalisés par les participants, qui englobent leurs actions de sauvegarde, d'annotation ou de snippet. Nous avons utilisé une mesure d'accord entre les participants que nous avons renforcé en imposant qu'un document doit être jugé pertinent par au moins deux utilisateurs de groupes différents. Au final, nous obtenons un ensemble de 38 et 20 documents pertinents pour les expérimentations *SansRole* et *EU2* respectivement.

5.3.1.2. Modèles de référence

Dans l'objectif de tester l'efficacité de notre modèle, nous avons également considéré quatre modèles de référence :

1. **BM25** fait référence au scénario de recherche individuelle pour lequel le modèle probabiliste BM25 est utilisé à chaque soumission de requête utilisateur. L'objectif de ce scénario est de modéliser une session basée sur une médiation utilisateur où les utilisateurs effectuent la session sur des moteurs de recherche indépendants.

2. **Logit** fait référence au modèle d'ordonnancement collaboratif qui applique seulement la deuxième étape de notre modèle (Section 4.2) sur la base de l'ensemble des caractéristiques de comportement, sans construction des méta-rôles des collaborateurs. Ce scénario modélise une session de type médiation système sans considération des rôles des utilisateurs dans la session.

3. **PM** fait référence au modèle de RIC basé sur les rôles de Prospecteur – *Prospector*– et de Mineur –*Miner*– où les rôles sont assignés aux utilisateurs sur l'ensemble de la session (Pickens *et al.*, 2008). Ce scénario modélise une session de type médiation système avec rôles prédéfinis.

4. **GS** fait référence au modèle de RIC basé sur les rôles de Rassembleur – *Gatherer*– et de Surveilleur –*Surveyor*– où l’assignation des rôles est également fixe sur l’ensemble de la session (Shah *et al.*, 2010). Ce scénario modélise également une session de type médiation système avec rôles prédéfinis.

5.3.1.3. Métriques d’évaluation

Nous avons considéré les mesures de précision, rappel et F-mesure réalisées au niveau de la session, basées sur les métriques collaboratives définies par (Shah, González-Ibáñez, 2011b), selon le rang $R = 20$. Nous soulignons le fait que, dans l’objectif d’évaluer l’efficacité de notre modèle, les mesures définies par (Shah, González-Ibáñez, 2011b) sont appliquées aux ordonnancements plutôt qu’aux pages sauvegardées sur l’ensemble de la session.

1. La précision $Prec^S @ R(g)$ au rang R d’un groupe de collaboration g basée sur la session S :

$$Prec^S @ R(g) = \frac{CovPert(L_S)}{Couverture(L_S)} \quad (7)$$

où $CovPert(L_S)$ correspond au nombre de documents distincts et pertinents dans l’ensemble des listes L_S présentées lors de la session S et $Couverture(L_S)$ correspond au nombre de documents distincts dans l’ensemble des listes L_S présentées lors de la session S .

2. Le rappel $Rappel^S @ R(g)$ au rang R du groupe g basé sur la session S :

$$Rappel^S @ R(g) = \frac{CovPert(L_S)}{|Pert|} \quad (8)$$

où $|Pert|$ représente le nombre de documents pertinents, soit 38 et 20 respectivement pour les expérimentations *SansRole* et *EU2*.

3. La F-mesure $F_{syn}^S @ R(g)$ au rang R d’un groupe g basée sur la session S :

$$F^S @ R(g) = \sum_{t=1}^{|T(g)|} \frac{2 * Prec^S @ R(g) * Rappel^S @ R(g)}{Prec^S @ R(g) + Rappel^S @ R(g)} \quad (9)$$

5.3.1.4. Modélisation du comportement des utilisateurs

Compte tenu de l’objectif de notre contribution d’ordonner les documents en fonction du comportement des collaborateurs, nous avons choisi des caractéristiques basées sur le document extraites de précédents travaux (Agichtein *et al.*, 2006 ; White, Dumais, 2009b) et détaillées dans le Tableau 5. Nous soulignons que l’ensemble de ces caractéristiques peut être étendu sans impact sur le modèle. Nous proposons deux types de caractéristiques : (1) les caractéristiques orientées requête qui permettent de retracer l’expérience de recherche des collaborateurs en rapport au sujet de la requête et (2) les caractéristiques orientées page qui retracent les comportements de navigation des collaborateurs durant la session de recherche.

Tableau 5. Caractéristiques de comportement

	Description	Mesure
	R_{Ti} Recouvrement Titre-Requête	Ratio moyen de mots communs entre le titre de la page et la requête
\cup^R	R_{Te} Recouvrement Texte-Requête	Ratio moyen de mots communs entre le texte de la page et la requête
	R_{An} Recouvrement Annotation-Requête	Ratio moyen de mots communs entre l'annotation de la page et la requête
	R_{Sn} Recouvrement Snippet-Requête	Ratio moyen de mots communs entre le snippet de la page et la requête
	RV_R Rang de visite	Rang de visite de la page par rapport à la requête
	D_{PR} Durée page-Requête	Temps en secondes entre la soumission de la requête et la visite de la page
\cup^R	D_p Durée de visite	Durée moyenne en secondes d'une visite sur une page
	D_{Do} Durée de visite du domaine	Durée cumulée du temps de visite en secondes d'un domaine
	Lis Lisibilité (Kincaid <i>et al.</i> , 1975)	Lisibilité du contenu du document
	$Spec$ Spécificité (Kim, 2006)	Spécificité du contenu du document
	$Note$ Note	Note de la page

5.3.2. Résultats

Dans cette section, nous présentons les différents résultats obtenus lors de notre expérimentation. Compte tenu de la formalisation de notre modèle et des scénarios considérés, nous procédons dans un premier temps à une étape de paramétrage. Ensuite, nous analysons les résultats obtenus en termes d'efficacité.

5.3.2.1. Paramétrage du modèle de RIC basé sur les méta-rôles

Dans l'objectif de paramétrer notre modèle et de montrer la robustesse de notre modèle vis-à-vis de la tâche collaborative et des sujets, nous effectuons une approche de validation croisée basée sur la maximisation de la F-mesure $F@20$ qui consiste en deux étapes : (1) l'étape d'apprentissage qui optimise les paramètres du modèle sur l'une des deux collections, par exemple *SansRole* et (2) l'étape d'évaluation qui estime l'efficacité du modèle sur la seconde collection, par exemple *EU2*, en considérant les paramètres optimaux obtenus dans l'étape d'apprentissage réalisée sur la première collection, à savoir *SansRole*.

Notre modèle est lancé à chaque soumission de requête et dépend uniquement du paramètre γ , utilisé dans l'étape d'apprentissage des méta-rôles, comme indiqué dans l'Equation 5. Afin de déterminer la valeur optimale, nous avons fait varier sa valeur selon un intervalle de valeurs comprises entre 0 et 1, soit $\gamma \in [0..1]$. Pour chacune de ces valeurs, nous avons ensuite estimé la mesure d'efficacité obtenue pour notre modèle comme illustré dans la Figure 2. Nous pouvons observer que la valeur maximale de la F-mesure est atteinte avec une valeur de 0.074 et 0.06, respectivement

pour les expérimentations *SansRole* et *EU2*, lorsque le paramètre γ est égal à 0.5 et 0.2, respectivement. Cette différence suggère que la contrainte de la rédaction du rapport de l'expérimentation utilisateurs *US2* ne permet pas aux collaborateurs de bénéficier pleinement de la complémentarité de leurs compétences de recherche.

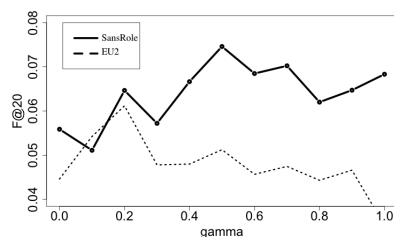


FIGURE 2. Paramétrage pour le scénario *MineRank* selon la valeur γ

5.3.2.2. Analyse de l'efficacité au niveau de la session

Dans cette section, nous comparons l'efficacité de notre approche collaborative basée sur les méta-rôles avec des modèles de l'état de l'art qui considère un scénario individuel, à savoir *BM25*, un scénario de collaboration sans rôle *Logit* et deux scénarios de collaboration basés sur des rôles prédéfinis et fixe (*PM* et *GS*). Le Tableau 6 présente les résultats obtenus. Nous soulignons que nous obtenons des résultats faibles qui pourraient être expliqués par la méthodologie de construction de la collection de documents qui se fonde sur les documents récupérés à partir d'un processus de reformulation intensive de requêtes, comme expliqué dans la section 5.3.1.

A partir du Tableau 6, nous nous observons que, généralement, notre modèle est plus efficace que l'ensemble des modèles de référence par rapport aux trois mesures d'évaluation. Également, nous notons que les améliorations liées à la mesure de rappel sont plus importantes que celles liées à la mesure de précision et la F-mesure, ce qui suggère que notre modèle semble fournir des ordonnancements orientés rappel. Plus particulièrement, notre modèle dépasse significativement à la fois les modèles de référence individuels et collaboratifs avec des améliorations comprises entre 43.24% et 650.15% sur l'ensemble des métriques pour l'expérimentation *SansRole*. Pour la seconde expérimentation, nous obtenons des améliorations significatives pour le modèle individuel *BM25* ainsi que pour les modèles collaboratifs *PM* pour la mesure de rappel. Ces résultats soulignent quatre conclusions principales :

1. Le méta-rôle des collaborateurs permet d'optimiser la session de recherche lorsqu'il est inféré de façon dynamique et conjointe aux actions des utilisateurs, à savoir la soumission de la requête.
2. Notre modèle permet d'assurer l'effet synergique de la collaboration étant donné que l'efficacité de notre modèle *MineRank* est plus élevée que la somme des résultats individuels, comme illustré dans le scénario *BM25*.

Tableau 6. Analyse de l'efficacité de notre modèle basé sur l'apprentissage des méta-rôles lors d'une tâche de RIC. %Tx: amélioration de notre modèle MineRank.
Test de student *: $0.01 < t \leq 0.05$; **: $0.001 < t \leq 0.01$; ***: $t \leq 0.001$

Apprentissage		$Prec^S@20$		$Rappel^S@20$		$F^S@20$	
→		value	%Tx	value	%Tx	value	%Tx
<i>Evaluation</i>							
<i>EU2</i>	BM25	0,009	285,79***	0,066	236,51***	0,017	280,84***
→	Logit	0,031	20,66	0,155	43,24 *	0,052	23,64
<i>SansRole</i>	GS	0,009	306,78***	0,045	400,10***	0,015	324,29***
	PM	0,014	178,55***	0,029	650,15***	0,018	254,85***
	MineRank	0,038		0,223		0,065	
<i>SansRole</i>	BM25	0,015	85,92 *	0,163	74,19 *	0,027	85,29 *
→	Logit	0,025	10,67	0,252	12,50	0,046	10,92
<i>EU2</i>	GS	0,030	-6,24	0,184	54,28	0,051	0
	PM	0,056	-50,04***	0,205	38,46 *	0,088	-41,87***
	MineRank	0,028		0,284		0,051	

3. L'apprentissage des méta-rôles semble être plus efficace qu'un scénario de RIC pour lequel les rôles sont explicitement fixés en début de session (*GS* et *PM*).

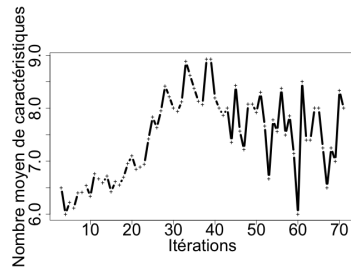
4. Les améliorations de notre modèle par rapport au modèle de référence *Logit* soulignent l'importance de la prise en compte de la complémentarité des compétences des collaborateurs modélisée par l'étape d'apprentissage des méta-rôles et sa réinjection dans le modèle d'ordonnancement collaboratif des documents.

Nous soulignons que, d'après le Tableau 6, les taux d'accroissement obtenus pour la collection *SansRole* sont généralement plus élevés que ceux obtenus pour la collection *EU2*. Une raison possible qui expliquerait ce constat réside dans le fait que l'apprentissage pour la deuxième collection, *EU2* a été réalisé sur une collection plus grande, pouvant conduire à un sur-apprentissage des méta-rôles et du paramètre γ . Dans l'objectif d'analyser cet aspect, nous proposons deux indicateurs que nous estimons à chaque soumission de requête, appelée itération, qui ont été estimés pour chacune des expérimentations comme illustré dans la Figure 3 :

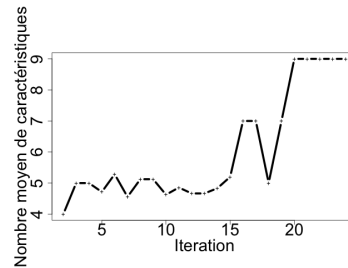
1. Le nombre moyen de caractéristiques de comportement retenues pour construire le méta-rôle des collaborateurs.

2. Le recouvrement moyen entre l'ensemble des caractéristiques retenues pour construire les méta-rôles à l'issue de deux requêtes successives.

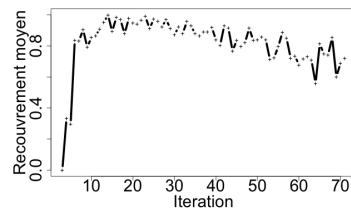
Chacun des graphiques représente en abscisse les instants de soumission de requêtes, à savoir 71 au total pour l'expérimentation *SansRole* et 24 pour *EU2*. Cette différence peut être expliquée par l'objectif supplémentaire d'écrire un rapport qui rassemble les résultats de recherche demandé aux participants de l'expérimentation *EU2*, qui a laissé moins de temps aux participants pour naviguer sur le web. Dans l'expérimentation *SansRole*, seulement 3 groupes de collaboration parmi les 25 ont soumis plus de 60 requêtes tandis qu'un seul groupe a soumis plus de 17 requêtes pour la collection *EU2*. Ainsi, au delà de cette valeur, les variations identifiées ne sont pas significatives. A partir de la Figure 3(a), respectivement la Figure 3(b), nous pouvons observer



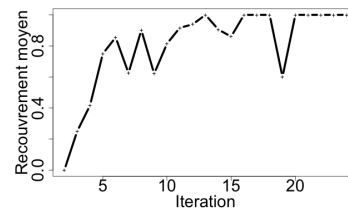
(a) Nombre moyen de caractéristiques pour l'expérimentation SansRole



(b) Nombre moyen de caractéristiques pour l'expérimentation EU2



(c) Recouvrement moyen entre les ensembles de caractéristiques pour l'expérimentation SansRole



(d) Recouvrement moyen entre les ensembles de caractéristiques pour l'expérimentation EU2

FIGURE 3. Analyse temporelle des caractéristiques de comportement impliquées dans l'étape d'ordonnancement collaboratif sur l'ensemble des sessions de recherche

que le nombre de caractéristiques de comportement augmente au fur et à mesure de la session et semble atteindre un maximum entre 8 et 9 caractéristiques, respectivement 7, parmi les 11 considérées dans notre expérimentation. Cette analyse confirme donc notre intuition de sur-apprentissage qui peut être expliquée par le nombre de caractéristiques impliquées dans la construction des méta-rôles. Dans les Figures 3(c) et 3(d), l'indicateur de recouvrement est proche de 1 après la 20^{ème} requête soumise pour les deux expérimentations, ce qui souligne que les participants trouvent naturellement le meilleur comportement à adopter compte tenu de leurs compétences, dans l'objectif d'optimiser la session de recherche. Avant cette période, les participants prennent du temps pour s'organiser et identifier les meilleures stratégies à adopter, ce qui fait varier les patrons des méta-rôles entre les requêtes soumises successivement, permettant ainsi, et fur et à mesure, de converger vers un méta-rôle optimal. Ces constats donnent également de la crédibilité à notre méthodologie d'apprentissage des méta-rôles et soulignent la nécessité d'adapter les modèles de RIC au comportement des utilisateurs sur l'ensemble de la session collaborative.

6. Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous nous sommes intéressés particulièrement à la prise en compte des comportements des collaborateurs dans une session de recherche colla-

borative afin de modéliser leurs méta-rôles. Nous avons ainsi examiné les différences entre collaborateurs dans l'objectif d'identifier les compétences et stratégies de recherche complémentaires pour lesquelles chacun d'eux est le plus efficace. Dans ce contexte, nous avons proposé d'apprendre les rôles des collaborateurs à partir de leurs actions de façon dynamique au fur et à mesure de la session et de réutiliser ses rôles pour l'ordonnement des résultats. Plus particulièrement, notre contribution s'articule autour d'un modèle d'apprentissage non supervisé qui a pour objectif d'identifier les rôles latents des collaborateurs, appelés aussi méta-rôles, afin de les réinjecter dans un modèle d'ordonnement collaboratif qui alloue les documents aux collaborateurs en fonction des compétences de recherche pour lesquelles ils sont les plus efficaces.

Nous avons effectué une analyse préliminaire dans laquelle nous avons pu démontrer que (1) les comportements des utilisateurs évoluaient au cours de la session et (2) les rôles prédéfinis pouvaient contraindre les utilisateurs. L'évaluation expérimentale a prouvé le bénéfice de notre approche sur la base des deux conclusions suivantes : (a) l'effet synergique de la collaboration est garanti par notre approche dans la mesure où l'efficacité de nos contributions est supérieure à celle d'un scénario de recherche individuelle et (b) l'apprentissage des méta-rôles semble optimiser la collaboration par rapport à un modèle d'ordonnement collaboratif basé seulement sur les caractéristiques de comportement des collaborateurs.

Bien que soulignant des résultats encourageants de notre contribution, nous sommes cependant conscients de ses limites, que nous projetons d'améliorer dans nos futurs travaux :

1. Nous avons considéré un scénario de collaboration basé sur une paire d'utilisateurs conformément aux modèles de l'état de l'art basés sur les rôles (Pickens *et al.*, 2008 ; Shah *et al.*, 2010). Nous pensons donc qu'il est nécessaire à moyen terme de généraliser ces modèles à un nombre de collaborateurs plus élevé afin de pouvoir être utilisés dans un nombre d'applications plus important.

2. Tout comme dans nos précédents travaux (Soulier *et al.*, 2013 ; Soulier, Tamine, Bahsoun, 2014a ; 2014b), nous nous sommes basés sur un contexte de collaboration synchrone dont l'objectif est de résoudre une tâche exploratoire. Il nous semble donc important de souligner la limite de portée de nos résultats à d'autres tâches de collaboration. Ainsi, une perspective est d'évaluer ce modèle pour différents types de tâches de recherche, afin de montrer la généralisabilité de notre modèle.

3. Les expérimentations sont de type *log-study* et ont été réalisées sur des jeux de données réels. Il serait intéressant d'évaluer notre modèle dans un contexte réel où les rôles des participants sont appris en temps réel. Cela permettrait également d'analyser le comportement des utilisateurs face à un tel système et de mesurer la charge cognitive du système.

Bibliographie

Agichtein E., Brill E., Dumais S. T., Ragno R. (2006). Learning user interaction models for predicting web search result preferences. In *Proceedings of the annual international sigir*

- conference on research and development in informaion retrieval*, p. 3–10. ACM.
- Amer-Yahia S., Benedikt M., Bohannon P. (2007). Challenges in Searching Online Communities. *IEEE Data Engineering Bulletin*, vol. 30, n° 2, p. 23–31.
- Attfield S., Blandford A., Makri S. (2010). Social and interactional practices for disseminating current awareness information in an organisational setting. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 46, n° 6, p. 646–655.
- Bennett P. N., White R. W., Chu W., Dumais S. T., Bailey P., Borisjuk F. *et al.* (2012). Modeling the impact of short- and long-term behavior on search personalization. In *Proceedings of the annual international sigir conference on research and development in information retrieval*, p. 185–194. ACM.
- Conrad J. G. (2007). E-Discovery Revisited: A Broader Perspective for IR Researchers. In *Proceedings of the desi (edd) workshop*, p. 321–345.
- Fahle T. (2002). Simple and Fast: Improving a Branch-And-Bound Algorithm for Maximum Clique. In *Proceedings of the annual european symposium on algorithms*, p. 485–498. Springer.
- Foley C., Smeaton A. F. (2009). Synchronous Collaborative Information Retrieval: Techniques and Evaluation. In *Proceedings of the european conference on advances in information retrieval*, p. 42–53. Springer.
- Foley C., Smeaton A. F. (2010). Division of Labour and Sharing of Knowledge for Synchronous Collaborative Information Retrieval. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 46, n° 6, p. 762–772.
- Foster J. (2006). Collaborative information seeking and retrieval. *Annual Review of Information Science & Technology (ARIST)*, vol. 40, n° 1, p. 329–356.
- Geng X., Liu T.-Y., Qin T., Li H. (2007). Feature Selection for Ranking. In *Proceedings of the annual international sigir conference on research and development in information retrieval*, p. 407–414. ACM.
- Golder S. A., Donath J. (2004). Social Roles in Electronic Communities. In *Proceedings of the association of internet researchers conference*.
- Golovchinsky G., Pickens J., Back M. (2009). A Taxonomy of Collaboration in Online Information Seeking. In *Proceedings of the international workshop on collaborative information retrieval*.
- Heath A. P., White R. W. (2008). Defection detection: Predicting search engine switching. In *Www*, p. 1173–1174.
- Hendahewa C., Shah C. (2013). Segmental Analysis and Evaluation of User Focused Search Process. In *Proceedings of the international conference on machine learning and applications*, p. 291–294. IEEE Computer Society.
- Henderson K., Gallagher B., Eliassi-Rad T., Tong H., Basu S., Akoglu L. *et al.* (2012). RolX: Structural Role Extraction & Mining in Large Graphs. In *Proceedings of the sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, p. 1231–1239. ACM.
- Joachims T. (2002). Optimizing Search Engines Using Clickthrough Data. In *Proceedings of the sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, p. 133–142. ACM.

- Joho H., Hannah D., Jose J. (2009). Revisiting IR Techniques for Collaborative Search Strategies. In *Proceedings of the european conference on advances in information retrieval*, p. 66–77. Springer.
- Kelly R., Payne S. J. (2013). Division of labour in collaborative information seeking: Current approaches and future directions. In *Proceedings of the international workshop on collaborative information seeking*. ACM.
- Kim G. (2006). Relationship Between Index Term Specificity and Relevance Judgment. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 42, n° 5, p. 1218–1229.
- Kincaid J. P., Fishburne R. P., Rogers R. L., Chissom B. S. (1975). *Derivation of new readability formulas (Automated Readability Index, Fog Count, and Flesch Reading Ease formula) for Navy enlisted personnel*.
- Kwak H., Lee C., Park H., Moon S. (2010). What is Twitter, a social network or a news media? In *Proceedings of the international conference on world wide web*, p. 591–600. ACM.
- Large A., Beheshti J., Rahman T. (2002). Gender differences in collaborative web searching behavior: an elementary school study. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 38, n° 3, p. 427–443.
- Leung K. W.-T., Lee D. L., Ng W., Fung H. Y. (2012). A Framework for Personalizing Web Search with Concept-based User Profiles. *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*, vol. 11, n° 4, p. 1–29.
- McCallum A., Wang X., Corrada-Emmanuel A. (2007). Topic and Role Discovery in Social Networks with Experiments on Enron and Academic Email. *Journal on Artificial Intelligence Research (JAIR)*, vol. 30, n° 1, p. 249–272.
- Morris M. R. (2013). Collaborative Search Revisited. In *Proceedings of the conference on computer supported cooperative work*, p. 1181–1192. ACM.
- Morris M. R., Horvitz E. (2007). SearchTogether: an interface for collaborative web search. In *Proceedings of the symposium on user interface software and technology*, p. 3–12.
- Morris M. R., Morris D. (2011). Understanding the Potential for Collaborative Search Technologies in Clinical Settings. In *Proceedings of the international workshop on collaborative information retrieval*. ACM.
- Morris M. R., Teevan J., Bush S. (2008). Enhancing collaborative web search with personalization: Groupization, smart splitting, and group hit-highlighting. In *Proceedings of the acm conference on computer supported cooperative work*, p. 481–484. ACM.
- Pal A., Counts S. (2011). Identifying topical authorities in microblogs. In *Proceedings of the conference on web search and data mining*, p. 45–54. ACM.
- Pickens J., Golovchinsky G., Shah C., Qvarfordt P., Back M. (2008). Algorithmic Mediation for Collaborative Exploratory Search. In *Proceedings of the annual international sigir conference on research and development in information retrieval*, p. 315–322. ACM.
- Radinsky K., Svore K. M., Dumais S. T., Shokouhi M., Teevan J., Bocharov A. et al. (2013). Behavioral Dynamics on the Web: Learning, Modeling, and Prediction. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, vol. 31, n° 3, p. 1–37.
- Reddy M. C., Spence P. R. (2008). Collaborative Information Seeking: A Field Study of a Multidisciplinary Patient Care Team. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 44, n° 1, p. 242–255.

- Shah C. (2012). Collaborative Information Seeking - The Art and Science of Making the Whole Greater than the Sum of All. In, p. I-XXI, 1-185.
- Shah C., González-Ibáñez R. (2011a). Coagmento - A System for Supporting Collaborative Information Seeking. In *Demo in proceedings of association for information science and technology annual meeting*, p. 9-12.
- Shah C., González-Ibáñez R. (2011b). Evaluating the Synergic Effect of Collaboration in Information Seeking. In *Proceedings of the annual international sigir conference on research and development in information retrieval*, p. 913-922. ACM.
- Shah C., Pickens J., Golovchinsky G. (2010). Role-based results redistribution for collaborative information retrieval. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 46, n° 6, p. 773-781.
- Sonnenwald D. H., Maglaughlin K. L., Whitton M. C. (2004). Designing to support situation awareness across distances: an example from a scientific laboratory. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 40, n° 6, p. 989-1011.
- Soulier L., Shah C., Tamine L. (2014). User-driven System-mediated Collaborative Information Retrieval. In *Proceedings of the annual international sigir conference on research and development in information retrieval*, p. 485-494. ACM.
- Soulier L., Tamine L., Bahsoun W. (2013). A Collaborative Document Ranking Model for a Multi-faceted Search. In *Proceedings of the asia information retrieval societies conference*, p. 109-120. Springer.
- Soulier L., Tamine L., Bahsoun W. (2014a). On domain expertise-based roles in collaborative information retrieval. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 50, n° 5, p. 752-774.
- Soulier L., Tamine L., Bahsoun W. (2014b). Un modèle de recherche d'information collaborative basé sur l'expertise des utilisateurs. In *Actes de la conférence en recherche d'information et applications*, p. 35-50. LORIA.
- Spence P. R., Reddy M. C., Hall R. (2005). A Survey of Collaborative Information Seeking Practices of Academic Researchers. In *Proceedings of the international siggroup conference on supporting group work*, p. 85-88. ACM.
- Talja S. (2002). Information sharing in academic communities: Types and levels of collaboration in information seeking and use. *New Review of Information Behaviour Research*, vol. 3, p. 143-160.
- Teevan J., Dumais S. T., Horvitz E. (2005). Personalizing Search via Automated Analysis of Interests and Activities. In *Proceedings of the annual international sigir conference on research and development in information retrieval*, p. 449-456. ACM.
- Twidale M. B., Nichols D. M., Paice C. D. (1997). Browsing is a Collaborative Process. *Information Processing & Management (IP&M)*, vol. 33, n° 6, p. 761-783.
- White R. W., Dumais S. T. (2009a). Characterizing and predicting search engine switching behavior. In *Cikm*, p. 87-96.
- White R. W., Dumais S. T. (2009b). Characterizing and Predicting Search Engine Switching Behavior. In *Proceedings of the conference on information and knowledge management*, p. 87-96. ACM.