

Vers un système d'orchestration adaptatif et collaboratif des activités d'apprentissage en mobilité

Nassim DENNOUNI*,** Yvan PETER*, Luigi LANCIERI* et Zohra SLAMA**

*Équipe NOCE, Laboratoire LIFL, Université Lille 1, France
nassim.dennouni@ed.univ-lille1.fr
<http://www.lifl.fr/>

**Équipe ISIBA, Laboratoire EEDIS, Université Djilali Liabes, Algérie
slama@univ-sba.dz
<http://www.univ-sba.dz/>

Résumé. Cet article aborde le thème de l'organisation dynamique (orchestration) des activités d'apprentissage pendant le déroulement des sorties pédagogiques. L'apprentissage adaptatif offre une alternative à l'apprentissage traditionnel car il permet de mieux prendre en compte les paramètres spatio-temporels et cognitifs de l'activité. Dans notre proposition, le chemin parcouru par l'apprenant est guidé par une technique de filtrage collaboratif inspirée de l'intelligence en essaim conciliant les contraintes pédagogiques avec l'autonomie des apprenants. Pour valider notre approche, nous avons réalisé un simulateur et défini un cadre logiciel opérationnel pour aider les nouveaux bacheliers à découvrir leur campus universitaire.

1 Introduction

L'apprentissage en mobilité est devenu un sujet d'intérêt car il implique de nombreux domaines de recherche concernant des contextes d'usages et de technologie complexes. De nombreux auteurs ont montré le rôle et la difficulté d'appréhender ensemble les multiples dimensions que constituent les interactions entre individus, les types de contenus pédagogiques, le temps ou l'espace d'apprentissage (Sharples, 2009). D'autre part, l'apprentissage en mobilité a été reconnu pour sa capacité à motiver les apprenants car ils peuvent construire leurs propres connaissances en collaborant avec les autres (Hung et al., 2013). Ils sont plus autonomes et transfèrent moins la responsabilité de leur apprentissage sur l'enseignant ou le créateur de contenu (Goodyear et al., 2009). L'orchestration de l'apprentissage en mobilité fait référence à la gestion des activités en temps réel selon des graphes pédagogiques qui se situent dans des plans distincts (individus, groupe, activité, localisation, ...). Cela entraîne des contraintes telles que la segmentation des horaires ou l'aménagement des territoires. Dans ce contexte spatio-temporel évolutif, l'orchestration doit aussi couvrir l'adaptation des activités d'apprentissage, les évaluations pédagogiques, etc. (Glahn et Specht, 2010). Ceci engendre des coûts importants d'organisation et de tutorat. La gestion de ces contraintes par une orchestration centralisée rigide, est peu adaptée au contexte d'une sortie pédagogique car l'apprenant doit pouvoir garder une certaine maîtrise de ses choix d'apprentissage et de son parcours.

Dans cet article, nous présentons un nouveau style de recommandation pour une orchestration décentralisée des activités d'apprentissage en mobilité. Cette technique s'appuie sur un filtrage collaboratif exploitant l'activité antérieure des apprenants mais en prenant en compte les contraintes pédagogiques et la localisation. Elle s'inspire du mode de fonctionnement de l'intelligence en essaim qui est un domaine relativement récent de l'intelligence artificielle. Les premiers travaux de recherche dans ce domaine sont partis du constat que les colonies d'insectes sociaux (fourmis, abeilles, etc.) arrivaient à un haut degré d'organisation global avec très peu d'intelligence individuelle grâce au mode particulier de communication entre les individus de la colonie. Aujourd'hui, ces algorithmes sont utilisés dans des domaines variés (traitement d'images, aide à la décision). La suite de cet article présente les premiers résultats de cette réflexion. Nous commençons par passer en revue les différentes techniques de recommandation applicables à la conception d'un scénario d'apprentissage. Puis, après avoir présenté notre approche, nous discutons des premiers résultats obtenus par notre simulateur.

2 Travaux connexes

Les systèmes de recommandation sont connus depuis de nombreuses années pour suggérer des contenus comme des livres ou des films aux usagers, essentiellement dans un contexte de commerce en ligne (Biancalana et al., 2011). Récemment, les domaines d'applications se sont rapidement élargis, en particulier dans le domaine de la formation (Candillier et al., 2009). En plus d'un large éventail de domaines, la cible de la recommandation a aussi dépassé le simple cadre des contenus pour aborder celle des contacts, des créneaux d'agenda où de la localisation. Nous présentons dans ce qui suit une revue des principaux systèmes collaboratifs susceptibles de recommander des Objets d'Apprentissage (OAs) dans le cadre d'un scénario d'apprentissage en mobilité.

D'une manière générale, les études visant la compréhension et la modélisation des usages en mobilité et le développement des terminaux mobiles ont permis d'envisager la formation sous un nouvel angle (Benayoune et Lancieri, 2005). Les premières tentatives se sont concentrées sur la manipulation du contexte (contenu, temps, espace géographique) vu comme une extension de la recommandation de contenu. Par la suite, les travaux se sont concentrés sur une prise en compte plus fine du profil des apprenants et de la dimension pédagogique. Dès 2005, des auteurs ont appliqué le principe de l'intelligence en essaim pour optimiser un environnement d'apprentissage. Dans ces propositions, les lieux et les activités sont organisés dans un graphe d'hyperliens dont la structure peut être optimisée pour faciliter le processus d'apprentissage (Valigiani et al., 2005) ou identifier des contenus ciblés pour former un parcours d'apprentissage personnalisé (Wang et al., 2008; Kurilovas, 2013). D'autres méthodes se basent sur les évaluations faites par chaque apprenant sous forme de notes attribuées aux POIs pendant la visite (De Spindler et al., 2006; Phichaya-anutarat et Mungsing, 2014; Ye et al., 2011; Sang et al., 2012; Cheng et al., 2013; Zheng et al., 2012). Ces travaux exploitent l'historique et l'activité individuelle en cours de visite. De cette manière, les apprenants peuvent collaborer par leurs commentaires, ou en consultant les notes (annotations ou évaluations des contenus) de leurs pairs. Cependant, si cette injection de connaissance permet d'optimiser la recommandation, elle est contraignante en terme d'organisation et n'atteint que partiellement l'objectif pédagogique. Un autre problème indirectement lié au rôle du tuteur concerne le démarrage à froid, sans données d'historique permettant de produire les premières recommanda-

tions. Ce problème se pose dans la plupart des travaux de la littérature. Dans notre cas, c'est la vision de l'enseignant qui va orienter les premières recommandations. En résumé, l'état de l'art fournit plusieurs travaux qui pourraient être utilisés dans un scénario de type sortie pédagogique. Cependant, notre approche est fortement liée au contexte du domaine et doit répondre aux objectifs de l'apprentissage tout en permettant une collaboration entre les apprenants.

3 Notre contribution

L'attitude des apprenants en situation de mobilité ne peut pas être prévue en détails pendant la phase de conception du scénario pédagogique mais elle peut être supervisée et ajustée pendant son déroulement. Dans cette perspective, le POI peut être considéré comme un objet d'apprentissage (OA), associé à un emplacement. Il peut contenir, une ou plusieurs ressources (textes, hyperliens...) et des activités à réaliser (remplissage d'un questionnaire, etc.) (Dennouni et al., 2014). Ainsi, la conception du scénario peut se ramener au choix et à l'ordonnement des POIs en fonction des objectifs pédagogiques.

Dans l'intelligence en essaim, les phéromones interviennent comme des marqueurs de fréquentation qui ont besoin d'être renforcés par des passages successifs pour rester représentatifs (Dorigo et al., 1996). A partir d'un POI, plusieurs chemins sont possibles mais le chemin optimal dépend de ce niveau d'importance. Dans notre approche, l'instructeur peut modifier ce niveau de représentativité en agissant sur le dosage des phéromones. Cette prise en compte combinée entre les orientations pédagogiques de l'enseignant et la liberté des apprenants est un aspect important de notre scénarisation pédagogique adaptative. Nous verrons plus bas comment réaliser cette combinaison. A ce stade, nous pouvons proposer l'algorithme suivant.

Début

1. Initialiser la matrice phéromone par l'instructeur de la visite.

Pour Chaque nouvelle classe **Faire**

Pour Chaque apprenant de cette classe **Faire**

Tantque (État courant != État cible) **Faire**

2. P= calculer les probabilités de transition à partir du POI courant.

3. Se déplacer à l'état suivant en fonction des valeurs de P et déposer la phéromone sur le lien visité.

4. État courant = État suivant.

FinTantque

5. Évaluer et marquer la solution trouvée.

Fait

6. Déterminer la meilleure solution trouvée.

7. Déposer la phéromone sur tous les arcs appartenant à cette solution et enlever sur les autres.

Fait

Fin.

Les probabilités de transitions entre POIs, utilisées dans cet algorithme utilisent la formule 1, où S, P, PH et PR sont des matrices de dimension N (Nombres de POIs).

$$p_{ij}^k(t) = \frac{S_{ij}(t)^\alpha PH_{ij}(t)^\beta P_{ij}(t)^\gamma}{\sum_{l \in D} S_{il}(t)^\alpha PH_{il}(t)^\beta P_{il}(t)^\gamma} \quad (1)$$

La matrice S décrit le scénario pédagogique, les lignes représentent les POIs où se trouve l'apprenant et les valeurs en colonnes indiquent les différentes transitions possibles vers les

prochains POIs à visiter. Pendant la phase de planification de la sortie pédagogique, l'instructeur commence par localiser les POIs sur le terrain et recense les parcours qui permettent d'atteindre les objectifs pédagogiques. La matrice P représente la fréquentation des étapes du parcours. Chaque élément P_{ij} s'incrémente à chaque fois qu'un apprenant transite du POI(i) vers le POI(j). La matrice PH (phéromones) est mise à jour à chaque fois qu'un apprenant emprunte un chemin proche (voir plus loin) d'un des chemins pédagogiques (i.e. matrice S). PR (la matrice relative aux probabilités de transition) est mise à jour en fonction des valeurs des 3 matrices précédentes pour calculer en temps réel la probabilité de transition d'un POI vers un autre. La meilleure probabilité fournira la recommandation du prochain POI. Le paramètre α (respectivement β et γ) permet d'intégrer l'élévation à la puissance de chaque élément de la matrices S (respectivement PH et P).

Pour évaluer la pertinence pédagogique des chemins empruntés, notre système calcule pour chaque apprenant i l'écart pédagogique EP_i (formule 2). Cette métrique correspond au minimum des Distances de Hamming (DH) entre le Chemin Emprunté par l'Apprenant (CEA) et les Chemins Désirés par l'Enseignant ($CDE_1..CDE_n$) où n représente le nombre des chemins pédagogiques identifiés. Cette mesure représente aussi un bon moyen de comparer les chemins parcourus par les différents apprenants et peut aussi être considérée comme un indicateur de performance car elle permet de comparer les différents types de recommandation entre elles.

$$EP_i = \text{Min}DH(CEA, CDE_1, DH(CEA, CDE_2), \dots, DH(CEA, CDE_n)) \quad (2)$$

Pour évaluer l'influence des différentes stratégies pédagogiques (en fonction des valeurs de α , β et γ) nous avons proposé trois variantes de recommandation de POIs. La recommandation de la Solution de la Majorité (RSM) correspond aux valeurs $\alpha=0$, $\beta=1$ et $\gamma=1$. Cette option correspond à du filtrage collaboratif classique. La Recommandation Pédagogique (RP) se base essentiellement sur la matrice (S). Les paramètres $\alpha = 1$, $\beta = 1$ et $\gamma = 0$ éliminent l'influence des choix individuels (P) sauf s'ils vont dans le sens des options souhaitées par l'instructeur (PH). La Recommandation Collaborative (RC) prend en compte les souhaits de l'instructeur et les interactions entre apprenants ($\alpha=1$, $\beta=1$ et $\gamma=1$).

Notre simulateur permet de faire varier les paramètres α , β et γ , le nombre d'apprenants et le taux d'approbation des choix recommandés. Ce dernier point permet d'intégrer la liberté des apprenants de ne pas suivre la recommandation. Nos premiers résultats apparaissent dans la figure 1. Cette dernière montre la moyenne des écarts moy(RSM) (respectivement moy(RP) et moy(RC)) entre le chemins recommandés par la RSM (respectivement RP et RC) et les chemins désirés par l'enseignant en fonction du nombre d'apprenants (le taux d'acceptation est de 75%).

On observe que la stratégie RC s'adapte à nos contraintes car elle fournit l'écart le plus faible. Cela correspond à une pédagogie conciliant les choix du tuteur et une autonomie des apprenants. D'autre part, RP est plus performante que le filtrage collaboratif classique (RSM). Ces premiers résultats sont donc encourageants même s'ils doivent être approfondis. En particulier, nous envisageons d'étudier l'influence du niveau des paramètres α , β et γ , celle du taux d'acceptation, le nombre de POI, etc. Dans le but de valider notre approche pour l'orchestration des activités mobiles d'apprentissage, nous avons mis en œuvre un projet de type découverte de campus universitaire. Ce cadre logiciel permet d'intégrer la RC pour faire le bon filtrage collaboratif des POIs dans le cadre de notre scénario de sortie pédagogique.

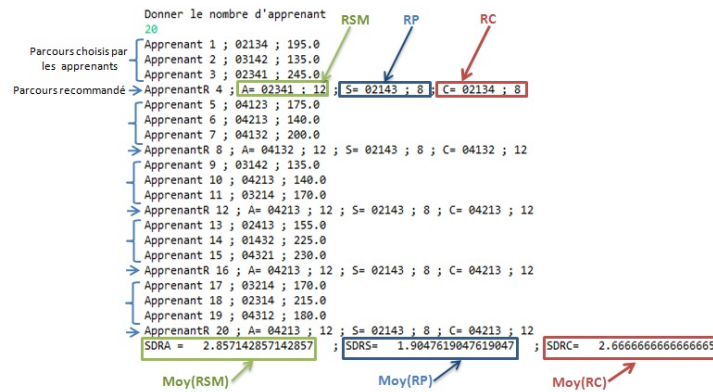


FIG. 1 – Exemple de comparaison entre la RSM, la RP et la RC des POIs 0,1,2,3 et 4 en fonction du nombre d'apprenants à l'aide de notre simulateur.

4 Conclusion

La logique de nos travaux repose sur une comparaison entre le modèle simulé et la réalité du comportement des apprenants. Notre simulateur permet d'évaluer l'influence des différents paramètres contextuels à l'orchestration des activités d'apprentissage en mobilité. La complexité de cette approche de la pédagogie, mêlant les contraintes de formation avec l'autonomie et la collaboration entre apprenants, peut difficilement être approchée sans outils d'analyse. Ce simulateur est destiné à éclairer des expérimentations de terrain. L'analyse des traces d'activités, les choix faits par les étudiants ainsi que les résultats du contrôle des connaissances permettront d'approfondir le modèle simulé. Dans cette perspective, nous avons développé un prototype pour aider les nouveaux bacheliers à découvrir leur campus universitaire.

Références

- Benayoune, F. et L. Lancieri (2005). Toward a modelization of mobile learners behavior for the design and the evaluation of advanced training systems. *IADIS International Journal on WWW/Internet*.
- Biancalana, C., F. Gasparetti, A. Micarelli, et G. Sansonetti (2011). An approach to social recommendation for context-aware mobile services. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 4, 325–334.
- Candillier, L., K. Jack, F. Fessant, et F. Meyer (2009). State-of-the-art recommender systems. *Collaborative and Social Information Retrieval and Access*, 325–334.
- Cheng, C., H. Yang, M. Lyu, et I. King (2013). Where you like to go next : Successive point-of-interest recommendation. *Proceedings of the 23 International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2605–2611.

- De Spindler, A., R. Spindler, M. Norrie, M. Grossniklaus, et B. Signer (2006). Spatio-temporal proximity as a basis for collaborative filtering in mobile environments.
- Dennouni, N., Y. Peter, L. Lancieri, et Z. Slama (2014). To a geographical orchestration of mobile learning activities. *iJIM International Journal of Interactive Mobile Technologies*. ISSN : 1865-7923 8, 35–41.
- Dorigo, M., V. Maniezzo, et A. Colomi (1996). Ant system : optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems* 26, 29–41.
- Glahn, C. et M. Specht (2010). Embedding moodle into ubiquitous computing environments. *In Publications and Preprints LMedia*.
- Goodyear, P., Y. Hwang, T. Lin, et I. Su (2009). Seamless connection between learning and assessment-applying progressive learning tasks in mobile ecology inquiry. *Educational Technology & Society* ISSN 1436-4522 2, 194–205.
- Hung, P., Y. Hwang, T. Lin, et I. Su (2013). Seamless connection between learning and assessment-applying progressive learning tasks in mobile ecology inquiry. *Educational Technology & Society* ISSN 1436-4522, 194–205.
- Kurilovas, E. (2013). Recommending suitable learning scenarios according to learners' preferences : An improved swarm based approach. *Computers in Human Behavior*.
- Phichaya-anutarat, P. et S. Mungsing (2014). Hybrid recommendation technique for automated personalized poi selection. *International journal of information technology (IJIT)* 1, 01–09.
- Sang, J., T. Mei, J. Tao Sun, C. Xu, et S. Li (2012). Probabilistic sequential pois recommendation via check-in data. *ACM ISBN 978-1-4503-1691-0/12/11*.
- Sharples, M. (2009). Mobile learning : Small devices, big issues. *Technology-Enhanced Learning*.
- Valigiani, G., Y. Jamont, et C. Bourgeois République (2005). Experimenting with a real-size man-hill to optimize pedagogical paths. *ACM Symposium on Applied Computing*.
- Wang, T., K. Wang, et Y. Huang (2008). Using a style-based ant colony system for adaptive learning. *Expert Systems with Applications* 34, 2449–2464.
- Ye, M., P. Yin, W. Lee, et D. Lee (2011). Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation. *ACM*, 325–334.
- Zheng, W., B. Cao, Y. Zheng, et X. Xie (2012). Towards mobile intelligence : Learning from gps history data for collaborative recommendation. *ScienceDirect Artificial Intelligence*, 17–37.

Summary

This article addresses the topic of the dynamic organization (orchestration) of mobile learning activities during the conduct of field trips. In this context, adaptive learning helps to consider the spatial, temporal and cognitive parameters of the activity. In our proposal, the path travelled by the student is guided by a collaborative filtering technique inspired by Ant Colony Optimisation that conciliate the learning scope with the autonomy of learners. To validate our approach, we have developed a simulator and a dedicated software framework to help new students in the discovery of their campus.