

# Vers une adaptation des apprentissages générique et multi-aspects

Baptiste Monterrat, François Bouchet, Elise Lavoué, Vanda Luengo

▶ **To cite this version:**

Baptiste Monterrat, François Bouchet, Elise Lavoué, Vanda Luengo. Vers une adaptation des apprentissages générique et multi-aspects. ORPHEE-RDV 2017 Atelier "Personnalisation et adaptation dans les environnements d'apprentissage : un regard interdisciplinaire sur les perspectives de recherche" -, Jan 2017, Font-Romeu, France. 4p. hal-01523750

**HAL Id: hal-01523750**
**https://hal.science/hal-01523750**

Submitted on 18 May 2017

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

# Vers une adaptation des apprentissages générique et multi-aspects

Baptiste Monterrat[1], François Bouchet[1], Élise Lavoué[2], Vanda Luengo[1]

[1] Sorbonne Universités, UPMC Paris 6, CNRS, LIP6 UMR 7606, Paris, France
{baptiste.monterrat,francois.bouchet,vanda.luengo}@lip6.fr
[2] IAE Lyon, Université Jean Moulin Lyon 3, LIRIS UMR CNRS 5205, France
elise.lavoue@univ-lyon3.fr

**Résumé.** Dans les EIAH, la personnalisation peut se faire suivant plusieurs aspects, notamment didactique, pédagogique, ludique, ou encore l'adaptation au contexte. Cet article propose un modèle d'adaptation générique dont l'apport principal est la capacité à prendre en compte de multiples aspects dans le choix d'une activité, alors que la plupart des systèmes proposés dans la littérature ne mettent en œuvre qu'un seul aspect d'adaptation. Ce modèle est basé sur l'approche de la Q-matrice. Nous souhaitons explorer certains aspects de la mise en application du modèle.

## 1 Introduction : les limites actuelles de l'adaptation

Dans les EIAH, la personnalisation peut se faire suivant plusieurs aspects, notamment didactique, pédagogique, ludique, ou encore l'adaptation au contexte. Dans chacun de ces aspects, des propositions d'adaptation sont nombreuses et variées. Par exemple, Mampadi *et al.* (2011) se sont intéressés aux styles cognitifs des apprenants (aspect pédagogique). Ils ont construit un hypermédia qui s'adapte suivant une des dimensions décrivant l'apprenant : selon s'il est *holistique* (approche globale) ou *sérialiste* (approche locale). Les participants ayant appris à l'aide d'un environnement adapté ont obtenu de meilleures performances que ceux ayant utilisé une version non adaptée de l'environnement. Pour une adaptation suivant l'aspect ludique, dans (Monterrat *et al.*, 2015) nous avons construit un système de ludification qui s'adapte au profil de joueur de l'apprenant. Lors d'une expérimentation pendant laquelle les éléments ludiques de l'environnement d'apprentissage étaient adaptés au profil de joueur des apprenants, les participants avec des éléments adaptés sont restés connectés plus longtemps que ceux avec un environnement contre-adapté.

Malheureusement, la plupart des propositions de systèmes suivent un aspect d'adaptation unique. D'après Naik & Kamat (2015), prendre en compte de nombreux aspects d'adaptation n'est pas faisable. Nous pensons au contraire que c'est possible et que cela peut être bénéfique pour l'apprentissage. Le travail de Göbel *et al.* (2010) est à notre connaissance la seule proposition multi-aspects : elle repose à la fois sur un modèle d'adaptation didactique basée sur les connaissances des apprenants et un modèle d'adaptation ludique basée sur les profils de joueur des apprenants. Ils proposent

ensuite un système de poids permettant de concilier les deux aspects en même temps pour choisir une activité.

Dans cet article, nous défendons l'idée qu'il est important de combiner les méthodes d'adaptation existantes. Des systèmes d'adaptation efficaces ont été conçus, suivant chacun l'un des aspects liés aux apprenants et au contexte d'apprentissage. Tandis que ces systèmes se développent et évoluent, ils se spécialisent sans prendre en compte la contrainte liée au fait de fonctionner avec d'autres systèmes d'adaptation. C'est pourquoi nous pensons que la problématique de la compatibilité entre les systèmes doit être abordée dès maintenant, afin qu'elle soit prise en compte lors de la création de nouveaux systèmes d'adaptation et de l'évolution des systèmes existants.

Pour ces raisons, nous présentons dans cet article un modèle d'adaptation générique, qui vise à adapter des activités suivant plusieurs aspects en même temps. Nous discutons ensuite des problématiques liées à la généricité de l'adaptation et des recherches envisagées pour les traiter.

## 2 Présentation des travaux : le modèle MAGAM

Le modèle MAGAM (Multi-Aspect Generic Adaptation Model) est basé sur le concept de la Q-matrice (Barnes, 2005). Il est construit à partir de constantes observées dans les méthodes d'adaptation existantes. Il repose sur trois entités essentielles : les **Activités (A)**, les **Utilisateurs (U)** et les **Propriétés (P)**. Le rôle du système d'adaptation est de proposer à un apprenant (appelé ici utilisateur) les activités qui lui sont le plus adaptées. Pour cela, le système s'appuie sur les propriétés : des entités abstraites permettant de faire un lien entre activités et utilisateurs. Chaque propriété est liée aux utilisateurs d'une part et aux activités d'autre part, avec un système de valeurs spécifique et une sémantique spécifique. Quelques exemples :

- Si les propriétés sont des compétences (ex : additionner, multiplier), les valeurs peuvent exprimer à quel point l'utilisateur maitrise chacune d'elles, et à quel degré une activité permet d'acquérir chaque compétence.
- Si les propriétés sont des mécaniques de jeu (ex : compétition, exploration), les valeurs peuvent exprimer à quel point l'utilisateur est intéressé par chaque mécanique, et à quel degré une activité repose sur chaque mécanique.

Les *profils* des utilisateurs sont l'ensemble des valeurs qui relient les utilisateurs aux propriétés, elles sont enregistrées dans la matrice **M**. Ces valeurs peuvent être collectée par divers moyens, tels que l'usage de questionnaires ou l'analyse de traces (en temps réel ou issues de sessions antérieures). Les valeurs qui relient les activités aux propriétés sont enregistrées dans la matrice **Q**. Il y a également plusieurs méthodes pour obtenir cette matrice, comme solliciter l'avis d'experts du domaine ou par l'analyse de données. Enfin, un *calcul* fournit une matrice de valeurs qui exprime à quel degré chaque activité est adaptée à chaque utilisateur. Cette matrice de recommandation, appelée **R**, peut être utilisée de différentes façons pour l'adaptation des activités, comme imposer l'activité la plus adaptée ou faire des recommandations. Ce modèle est résumé sur la figure 1.

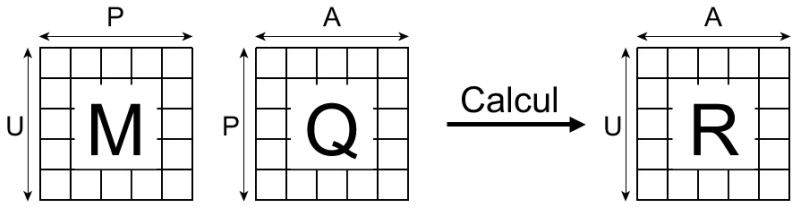



**Fig. 1.** Aperçu du modèle d'adaptation générique.
(A = Activités, U = Utilisateurs, P = Propriétés)

Dans le contexte de ce modèle, nous définissons alors le **Calcul** comme une application qui construit une matrice R à partir de M et Q :

$$\mathbf{C\ (Q, M) \rightarrow R}$$

Par exemple, dans le système de Monterrat *et al.* (2015), le résultat recommande des fonctionnalités ludiques en fonction des propriétés issues du profil de joueur. Le calcul peut s'exprimer ainsi :

$$C : \forall u \forall a, \qquad R_{ua} = \Sigma_{p=1}^{pmax} Q_{pa} \,.\, M_{up}$$

Suivant l'aspect didactique, on peut concevoir que les valeurs de M représentent le niveau de maîtrise de l'apprenant d'une notion, et que les valeurs de Q représentent le niveau de maîtrise nécessaire d'une notion pour réaliser une activité. Si on considère que le niveau de maîtrise de l'utilisateur doit être proche de celui attendu pour que l'activité lui corresponde, alors la recommandation doit minimiser la différence entre ces valeurs. Dans ce cas, le calcul peut s'exprimer ainsi :

$$C : \forall u \forall a, \qquad R_{ua} = \Sigma_{p=1}^{pmax} - |Q_{pa} - M_{up}|$$

Le modèle de calcul décrit précédemment permet de réaliser une adaptation suivant un profil à plusieurs dimensions, mais toutes appartenant à un seul aspect (didactique, pédagogique, ludique, etc.). Afin d'adapter une activité suivant différents aspects, nous devons associer les recommandations proposées par les différents calculs. Pour cela, nous définissons la **Fusion** comme une application qui construit une matrice R à partir d'autres matrices $R_i$ ($i > 1$) :

$$\mathbf{F\ (R_1, R_2, \ldots, R_n) \rightarrow R}$$

Plusieurs modes de calcul peuvent être envisagés pour les fusions. Il est possible par exemple de prendre la moyenne des valeurs de plusieurs matrices R. Celles-ci peuvent également être pondérées par le responsable pédagogique (enseignant, expert, etc.), s'il souhaite par exemple accorder une importance plus grande à l'aspect didactique qu'à l'aspect ludique.

## 3 Pistes de recherche

Les différents aspects adaptatifs comptent chacun de nombreuses spécificités. Vouloir toutes les prendre en compte dans un modèle unique le rendrait extrêmement complexe. L'élaboration d'un modèle unique valable à travers les différents aspects adaptatifs est un choix en faveur de la simplicité et de la généricité. Cependant, un système fortement générique tel que proposé ici fait perdre de la richesse à chaque système d'adaptation.

Par exemple, pour l'adaptation didactique, des systèmes existants intègrent la théorie des espaces de connaissance (ou *KST, Knowledge Space Theory*), qui modélise les connaissances sous la forme d'un arbre, alors qu'elles sont modélisées comme une liste dans notre modèle. Les relations de parenté sont donc perdues.

Lors de cet atelier, nous souhaitons réfléchir aux problématiques liées à la généricité d'un tel modèle. La perte d'informations est-elle inévitable ? Si oui, quel est l'impact de cette perte et peut-elle être compensée, en pratique, par le gain obtenu par la possibilité de combiner plusieurs aspects ? Jusqu'où le modèle peut-il s'enrichir tout en restant générique ? Dans quelle mesure les systèmes d'adaptation mono-aspects existants peuvent être adaptés pour se combiner avec notre modèle ?

Une implémentation du modèle MAGAM en PHP a déjà permis de valider sa cohérence. La poursuite de nos travaux passe par des expérimentations permettant d'évaluer l'impact de modes de calcul spécifiques sur l'apprentissage et la motivation. Nous chercherons notamment à évaluer l'efficacité de modèles d'adaptation appliqués à différents aspects en les testant séparément, puis en les combinant grâce aux fusions. Si l'adaptation permise par le modèle a un impact positif sur l'apprentissage, il sera ensuite intéressant de comparer cet effet à celui d'autres systèmes existants. En particulier, nous chercherons à savoir si combiner différents systèmes d'adaptation permet de cumuler les bénéfices obtenus sur la motivation et les résultats des apprenants. Ensuite, nous comparerons un modèle d'adaptation suivant un seul aspect à une implémentation de MAGAM suivant ce même aspect. Grâce à la mesure de la taille des effets (notamment avec le d de Cohen), nous évaluerons si réduire un modèle à une liste de propriétés diminue ses bénéfices de façon significative ou négligeable.

Références


1. Barnes, T. (2005). The q-matrix method: Mining student response data for knowledge. In American Association for Artificial Intelligence 2005 Educational Data Mining Workshop.
2. Göbel, S., Wendel, V., Ritter, C., & Steinmetz, R. (2010). Personalized, adaptive digital educational games using narrative game-based learning objects. In 5th International Conf. on E-learning and Games (Edutainment 2010) (p. 438–445). Changchun, China: Springer.
3. Mampadi, F., Chen, S. Y., Ghinea, G., & Chen, M.-P. (2011). Design of adaptive hypermedia learning systems: A cognitive style approach. Computers & Education, 56(4), 1003–1011. http://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.11.018
4. Monterrat, B., Desmarais, M., Lavoué, E., & George, S. (2015). A Player Model for Adaptive Gamification in Learning Environments. In Artificial Intelligence in Education (p. 297–306). Springer.
5. Naik, V., & Kamat, V. (2015). Adaptive and Gamified Learning Environment (AGLE). In 2015 IEEE 7th International Conf. on Technology for Education (T4E) (p. 7–14). IEEE.