

MAGAM: un modèle générique pour l'adaptation multi-aspects dans les EIAH

Baptiste Monterrat, Amel Yessad, François Bouchet, Elise Lavoué, Vanda Luengo

► **To cite this version:**

Baptiste Monterrat, Amel Yessad, François Bouchet, Elise Lavoué, Vanda Luengo. MAGAM: un modèle générique pour l'adaptation multi-aspects dans les EIAH. Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, Jun 2017, Strasbourg, France. pp.29-40. hal-01517137

HAL Id: hal-01517137

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01517137>

Submitted on 20 Mar 2019

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.

MAGAM : un modèle générique pour l'adaptation multi-aspects dans les EIAH

Baptiste Monerrat¹, Amel Yessad¹, François Bouchet¹,
Élise Lavoué², Vanda Luengo¹

¹ Sorbonne Universités, UPMC Paris 6, CNRS, LIP6 UMR 7606, Paris, France
{baptiste.monerrat, amel.yessad, 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, l'adaptation peut se faire suivant plusieurs aspects, notamment didactique, pédagogique, ludique, ou encore en fonction du contexte. Alors que les approches actuelles proposent d'adapter suivant un seul aspect, cet article propose le modèle d'adaptation générique MAGAM ayant la capacité à prendre en compte de multiples aspects dans le choix d'une activité. Ce modèle est basé sur l'approche de la Q-matrice. Il a été implémenté et utilisé expérimentalement. L'adaptation expérimentale visait à sélectionner des activités suivant leur aspect ludique et didactique pour 97 étudiants. Cette expérimentation a démontré l'utilité de MAGAM pour associer plusieurs aspects d'adaptation en conditions écologiques.

Mots-clés. Adaptation, Modèle d'apprenant, Système de recommandation.

Abstract. Adaptation in learning environments can follow various aspects, such as didactics, pedagogy, game mechanics or context. While most current approaches propose to adapt according to a single aspect, this paper proposes a Multi-Aspect Generic Adaptation Model (MAGAM). This model is based on the Q-matrix. It aims at taking into account heterogeneous data to select adapted activities. It has been implemented and used into an experiment which allowed the adaptation of learning activities for 97 students based on both knowledge and gaming profiles. This experiment has shown the usefulness of MAGAM to combine various aspects of adaptation in ecological conditions.

Keywords. Adaptation, Learner model, Recommender system.

1 Introduction

Les systèmes adaptatifs sont souvent caractérisés par les trois concepts suivants [1] : (1) la *source* (ce à quoi on s'adapte), (2) la *cible* (ce qui est adapté) et (3) le *cheminement* (méthodes pour adapter la cible selon la source). Pour une adaptation effective, la source doit apporter des informations pertinentes en relation avec la cible. Nous appelons l'association entre la source et la cible un aspect d'adaptation. Ainsi, lorsqu'un système doit adapter des contenus didactiques il se base sur le profil cognitif de l'apprenant (aspect didactique), et sur le profil de joueur pour adapter des mécaniques de jeu (aspect ludique).

Dans l'état de l'art de l'adaptation dans les EIAH, Vandewaetere *et al.* [1] ont identifié 11 sources possibles d'adaptation, telles que les connaissances de l'apprenant, ou sa culture. Pourtant la plupart des propositions dans la littérature se limitent à un seul aspect d'adaptation. Une explication probable est la diversité des techniques mises en œuvre pour l'adaptation. Vandewaetere *et al.* [1] ont identifié 25 cheminements d'adaptation différents dans la littérature, incluant notamment les systèmes à base de règles, les réseaux bayésiens et les réseaux de neurones. C'est probablement cette hétérogénéité des systèmes d'adaptation qui amène Naik & Kamat [2] à penser que prendre en compte de nombreux aspects d'adaptation n'est pas faisable. Cependant, nous pensons qu'une adaptation multi-aspects est non seulement souhaitable mais aussi possible si elle est fondée sur un modèle assez générique.

Nous faisons l'hypothèse qu'un modèle générique avec des variables et des opérateurs génériques pourrait aisément être instancié pour fédérer différents aspects lors de l'adaptation. Nous avons conçu le modèle MAGAM (*Multi-Aspect Generic Adaptation Model*) qui repose sur l'identification de propriétés communes au profil de l'apprenant et aux activités à adapter. Après un bref état de l'art des techniques d'adaptation dans la section 2, nous présentons ce modèle dans la section 3. Ensuite nous présentons dans la section 4 l'expérimentation menée pour évaluer le modèle.

2 Approches existantes pour l'adaptation des EIAH

2.1 Boucle d'adaptation

Aleven *et al.* [3] distinguent trois boucles d'adaptation : conception, tâche et étape. Adapter suivant la boucle de conception implique d'étudier les données relatives aux apprenants et à l'apprentissage, puis de les prendre en compte lors des itérations de conception des enseignements. Cette boucle vise à adapter l'apprentissage à un groupe d'apprenants selon leurs points communs. Dans la boucle de tâche, le rôle du système d'adaptation est de sélectionner une tâche pour l'apprenant. Enfin, la boucle d'étape est responsable d'adaptations réalisées plusieurs fois au sein d'une même tâche, en réaction aux actions d'un apprenant. Les systèmes d'adaptation basés sur la boucle de tâche et d'étape se focalisent plutôt sur les différences entre les apprenants. Le modèle que nous proposons ici est dédié en particulier à la boucle de tâche.

Les adaptations suivant la boucle de tâche ou d'étape reposent sur deux opérations : d'une part, la sélection et le paramétrage d'activités adaptées à l'apprenant, et d'autre part la mise à jour de son profil. Le modèle que nous proposons dans cet article concerne la sélection et le paramétrage des activités. Il peut être utilisé en complémentarité avec diverses méthodes d'initialisation et de mise à jour du profil de l'apprenant.

2.2 Aspects d'adaptation

Aleven *et al.* [3] ont passé en revue la littérature pour déterminer les caractéristiques de l'apprenant dont la prise en compte peut avoir un impact positif sur l'apprentissage. Ils ont classé en cinq catégories les sources d'adaptation ayant été expérimentalement

validées : connaissances, stratégies de résolution des problèmes et erreurs, affect et motivation, stratégies d'apprentissage autorégulées, métacognition et effort, styles d'apprentissage. Nous détaillons ces aspects de l'adaptation ci-après en distinguant les aspects pédagogiques et didactiques, et en ajoutant l'aspect ludique.

Aspect didactique. La prise en compte de l'état des connaissances de l'apprenant fut l'un des premiers axes de recherche pour l'adaptation des apprentissages. En 1972, Atkinson [4] avait amélioré les performances d'étudiants en langue en choisissant leurs tâches d'après leurs réponses précédentes. Dans le système *Cognitive Tutor*, Anderson *et al.* [5] évaluent l'état de connaissance de l'apprenant, modélisé dans un réseau Bayésien. Ce modèle est ensuite utilisé pour sélectionner les tâches que l'apprenant ne maîtrise pas, ce qui a amélioré les performances des étudiants.

Aspect pédagogique. Melero *et al.* [6] ont proposé un système qui recommande à des apprenants des activités de jeux sérieux en prenant à la fois en compte leur profil cognitif et des stratégies d'enseignement (progression, renforcement et approfondissement). Ce système s'appuie sur la CbKST (*Competence-based Knowledge Space Theory*) pour identifier l'espace des états de connaissance par lesquels passent les apprenants. Les expérimentations de terrain ont montré une concordance entre les choix des enseignants et ceux du système d'adaptation.

Aspect motivationnel et émotionnel. Walkington [7] a développé un environnement d'algèbre qui s'adapte aux centres d'intérêt des apprenants. Ce système a permis aux apprenants de mieux comprendre les problèmes et d'obtenir de meilleurs résultats. Dans leurs recherches sur les liens entre personnalité et émotions, Harley *et al.* [8] ont aussi fait plusieurs propositions pour les environnements d'apprentissage adaptés aux émotions, permettant notamment de réduire l'anxiété.

Aspect stratégique. MetaTutor [9] est un environnement d'apprentissage visant à encourager les étudiants à déployer des processus d'auto-régulation durant leur apprentissage. Des agents pédagogiques utilisent un système à base de règles pour inciter les étudiants à utiliser ces processus aux moments opportuns. Les groupes d'étudiants pour lesquels les agents interviennent obtiennent de meilleurs résultats.

Aspect styles d'apprentissage. Mampadi *et al.* [10] se sont intéressés aux styles cognitifs des apprenants (e.g. style holistique ou sériel), à l'aide d'un questionnaire pour connaître le profil. Les participants ayant appris sur un environnement adapté ont obtenu de meilleures performances que ceux du groupe témoin. Pour avoir un modèle d'apprenant dynamique, d'autres recherches ont porté sur la détection automatique des styles d'apprentissage à partir des traces des apprenants [11].

Aspect Ludique. Une des propositions d'adaptation suivant l'aspect ludique d'un jeu sérieux est celle de Natkin *et al.* [12]. Ils se sont basés sur des types de personnalité pour sélectionner des quêtes dont les mécaniques étaient adaptées aux joueurs. Pour une adaptation suivant l'aspect ludique, Monterrat *et al.* [13] ont construit un système de ludification qui s'adapte au profil de joueur de l'apprenant. Ce profil est constitué de sept types de joueur indépendants (e.g. *socializer, achiever*) [14]. Pendant une

expérimentation avec 223 apprenants, les participants avec des éléments adaptés sont restés connectés plus longtemps que ceux avec un environnement contre-adapté.

Aspects multiples. Peu d'articles relatent des recherches sur une adaptation multi-aspects. Heilman *et al.* [15] présentent un système prenant en compte à la fois les centres d'intérêt de l'apprenant et leurs compétences. Il a été évalué dans un cours d'acquisition de vocabulaire en anglais avec 22 apprenants et a montré des résultats positifs sur les performances des apprenants. Par ailleurs, Göbel *et al.* [16] proposent une adaptation reposant à la fois sur un modèle d'adaptation didactique basée sur les connaissances des apprenants et sur 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. Le modèle que nous présentons dans cet article peut être vu comme une généralisation de celui de Göbel *et al.* [16].

3 MAGAM : présentation d'un modèle générique multi-aspects

Nous présentons ici MAGAM (*Multi-Aspect Generic Adaptation Model*). Ce modèle d'adaptation est basé sur un ensemble constitué de trois entités : les utilisateurs-apprenants (U), les activités pédagogiques ou leurs caractéristiques (A) et les propriétés (P) appliquées aux activités et utilisateurs.

3.1 Un modèle générique

Le système d'adaptation doit proposer à chaque utilisateur les activités qui lui sont le plus adaptées en tenant en compte plusieurs aspects. Il s'appuie pour cela sur les *propriétés* : des informations liées d'une part aux utilisateurs et d'autre part aux activités, avec un système de valeurs et une sémantique spécifique. Deux exemples :

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

Afin de visualiser le modèle, nous proposons une représentation sur les trois faces visibles d'un pavé droit (cf. Fig. 1). Les profils des utilisateurs sont l'ensemble des valeurs qui relient les utilisateurs aux propriétés, elles sont enregistrées dans la matrice M. Les valeurs qui relient les activités aux propriétés sont enregistrées dans la matrice Q. Enfin, un calcul fournit une matrice de valeurs qui exprime à quel degré chaque activité est adaptée à chaque utilisateur. Cette matrice est appelée R.

logique d'adaptation. Nous proposons une représentation possible de leur système d'adaptation sur la figure 3 (calcul C_1). Elle représente trois centres d'intérêt et deux problèmes déclinés chacun en deux versions, en faisant l'hypothèse que le questionnaire de préférence s'exprime sur une note allant de 0 à 5.

Le modèle utilisé par Natkin *et al.* [12] est également compatible avec MAGAM. Leur adaptation est basée sur le *Five Factor Model* [18], composé de cinq dimensions s'exprimant sur une valeur allant de -1 à 1 pour les utilisateurs et les activités. La note de recommandation est ici issue d'un calcul de distance (euclidienne) entre le vecteur de l'utilisateur et le vecteur de l'activité. Nous pouvons exprimer cette distance avec un calcul dans MAGAM. Il est représenté sur la figure 3 (calcul C_2).

3.2 Fusionner pour une adaptation multi-aspects

Le modèle de calcul décrit précédemment permet l'adaptation suivant différentes propriétés appartenant à un même aspect. Afin d'adapter une activité suivant plusieurs aspects, nous devons associer les recommandations proposées par les différents calculs. Pour cela, nous définissons la *Fusion* (2) comme une application qui construit une matrice R à partir d'autres matrices R_i . Plusieurs modes de calcul peuvent être envisagés pour les fusions. Il est possible par exemple de prendre la moyenne des différentes matrices de recommandation comme proposé par Göbel *et al.* [16].

$$F(R_1, R_2, \dots, R_n) \rightarrow R \quad (2)$$

Enfin, pour identifier l'activité qui sera recommandée à chaque apprenant, nous définissons la *Sélection* (3) comme une opération qui à partir de R donne R' , une matrice à une seule colonne donnant l'identifiant de l'activité recommandée à chacun.

$$S(R) \rightarrow R' \quad (3)$$

Afin d'illustrer les possibilités de fusion, la figure 2 présente un exemple d'application prenant en compte trois aspects : une adaptation motivationnelle (C_1), une adaptation ludique (C_2) et une adaptation contextuelle (C_3).

Le premier calcul est issu de [7] et le deuxième de [12] ; ils sont décrits dans la section précédente. Pour le troisième nous proposons d'appliquer une contrainte de contexte : le temps disponible. Dans la matrice M , l'étudiant précise à l'avance combien de temps il souhaite travailler. Dans la matrice Q sont inscrites les durées moyennes de réalisation des activités en minutes. Pour prendre en compte la contrainte de temps, le calcul associé va rejeter les activités trop longues, et privilégier les durées proches de la durée disponible. La figure montre alors que l'activité a_1 prend 8 minutes, qu'elle est adaptée aux extravertis et qu'elle traite de musique.

Nous fusionnons dans un premier temps R_{C_1} et R_{C_2} en R_{F_1} . Nous prenons la moyenne des valeurs, pour leur accorder une importance équivalente. Ensuite, produisons R_{F_2} en fusionnant R_{F_1} (le résultat de la première fusion) avec R_{C_3} en utilisant leur produit, car un zéro dans R_{C_3} exprime une impossibilité de faire l'activité. Le zéro doit donc perdurer dans la matrice R finale. Un autre type de fusion possible consisterait à prendre le minimum des valeurs pour chaque case. Ainsi, si un calcul produit une valeur de recommandation faible dans R , il est garanti que cette valeur faible sera transmise dans la recommandation finale pour prendre en compte la contrainte du calcul.

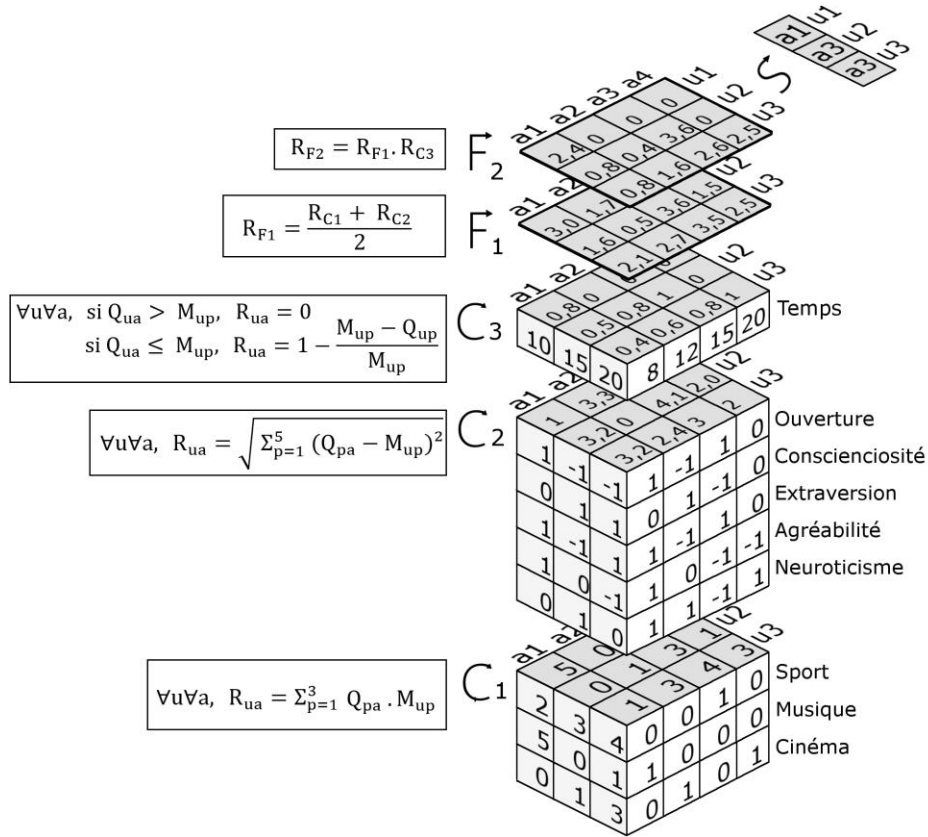


Fig. 3. Exemple de fusions successives.

3.3 Mise en œuvre de MAGAM

Nous avons implémenté MAGAM avec les technologies HTML, MySQL et PHP. L'interface permet de spécifier manuellement les entités, inscrire les valeurs dans les matrices M et Q, choisir les opérations et lire les résultats de l'adaptation (cf. Fig. 4).

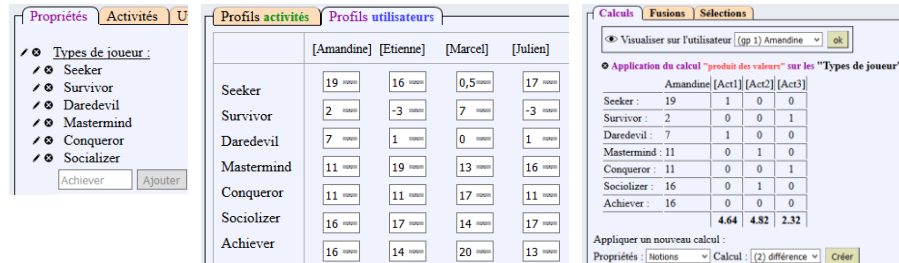


Fig. 4. Capture d'écran de l'interface de gestion de MAGAM.

4 Expérimentation

Nous avons organisé une expérimentation sur quatre semaines afin d'évaluer le modèle MAGAM et son implémentation. L'expérimentation proposait une adaptation didactique et ludique pour des étudiants d'un cours de méthodologie pour l'expression écrite et orale comprenant des activités en classe et hors classe sur Moodle.

4.1 Méthode

Participants. Les participants étaient 176 étudiants inscrits en première année en sciences à l'université. Ils étaient répartis en dix groupes, chacun composé initialement de 13 à 20 étudiants. Les groupes étaient répartis entre quatre enseignantes de Français. Au final, 97 ont participé à toutes les activités et répondu à tous les questionnaires. Ils ont 19 ans en moyenne, 53% d'entre eux sont des femmes. Les participants ont été répartis aléatoirement dans les quatre modalités suivantes :

- [C] Pas d'adaptation (contrôle) : 28 étudiants
- [L] Adaptation ludique : 26 étudiants
- [D] Adaptation didactique : 24 étudiants
- [LD] Adaptation ludique et didactique : 19 étudiants

Matériel. Les participants ont répondu à deux questionnaires avant le lancement de l'expérimentation. Le premier (prétest) est un test de connaissances évaluant les étudiants dans six domaines : (OL) orthographe lexicale, (OG) orthographe grammaticale, (CS) construction syntaxique, (CT) concordance des temps, (C) conjugaison et (V) vocabulaire. Il a été construit par l'une des enseignantes. Le second questionnaire est une traduction en français du test BrainHex [14] permettant d'évaluer les participants avec une note de -10 à 20 associée à sept types de joueurs : (SE) Seeker, (SU) Survivor, (D) Daredevil, (M) Mastermind, (C) Conqueror, (SO) Socializer et (A) Achiever. Les participants ont également répondu à un second test de connaissances (posttest) portant sur les mêmes notions que le test initial, censé être de difficulté équivalente.

Nous avons créé 46 activités sur papier destinées à être utilisées en classe et 58 activités sur Moodle destinées à être réalisées à la maison. Les activités étaient principalement de type choix multiple, texte à compléter et tableau à compléter. Les activités permettaient de travailler sur une des notions et possédaient zéro, un ou plusieurs ressorts ludiques. Le tableau 1 résume les ressorts ludiques intégrés aux activités.

Procédure. L'expérimentation s'est déroulée sur une période de quatre semaines avec deux heures de cours d'expression écrite et orale par semaine. Les activités sur Moodle étaient réalisées entre les séances en classe, soit trois fois au total. Les étudiants ont été répartis aléatoirement dans l'une des quatre modalités (C, L, D et LD), divisant ainsi chacun des dix groupes d'étudiants en quatre sous-groupes. Chaque semaine, les étapes de réalisation étaient les suivantes :

1. Deux jours avant la séance en classe, les recommandations pour la classe étaient calculées et communiquées par mail aux enseignants.

2. Le jour de la séance, les étudiants réalisaient les activités recommandées par petits groupes pendant les vingt premières minutes de la séance.
3. Le soir du jour de la séance, le profil d'apprenant des étudiants était mis à jour selon s'ils avaient réalisé leur activité en classe.
4. Le même soir, les recommandations pour Moodle étaient calculées et communiquées par mail aux étudiants. Ils recevaient chacun deux activités obligatoires et une activité optionnelle. Ils avaient trois jours pour les réaliser.
5. Trois jours avant la séance suivante, le profil d'apprenant des étudiants était mis à jour suivant les activités Moodle réalisées et la note obtenue.
6. Le même jour, les enseignantes étaient informées du nombre d'activités réalisées par chaque étudiant, pour intégration dans la note de participation.

Tableau 1. Ressorts ludiques mis en œuvre.

Type de joueur	Activité en classe	Activité Moodle
(SE) Seeker	Activité basée sur un article avec des connaissances scientifiques	Activité basée sur un article avec des connaissances scientifiques
(SU) Survivor	L'activité se termine à un moment imprévu	-
(D) Daredevil	Temps limité	Temps limité et nombre d'essais limité
(M) Mastermind	-	-
(C) Conqueror	Activité compétitive	-
(SO) Socializer	Activité coopérative	Discussion sur le forum comprise dans l'activité
(A) Achiever	-	Un marqueur indique l'activité comme réalisée

Application de MAGAM. Dans le groupe [C], les activités recommandées étaient sélectionnées aléatoirement. Dans le groupe [L], les activités étaient recommandées suivant le calcul (L) appliqué aux types de joueur, dans le but de recommander des activités avec des ressorts ludiques adaptées. Dans le groupe [D], les activités étaient recommandées suivant le calcul (D) appliqué aux notions, dans le but de recommander des activités portant sur des notions dans lesquelles l'apprenant a besoin de progresser. Dans le groupe [LD], les calculs (L) et (D) ont été appliqués puis fusionnés avec (F).

$$\forall u \forall a, \quad RL_{ua} = \frac{\sum_{p=1}^7 M_{ua} \cdot Q_{ua}}{7} \quad (\mathbf{L})$$

$$\forall u \forall a, \quad RD_{ua} = \sum_{p=1}^6 (1 - M_{ua}) \cdot Q_{ua} \quad (\mathbf{D})$$

$$\forall u \forall a, \quad RF_{ua} = RL_{ua} \cdot RD_{ua} \quad (\mathbf{F})$$

Pour les activités sur Moodle, trois sélections identifiaient les trois activités les mieux notées pour chaque étudiant de façon indépendante. Pour les activités en classe, une

sélection identifiait quelle activité avait le meilleur score moyen sur l'ensemble du groupe. Lors de l'expérimentation, les profils de joueur étaient considérés comme statiques. Cependant, les profils d'apprenant étaient mis à jour en fonction de leurs résultats. La valeur liée à chaque notion variait lorsque l'apprenant terminait une activité suivant la formule suivante : $valeur_{t+1} = (valeur_t + note) / 2$.

4.2 Résultats et Discussion

Résultats. Le tableau 2 contient les notes obtenues par les étudiants de chaque modalité au prétest et posttest. Les notes moyennes ont été ramenées sur un score de 0 à 1. La progression est calculée suivant la formule $p = (posttest - prétest) / (1 - prétest)$. Le posttest s'est avéré plus difficile que le prétest, ce qui peut expliquer la progression négative. Les groupes [L] et [LD] n'ont pas eu une progression supérieure au groupe de contrôle, mais le groupe [LD] présente un écart positif important avec le groupe [D]. La différence a été évaluée avec un test de Student bilatéral. Après application de la correction de Bonferroni ($p < 0,0085$ requis), les résultats ne passent pas le test.

Tableau 2. Progression entre le prétest et posttest et significativité.

Modalité	N	Prétest	Posttest	Progression	[L]	[D]	[LD]
[C]	28	0,66	0,50	-0,044	p = 0,603	p = 0,190	p = 0,849
[L]	26	0,68	0,52	-0,050		p = 0,153	p = 0,306
[D]	24	0,66	0,48	-0,058			p = 0,034
[LD]	19	0,73	0,55	-0,042			

Nous avons également compté chaque semaine le nombre de participants ayant réalisé les activités optionnelles (cf. tableau 3). Les scores de chaque semaine ont été comparés avec un test du Khi2. Seule la comparaison des groupes [D] et [LD] montre un écart significatif ($p = 0,006$). Ce résultat pourrait signifier que l'adaptation ludique motiverait davantage les apprenants et les inciterait à travailler sur plus d'activités. Toutefois, il faudrait mener d'autres expérimentations pour l'affirmer.

Tableau 3. Taux de participants ayant réalisé l'activité optionnelle chaque semaine.

Modalité	N	Semaine 1	Semaine 2	Semaine 3
[C]	28	52%	55%	50%
[L]	26	53%	45%	45%
[D]	24	26%	40%	41%
[LD]	19	73%	75%	62%

Discussion. Le groupe avec adaptation didactique a réalisé particulièrement peu d'activités optionnelles la première semaine. Nous pensons que cela est dû au calcul (D) qui amenait les étudiants sur les notions qu'ils maîtrisaient le moins. Cela a pu provoquer une difficulté importante au début et impacter négativement la motivation. Par ailleurs, en comparant le groupe avec adaptation ludique au groupe de contrôle, il semble que l'adaptation ludique seule n'ait pas permis d'augmenter la progression et la motivation. Cependant lorsque l'adaptation ludique est superposée à l'adaptation

didactique, les ressorts ludiques semblent avoir joué un rôle plus important sur les performances, peut-être parce que les étudiants étaient en situation de difficulté avec le calcul (D). Enfin, nous constatons que l'impact de l'adaptation ludique sur la motivation n'est pas clairement identifié comme dans [13]. Nous pouvons expliquer cela par le manque du ressort de compétition dans les activités Moodle (cf. tableau 1), un élément important dans les profils de joueur. Nous notons aussi l'absence de ressort ludique pour les utilisateurs de type *Mastermind*.

Concernant l'utilisation de MAGAM, nous avons apporté une preuve de concept sur sa généralité. En effet, nous avons pu instancier le modèle à plusieurs cas d'adaptation issus de la littérature. Il a aussi été mis en œuvre pour un cas d'adaptation multi-aspects inédit via l'expérimentation qui a été menée avec les classes de première année à l'université. Néanmoins, pour l'instant l'utilisation de MAGAM est assez technique et s'appuie sur du calcul matriciel. Cela rend le modèle difficile à exploiter par les enseignants et les ingénieurs pédagogiques. Une interface plus intuitive devrait être implémentée pour rendre accessible le modèle.

5 Conclusion

Nous avons montré que l'utilisation de MAGAM permet la mise en œuvre d'une adaptation multi-aspects. Il repose sur le fait que les mécaniques d'adaptation sont décrites de façon générique. Le choix de se baser sur la Q-matrice [19] apporte des avantages en termes de simplicité et d'homogénéité. Ce choix fixe aussi certaines limites, notamment l'absence de prise en compte des relations de prérequis comme cela est fait avec les modèles basés sur la *Competence-based Knowledge State Theory* (CbKST) [20].

De nombreuses pistes de recherche s'ouvrent suite à ces travaux. Premièrement, plusieurs extensions pourraient compléter MAGAM, par exemple pour limiter le nombre de répétitions d'une activité ou pour relâcher automatiquement les contraintes lorsque celles-ci brident trop les recommandations. D'un point de vue expérimental, l'intérêt de combiner les méthodes d'adaptation doit encore faire l'objet d'études empiriques, très peu présentes actuellement dans la littérature, si possible avec une durée suffisante pour pouvoir en mesurer les effets. Enfin, plusieurs pas restent à parcourir pour faciliter l'utilisation par les enseignants et ingénieurs pédagogiques, avec notamment l'annotation sémantique d'une bibliothèque de calculs et fusions, ainsi que la création d'un outil de gestion et de suivi de l'adaptation d'après MAGAM.

Remerciements. Nous remercions la chaire Sorbonne Universités ainsi que les enseignantes qui ont accepté de participer à cette expérimentation.

Références

1. Vandewaetere, M., Desmet, P., & Clarebout, G. (2011). The contribution of learner characteristics in the development of computer-based adaptive learning environments. *Computers in Human Behavior*, 27(1), 118-130.

2. Naik, V., & Kamat, V. (2015). Adaptive and Gamified Learning Environment (AGLE). In 2015 IEEE Seventh International Conference on Technology for Education (T4E) (p. 7–14).
3. Alevan, V., McLaughlin, E. A., Glenn, R. A., & Koedinger, K. R. (s. d.). Instruction based on adaptive learning technologies. *Handbook of research on learning and instruction*. Routledge.
4. Atkinson, R. C. (1972). Optimizing the learning of a second-language vocabulary. *Journal of Experimental Psychology*, 96(1), 124-129.
5. Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors: Lessons learned. *The Journal of the Learning Sciences*, 4(2), 167-207.
6. Melero, J., El-Kechai, N., Yessad, A., & Labat, J. M. (2015, May). Adapting Learning Paths in Serious Games: An Approach Based on Teachers' Requirements. In *International Conference on Computer Supported Education* (pp. 376-394). Springer.
7. Walkington, C. A. (2013). Using adaptive learning technologies to personalize instruction to student interests: The impact of relevant contexts on performance and learning outcomes. *Journal of Educational Psychology*, 105(4), 932.
8. Harley, J. M., Carter, C. K., Papaionnou, N., Bouchet, F., Landis, R. S., Azevedo, R., & Karabachian, L. (2016). Examining the predictive relationship between personality and emotion traits and students' agent-directed emotions: towards emotionally-adaptive agent-based learning environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 26(2-3), 177-219.
9. Taub, M., Azevedo, R., Bouchet, F., & Khosravifar, B. (2014). Can the use of cognitive and metacognitive self-regulated learning strategies be predicted by learners' levels of prior knowledge in hypermedia-learning environments? *Computers in Human Behavior*, 39, 356-367.
10. 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.
11. Bousbia, N., Labat, J. M., Balla, A., & Rebai, I. (2011). Supervised classification on navigational behaviours in web-based learning systems to identify learning styles. *International Journal of Learning Technology*, 6(1), 24-45.
12. Natkin, S., Yan, C., Jumpertz, S., & Market, B. (2007). Creating Multiplayer Ubiquitous Games Using an Adaptive Narration Model Based on a User's Model. In *Digital Games Research Association International Conference (DiGRA 2007)*.
13. Monterrat, B., Desmarais, M., Lavoué, E., & George, S. (2015, June). A player model for adaptive gamification in learning environments. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education* (pp. 297-306). Springer International Publishing.
14. Nacke, L. E., Bateman, C., & Mandryk, R. L. (2011). BrainHex: Preliminary Results from a Neurobiological Gamer Typology Survey. In *ICEC* (p. 288–293). Springer.
15. Heilman, M., Collins-Thompson, K., Callan, J., Eskenazi, M., Juffs, A., & Wilson, L. (2010). Personalization of reading passages improves vocabulary acquisition. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 20(1), 73–98.
16. Göbel, S., Wendel, V., Ritter, C., & Steinmetz, R. (2010). Personalized, adaptive digital educational games using narrative game-based learning objects. In *5th International Conference on E-learning and Games (Edutainment 2010)* (p. 438–445). Changchun, Chine.
17. Desmarais, M. C., Beheshti, B., & Naceur, R. (2012). Item to skills mapping: deriving a conjunctive q-matrix from data. In *Intelligent Tutoring Systems* (p. 454–463). Springer.
18. McCrae, R. R., & Costa, P. T. (1987). Validation of the five-factor model of personality across instruments and observers. *Journal of personality and social psychology*, 52(1), 81.
19. Barnes, T. (2005). The q-matrix method: Mining student response data for knowledge. In *American Association for Artificial Intelligence 2005 Educational Data Mining Workshop*.
20. Augustin, T., Hockemeyer, C., Kickmeier-Rust, M. D., Podbregar, P., Suck, R., & Albert, D. (2013). The simplified updating rule in the formalization of digital educational games. *Journal of Computational Science*, 4(4), 293-303.