

# Modèle de joueur pour la ludification adaptative d'une plateforme d'apprentissage

Baptiste Monerrat, Michel Desmarais, Elise Lavoué, Sébastien George

► **To cite this version:**

Baptiste Monerrat, Michel Desmarais, Elise Lavoué, Sébastien George. Modèle de joueur pour la ludification adaptative d'une plateforme d'apprentissage. EIAH 2015, Sébastien George, Gaëlle Molinari, Jun 2015, Agadir, Maroc. pp. 348-359. hal-01165489

**HAL Id: hal-01165489**

**<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01165489>**

Submitted on 19 Jun 2015

**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.

## Modèle de joueur pour la ludification adaptative d'une plateforme d'apprentissage

Baptiste Monerrat<sup>1,2</sup>, Michel Desmarais<sup>3</sup>, Élise Lavoué<sup>4</sup>, Sébastien George<sup>5</sup>

<sup>1</sup> Woonoz compagny, 69009 Lyon, France

<sup>2</sup> Université de Lyon, CNRS

INSA-Lyon, LIRIS, UMR 5205, F-69621, France

baptiste.monerrat@liris.cnrs.fr

<sup>3</sup> Polytechnique Montréal, Canada

michel.desmarais@polymtl.ca

<sup>4</sup> Magellan, IAE Lyon, Université Jean Moulin Lyon 3, France

elise.lavoue@univ-lyon3.fr

<sup>5</sup> LUNAM Université, Université du Maine, EA 4023, LIUM, 72085 Le Mans, France

sebastien.george@univ-lemans.fr

**Résumé.** Les environnements d'apprentissage sont fréquemment délaissés par les apprenants, malgré leur efficacité. La ludification est une approche de plus en plus utilisée pour répondre au manque de motivation des apprenants. La difficulté est que chacun a des sensibilités différentes aux mécaniques de jeu, et cela n'est généralement pas pris en compte. Cet article présente un modèle pour adapter les fonctionnalités ludiques selon les profils de joueur des apprenants. Nous comparons plusieurs méthodes pour implémenter ce modèle dans un environnement d'apprentissage ludifié : en se basant sur le jugement d'experts, ou sur des données empiriques. Nous avons implémenté un modèle développé avec la première méthode dans un environnement d'apprentissage en ligne. Les expérimentations présentées confirment l'efficacité du modèle basé sur le jugement d'experts.

**Mots-clés.** Ludification, Adaptation, Apprentissage en ligne, Motivation, Profil de joueur.

**Abstract.** Many learning environments are swiftly abandoned by the learners, even if they are effective. Gamification appears as a recent game-based learning approach to enhance the learners' motivation. However, individual expectations and preferences towards game-like features may be very different from one person to another. This paper presents a model to adapt gamification features according to a player profile of the learners. Two version of this model are evaluated within a gamified online learning environment. The first version comes from experts' judgment, and the second one is induced from empirical data. Our experiments confirm that the first version can be efficient to predict the player's preferences among the gamification features.

**Keywords.** Gamification, Adaptation, Web-based learning, Motivation, Player Model.

## 1 Introduction

Les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH) deviennent de plus en plus efficaces, en particulier grâce au développement des tuteurs intelligents qui prennent en compte l'état des connaissances de l'apprenant. Cependant, ces technologies ne rendent pas nécessairement les EIAH plus motivants, et l'utilisation d'un grand nombre d'entre eux conduit à un taux d'abandon élevé. Parallèlement, l'implantation de mécaniques de jeu dans l'apprentissage apporte de gros progrès quant à la motivation des apprenants. Le terme jeu sérieux (ou *serious game*, son appellation anglaise plus usitée) se rapporte à l'utilisation d'un jeu pour l'apprentissage [1] tandis que la ludification s'appuie seulement sur l'utilisation d'éléments de jeu dans un contexte non ludique [2].

Dans cet article nous nous intéressons au problème du manque de motivation dans le contexte d'un environnement d'apprentissage dans lequel l'apprenant est guidé directement par le système. Dans ce type d'environnement, l'absence d'un tuteur humain est souvent facteur du manque d'intérêt pour l'apprenant.

**Ludification et apprentissage.** Notre proposition est d'intégrer des mécaniques de jeu à des environnements d'apprentissage existants. Pour cela, nous choisissons l'approche par ludification plutôt que le jeu sérieux : il est beaucoup moins complexe d'ajouter des fonctionnalités ludiques à un système d'apprentissage que de transformer le cœur de l'activité pour en faire un jeu.

Le terme de *gamification* a été introduit au début des années 2010. Cette approche est appliquée dans des domaines aussi variés que le marketing, la santé, ou encore le *crowdsourcing*. Nous nous intéressons ici à son utilisation dans le domaine de l'éducation [3]. Le jeu a toujours fait partie de l'apprentissage, mais l'arrivée de la ludification a apporté de grands changements dans la manière dont il est étudié. Certains présentent la ludification comme une nouvelle théorie éducative [4], aux côtés du behaviorisme, du cognitivisme, du constructivisme et du connectivisme.

Dans cet article, nous présenterons une implémentation réalisée dans un environnement dédié à la mémorisation de règles de grammaire. La mémorisation étant souvent basée sur la répétition, elle est parfois perçue comme une tâche ennuyeuse alors qu'elle requiert une grande motivation. C'est pourquoi l'approche ludique peut être particulièrement utile dans le contexte de la mémorisation. Au-delà du risque d'abandon, un gain en motivation amène généralement l'apprenant à mettre en place de meilleures stratégies mentales de mémorisation [5].

**Besoin d'adaptation.** La ludification a déjà montré son efficacité à de nombreuses reprises [6], pourtant elle manque encore d'adaptivité pour mieux toucher les utilisateurs. Dans les systèmes faisant intervenir des éléments de ludification, c'est actuellement l'approche « *one size fits all* » qui domine. Il est reconnu depuis longtemps que l'apprentissage personnalisé est plus efficace que d'enseigner de la même manière à tous [7]. Nous pensons qu'il en va de même avec la ludification : qu'une manière de ludifier ne conviendra pas à tous les apprenants. L'adaptation se développe pas à pas depuis les années 80 avec les tuteurs intelligents basés sur des modèles d'apprenants. L'adaptation des jeux et les modèles de joueurs sont plus récents, et ont à gagner à s'inspirer des modèles d'apprenants.

La question de recherche étudiée dans cet article est la suivante : « Comment adapter les éléments ludiques d'un environnement d'apprentissage à un apprenant selon son profil de joueur ? » Un état de l'art des techniques de ludification et des modèles de joueurs pour l'adaptation est présenté dans la section 2. Il sert de base à la construction d'un modèle de ludification adaptative que nous présentons dans la section 3. La section 4 présente deux expérimentations qui ont permis d'évaluer différentes versions du modèle et de déterminer dans quelles conditions chacune peut être efficace. Un modèle est basé sur une expertise humaine, et les autres sur des données empiriques. La section 5 conclut sur la validité du modèle des experts.

## 2 État de l'art

Dans cette section, nous proposons d'abord une étude des éléments de ludification courants dans la littérature. Ensuite nous passons en revue différents profils de joueurs. Finalement nous étudions diverses techniques d'adaptation et modèles permettant de lier les éléments de ludification aux profils de joueurs.

### 2.1 Éléments de ludification

La ludification emprunte au jeu ses principes et ses éléments. Deterding *et al.* [2] proposent 5 niveaux d'abstraction, des plus abstraits aux plus concrets. Les méthodes de conception issues des jeux viennent en premier. Ensuite viennent les modèles de jeu tels que les boucles d'engagement et de feedback. Les principes de design, comme le fait de fixer des objectifs clairs et de proposer des interactions variées, constituent le troisième niveau. L'un des principes les plus populaires repose sur l'équilibre entre la difficulté (challenge) et le niveau de compétences de l'utilisateur, en vue d'atteindre l'état de flow [8]. Au quatrième niveau se trouvent les mécaniques de jeu telles que l'utilisation de contraintes de temps, ou de ressources limitées. Enfin des éléments d'interface concrets découlent de ces mécaniques, parmi lesquels :

- les compteurs de points,
- les badges (trophée symbolisant l'accomplissement d'une tâche),
- les tableaux de scores.

Ces éléments communs reposent tous sur une quantification de l'activité de l'utilisateur dans le but de lui offrir une récompense. Dans cet article nous utilisons le terme « fonctionnalité » ludique pour référer à une mécanique de jeu qui prend la forme d'un ou plusieurs éléments d'interface. Par exemple, un compteur de points récompense l'utilisateur par des badges quand il atteint un score donné.

### 2.2 Modèles de joueurs

Les modèles de personnalités de joueurs sont relativement nombreux. La classification de Bartle [9] est l'une des plus connues avec 4 types de joueurs (*killer*, *explorer*, *achiever*, *socializer*). Cependant, celle-ci s'appliquant en particulier aux

jeux de rôle massivement multijoueur, elle n'est pas réutilisable facilement. Par ailleurs, Yee [10] a identifié 3 composants principaux de la motivation : accomplissement, social et immersion. D'après un état de l'art des précédents modèles de joueurs, Ferro *et al.* [11] ont conçu un nouveau modèle fondé sur 5 types de joueurs : dominant, objectiviste, humaniste, curieux et créatif. Ils ont relié leurs types de joueurs directement à des mécaniques de jeu. L'une des classifications les plus récentes est BrainHex [12], celle-ci a été définie d'après des études neurologiques et comporte sept types de joueurs : *seeker*, *survivor*, *daredevil*, *mastermind*, *conqueror*, *socializer* et *achiever*. Contrairement aux classifications précédentes, elle n'est pas liée à un genre vidéo-ludique particulier. De plus elle est accompagnée d'un questionnaire de classification qui a déjà été utilisé plus de 60 000 fois. C'est pourquoi nous utilisons cette classification comme base de notre modèle de joueur.

### 2.3 Adaptation des jeux et de la ludification

**Adaptation dans les jeux.** Hocine *et al.* ont dressé un état de l'art des techniques d'adaptation des jeux [13]. Parmi les 16 techniques d'adaptation présentées, une majorité adapte le niveau de difficulté de différentes manières : en changeant le comportement de l'adversaire, la vitesse du jeu ou le scénario. Les autres travaux proposent d'ajuster certains paramètres du jeu, ou encore les aspects pédagogiques, mais ne proposent pas la modification des mécaniques de jeu. Une seule étude présente une réelle modification des mécaniques de jeu en fonction de la personnalité du joueur. Le système de Natkin *et al.* [14] propose aux utilisateurs différentes quêtes en fonction de leur profil personnel. Leur profil est basé sur le modèle FFM (*Five Factor Modèle*), un profil qui classe les individus selon 5 dimensions psychologiques.

**Modèles pour la ludification.** L'adaptation de la ludification n'en est qu'à ses débuts, mais certains modèles identifient bien les concepts sur lesquels nous pouvons nous appuyer. Afin d'adapter les fonctionnalités ludiques au type de joueur, il convient d'établir leurs liens avec les différents composants du profil de joueur. Robinson et Bellotti [15] présentent une des premières taxonomies des éléments de ludification. Ils classent ces éléments en six catégories, telles que les éléments sociaux ou le feedback. Sailer [16] propose une liste d'éléments ludiques et décrit leurs liens avec différents concepts motivationnels. Ces deux travaux expliquent comment la ludification peut motiver, mais ne font pas le lien avec des classifications de joueurs.

Zichermann et Cunningham [17] proposent d'utiliser le *framework* MDA (*Mechanics, Dynamics, Aesthetics*) développé par Hunicke *et al.* [18]. Les *mécaniques* correspondent à un élément de jeu en particulier dans l'interface utilisateur, comme une fonctionnalité ludique. Les *dynamiques* se placent au niveau de l'interaction entre ces mécaniques de jeu et l'utilisateur. Enfin, les « *aesthetics* » décrivent la réponse émotionnelle du joueur quand il interagit avec le système. Ce modèle donne une place à chaque concept mais n'établit pas de liens entre eux. Dans cet article, nous proposons une méthode pour associer directement les fonctionnalités ludiques aux différents types de joueurs, sans considérer les concepts intermédiaires.

### 3 Modèle de joueur pour une ludification adaptative

Notre proposition d'architecture pour la ludification adaptative d'un EIAH [19] repose sur un moteur d'adaptation éducatif et un moteur d'adaptation ludique distincts de l'interface, et développés indépendamment l'un de l'autre. Le premier repose sur un modèle d'apprenant prenant en compte ses connaissances, le second est fondé sur un modèle de joueur prenant en compte son profil BrainHex. Le premier agit sur les items sur lequel l'apprenant va travailler, le second agit sur les fonctionnalités ludiques implémentées dans l'interface. Seul le moteur d'adaptation ludique est présenté et évalué ici. Les fonctionnalités ludiques ont été implémentées de manière à pouvoir être activées et désactivées simplement, sans que cela n'ait de conséquence sur l'apprentissage et sur la cohérence de l'activité.

#### 3.1 Modèle de joueur pour l'adaptation

Afin de présenter à l'apprenant la fonctionnalité qui lui est la plus adaptée, le modèle doit prédire si les apprenants apprécieront ou non les fonctionnalités ludiques développées. Si nous avons  $m$  apprenants et  $n$  fonctionnalités, ce résultat peut s'exprimer sous la forme d'une matrice  $m \times n$  dans laquelle chaque valeur révèle l'appréciation de l'utilisateur pour la fonctionnalité associée. Nous appelons cette matrice  $\mathbf{R}$ . Un modèle similaire a été utilisé pour identifier les compétences des utilisateurs d'après leurs réponses [20].

La matrice  $\mathbf{R}$  peut se décomposer comme le produit de deux matrices nommées  $\mathbf{B}$  et  $\mathbf{A}$  (cf. Fig. 1). Si nous exprimons le profil d'un joueur sous la forme d'un vecteur composé de  $k$  facteurs, la matrice  $\mathbf{B}$  est de dimensions  $\mathbf{m} \times \mathbf{k}$  et la matrice  $\mathbf{A}$  de dimension  $k \times n$ . Une ligne de la matrice  $\mathbf{B}$  représente le degré d'appartenance du joueur à chacun des  $k$  facteurs. Une colonne de la matrice  $\mathbf{A}$  représente le poids de chaque facteur pour établir le degré de préférence à la fonctionnalité correspondante.

Ce modèle suppose une relation *linéaire* entre les facteurs d'un profil et les préférences aux fonctionnalités ludiques : pour chaque facteur ( $\mathbf{A}$ ) dont la valeur n'est pas nulle, le profil d'un utilisateur ( $\mathbf{B}$ ) modifie *en proportion* sa préférence pour les fonctionnalités correspondantes ( $\mathbf{R}$ ). Le modèle linéaire se distingue du modèle *conjonctif* pour lequel l'ensemble des facteurs est *nécessaire* pour obtenir une préférence haute, et du modèle *disjonctif* pour lequel un seul facteur est *suffisant* pour obtenir une préférence haute. La figure 1 illustre par un exemple simplifié l'utilisation des matrices  $\mathbf{B}$  et  $\mathbf{A}$  pour obtenir la matrice  $\mathbf{R}$  grâce à l'égalité  $\mathbf{R} = \mathbf{B} \mathbf{A}$ .

	f1	f2	f3			C	S		f1	f2	f3	
<b>u1</b>	10	00	05	=	<b>u1</b>	10	00	×	<b>C</b>	1	0	½
<b>u2</b>	00	06	12		<b>u2</b>	00	12		<b>S</b>	0	½	1
<b>u3</b>	06	03	09		<b>u3</b>	06	06					
<b>u4</b>	-08	03	02		<b>u4</b>	-08	06					

**Fig. 1.** Un exemple d'application du modèle de joueur linéaire  $\mathbf{R} = \mathbf{B} \mathbf{A}$ . il comporte 4 utilisateurs (u1-u4), 3 fonctionnalités (f1-f3) et un modèle de joueur à 2 facteurs : compétition (C) et social (S).

Dans cet exemple, quatre joueurs ( $u_1$  à  $u_4$ ) expriment des préférences pour trois fonctionnalités ( $f_1$  à  $f_3$ ). La matrice **B** (au centre) représente le profil de chaque joueur par un vecteur  $k$  comportant deux facteurs : compétition (C) et social (S). La matrice **A** (à droite) représente le poids de chacune de ces dimensions pour établir la préférence d'un joueur envers chaque fonctionnalité. Dans cet exemple, nous observons que la première fonctionnalité ( $f_1$ ) est principalement axée sur la compétition, la deuxième ( $f_2$ ) fait émerger des mécaniques de jeu plus sociales, et la troisième ( $f_3$ ) met en place un peu de compétition et beaucoup de relations sociales.

En connaissant les sensibilités des utilisateurs aux différentes mécaniques de jeu, une simple multiplication des matrices **B** et **A** permet d'obtenir l'appréciation des fonctionnalités par les utilisateurs sous la forme de la matrice **R** (à gauche). Le premier utilisateur ( $u_1$ ) est sensible avant tout à la compétition. En conséquence, c'est la fonctionnalité  $f_1$  qui lui convient le mieux. Le deuxième utilisateur ( $u_2$ ) est sensible avant tout aux interactions sociales. C'est la fonctionnalité  $f_3$  qui lui convient le mieux, comme pour le troisième utilisateur ( $u_3$ ) qui aime autant la compétition que les interactions sociales. Le dernier utilisateur ( $u_4$ ) est motivé par les interactions sociales, mais il n'apprécie pas du tout la compétition. Par conséquent c'est la fonctionnalité  $f_2$  qui lui convient le mieux.

Dans un souci de simplification, l'exemple ci-dessus ne comporte que 2 dimensions. Dans notre travail, nous utilisons le modèle de joueur BrainHex qui comporte 7 dimensions, comme indiqué dans la partie 2.2. Avec BrainHex les individus n'appartiennent pas à un type de joueur unique. Ce modèle attribue à l'utilisateur une valeur dans  $[-10 ; 20]$  sur chacune des dimensions du profil de joueur. La matrice **B** comporte donc 7 colonnes et des valeurs comprises entre -10 et 20. Il en résulte que des valeurs négatives peuvent apparaître dans la matrice **R**. Celles-ci indiquent que la fonctionnalité est contre-adaptée à l'utilisateur et pourrait avoir un impact négatif sur sa motivation.

### 3.2 Obtention de la A-matrice

La matrice **B** peut être obtenue grâce au questionnaire BrainHex, qui attribue à chaque utilisateur un profil de joueur d'après les réponses à une série de questions. Il reste donc à établir la matrice **A**. Cette matrice ne peut pas être donnée par le concepteur même des fonctionnalités ludiques. En effet, la création d'une fonctionnalité s'appuie souvent sur une mécanique de jeu donnée, et le concepteur peut ne pas percevoir l'émergence d'autres mécaniques. Trois approches détaillées ci-après peuvent être envisagées pour calculer la A-matrice.

(1) Une première approche s'appuie sur une expertise humaine. En effet, une personne experte connaissant les types de joueurs de la classification devrait être capable de comprendre par exemple qu'une fonctionnalité de dialogue en ligne est fortement liée au type *socializer*, ou encore qu'un tableau de scores est plus lié au type *conqueror*.

(2) La seconde approche s'appuie sur des données observées. Ainsi, dans la mesure où, d'une part, nous pouvons observer la préférence des apprenants pour des fonctionnalités et, d'autre part, obtenir leur profil BrainHex, il devient alors possible

d'estimer la A-matrice. Cela peut être fait par la méthode des moindres carrés : si  $R = B A$ , alors  $A = (B B^T)^{-1} B^T R$ . Cette approche peut être considérée comme « supervisée » dans la mesure où les dimensions sont préétablies par la matrice observée R et l'arrimage des 7 dimensions de la matrice B se fait naturellement puisque toutes les dimensions  $m$ ,  $n$ , et  $k$  sont libellées dans la formule.

(3) De manière alternative, une méthode non supervisée peut être utilisée, comme la factorisation de la matrice R par une approche comme la factorisation non négative (NMF) ou la décomposition en valeurs singulières (SVD) [21]. Ces méthodes fournissent une A-matrice dont les types de joueurs émergent des données et ne sont pas libellés. Par conséquent l'approche non supervisée rend difficile la correspondance entre les dimensions latentes obtenues par factorisation et les dimensions du questionnaire BrainHex. C'est pourquoi l'approche par factorisation ne sera pas envisagée ici.

Le calcul de l'adaptation reposant sur un avis d'experts présente souvent un risque d'erreur. D'un autre côté, les méthodes empiriques présentent aussi des contraintes à respecter, notamment la participation d'un grand nombre d'utilisateurs.

## 4 Implémentation et évaluation

Pour utiliser le modèle d'adaptation des fonctionnalités ludiques d'un EIAH proposé dans la partie précédente, il est nécessaire d'avoir une A-matrice correspondant à ces fonctionnalités. Nous avons construit et évalué cette matrice à travers deux expérimentations. La première expérimentation a été dédiée au calcul et au choix de la A-matrice, selon une matrice d'experts ou une matrice empirique. Dans la deuxième expérimentation, la A-matrice choisie a été utilisée pour l'adaptation. Les résultats de la première expérimentation nous ont orientés vers la matrice des experts. Les résultats de la seconde confirment l'efficacité du modèle basé sur cette matrice.

### 4.1 Environnement et fonctionnalités ludiques

Les expérimentations s'appuient sur un environnement d'apprentissage appelé Projet Voltaire<sup>1</sup>. Cet EIAH est dédié à la mémorisation et à l'application de règles de grammaire française. Il est équipé d'un moteur d'apprentissage prenant en compte l'état des connaissances de l'apprenant. Le moteur d'adaptation et cinq fonctionnalités ludiques ont été implémentés dans le Projet Voltaire par l'entreprise Woonoz, indépendamment du moteur d'apprentissage existant, tel que décrit dans la section 3.

La première fonctionnalité est un groupe d'étoiles, que l'utilisateur voit s'allumer une à une lorsqu'il apprend des règles de grammaire. La seconde est un tableau de scores (figure 2). Il classe les utilisateurs en fonction de leur meilleur nombre consécutif de bonnes réponses. Il ne montre pas les meilleurs utilisateurs du groupe mais ceux qui précèdent l'utilisateur concerné, dans le but de présenter un challenge accessible.

---

<sup>1</sup> Le Projet Voltaire est disponible sur [projet-voltaire.fr](http://projet-voltaire.fr). Il a été développé par l'entreprise Woonoz.





Série en cours 0	
Nathalie	25
Ariane	24
<b>bapt</b>	21
Sara-Anne	21
Joël	20

**Fig. 2.** Tableau de score intégré dans l'interface utilisateur du Projet Voltaire.

La troisième fonctionnalité ludique propose aux utilisateurs de partager entre eux des moyens mnémotechniques pour mieux retenir les règles de grammaire. Elle encourage les interactions sociales. La quatrième fonctionnalité représente un randonneur qui progresse sur un chemin à chaque fois que l'utilisateur fait une bonne réponse. En atteignant certains points, il donne accès à des anecdotes sur l'orthographe. La cinquième fonctionnalité affiche en permanence un chronomètre qui défile pendant que l'utilisateur répond. Cela lui donne l'opportunité de remporter des coupes s'il est assez rapide. Les concepteurs des fonctionnalités ludiques ont veillé à implémenter à travers elles des mécaniques de jeu diverses, et à respecter les règles d'indépendance. Chaque fonctionnalité est notamment accompagnée d'une croix permettant à tout utilisateur de la masquer.

#### 4.2 Expérimentation 1 : calcul de la A-matrice

**Conditions expérimentales.** 140 utilisateurs se sont portés volontaires pour participer à cette expérimentation. Chacun a eu à répondre à un premier questionnaire, suivi de trois semaines d'utilisation du Projet Voltaire en accès libre, puis d'un second questionnaire. Le premier questionnaire contenait les questions nécessaires à la création d'un profil de joueur BrainHex, traduites en Français. Il fournit une valeur comprise dans  $[-10, 20]$  sur les 7 types de joueurs pour chacun des utilisateurs. Nous avons ainsi obtenu la matrice **B**. A l'initialisation du système, chaque utilisateur s'est vu attribuer aléatoirement deux fonctionnalités seulement, l'interface étant trop chargée quand les 5 fonctionnalités sont actives. Dans le dernier questionnaire, nous avons demandé aux utilisateurs de juger le niveau motivant des deux fonctionnalités. Cette question a servi à établir la matrice **R**.

Les utilisateurs n'ayant que deux fonctionnalités, la matrice **R** n'est pas complètement remplie. En effet chaque utilisateur n'a pu fournir que 2 valeurs sur 5 d'une ligne. Pour compléter cette matrice nous avons suivi la recommandation de Ayers *et al.* [22] en remplaçant les vides par des valeurs apportant peu d'information : la valeur intermédiaire de la moyenne sur la ligne et de la moyenne sur la colonne. La moyenne sur la colonne respecte l'appréciation globale de la fonctionnalité sur l'ensemble des utilisateurs. La moyenne sur la ligne respecte la manière globale de noter de l'utilisateur : sa tendance à donner des notes hautes ou basses. Nous avons ainsi obtenu la matrice **R**, indiquant les fonctionnalités préférées de chaque utilisateur. Cette matrice a servi de base à l'évaluation des différentes A-matrices calculées.

**Approche experte (1).** Six experts<sup>2</sup> ont été sollicités pour proposer une A-matrice. Ils ont d'abord pris connaissance des types de joueurs de la classification BrainHex. Ensuite ils ont utilisé le Projet Voltaire pendant une heure, en interagissant avec chacune des fonctionnalités. Connaissant les 5 fonctionnalités ludiques et les 7 types de joueurs, ils devaient finalement leur donner une valeur d'association pour définir chacun une Q-matrice (5x7). Ils pouvaient choisir les valeurs parmi les suivantes :

1. Correspondance totale : 1
2. Correspondance forte : 0,75
3. Correspondance moyenne : 0,50
4. Correspondance faible : 0,25
5. Aucune correspondance : 0

La A-matrice des experts a ensuite été calculée en sélectionnant la médiane des 6 avis d'experts sur chacune des 35 valeurs. La médiane est une bonne manière de chercher le consensus, sans être influencé par une note extrême laissée par un seul expert. Le tableau 2 présente la A-matrice ainsi obtenue des avis des experts.

**Tableau 2.** A-matrice issue de la consultation des experts. Colonnes : fonctionnalités ludiques. Lignes : types de joueurs BrainHex.

	Etoiles	Tab. de scores	Astuces	Randonneur	Chronomètre
Seeker	0,5	0	0,75	0,88	0
Survivor	0,13	0,5	0	0	0,38
Daredevil	0,63	0,63	0	0,13	0,88
Mastermind	0,63	0,63	0,38	0,25	0,25
Conqueror	0,75	1	0,13	0,38	0,75
Socializer	0,13	0,13	1	0,25	0
Achiever	1	0,75	0,13	0,88	1

Cette A-matrice a été utilisée dans la formule  $\mathbf{R} = \mathbf{B} \mathbf{A}$  pour obtenir la prédiction **R-experts**.

Il est nécessaire que les experts soient d'accord entre eux pour que la A-matrice des experts soit considérée comme valide. Cela indique que la matrice médiane reflète une réelle tendance. Nous avons utilisé la corrélation intra-classe (ICC) [23] comme outil de mesure. Nous obtenons une valeur de 0,43 pour la corrélation entre les 6 experts, une valeur modérée mais suffisante pour confirmer l'accord entre eux.

**Approche par régression (2).** La technique des moindres carrés peut être appliquée directement à partir des matrices  $\mathbf{R}$  et  $\mathbf{B}$ . Cependant pour évaluer la A-matrice obtenue, on ne peut pas faire une prédiction sur la même population que celle qui a servi à construire le modèle de prédiction. Nous avons donc réalisé une validation croisée comme suit.

La matrice  $\mathbf{B}$  a été répliquée en 8 matrices ( $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots$ ) ignorant chacune un utilisateur sur 8. La même opération a été réalisée avec  $\mathbf{R}$ . Les moindres carrés ont ensuite été appliqués à chaque paire de matrices  $\mathbf{B}_n \mathbf{R}_n$  afin d'obtenir 8 matrices  $\mathbf{A}_n$ .

<sup>2</sup> Les experts sont des universitaires spécialisés dans le jeu sérieux et la ludification.

chacune calculée à partir du 7/8 des utilisateurs. Enfin en utilisant la formule  $\mathbf{R} = \mathbf{B} \mathbf{A}$  huit fois, chaque matrice  $\mathbf{A}_n$  a été multipliée par une B-matrice, contenant uniquement le 1/8 des utilisateurs qui n'avait pas servi pour le calcul de  $\mathbf{A}_n$ . Les 8 matrices  $\mathbf{R}$  ainsi calculées ont été assemblées pour obtenir la prédiction **R-régression**.

**Résultats et discussion.** Les prédictions **R-experts** et **R-régression** ont été comparées aux valeurs réelles données par les utilisateurs (**R**) afin d'être évaluées. Pour qu'une prédiction soit bonne, les grandes valeurs dans la matrice prédite doivent correspondre à de grandes valeurs dans la matrice réelle, et inversement. Ainsi, si le modèle prédit que l'utilisateur  $u1$  sera fortement motivé par la fonctionnalité  $f1$  et que l'utilisateur  $u2$  sera faiblement motivé par la fonctionnalité  $f2$ , on s'attend à ce que la note donnée par  $u1$  sur  $f1$  soit plus haute que la note donnée par  $u2$  sur  $f2$ . L'évaluation a été réalisée au moyen d'une recherche de corrélation linéaire entre **R** et les prédictions de **R**. Le coefficient de corrélation entre **R** et **R-experts** est  $r = 0,2207$ . Le coefficient de corrélation entre **R** et **R-régression** est  $r = 0,1822$ .

Trois observations nous ont conduits à sélectionner la matrice des experts pour l'expérimentation suivante. Premièrement, la corrélation entre les avis des experts (ICC) confirme la validité de cette matrice. Deuxièmement, la prédiction des experts semble avoir une meilleure corrélation avec les notes données par les utilisateurs (**R**) que la prédiction par régression. Troisièmement, nous avons observé que la A-matrice calculée à partir des données pouvait subir de grandes modifications lorsque quelques utilisateurs étaient retirés des données d'entraînement. Ce défaut est caractéristique d'un problème de sur-apprentissage, probablement dû à un nombre d'utilisateurs insuffisants. Nous avons alors sélectionné la A-matrice des experts pour la deuxième expérimentation.

### 4.3 Expérimentation 2 : utilisation de la A-matrice

**Conditions expérimentales.** 280 utilisateurs ont été recrutés, répartis en deux groupes. Comme dans l'expérimentation 1, les participants ont commencé par compléter le questionnaire BrainHex, suivi de trois semaines d'accès libre au Projet Voltaire, puis d'un questionnaire final d'évaluation. Connaissant le profil BrainHex des utilisateurs, nous avons pu multiplier la matrice **B** par la A-matrice pour obtenir la prédiction d'appréciation des fonctionnalités. Les membres du groupe 1 ont reçu les deux fonctionnalités les plus adaptées à leur profil, ceux du groupe 2 ont reçu les deux fonctionnalités les moins adaptées à leur profil.

**Résultats et discussion.** Deux résultats de cette expérimentation sont intéressants quant au choix de la méthode d'extraction de la A-matrice.

Premièrement, les membres du groupe 1 avec fonctionnalités adaptées ont passé en moyenne 2h38 sur le Projet Voltaire, tandis que ceux du groupe 2 avec des fonctionnalités contre-adaptées ont passé en moyenne 1h54 sur le site, soit une différence de 39%. Nous avons réalisé un test de Student à 5% sur cette variable. Une *p-value* de 0,0426 confirme la validité de cet écart. Ce résultat montre que l'adaptation reposant sur l'avis des experts a effectivement eu un impact positif sur l'engagement des membres du groupe 1.

Deuxièmement, les membres des groupes 1 et 2 ont donné des notes similaires aux fonctionnalités utilisées. Sur une échelle de 1 à 7 à l'affirmation « Je trouve cette fonctionnalité motivante », la moyenne des notes données par le groupe 1 est de 4,58, contre 4,55 pour le groupe 2. Il semblerait donc que les fonctionnalités adaptées ont un impact sur l'engagement des utilisateurs sans qu'ils n'aient conscience du fait que celles-ci leur conviennent mieux. Ceci démontre qu'il n'est pas possible de dériver une A-matrice à partir des notes que les utilisateurs donnent aux fonctionnalités, car ces notes ne révèlent pas les effets réels des fonctionnalités sur la motivation.

## 5 Conclusion et perspectives

Dans cet article nous avons présenté un modèle d'adaptation pour donner à un apprenant des fonctionnalités ludiques qui correspondent à son profil de joueur. Ce modèle est basé sur une relation linéaire entre les types de joueurs et les fonctionnalités. Le modèle est générique, mais il repose sur une A-matrice spécifique au système, qui décrit les associations entre fonctionnalités ludiques et types de joueurs. Le calcul de cette matrice à partir du jugement d'experts a été testé et validé, puisqu'il a notamment apporté un gain moyen de 39% de temps de connexion au groupe ayant des fonctionnalités adaptées. Les modèles empiriques testés dans cette expérimentation n'ont pas pu être validés, pour plusieurs raisons dont nous faisons l'hypothèse. Tout d'abord ces modèles requièrent de très grands nombres d'utilisateurs, peut-être insuffisants dans notre cas. Ensuite, il est indispensable qu'ils s'appuient sur une variable significativement impactée par la présence de fonctionnalités ludiques adaptées, ce qui ne semble pas être le cas de la motivation ressentie consciemment par les utilisateurs.

Actuellement, l'adaptation est rendue possible grâce au questionnaire BrainHex que l'utilisateur remplit avant de commencer à utiliser l'EIAH. La suite de notre travail sera dédiée à la mise à jour du profil de joueur en temps réel à partir des traces d'utilisation. Cela permettra de prendre en compte les modifications du profil de joueur de l'utilisateur, ainsi que de se passer du questionnaire BrainHex et d'utiliser des méthodes de classification non supervisées.

**Remerciements.** Nous remercions l'ANRT et l'entreprise Woonoz pour le financement de ce travail de recherche. Nous remercions également l'équipe de Woonoz pour le travail de développement de la version expérimentale du Projet Voltaire et la mise en relation avec la communauté d'utilisateurs qui s'est portée volontaire pour participer à l'expérience. Nous remercions aussi les experts pour leur travail sur la A-matrice. Enfin nous remercions *International Hobo* pour nous avoir permis d'utiliser librement le questionnaire BrainHex.

## Références

1. Prensky, M.: Digital game-based learning. New York: McGraw-Hill (2001)

2. Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., & Nacke, L.: From game design elements to gamefulness: defining gamification. In Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference: Envisioning Future Media Environments (2011) p. 9–15
3. Kapp, K. M.: *The Gamification of Learning and Instruction: Game-based Methods and Strategies for Training and Education*. John Wiley & Sons (2012)
4. Bíró, G. I. *Didactics 2.0: A Pedagogical Analysis of Gamification Theory from a Comparative Perspective with a Special View to the Components of Learning* (2014).
5. Fenouillet, F., & Tomeh, B.: La motivation agit-elle sur la mémoire. *Éducation permanente*, (1998) 136(10), 37–45.
6. Hamari, J., Koivisto, J., & Sarsa, H.: Does Gamification Work?—A Literature Review of Empirical Studies on Gamification. In Proceedings of the 47th Hawaii International Conference on System Sciences. (2014)
7. Bloom, B. S.: The 2 sigma problem: The search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring. *Educational researcher*, (1984) 4–16
8. Csikszentmihalyi, M.: *Finding flow: The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books (1998)
9. Bartle, R.: *Richard A. Bartle: Players Who Suit MUDs* (1996)
10. Yee, N.: Motivations for play in online games. *CyberPsychology & Behavior*, (2006) 9(6), 772–775
11. Ferro, L. S., Walz, S. P., & Greuter, S.: Towards personalised, gamified systems: an investigation into game design, personality and player typologies. In Proceedings of The 9th Australasian Conference on Interactive Entertainment: Matters of Life and Death (2013) p. 7
12. Nacke, L. E., Bateman, C., & Mandryk, R. L.: BrainHex: A neurobiological gamer typology survey. *Entertainment Computing*, (2014) 5(1), 55-62
13. Hocine, N., Gouaïche, A., Di Loreto, I., & Abrouk, L.: Techniques d'adaptation dans les jeux ludiques et sérieux. *Revue d'intelligence artificielle*, (2011) 25(2), 253-280.
14. Natkin, S., Yan, C., Jumpertz, S., & Market, B. Creating Multiplayer Ubiquitous Fames Using an Adaptive Narration Model Based on a User's Model. In *Digital Games Research Association International Conference* (2007).
15. Robinson, D., & Bellotti, V.: A preliminary taxonomy of gamification elements for varying anticipated commitment. In *Proc. ACM CHI 2013 Workshop on Designing Gamification: Creating Gameful and Playful Experiences* (2013)
16. Sailer, M.: Psychological Perspectives on Motivation Through Gamification. *Interaction Design and Architecture(s) Journal - IxD&A*, (2013) p. 28-37
17. Zichermann, G., & Cunningham, C.: *Gamification by Design: Implementing game mechanics in web and mobile apps*. O'Reilly Media, Inc (2011)
18. Hunicke, R., LeBlanc, M., & Zubek, R.: MDA: A formal approach to game design and game research. *Proceedings of the AAAI Workshop on Challenges in Game AI* (2004) 04-04
19. Monerrat, B., Lavoué, É., & George, S.: Motivation for Learning - Adaptive Gamification for Web-based Learning Environments. In *6th International Conference on Computer Supported Education* (2014) p. 117-125
20. Desmarais, M. C., & Naceur, R.: A Matrix Factorization Method for Mapping Items to Skills and for Enhancing Expert-Based Q-Matrices. In *Artificial Intelligence in Education* (2013) p. 441–450
21. Desmarais, M. C., & d Baker, R. S.: A review of recent advances in learner and skill modeling in intelligent learning environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, (2012) 22(1-2), 9–38
22. Ayers, E., Nugent, R., & Dean, N.: A Comparison of Student Skill Knowledge Estimates. *International Working Group on Educational Data Mining* (2009)
23. Shrout, P. E., & Fleiss, J. L.: Intraclass correlations: uses in assessing rater reliability. *Psychological bulletin*, (1979) 86(2), 420