



HAL
open science

Personnalisation automatique des parcours d'apprentissage dans les Systèmes Tuteurs Intelligents

Didier Roy

► **To cite this version:**

Didier Roy. Personnalisation automatique des parcours d'apprentissage dans les Systèmes Tuteurs Intelligents. 2015. hal-01144515v1

HAL Id: hal-01144515

<https://inria.hal.science/hal-01144515v1>

Preprint submitted on 27 Apr 2015 (v1), last revised 3 Jan 2016 (v2)

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.

Personnalisation automatique des parcours d'apprentissage dans les Systèmes Tuteurs Intelligents

Didier Roy¹, Benjamin Clément¹, Manuel Lopes¹, Pierre-Yves Oudeyer¹

¹ Flowers Lab – Inria Bordeaux Sud-Ouest, Bordeaux 33400, France,

didier.roy@inria.fr

1 INTRODUCTION

Compte-tenu de la croissance soutenue des applications pédagogiques pour supports mobiles et des formations en ligne, notamment des Massive Online Open Courses (MOOC), la recherche d'efficacité des Systèmes Tuteurs Intelligents (STI) représente un enjeu majeur. Les STI sont de solides outils pour la formation et peuvent participer efficacement à la lutte contre l'échec scolaire, à condition que les contenus soient bien calibrés, que les parcours soient personnalisés au plus près de l'apprenant, et que la motivation de ce dernier soit maximale.

École traditionnelle :

- 1 enseignant
- 30 élèves différents

Pour tous :

- Les mêmes activités
- Dans le même ordre
- Au même rythme

École 3.0 :

- 1 enseignant
- 30 élèves différents
- 30 instances d'un STI

Pour chacun :

- Des activités personnalisées
- Dans l'ordre s'adaptant à chaque élève
- Au rythme qui le maintient motivé



→ Éducation personnalisée, lutte contre le décrochage scolaire

1.1 Des composantes sur lesquelles agir

Selon [7], il y a quatre composantes principales dans un STI: i) un modèle cognitif qui définit le domaine de connaissances et les stratégies didactiques afférentes, ii) un modèle apprenant qui considère comment les étudiants apprennent, iii) un modèle tuteur qui définit, en relation avec les modèles cognitif et apprenant, les activités

d'apprentissage à proposer à l'apprenant, iv) un modèle d'interface utilisateur qui indique comment sont présentées les activités d'apprentissage et comment se déroulent les interactions avec les apprenants.

Dans ce travail, nous nous focalisons sur le modèle tuteur, i.e. comment choisir les activités pour qu'elles produisent chez l'apprenant l'apprentissage le plus efficace, en exploitant l'estimation de ses niveaux de compétence et de sa progression, ainsi que des informations fournies par les modèles cognitif et apprenant.

1.2 Une construction d'un modèle tuteur

Il existe plusieurs approches pour construire un modèle tuteur. Une première approche repose sur une optimisation manuelle préalable des choix d'activités, grâce à la connaissance des théories d'apprentissage, à l'expérience et à la maîtrise de la discipline concernée. Une seconde approche, que nous avons retenue pour notre travail, consiste en une optimisation automatique sans présupposés sur les apprenants et le domaine de connaissance.

Notre objectif est de proposer à chaque apprenant les activités qui lui font faire le plus de progrès. Ces activités ne sont pas nécessairement celles définies a-priori dans les modèles cognitif et apprenant, ce sont celles repérées en temps réel, grâce aux résultats de l'étudiant, comme étant les plus efficaces pour celui-ci. Cette approche présente trois principaux avantages :

Faible dépendance vis à vis des modèles cognitif et apprenant. Dans la plupart des cas, le modèle tuteur contient le modèle apprenant.

Compte tenu du nombre d'élèves, des particularités de ceux-ci et du temps dont dispose l'enseignant, il est souvent très difficile pour celui-ci de comprendre toutes les difficultés d'un étudiant, d'identifier précisément ses points forts et ses points faibles, et donc de déterminer quelles activités peuvent lui apporter un gain maximal dans son apprentissage.

Ces modèles ont souvent de nombreux paramètres et les identifier pour un étudiant donné est difficile, notamment à cause du manque d'informations. Ainsi, ces modèles peuvent s'avérer peu opérants dans la pratique [2]. Il a été montré qu'une séquence qui est optimale pour un étudiant moyen peut s'avérer peu pertinente pour beaucoup d'étudiants [5].

Il est intéressant de n'avoir qu'une faible dépendance vis à vis des modèles cognitif et apprenant, qui peuvent alors être moins précis, plus rapides à construire. Ceci nécessite que le STI explore et expérimente diverses activités afin d'évaluer leur potentiel didactique pour faire progresser l'apprenant concerné.

Des méthodes efficaces d'optimisation. Nous nous appuyons sur des méthodes qui ne font pas d'hypothèses spécifiques sur la façon dont les élèves apprennent et qui ont seulement besoin d'informations sur la progression de l'apprentissage estimée pour chaque activité. Nous faisons la simple hypothèse que les activités et leurs paramètres qui sont repérés comme fournissant un bon gain d'apprentissage, doivent être choisis prioritairement.

Un formalisme efficace et bien étudié pour ce type de problèmes est celui du bandit multi-bras (MAB) [3]. Suivant une analogie avec des bandits-manchots dans un casi-

no, à chaque étape du processus d'optimisation nous choisissons une des machines à sous, nous misons puis nous observons le gain qui s'ensuit, l'objectif étant de découvrir le meilleur bras. Nous sommes dans un processus d'exploration/expérimentation.

Une motivation accrue. Dans notre approche, les activités choisies doivent être en permanence celles qui possèdent le meilleur gain d'apprentissage pour l'étudiant qui travaille actuellement avec le STI. Cela permet non seulement d'utiliser des algorithmes d'optimisation plus efficaces, mais aussi d'offrir un parcours plus motivant pour les étudiants. Plusieurs recherches en psychologie et en neurosciences montrent que le cerveau humain éprouve du plaisir intrinsèque à la pratique d'activités de difficulté optimale, c'est-à-dire ni trop faciles, ni trop difficiles, mais légèrement au-dessus des capacités actuelles. Cette théorie des motivations intrinsèques est également connue sous le nom de zone proximale de développement [4].

Nos principales contributions se situent à plusieurs niveaux: l'utilisation d'algorithmes MAB hautement performants [3], qui ne nécessitent qu'une faible dépendance entre les modèles cognitif et apprenant; une représentation simple du modèle cognitif qui associe les activités aux niveaux minimums des compétences; l'acquisition d'une unité de connaissance (KC) n'est pas une variable binaire mais est définie comme le niveau de compréhension et d'usage de cette KC.

Les autres contributions comprennent un algorithme pour estimer les niveaux de compétence des élèves et pour évaluer les progrès empiriques de l'apprentissage avec chaque activité [6].

2 STI avec Bandits Multi-Bras

Lien entre unités de connaissance et activités d'apprentissage. Les activités d'apprentissage peuvent varier selon plusieurs dimensions et prendre différentes formes (e.g. visionnage de vidéos avec questions à la fin, jeux interactifs, ou exercices de types variés). Chaque activité peut permettre de travailler précisément différentes compétences ou unités de connaissance, et également contribuer à la compréhension d'autres unités de connaissance et l'acquisition d'autres compétences.

Cette relation présente des aspects communs pour tous les étudiants mais peut différer dès que l'on se place au niveau de chaque élève. Un STI peut utiliser cette relation pour estimer le niveau de chaque étudiant.

Estimation de l'impact des activités sur le niveau des compétences des étudiants. La clé de notre approche est l'estimation de l'impact de chaque activité sur le niveau de compétence de l'élève dans chaque unité de connaissance (KC). Ceci nécessite une estimation du niveau de compétence actuel de l'étudiant pour chaque KC. Nous ne voulons pas mettre en place des tests réguliers qui risqueraient d'interférer négativement avec l'apprentissage de l'étudiant. Les niveaux de compétence doivent être déduits par une évaluation furtive en temps réel qui utilise des informations indirectes provenant des performances observées dans les activités. Nous supposons que nous avons là un bon indicateur de la progression de l'apprentissage. Notre hypothèse est que si l'étudiant réussit plusieurs fois une activité pour laquelle le niveau de compétence requis est supérieur à son niveau de compétence actuel estimé, cela signifie qu'il a probablement progressé.

2.1 L'algorithme RiARiT : la bonne activité au bon moment (Right Activity at Right Time)

Pour relever le défi de l'optimisation des STI, nous nous appuyons sur les algorithmes de bandits multi-bras (MAB) [3]. Nous adaptons ces techniques à notre approche d'optimisation, où le joueur est remplacé par l'enseignant, le choix de la machine à sous par le choix de l'activité d'apprentissage, et le gain par le progrès dans l'apprentissage. Une particularité est que, dans ce cas, la récompense (le progrès) est non stationnaire, ce qui exige des mécanismes spécifiques pour suivre son évolution. En effet, ici un exercice donné cesse de fournir une récompense, ou une progression dans l'apprentissage, dès que l'étudiant atteint un certain niveau de compétence. Aussi, nous ne pouvons pas supposer que les récompenses sont les mêmes pour tous les étudiants, de la même façon que ces étudiants différents ont des goûts différents, et d'autres caractéristiques qui leur sont propres, tels que la tendance à la distraction, la dextérité dans la manipulation du clavier, qui peuvent créer des effets parasites. Nous utilisons alors une variante de l'algorithme de EXP4 [1,3].

2.2 L'algorithme ZPDES (Zone of Proximal Development and Empirical Success)

Notre objectif est de réduire la dépendance de l'optimisation par rapport aux modèles cognitif et apprenant, et d'automatiser encore plus l'algorithme en simplifiant ses conditions d'utilisation. Pour cela, nous utilisons le concept de zone proximale de développement ainsi que l'estimation empirique de la progression de l'apprentissage.

Comme nous l'avons évoqué, favoriser les activités qui produisent le plus de progrès d'apprentissage peut agir comme un puissant levier de motivation. Celle-ci est renforcée par l'usage de la zone proximale de développement [4], qui désigne les activités légèrement au-delà des capacités actuelles de l'apprenant comme étant les plus motivantes.

Estimer comment le taux de réussite de chaque exercice s'améliore permet d'éviter de construire des liens entre les activités et les niveaux des compétences des étudiants. Ainsi, on évalue empiriquement comment le taux de réussite d'une activité augmente pour déterminer quelle nouvelle activité choisir. Avec cet algorithme, nous n'estimons pas le niveau de compétence de l'élève, nous utilisons directement le taux de réussite de l'activité pour évaluer l'opportunité de la présenter à l'étudiant.

L'algorithme de Bandit Multi-Bras peut alors proposer des activités de difficultés croissantes bien adaptés à l'apprenant sans avoir besoin de connaître au préalable comment ces activités influent explicitement sur les niveaux de compétences.

ZPDES est très proche de RiARiT mais est plus automatisé, nécessite moins de préparation en amont. Il présente trois avantages majeurs: l'amplification de la motivation, la réduction du travail de l'expert qui conçoit le parcours d'apprentissage du STI, et l'ordre plus séquentiel des activités proposées.

3 Scénario d'apprentissage

Pour tester les approches évoquées précédemment, nous avons construit un parcours didactique sur l'apprentissage de la monnaie, destiné aux élèves de CE1, dont l'analyse didactique a déjà été effectuée et validée [8]. Les élèves doivent composer des montants en euros par glisser-déposer de billets et de pièces disponibles. Les activités varient selon les montants plus ou moins difficiles à composer, certains utilisant des valeurs de pièces ou de billets à lecture directe tels que 1, 2 ou 5, d'autres au contraire nécessitant de décomposer les montants, par exemple 3, 4, 6, 7, 8, 9, 23, ...

Autres paramètres et modalités : valeurs entières ou décimales, présentation du prix (3 € 25 ou 3,25 €), énoncé oral et/ou affichage des montants, nombres et types de pièces et billets disponibles, usage de monnaie réelle (euros) ou de jetons sans unités.

Les compétences visées concernent la connaissance de l'euro et de ses dérivés, l'addition et la soustraction de nombres entiers ou décimaux, la décomposition de nombres entiers ou décimaux, l'utilisation de la monnaie en situation réelle.

4 Simulations et résultats

Des simulations avec des étudiants virtuels ont permis de tester les algorithmes et de constater comment et à quelle vitesse ceux-ci estimaient et proposaient les activités les plus pertinentes aux étudiants. Chaque expérimentation concernait une population de 1000 étudiants utilisant les différentes méthodes proposées, chaque étudiant étant amené à résoudre 100 exercices.

RiARiT et ZPDES se sont avérés plus efficaces que la séquence prédéfinie, construite par un expert en didactique. A partir du parcours prévu par l'expert, les deux algorithmes pouvaient réorganiser dynamiquement celui-ci et modifier les paramètres des exercices, en exploitant pour cela leur exploration des résultats de l'élève.

Les algorithmes présentés ici adaptent le parcours, modifient les paramètres, de façon à être au plus près de l'élève, à personnaliser son parcours le plus possible. La figure 1 montre l'évolution des niveaux de compétence des 1000 étudiants durant les 100 exercices.

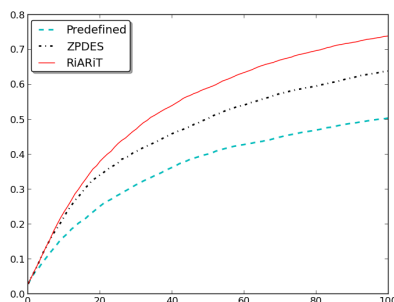


Fig. 1. Les algorithmes RiARiT et ZPDES obtiennent de meilleures performances que la séquence prédéfinie, indiquant ainsi que l'optimisation du STI est effective.

5 Conclusions et perspectives

Dans ce travail, nous proposons une nouvelle approche pour optimiser et personnaliser les Systèmes Tuteurs Intelligents. Nous avons montré qu'un algorithme efficace, qui trace les progrès d'apprentissage et propose les activités pertinentes en regard de ceux-ci, peut obtenir de très bons résultats.

Nous avons introduit deux algorithmes, RiARiT qui utilise des informations préalables sur la difficulté et les caractéristiques des tâches proposées, et un autre algorithme, ZPDES, qui ne nécessite aucune information sur les tâches.

Il était prévisible que RiARiT, qui utilise plus d'informations, se comporte mieux que ZPDES, qui, sans aucune information, ne peut pas atteindre le plus haut rendement dans les cas courants, mais reste malgré tout étonnamment bon. Même en comparant avec une séquence d'enseignement optimisé, ZPDES montre une meilleure adaptation aux difficultés d'élèves.

Après une première expérimentation en situation réelle avec 100 élèves de CE1 [6], nous réalisons actuellement une expérimentation auprès de 400 élèves de CE1, basée, comme la première, sur la séquence d'utilisation de la monnaie déjà évoquée. Deux tests, un en amont et un autre en aval, nous renseigneront également sur les progrès réels effectués par les élèves selon les trois stratégies proposées.

6 Références

- [1] P. Auer, N. Cesa-Bianchi, Y. Freund, and R. Schapire. The non-stochastic multiarmed bandit problem. *SIAM Journal on Computing*, 32(1):48–77, 2003.
- [2] J. E. Beck and X. Xiong. Limits to accuracy: How well can we do at student modeling? In *Educational Data Mining*, 2013.
- [3] S. Bubeck and N. Cesa-Bianchi. Regret analysis of stochastic and non-stochastic multi-armed bandit problems. *Foundations and Trends in Stochastic Systems*, 1(4), 2012.
- [4] C. D. Lee. Signifying in the zone of proximal development. *An introduction to Vygotsky*, 2:253–284, 2005.
- [5] J. Lee and E. Brunskill. The impact on individualizing student models on necessary practice opportunities. In *Inter. Conf. on Educational Data Mining*, 2012.
- [6] M. Lopes, B. Clement, D. Roy, and P.-Y. Oudeyer. Multi-armed bandits for intelligent tutoring systems. *arXiv:1310.3174 [cs.AI]*, 2013.
- [7] R. Nkambou, R. Mizoguchi, and J. Bourdeau. *Advances in intelligent tutoring systems*, volume 308. Springer, 2010.
- [8] D. Roy. Usage d'un robot pour la remédiation en mathématiques. Technical report, 2012.