

Conception et évaluation d'un processus de personnalisation fondé sur des référentiels de compétences

Louis Sablayrolles^{1,2}, Nathalie Guin¹, Marie Lefevre¹ et Julien Broisin²

¹ Université de Lyon, CNRS, LIRIS UMR 5205, F-6922 Villeurbanne, France
{prenom.nom}@liris.cnrs.fr

² IRIT UMR 5505, 118 route de Narbonne, Toulouse, France
{prenom.nom}@irit.fr

Résumé. La recommandation d'activités pour les apprenants a pour objectif de leur fournir des ressources adaptées à leurs besoins, dans le but de faciliter leur apprentissage. Nous nous intéressons dans cet article à la recommandation d'activités aux apprenants à partir de leur profil cognitif exprimé en termes de compétences. Notre principale contribution concerne la formalisation d'un processus de personnalisation exploitant un méta-modèle de stratégie pédagogique à base de compétences. Ce processus de personnalisation est ensuite implémenté pour fournir des recommandations de ressources dans le cadre de l'apprentissage de la programmation Shell en 1^{ère} année de DUT Informatique. Enfin nous proposons une évaluation auprès des enseignants de la pertinence des recommandations fournies, ainsi que des pistes d'amélioration de notre processus.

Mots-clés : recommandation de ressources, méta-modèle de stratégie pédagogique, règles de personnalisation

Abstract. Recommending activities for learners enables them to facilitate their learning with adapted resources. In this article, we are interested in recommending activities to learners based on their cognitive profile expressed in terms of competencies. We propose the formalization of a competency-based personalization process and its pedagogic strategy's meta-model. This personalization process is then implemented in order to provide recommendations for learning Shell programming in a first-year computer science degree. We finally discuss the evaluation by teachers of the relevance of the recommendations.

Keywords: resource recommendation, pedagogic strategy meta-model, personalization rules

1 Introduction

Les systèmes de recommandation sont une part importante de la recherche en EIAH. Ils permettent de fournir des items de travail pertinents [1], sous la forme d'ensembles ou de séquences, tout en privilégiant certaines contraintes (items nouveaux, items les plus pertinents ou items liés à un chemin d'apprentissage).

Nous nous intéressons ici au contexte des approches par compétences et en particulier aux recommandations d'items à base de compétences. L'orchestration des ressources à utiliser n'étant pas l'objectif de nos travaux, nous étudions la recommandation de séquences de ressources pertinentes pour l'apprenant. Nos travaux s'inscrivent dans la continuité du modèle PERSUA2 [2] qui permet à une équipe enseignante d'agir sur le processus de personnalisation. À partir de celui-ci, nous avons cherché à concevoir un processus de personnalisation utilisant une approche par compétences formalisée par un référentiel contenant des compétences liées par des relations sémantiques. Dans l'objectif de fournir une recommandation personnalisée aux apprenants tout en respectant la pédagogie des enseignants, nous avons associé à ce processus de personnalisation un méta-modèle de stratégie pédagogique.

Dans cet article, nous commençons par présenter le projet ComPer dans lequel s'inscrivent nos travaux, ainsi que nos motivations, avant de faire état des travaux connexes existants. Nous poursuivons par la présentation de notre processus de personnalisation et du méta modèle de stratégie pédagogique associé, en prenant l'exemple de la stratégie pédagogique définie dans le cadre du projet. Nous présentons ensuite l'expérimentation de ce processus que nous avons implémenté pour fournir des recommandations d'activités à des apprenants inscrits en 1ère année de DUT Informatique, dans le contexte de l'apprentissage de la programmation Shell. Enfin nous concluons et exposons certaines perspectives d'évolution.

2 Projet et motivations

Nos travaux s'inscrivent dans le projet ComPer [13] dont le but est de concevoir des modèles et outils destinés à mettre en œuvre une approche par compétences pour accompagner l'apprentissage de manière personnalisée. Son environnement est illustré par la Figure 1. Un référentiel de compétences est un ensemble hiérarchisé de connaissances, savoir-faire et compétences, notés KSC (Knowledge, Skill, Competency) par la suite, liés entre eux par des relations sémantiques (telles que des relations de prérequis, de composition ou de complexification). Ce référentiel est défini par des experts du domaine (didacticiens) ou des enseignants. Les enseignants peuvent rattacher des ressources (i.e. cours, exercices) à un ou plusieurs nœuds d'un référentiel. Un profil de compétences de l'apprenant peut alors être calculé à partir des traces des activités qu'il a réalisées sur les ressources (e.g. réussite/échec aux exercices). Ce profil est exprimé par un taux de maîtrise des nœuds du référentiel de compétences, auquel sont associées deux autres métriques dont la confiance du système dans ce taux de maîtrise. Le contexte d'apprentissage est constitué des objectifs définis par l'apprenant (KSC qu'il veut

maîtriser) pour guider le processus ainsi que le temps maximal de la session. Le processus de personnalisation que nous proposons prend en compte ces différents éléments, et utilise l'expertise des enseignants au travers des stratégies pédagogiques.

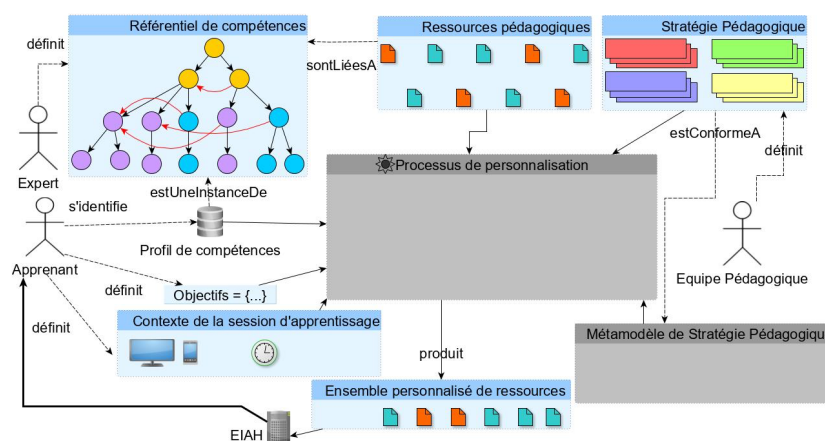


Fig. 1. Environnement du projet ComPer.

Selon les spécifications du projet, notre processus de personnalisation doit respecter les contraintes suivantes : (C1) applicabilité des composants de la stratégie par le processus de personnalisation ; (C2) explicabilité du processus de personnalisation aux apprenants et enseignants ; (C3) configuration et modification du processus par les enseignants.

Les travaux présentés dans cet article sont centrés sur la conception du processus de personnalisation et sur son évaluation dans un contexte d'apprentissage réel. Avant de détailler nos contributions, nous présentons dans la section suivante les approches existantes qui visent une personnalisation de l'apprentissage à base de compétences.

3 Personnalisation à base de compétences

Les processus de personnalisation fondés sur les compétences peuvent être divisés en trois grandes familles. Premièrement, il existe des algorithmes utilisant des approches d'apprentissage et raisonnement automatique. Deuxièmement, on trouve des approches statistiques. Pour finir, certains algorithmes sont fondés sur des modèles. Nous détaillerons dans un premier paragraphe les deux premières avant d'aborder la troisième. Pour finir, nous indiquerons des travaux parallèles utilisant l'expertise des enseignants.

Dans les approches d'apprentissage automatique, les modèles neuronaux peuvent être combinés ensemble [3] pour la génération et la validation de chemins d'apprentissage. Dans [4], les auteurs utilisent des probabilités pour prédire des relations entre les concepts, puis une matrice item/item construite par une approche bayésienne pour recommander les meilleures activités à l'apprenant. Il est également possible d'utiliser les parcours d'apprentissage des étudiants les plus performants, d'effectuer un *clustering*

des parcours d'apprentissage définis par des experts, ou d'utiliser l'*ant colony optimization* [3]. Cependant, toutes ces approches ne peuvent pas être utilisées dans notre contexte en raison de leur manque d'explicabilité (C2) et de paramétrage (C3).

Afin de se rapprocher de nos contraintes, nous avons trouvé les travaux similaires suivants fondés sur des modèles. Nous pouvons citer ceux de [8] qui utilisent l'approche Cb-KST sur un référentiel de compétences, liées entre elles par des relations de composition ou de prérequis. Un certain nombre de ressources sont recommandées parmi un ensemble de compétences choisies par l'enseignant (objectif) en fonction de paramètres de difficulté qu'il a définis. Cette recommandation peut être modulée à l'aide de plusieurs stratégies prédéfinies (Progression, Renforcement, Approfondissement). Cependant, celles-ci ne peuvent pas être configurées en fonction des besoins de l'enseignant, qui ne peut que choisir celle qui lui convient le mieux. Nous trouvons une structuration de compétences sous la forme d'un arbre de composition dans [9]. Utilisant un système multi-agent ils recommandent les ressources associées à l'élément le plus proche (défini par une mesure de distance) de celui sur lequel l'apprenant veut travailler. Les agents vont donc échanger pour se répartir les tâches de sélection d'activités. Dans [10], le domaine est modélisé selon une ontologie de différents éléments (concepts, notions, connaissances, et sujets) qui sont liés entre eux par une relation de composition pondérée. Leur modèle de l'apprenant est construit en utilisant une approche bayésienne sur les traces permettant de construire un profil. A partir de celui-ci, des tâches liées à un concept cible sont recommandées à l'apprenant. Cependant, il peut être compliqué pour les enseignants de mettre en place de tels dispositifs (C3).

Certains travaux tentent de faire appel à l'expertise des enseignants. Ainsi, dans [5], la modélisation du domaine est réalisée avec un arbre de chemins d'apprentissage possibles composé des concepts du cours liés par des relations de prérequis indiquant qu'un concept doit être travaillé avant un autre. En utilisant un concept de départ, les scores de l'apprenant pour chaque chemin d'apprentissage sont estimés et celui qui est le plus approprié et ayant le score estimé le plus élevé est sélectionné. En outre, certains travaux laissent la possibilité d'utiliser des intentions pour personnaliser la recommandation. Citons par exemple celle de « prérequis » [6], ou la formalisation d'un scénario pédagogique avec « découverte » et « renforcement » dans [7]. Cependant, dans le cadre de notre projet, cette présence de parcours d'apprentissage n'est pas utilisable car notre recommandation n'est valable qu'au moment de sa génération.

Ainsi, afin de recommander des ressources aux apprenants en fonction de leur profil de compétences et de leurs objectifs, nous identifions les verrous suivants : (i) comment reproduire l'expertise de l'enseignant au travers d'une stratégie pédagogique ; (ii) comment utiliser les relations sémantiques dans une stratégie pédagogique ; (iii) comment un processus de recommandation peut utiliser ces stratégies pédagogiques pour recommander des ressources à un apprenant. Notre question de recherche est donc (RQ) Comment proposer un processus de recommandation fondé sur un référentiel de compétences et correspondant à des pratiques pédagogiques ?

Dans notre contexte, il nous a semblé intéressant de réutiliser les concepts d'objectif de l'apprenant, d'intention et de stratégie pédagogique afin de respecter les contraintes (C1, C2, C3) nécessaires à notre démarche. Enfin, dans la continuité des travaux de [2], nous réutiliserons les définitions de "stratégie pédagogique", c'est-à-dire "un ensemble

de règles qui permettent de répartir les activités en fonction des activités disponibles et des profils des apprenants", mais aussi celui de "règles" (de la forme SI [condition sur les profils] ALORS [activités à proposer] SINON [autres activités à proposer]). Dans notre contexte, il est important que notre processus puisse s'appliquer sur différents terrains (informatique à l'université, physique/chimie au lycée, etc.). Donc pour répondre à la question de recherche, notre approche a consisté à (i) proposer un processus de personnalisation qui applique une stratégie pédagogique au profil de compétences d'un apprenant en fonction de ses objectifs ; (ii) définir une stratégie indépendante du niveau et du domaine enseigné ; (iii) définir, à partir de cette stratégie, un méta-modèle de stratégie pédagogique qui permettra la définition de stratégies expertes par les enseignants tout en assurant la compatibilité avec le processus.

4 Recommandation personnalisée d'activités

La conception de notre processus de recommandation a été réalisée en plusieurs étapes. À l'aide d'un questionnaire non standardisé, nous avons interrogé les enseignants du projet sur leurs besoins de personnalisation, que nous avons ensuite complété par des discussions avec les participants. Ceci nous a fourni les éléments pour élaborer une première proposition concernant les étapes du processus de recommandation. Suite à plusieurs modèles présentés aux membres du projet, nous avons pu faire valider les étapes du processus. Nous avons ensuite conçu une première stratégie pédagogique (nommée ComPer) qui nous a amené à améliorer les différentes étapes de notre processus de recommandation. Nous avons ainsi défini notre processus de recommandation et le métamodèle de stratégie sur lequel il s'appuie.

4.1 Processus de personnalisation

Après des interactions avec les enseignants du projet, nous avons choisi de traiter les KSC et les ressources en deux phases distinctes pour faciliter le paramétrage et l'expliquabilité multi-niveaux de notre système. Comme entrée de notre processus de personnalisation, nous avons le profil de l'apprenant contenant, en plus, les relations du cadre de compétences, la stratégie pédagogique de l'enseignant et les éléments du contexte de la session tels que les objectifs de l'apprenant (comme une liste ordonnée) ou les paramètres de restriction. Notre objectif est de produire une séquence ordonnée de ressources pertinentes pour l'apprenant. Le méta-modèle du référentiel de compétences que nous utilisons propose une structure en graphe. En raison de la complexité élevée de l'exploration des graphes, nous décomposons la phase KSC en une partie de navigation/sélection et une partie d'ordonnancement. Finalement, notre processus se déroule en 3 phases principales en utilisant une liste ordonnée d'objectifs pour chaque apprenant. Un objectif est une paire constituée d'un nœud du référentiel à travailler (par exemple, Manipuler des variables) et d'une intention pédagogique (par exemple, révision ou découverte). Les intentions sont utilisées pour qualifier la manière dont l'enseignant et/ou l'apprenant souhaite travailler un nœud (voir section 4.2).

La phase de Sélection permet de choisir les nœuds du référentiel que l'apprenant devra travailler en fonction de son profil de compétences et des objectifs qui ont été définis. Lors de cette phase, des tags sont apposés sur chaque nœud sélectionné afin de savoir pourquoi il doit être travaillé. La phase d'Ordonnement permet de trier les nœuds sélectionnés afin de faire travailler l'apprenant prioritairement sur les nœuds les plus importants. Pour terminer, la phase de Ressources consiste, pour chacun des nœuds contenus dans la liste issue de la phase précédente, à récupérer de façon ordonnée les ressources (activité, cours, etc.) à proposer à l'apprenant. Ces trois phases sont appliquées indépendamment pour chaque objectif formulé par l'apprenant.

La phase de **Sélection** des KSC est elle-même constituée de trois étapes :

S.Initialisation : à partir du nœud correspondant à l'objectif traité, la phase d'initialisation permet de récupérer l'ensemble des sous-concepts (KSC) qui le composent.

S.Pre- Traitement : cette étape est facultative et permet, en fonction de l'intention de l'objectif et en suivant les relations du référentiel de compétences, d'explorer des sous-arbres de KSC liés à ceux récupérés lors de l'étape précédente. Ces sous-arbres peuvent être des pré-requis, des leviers facilitant la compréhension, ou des approfondissements des sous-concepts (KSC) issus de l'étape précédente.

S. Traitement: cette phase permet d'appliquer un traitement sur les nœuds issus de l'étape S.Pre-Traitement (ou S.Initialisation si l'étape de pré-traitement n'a pas eu lieu). Ce traitement comprend deux possibilités, indépendantes l'une de l'autre, qui sont appliquées en fonction d'une condition sur les valeurs de maîtrise, confiance et couverture du nœud : (i) sélectionner le nœud avec un tag explicitant l'intention avec laquelle ce nœud doit être travaillé ; (ii) ajouter le nœud à la liste des objectifs avec une nouvelle intention, dans le but de le traiter différemment. Nous avons laissé la possibilité d'effectuer l'un et/ou l'autre traitement sur les nœuds récupérés. Par exemple, lorsque l'objectif vise à travailler un nœud avec l'intention prérequis, notre approche consiste à parcourir les relations de prérequis du nœud objectif, puis à sélectionner les nœuds dont la maîtrise est inconnue ou insuffisante avec le tag Pre_requis. De plus, si ce nœud a une maîtrise inconnue, il est ajouté à la liste des objectifs avec l'intention découverte alors que si sa maîtrise est insuffisante, il sera ajouté avec l'intention renforcement.

Lors de la phase de Sélection, une formule de priorité est appliquée à chacun des nœuds rencontrés. La priorité d'un nœud est calculée en fonction de la priorité du père de ce nœud, de la/les relations qui a/ont été suivie(s), de la profondeur du nœud par rapport au nœud objectif, ainsi que de la règle de sélection appliquée. Cette priorité est utilisée durant la phase d'Ordonnement, pour trier les nœuds sélectionnés.

La phase d'**Ordonnement** comprend trois étapes pour ordonner les KSC sélectionnés lors de la phase de Sélection. (1) **O.Unicité** regroupe les sélections multiples d'un nœud au sein d'un objectif, en combinant leur priorité et leur tag de sélection. En effet, un même nœud peut être sélectionné plusieurs fois dans le cas où, par exemple, celui-ci est un sous-concept (KSC) du nœud objectif, mais aussi un prérequis d'un autre sous-concept. (2) **O.TriParPriorité** ordonne les KSC par priorité décroissante. Enfin, en cas de conflit entre deux KSC ayant la même priorité, (3) **O.TriParTag** ordonne les KSC selon leur tag de sélection et l'intention de l'objectif initial en exploitant une table de priorité indiquant les tags à exploiter prioritairement.

Enfin, à l'aide de l'ensemble ordonné des KSC à travailler issus de la phase précédente, la phase de Ressources permet, en deux temps, de retrouver les ressources associées à ces nœuds. (1) **R.Selection** permet de récupérer l'ensemble des ressources les plus adaptées liées aux nœuds sélectionnés en suivant les relations entre un Knowledge/Skill et une ressource (i.e. hasLearning et hasTraining). (2) **R.Ordonnement** trie les ressources sélectionnées pour fournir par exemple les ressources de type cours avant les ressources de type exercices.

4.2 Stratégie ComPer - une stratégie indépendante du niveau et du domaine enseigné

Comme décrit dans la section précédente, nos stratégies de personnalisation utilisent des intentions. Elles permettent de qualifier la manière dont l'enseignant et/ou l'apprenant désire travailler un nœud N du référentiel de compétences. Nous donnons ci-dessous celles que nous avons définies au sein du projet ComPer.

L'intention **Prérequis** consiste à travailler des thèmes/sous-thèmes prérequis à N. L'intention **Découverte** permet de travailler N pour la première fois. L'intention **Remédiation** fait travailler N, qui a déjà été travaillé mais qui est non maîtrisé. L'intention **Renforcement** a pour but de renforcer la maîtrise de N, qui a déjà été travaillé mais pour lequel la maîtrise est partielle. L'intention **Révision** fait travailler N dans le cadre d'une révision à un examen par exemple. L'intention **Approfondissement** consiste à travailler des nœuds qui sont des complexifications de N. Enfin, l'intention **Inconnue** est utilisée lorsque l'apprenant ignore l'intention avec laquelle il désire travailler N.

Comme nous allons le présenter dans notre méta-modèle, il est possible de définir des stratégies pédagogiques ayant des comportements différents pour chaque intention. Dans le cas de la stratégie ComPer, travailler un nœud objectif avec l'intention de **Prérequis** consiste à faire travailler les nœuds prérequis de l'objectif ou de ses descendants. Pour cela, on récupère l'ensemble des sous-nœuds (KSC) liés au nœud objectif. A partir de ces descendants, nous isolons les nœuds prérequis en suivant la relation *requires* dans le référentiel de compétences. L'ensemble des prérequis non maîtrisés sera ensuite sélectionné afin que l'apprenant puisse les travailler. Dans le cadre du travail d'un nœud objectif avec l'intention de **Découverte**, nous recherchons l'ensemble des descendants de l'objectif dont la maîtrise est inconnue, afin de proposer à l'apprenant des ressources qui y sont rattachées. Travailler un nœud objectif avec l'intention de **Renforcement** ou de **Remédiation** consiste à faire travailler les sous-nœuds qui ne sont pas assez maîtrisés. Cela peut correspondre à la réalisation d'exercices d'entraînement ou à revoir un cours dont une portion est mal comprise. Travailler un nœud avec l'intention de **Révision** a pour but de faire réviser le nœud à l'apprenant en lui proposant des activités déjà réalisées qu'il maîtrise déjà, mais en privilégiant le travail des nœuds dont la maîtrise est insuffisante. Le travail d'un nœud objectif avec l'intention d'**Approfondissement** consiste à vérifier tout d'abord que l'apprenant a une maîtrise suffisante de l'objectif et des sous-nœuds le composant, puis à aller chercher des nœuds qui permettent de travailler des concepts plus complexes. Enfin, si l'intention est **Inconnue**, le processus de personnalisation déterminera, à l'aide des valeurs de maîtrise du profil de compétences, l'intention qui conviendra le mieux à l'apprenant.

4.3 Méta-modèle de stratégie pédagogique

Nous avons proposé un méta-modèle permettant d'exprimer la stratégie ComPer mais également d'autres stratégies du même type. Il permet au processus de valider la stratégie en entrée. La grammaire de notre méta-modèle a été définie en utilisant un schéma JSON [14]. Cette grammaire comprend un ensemble de 5 classes d'éléments détaillés ci-dessous : la stratégie pédagogique, les procédures de sélection, les règles de sélection, les prédicats, et les paramètres. Chacun de ces éléments possède un identifiant, un nom, et un type (ComPer ou Expert). Cette dernière propriété indique si l'élément a été conçu par les membres de l'équipe du projet ComPer, ou par des experts/enseignants d'un domaine.

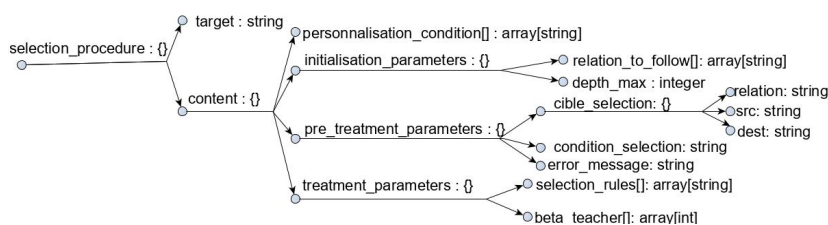


Fig. 2. Élément **selection_procedure** du méta-modèle de stratégie pédagogique.

L'élément *instructional_strategy* contient les informations nécessaires pour appliquer le processus de personnalisation : (i) Les paramètres pour la phase de Sélection, à savoir l'ensemble des éléments "procédures de sélection" (que nous détaillons dans la suite de cette section) à appliquer ainsi que la majeure partie des paramètres liés au calcul de la priorité d'un nœud. La priorité d'un nœud est calculée en utilisant les données récoltées lors du parcours du référentiel ainsi que les procédures de sélection qui lui sont appliquées. (ii) La *table de priorité* des tags de sélection en fonction de l'intention de l'objectif initial pour la phase d'Ordonnancement. Celle-ci est propre à chaque stratégie pédagogique et peut donc être adaptée aux besoins des équipes pédagogiques.

L'élément *selection_procedure* (cf. fig2) regroupe les paramètres de chacune des étapes décrites en Section 4.2. On trouve ainsi (dans *personnalisation_condition*) l'ensemble des intentions pour lesquelles cette procédure peut s'appliquer. L'élément *initialisation_parameters* permet de définir certains paramètres nécessaires à la phase d'initialisation telles que les relations sémantiques à suivre pour récupérer les sous-concepts (KSC) liés au nœud objectif, ainsi que la profondeur maximale à laquelle s'arrêter. Pour l'étape de S.Pre-Traitement, l'élément *pre_treatment_parameters* permet de définir les relations sémantiques qui doivent être suivies pour explorer les arbres de sous-concepts (KSC), ainsi que la condition nécessaire à leur exploration. Par exemple, dans le cas de l'intention d'approfondissement, les sous-arbres du nœud objectif ne seront explorés que si celui-ci est maîtrisé. Enfin, les paramètres de traitement proposent des paramètres spécifiques au calcul de la priorité d'un nœud, et aux règles de sélection applicables. Le premier arbre (fig3) illustre les valeurs de ces différents paramètres dans la stratégie ComPer pour la procédure de sélection traitant les objectifs

ayant l'intention prérequis. On retrouve ainsi la condition d'application de la procédure dans *personalisation_condition*, les relations sémantiques de l'étape S.Initialisation à suivre (jusqu'à la profondeur maximale) pour obtenir les descendants de l'objectif, la relation sémantique *requires* pour l'étape S.Pre-Traitement, et l'ensemble des règles de sélection à appliquer pour l'étape S.Traitement dont la première est représentée sur le deuxième arbre (voir fig 3).

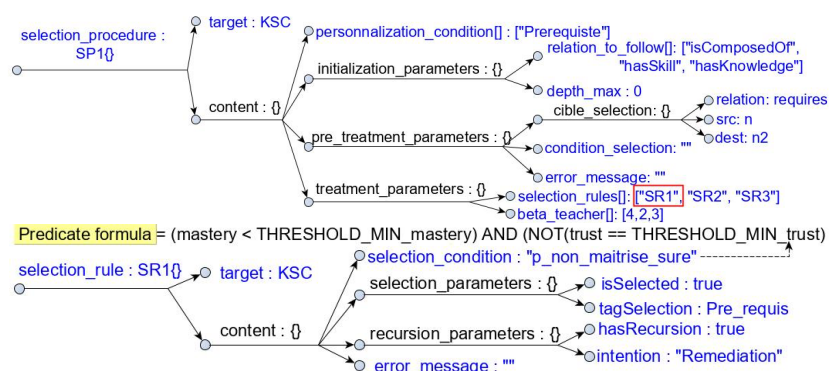


Fig. 3. Éléments *selection_procedure* (SP1) et *selection_rule* (RS1) de la stratégie ComPer.

L'élément *selection_rule* définit la manière de traiter un nœud lors de l'étape S.Traitement. La condition de sélection permet de savoir si la règle peut être appliquée pour le nœud traité (un exemple de sélection est donné par la formule en jaune sur le deuxième arbre de la figure 3). De plus, dans le cas de l'application de la règle à un nœud, on retrouve les paramètres qui concernent la sélection du nœud (élément *selection_parameters*, voir figure 3) ainsi que les paramètres liés à la récursivité du processus de sélection (élément *recursion_parameters* sur le deuxième arbre de la figure 3). Enfin, l'élément *predicate* définit une formule logique permettant de tester un ensemble de contraintes sur un nœud comme dans la condition des règles de sélection.

5 Expérimentation dans le cadre de l'apprentissage de la programmation Shell

La stratégie ComPer présentée plus haut a été conçue pour être appliquée indépendamment du niveau d'apprentissage et de la discipline enseignée. L'expérimentation présentée ici vise donc à évaluer cette stratégie dans un premier contexte d'apprentissage réel, celui de l'apprentissage de l'informatique dans l'enseignement supérieur.

5.1 Dispositif pédagogique

L'expérimentation que nous avons menée pour évaluer notre proposition utilise la plateforme Lab4CE dédiée à l'enseignement de l'informatique [11]. Pour notre expérimentation, cette plateforme a été utilisée dans le cadre d'un module d'apprentissage de la programmation Shell. Elle s'est déroulée pendant 6 semaines avec 180 étudiants inscrits en première année de DUT d'informatique. Le référentiel de compétences et les ressources associées ont été conçus par l'enseignant en charge du module. Il comprend un total de 96 nœuds (11 compétences, 24 connaissances, 19 savoir-faire et 42 ressources) liés entre eux par un total de 193 relations. La première semaine a été utilisée pour évaluer le profil des apprenants afin de déterminer leur maîtrise de certains KSC du référentiel de compétences. Chaque semaine, le lundi, les étudiants avaient une session d'apprentissage à distance de 90 minutes avec l'un des 6 enseignants du module, au cours de laquelle une série d'exercices devait être réalisée sur la plateforme ASKER [12]. La plateforme Lab4CE était accessible en ligne à tout moment, et les étudiants pouvaient poursuivre leur travail tout au long de la semaine. Chaque vendredi soir, les logs de la plateforme étaient extraits et deux enseignants les passaient en revue afin de mettre à jour les profils des apprenants en fonction de leurs productions. Chaque dimanche soir, notre processus de recommandation implémentant la stratégie ComPer était exécuté afin de générer, sur la base d'objectifs à maîtriser (en termes de KSC) définis par le superviseur du module, une recommandation pour chaque apprenant consistant en une liste ordonnée d'un nombre variable de ressources. Notons que les ressources ont été ordonnées en fonction de leur type (i.e. contenu très court des cours magistraux d'abord, et exercices). A la demande du responsable du module, nous avons également désactivé l'intention de découverte. Enfin, les apprenants étaient libres, à partir du lundi de la 2^{ème} semaine, de visiter ou non les ressources recommandées.

5.2 Protocole d'évaluation du processus de recommandation

Afin d'évaluer la pertinence de notre processus de recommandation, nous avons suivi le protocole suivant. Tout au long de l'expérimentation, nous avons sauvegardé l'ensemble des traces issues de la génération des recommandations ainsi que les profils des étudiants ayant donné lieu à ces recommandations.

Ensuite, en utilisant un regroupement manuel effectué sur les recommandations des semaines 2 et 3, un total de 4 profils par semaine a été sélectionné. Nous avons choisi les semaines 2 et 3 de l'expérience car elles sont situées au milieu de l'expérience, ce qui nous permet d'évaluer la précision après le début de l'expérience. Au moyen d'un questionnaire non standardisé [15], nous avons d'abord demandé aux six enseignants du module de fournir leurs recommandations pour deux de ces profils afin de les comparer aux recommandations de l'algorithme. Ensuite, nous leur avons demandé d'évaluer la recommandation fournie par notre système pour les deux autres profils en utilisant une échelle de Likert à 5 valeurs. Nous avons calculé la moyenne des évaluations des enseignants concernant la qualité des recommandations générées par notre système.

Nous avons ensuite effectué une analyse qualitative en représentant les recommandations de notre processus et celles des experts du référentiel de compétences afin de savoir si les recommandations étaient proches.

5.3 Résultats et discussion

En ce qui concerne les résultats de l'évaluation de la pertinence des recommandations par les enseignants, le score moyen pour les deux semaines était de 3,24/5 avec 3,83 pour la semaine 2 et 2,66 pour la semaine 3. Une analyse qualitative utilisant une représentation des recommandations du processus et les recommandations des experts a permis de montrer visuellement que les recommandations des experts étaient pertinentes. Nous avons pu remarquer que l'ensemble des nœuds recommandés par notre algorithme et les experts sont situés dans la même portion du référentiel. Cependant, l'ordre dans lequel les nœuds ont été sélectionnés était très différent entre notre processus et les experts, ainsi qu'entre les experts. Un processus itératif permettra de comprendre leur méthode d'ordonnement.

Ainsi nous avons pu constater que nos recommandations sont similaires à celles des enseignants. Nous avons de plus montré que chaque enseignant avait sa propre manière d'ordonner les nœuds à travailler ce qui peut expliquer les résultats obtenus lors de l'évaluation des recommandations. Une remarque laissée par un des enseignants permet d'illustrer ce problème : "L'ordre n'est pas pertinent !!! Il faut faire travailler les K et les S avant de faire travailler les C !!!". De plus, des enseignants nous ont fait remarquer que certains nœuds n'avaient pas été recommandés alors qu'ils auraient dû l'être. Après étude des traces, nous avons constaté que cela était dû au fait que la règle traitant ces cas-là (intention de découverte) avait été désactivée à la demande du responsable.

6 Conclusion et Perspectives

Nous avons dans cet article montré qu'il était possible de (i) concevoir un processus de personnalisation exploitant les objectifs de l'apprenant et appliquant une stratégie pédagogique (définie à partir un méta-modèle de stratégie) sur un profil de compétences de l'apprenant ; (ii) définir une stratégie pouvant s'appliquer à la recommandation d'activités dans le cadre de la programmation Shell ; (iii) pouvoir modifier/créer une stratégie pédagogique en fonction des besoins d'un enseignant ; (iv) fournir aux apprenants des recommandations qui ne sont pas aberrantes.

Pour la suite de nos travaux, nous exploiterons les réponses au questionnaire fourni aux enseignants et les traces d'activités des apprenants pour améliorer notre formule de priorité et ses paramètres. Puis, nous voulons continuer à évaluer notre stratégie ComPer et le processus de personnalisation au sein des différents terrains d'expérimentation du projet ComPer pour lesquels des référentiels plus complexes ont été définis. Nous espérons ainsi proposer des mécanismes d'amélioration de la stratégie en suggérant certaines modifications sur ses paramètres. Pour finir, nous souhaitons travailler sur la génération d'explications offrant la possibilité à l'apprenant et à l'enseignant de comprendre les recommandations formulées par le système.

7 Remerciements

Le travail présenté dans cet article a été financé par l'ANR au sein du projet ComPer ANR-18-CE38-0012.

References

1. Ricci, F., Lior, R., Bracha, S.: Introduction to Recommender Systems Hand-book. In Recommender Systems Handbook, pp 1-35, 1st ed, Behaviour & Information Technology, Springer, Boston MA (2018)
2. Lefevre, M., Jean-Daubias, S., Guin, N. An approach for unified personalization of learning. Workshop on Personalization Approaches in Learning Environments, User Modeling, Adaptation and Personalization 2012, Montreal, Canada, pp. 5-10
3. Diwan, C., Srinivasa, S., Ram, P. Automatic Generation of Coherent Learning Pathways for Open Educational Resources In European Conference on Technology Enhanced Learning · Technology-Enhanced Learning 2019, pp. 321-334, Springer, Netherlands (2019)
4. Desmarais, M.C., Meshkinfam, P., & Gagnon, M.. Learned student models with item to item knowledge structures. User Modeling and User-Adapted Interaction, 16(5), pp 403-434 (2006)
5. Nabizadeh A.H, Gonçalves D., Gama S., Jorge J., Rafsanjani H.N., Adaptive learning path recommender approach using auxiliary learning objects, Computers & Education, 147, 2020
6. Auzende, O., Giroire, H., Le Calvez, F.: *Séquences d'entraînement guidées par les erreurs*. In Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain'2013, Toulouse, pp 105-116 (2013).
7. Pernin, J.F, Emin V., Guéraud V.: Intégration de la dimension utilisateur dans la conception de systèmes pour l'apprentissage. Scénarisation pédagogique dirigée par les intentions. Ingénierie des Systèmes d'Information. 14(3): 9-30 (2009)
8. El-Kechaï, N., Melero, J., and Labat, J.-M. *Adaptation de serious games selon la stratégie choisie par l'enseignant : approche fondée sur la Competence-based Knowledge Space Theory*. In Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain'2015, pp 126-137, Agadir, Maroc (2015).
9. Paquette, G., Mariño, O., Rogozan, D., & Léonard, M. *Competency-based personalization for massive online learning*. In Smart Learning Environments, 2(1), 4 (2015).
10. Mediani C., Abel MH., Djoudi M. Towards a Recommendation System for the Learner from a Semantic Model of Knowledge in a Collaborative Environment. In: Computer Science and Its Applications. *Conference on Computer Science and its Applications 2015*. IFIP Advances in Information and Communication Technology, 456. Springer, Cham, 2015
11. Broisin, J., Venant, R., & Vidal, P.. *Lab4CE: a Remote Laboratory for Computer Education*. In International Journal of Artificial Intelligence in Education , 27(1), pp 154–180 (2015).
12. Lefevre, M., Guin, N., Cablé, B., & Buffa, B. ASKER: un outil auteur pour la création d'exercices d'auto-évaluation. In Atelier Evaluation des Apprentissages et Environnements Informatiques - Conférence Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain 2015, Agadir, Maroc (2015).
13. ComPer Project Homepage, <http://comper.fr/>, last accessed 2021/04/21.
14. Métamodèle, <https://cloud.irit.fr/index.php/s/IWBfslZgcjWscpi>, last accessed 2021/04/21.
15. Formulaire, <https://cloud.irit.fr/index.php/s/qba53PR4q0F6dwX>, last accessed 2021/04/21.