



Open Archive TOULOUSE Archive Ouverte (OATAO)

OATAO is an open access repository that collects the work of Toulouse researchers and makes it freely available over the web where possible.

This is an author-deposited version published in : <http://oatao.univ-toulouse.fr/>
Eprints ID : 19017

The contribution was presented at EIAH 2017 :

<http://eiah2017.unistra.fr/>

To link to this article URL :

<http://eiah2017.unistra.fr/wp-content/uploads>

To cite this version : Venant, Rémi and Sharma, Kshitij and Vidal, Philippe and Dillenbourg, Pierre and Broisin, Julien *Etude du comportement des apprenants en situation de travaux pratiques et de son influence sur leur réussite académique.* (2017) In: 8eme Confernece sur les Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2017), 6 June 2017 - 9 June 2017 (Strasbourg, France).

Any correspondence concerning this service should be sent to the repository administrator: staff-oatao@listes-diff.inp-toulouse.fr

Etude du comportement des apprenants en situation de travaux pratiques et de sa corrélation sur leur réussite académique

Rémi Venant¹, Kshitij Sharma², Philippe Vidal¹, Pierre Dillenbourg², Julien Broisin¹

¹ Université de Toulouse III, IRIT, 31400 Toulouse, France
{remi.venant, philippe.vidal, julien.broisin}@irit.fr

² Computer-Human Interaction in Learning and Instruction (CHILI) Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL), station 20, CH-1015 Lausanne, Suisse
{kshitij.sharma, pierre.dillenbourg}@epfl.ch

Résumé. Cette étude s'appuie sur les méthodes d'analyse des usages pour identifier de nouveaux facteurs de succès de l'apprentissage. Son originalité réside dans l'exploration des liens existants entre le comportement des apprenants pendant des activités de travaux pratiques et leur performance académique. À partir de traces issues d'expérimentations menées en contexte d'apprentissage réel, nous découvrons dans un premier temps un ensemble de motifs d'actions récurrents avant de définir des stratégies d'apprentissage de plus haut niveau d'abstraction. Les résultats montrent l'existence de corrélations entre certaines stratégies et la performance des apprenants : la construction progressive d'une action complexe, ou la réflexion avant l'exécution d'une action, sont deux stratégies appliquées plus fréquemment par les étudiants performants au test final. À partir de ces résultats, nous avons implanté pour les étudiants, mais aussi pour les enseignants, de nouveaux outils de guidage et de tutorat au sein de notre plateforme de travaux pratiques.

Mots-clés. Learning analytics, laboratoire distants, stratégies d'apprentissage, apprentissage de l'Informatique, étude comportementale

Abstract. This study analyzes usages in order to identify new factors of prediction of students' success. It investigates relations between learners' behavior during practical activities and their performance at the final assessment test. Based on experimentations we conducted using our remote laboratory environment, we discovered recurrent sequential patterns of actions that led us to the definition of learning strategies as indicators of higher level of abstraction. Results show that some of the strategies are correlated to learners' performance: the construction of a complex action step by step, or the reflection before submitting an action, are for instance two strategies applied more often by learners of a higher level of performance than by other students. On the basis of the results of this study, we implanted for both students and instructors new guiding and tutoring tools in our remote lab environment.

Keywords. Learning analytics, remote laboratories, learning strategies, computing education, behavioral study

1 Introduction

La recherche sur la prédiction du succès de l'apprentissage est au cœur de nombreuses études depuis plusieurs dizaines d'années [1-4]. La prédiction de la performance s'appuie traditionnellement sur la collecte de données à partir de pré-tests, de questionnaires, des résultats académiques antérieurs, voire d'informations telles que les styles d'apprentissage, l'efficacité [5] ou encore les attentes de l'apprenant envers le cours [6]. Cependant, le développement des TICE, l'émergence de la fouille de données d'apprentissage, et l'analyse de ces dernières offrent de nouvelles possibilités pour explorer le comportement des apprenants en situation d'apprentissage et étudier son influence sur leur performance.

Dans le domaine des travaux pratiques (TP) à distance dédiés à l'apprentissage exploratoire, les interactions entre apprenants, entre les apprenants et l'EIAH, ou encore entre les apprenants et les dispositifs impliqués dans l'activité pratique, représentent autant de données comportementales qui peuvent être collectées à des fins d'analyse. Nous nous focalisons dans cet article sur les interactions entre utilisateurs et dispositifs distants : deux expérimentations, réalisées dans un contexte d'apprentissage réel et impliquant plus de 100 apprenants inscrits dans un programme de DUT Informatique, ont été menées pour étudier les éventuelles relations entre les actions effectuées par les apprenants sur les dispositifs lors des séances de travaux pratiques, et leur performance académique évaluée à l'issue du cours.

La section suivante introduit Lab4CE, notre environnement de télé-TP pour l'Informatique, et présente les protocoles expérimentaux ainsi que le jeu de données établis pour cette étude avant de définir la mesure de la performance dans notre contexte. Après une première analyse effectuée sur des indicateurs numériques tels que le nombre d'actions réalisées par apprenant ou le temps écoulé entre deux actions, la quatrième section propose une approche différente : en s'appuyant sur la fouille de motifs, nous détectons plusieurs séquences d'actions représentatives du niveau de performance des apprenants. Ces séquences permettent alors de forger des indicateurs comportementaux de plus haut niveau d'abstraction assimilés à des stratégies d'apprentissage et corrélés avec la réussite des apprenants. Dans une discussion, nous positionnons notre approche par rapport aux travaux existants dans ce domaine, et présentons les évolutions apportées à Lab4CE suite aux résultats de notre étude.

2 Étude environnementale

Les expérimentations à l'origine de notre étude ont été menées au département Informatique de l'Institut Universitaire Technologique (IUT) de l'Université Toulouse III. Toutes les activités pratiques ont été menées avec Lab4CE, notre environnement de télé-TP pour l'apprentissage de l'Informatique.

2.1 L'environnement Lab4CE

Lab4CE, acronyme de « *Laboratory for Computer Education* », est une plate-forme web s'appuyant sur un gestionnaire de *cloud* pour déployer à la demande des

laboratoires informatiques virtuels, et munie d'un ensemble de fonctionnalités support à l'apprentissage [7]. Lab4CE a été conçu pour s'affranchir des limites spatiales et des restrictions d'accès aux ressources informatiques disponibles dans un environnement de TP traditionnel. La plateforme permet de fournir à chaque apprenant un ensemble d'équipements virtuels accessibles en tout lieu, à tout moment, sans limite d'utilisation (i.e., les étudiants sont administrateurs de leurs équipements).

Dans Lab4CE, les instructeurs peuvent concevoir un TP en définissant une topologie composée de machines et d'équipements d'interconnexion. Lorsqu'un apprenant se connecte pour une activité particulière, Lab4CE crée et configure automatiquement l'ensemble des ressources propres à l'étudiant. Il peut alors manipuler les machines (les démarrer, les mettre en veille, etc.) et interagir avec celles-ci via un terminal embarqué dans l'interface web, similaire à un terminal traditionnel. L'environnement propose des fonctionnalités dédiées à l'apprentissage, dont des outils de communication synchrone, un support au travail collaboratif (i.e., plusieurs étudiants peuvent travailler ensemble sur la même machine virtuelle et voir ce que font les autres), des outils d'awareness (i.e., les apprenants peuvent comparer les actions qu'ils réalisent à celles de leurs pairs), ainsi que des applications d'analyse et de *replay* de sessions de travail. Lors des deux expérimentations présentées ci-après, Lab4CE proposait les fonctionnalités sus-citées.

2.2 Le protocole expérimental

Nous avons mené la première expérimentation (Exp1) pendant un cours d'introduction aux commandes et à la programmation Shell, avec 85 étudiants de première année, dont la répartition en genre reflétait celle de l'IUT. Les étudiants devaient comprendre par eux-mêmes comment manipuler certaines commandes (ex. : *ls*, *mkdir*, *chmod*) et les arguments associés. Pour atteindre ces objectifs, ils disposaient d'un accès permanent à leur propre machine virtuelle dans le système Lab4CE pendant les trois semaines de l'expérimentation. Aussi, une session pratique en présentiel de 90 minutes était dispensée chaque semaine.

La seconde expérimentation (Exp2) a suivi la même structure : une durée de 3 semaines, un accès permanent à Lab4CE, et 3 sessions pratiques en présentiel de 90 minutes. Ici, 16 étudiants inscrits en « année spécial » à l'IUT avaient pour tâches la configuration du protocole IP d'un réseau informatique selon des consignes précises, l'administration d'un pare-feu, et le déploiement d'un serveur HTTP.

Bien que les deux expérimentations aient suivi le même protocole, les compétences mobilisées étaient différentes : Exp1 concernait la compréhension et l'application de concepts basiques de systèmes et d'algorithmes (i.e., système de fichiers, processus, condition, boucle), tandis que Exp2 demandait une connaissance plus approfondie et une plus grande maîtrise du système Linux, des réseaux et des commandes Shell.

2.3 Les données expérimentales

Outre les fonctionnalités pédagogiques évoquées précédemment, Lab4CE dispose d'un support aux *Learning Analytics* capable de collecter au format xAPI [8] la plupart des interactions des utilisateurs avec le système.

Les interactions entre les apprenants et leurs machines, sujet de cet article, sont essentiellement des commandes Shell exécutées via le Terminal ; elles sont constituées d'un nom et, le cas échéant, d'arguments (ex. : `ls -a -l` est l'exécution de la commande `ls` avec les arguments `-a` et `-l`. À l'issue de son exécution, la machine peut retourner une réponse textuelle (ex. : pour la commande `ls -a -l`, la réponse correspond à la liste détaillée de tous les fichiers et répertoires du répertoire courant).

Un enregistrement xAPI d'une commande comprend : (i) l'horodatage, (ii) l'identité de l'apprenant, (iii) l'identifiant du laboratoire, (iv) celui de la machine, (v) le nom de la commande, (vi) ses arguments, (vii) la réponse de la machine suite à l'exécution, et (viii) la justesse technique de la commande. Ce dernier élément est une valeur booléenne inférée par Lab4CE à partir des éléments (v), (vi) et (vii) indiquant si la commande a été exécutée sans erreur par la machine [9].

Notre jeu de données comprend 9183 commandes pour Exp1, et 2591 enregistrements pour Exp2. Les données statistiques sont fournies dans la Table 1.

Table 1. Statistiques des commandes par apprenant

	Total	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart-type
Exp1	9183	22	288	108	66,62
Exp2	2591	7	294	172,7	128,77

2.4 Mesure de la performance académique

La variable dépendante définie pour cette étude est le score obtenu par les apprenants à l'examen académique passé à l'issue des expérimentations, noté *assessment score* (AS), et correspondant à une valeur continue comprise entre 0 et 20. Tout comme l'enseignement dispensé, l'examen était différent d'une expérimentation à l'autre. En outre, la distribution de cette variable dans les deux expérimentations fait émerger différentes catégories qualitatives. Dans Exp1, trois catégories d'AS apparaissent : bas (noté B, $0 \leq B \leq 6,7$; effectif N=22), moyen ($6,7 < M \leq 10,5$; N=27) et haut ($H > 10,5$; N=36) ; tandis que pour Exp2, seuls deux groupes émergent : bas ($0 \leq B \leq 10$; N=5) et haut ($H > 10$; N=11). Par la suite, les différentes variables indépendantes seront évaluées aussi bien sur l'AS que sur les catégories d'AS, aussi nommées niveau de performance.

3 Analyse des indicateurs numériques

Nous étudions dans un premier temps, pour chaque apprenant, quatre indicateurs numériques : (1) le nombre de commandes soumises *#soumissions* ; (2) le pourcentage de commandes techniquement justes (i.e., exécutées sans erreur) *%succès* ; (3) le temps moyen écoulé entre deux commandes d'une même session de travail $\Delta temps$; (4) le nombre de commandes relatives à une recherche d'aide *#aides*. Ce dernier est calculé à partir de motifs connus tels que la commande *man*, qui fournit le manuel d'une commande, ou encore les arguments *--help* et *-h* qui permettent d'en obtenir une aide succincte. La Table 2 expose le coefficient de corrélation de Pearson entre les quatre indicateurs définis ci-dessus et l'AS pour les deux expérimentations.

Les indicateurs *#soumissions* et Δtemps ne présentent pas de résultats significatifs (valeur-p > 0.05). Cependant, *%succès* et *#aides* présentent tous les deux une corrélation faible significative pour Exp1. Un résultat contradictoire apparaît pour *#aides* dans Exp2 où la forte valeur-p mène à une forte présomption pour l’hypothèse nulle (i.e. : l’absence de relation entre le nombre de recherches d’aide et le résultat académique). La différence des compétences mobilisées dans les expérimentations est une hypothèse qui peut expliquer ces résultats divergents : dans Exp1, les aides fournies par les manuels de commande permettent d’atteindre les objectifs du TP, alors qu’elles sont insuffisantes pour atteindre ceux fixés dans Exp2.

Malgré la corrélation faible positive et significative de ces deux indicateurs pour Exp1, ils ne donnent qu’une indication sommaire sur le comportement des apprenants : *%succès* est un indicateur de performance de production ne prenant pas en compte le processus d’apprentissage, tout comme *#aides* qui ne relate pas la manière dont les étudiants accèdent aux aides (i.e., après un échec, avant de tester une nouvelle commande, etc.). La section suivante a pour but d’explorer plus précisément ces comportements par l’analyse d’enchaînements de commandes.

Table 2. Corrélation entre indicateurs numériques et AS

	Exp.	Coefficient de corrélation (Pearson)	Valeur-p
<i>#soumissions</i>	1	0,193	0,076
	2	-0,022	0,936
<i>%succès</i>	1	0,248	0,022
	2	0,450	0,080
<i>#aides</i>	1	0,226	0,037
	2	0,155	0,567
Δtemps	1	-0,127	0,247
	2	-0,230	0,260

4 Analyse des motifs séquentiels d’actions

Pour analyser plus finement le comportement des apprenants, nous avons appliqué une analyse de fouille de motifs séquentiels sur notre jeu de données afin d’identifier des motifs répétitifs et significatifs.

4.1 Nature des actions

Notre approche pour la fouille de motifs séquentiels s’appuie non pas sur l’analyse des commandes elles-mêmes, mais sur celle de leur nature et du résultat de leur exécution, pour s’abstraire du contexte d’apprentissage. Nous définissons ainsi une *action* soumise par un apprenant sur une ressource par son *type*, ses *paramètres* et sa *nature*. Le type et les paramètres dépendent du contexte : par exemple, *alimenter un circuit RLC* avec une tension de *12V* représentent un *type* et un *paramètre* d’une action en électronique. Dans notre contexte, le *type* est le *nom* de la commande, et les *paramètres*, ses *arguments*. La *nature*, enfin, donne une information sémantique d’une action, à travers sa relation avec celle qui a été exécutée précédemment.

Nous avons défini huit natures d'action exclusives : *Sub_S*, *Sub_F*, *ReSub_S*, *ReSub_F*, *VarSub_S*, *VarSub_F*, *Help* et *NewHelp*. Les natures *Sub_** s'appliquent à une action dont le type est différent de la précédente, et qui est évaluée comme techniquement juste (*Sub_S*) ou fautive (*Sub_F*). Les natures *ReSub_** désignent une action identique à la précédente (i.e., même type et paramètres), tandis que les natures *VarSub_** représentent une soumission de même type que la précédente mais dont les paramètres varient (i.e., commandes identiques, arguments différents). Enfin, *Help* qualifie une action d'accès à une aide relative au type de l'action précédente, tandis que *NewHelp* indique l'accès à une aide sans lien avec l'action précédente. Par exemple, si la commande de référence est *ls -al*, la commande suivante *rm* sera de nature *Sub_F* (commande différente et techniquement fautive car la commande *rm* nécessite au moins un argument), *ls -al* de nature *ReSub_S*, *ls -alRu* sera associée à *VarSub_S* tandis que *man ls* sera qualifiée par *Help*, et *man rm* par *NewHelp*.

4.2 Motifs séquentiels d'actions

Les motifs significatifs ont été identifiés à partir de séquences d'actions de longueur 2 et 3, aucune séquence de longueur supérieure n'apparaissant chez suffisamment d'étudiants pour être exploitée. Les tests statistiques appliqués pour chaque séquence furent une analyse de la variance (i.e., *one-way ANOVA*) avec les catégories de performance établies dans la section 2.4, et un test de corrélation de Pearson avec AS. Les motifs de la Table 3 sont ceux pour lesquels la valeur-p est inférieure à 0.05 dans au moins un des deux tests.

Table 3. Analyse des motifs séquentiels d'actions

#	Motif	Exp.	Tendance d'usage	valeur-p ANOVA	r	valeur-p
1	Sub_S, VarSub_S	1	H, M > B	< 0,001	0,335	0,002
		2	H > B	0,036	0,222	0,408
2	Help, ReSub_S	1	H, M > B	0,003	0,293	0,006
3	VarSub_S, NewHelp	1	H, M > B	0,007	0,210	0,053
		2	H > B	0,020	0,400	0,126
4	VarSub_S, Sub_S	1	H, M > B	0,021	0,264	0,014
5	ReSub_S, NewHelp	1	H, M > B	0,026	0,361	< 0,001
6	VarSub_S, VarSub_S	1	H, M > B	0,031	0,203	0,062
7	Sub_S, VarSub_S, VarSub_S	1	H, M > B	0,002	0,286	0,008
8	VarSub_S, VarSub_S, Sub_S	1	H, M > B	0,003	0,294	0,006
9	Sub_S, VarSub_S, NewHelp	1	H, M > B	0,007	0,250	0,020
		2	H > B	0,014	0,465	0,069
10	NewHelp, Sub_S, VarSub_S	1	H, M > B	0,009	0,243	0,025
11	Sub_S, ReSub_S, NewHelp	1	H, M > B	0,020	0,335	0,002
12	Sub_F, VarSub_F, VarSub_S	1	B > H, M	0,021	-0,217	0,046
13	Sub_S, NewHelp, ReSub_S	1	H, M > B	0,047	0,244	0,024
14	ReSub_F, Sub_F, VarSub_F	2	B > H	0,024	-0,484	0,057
15	VarSub_S, NewHelp, Help	2	H > B	0,031	0,402	0,122

La Table 3 expose les résultats des tests. La colonne « tendance d'usage » reflète une relation d'ordre sur le nombre d'occurrences d'un motif entre les catégories d'étudiants : si $H_M > B$, alors il n'existe aucun étudiant de B ayant appliqué le motif plus de fois que n'importe quel étudiant de H ou de M ; en revanche, la relation d'ordre n'est pas vérifiée pour H et M. Nous avons obtenu 15 motifs significatifs dans Exp1 ou Exp2. La plupart de ces motifs présente une tendance d'usage significative entre les groupes de performance, ainsi qu'une corrélation significative faible (i.e., $0.1 < |r| < 0.3$) ou moyenne (i.e., $0.3 < |r| < 0.5$) avec l'AS. Il apparaît que ces motifs corrélés positivement se rapportent, pour la majorité d'entre eux, à des comportements de haut niveau de performance. Toutefois, pour Exp1, aucun motif ne permet de distinguer les groupes de haut et moyen niveaux. D'autre part, nous remarquons que les motifs présentent certaines sémantiques communes illustrant le comportement des apprenants. Par exemple, les motifs des lignes 1, 6, 7, 8, 9 et 11 reflètent l'enchaînement d'une action exécutée avec succès (i.e., Sub_S, ReSub_S ou VarSub_S) avec une action de type différent mais de même nature et exécutée avec succès (i.e., VarSub_S). Ces motifs illustrent une progression chez l'apprenant dans la construction d'une action de plus en plus complexe. Un autre exemple est le motif 12, qui exprime une approche par tâtonnement où l'apprenant exécute sans succès une certaine action en modifiant ses paramètres jusqu'à obtenir un succès.

Les séquences d'actions s'apparentent ainsi à des approches mises en œuvre par les apprenants pour réaliser une tâche ou résoudre un problème. Certaines de ces approches se réfèrent à une méthodologie commune que nous désignons par stratégie d'apprentissage, ou groupe d'action, telle que désignée par [10]. Dans la section suivante, nous définissons ces stratégies à partir des motifs étudiés ici, et analysons leur relation avec la performance académique.

4.3 Stratégies d'apprentissage

Les 15 motifs de la Table 3 font émerger un ensemble de sept stratégies : *confirmation*, *progression*, *succès-et-réflexion*, *réflexion-et-succès*, *échec-et-réflexion*, *tâtonnement* et *abandon*. *Confirmation* exprime la soumission réussie de mêmes actions (i.e., commande et arguments inchangés), tandis que *progression* traduit une séquence d'actions réussies de même type, mais dont les paramètres varient au fur et à mesure. *Succès-et-réflexion* exprime le fait de réussir une soumission, puis d'accéder à l'aide d'un nouveau type d'action. À l'inverse, *réflexion-et-succès* reflète le fait de consulter l'aide d'un type d'action puis d'exécuter avec succès une action de ce type. *Échec-et-réflexion* illustre l'accès à l'aide du type d'une action après l'échec de son exécution. *Tâtonnement* expose le fait d'essayer au moins deux variantes d'une même action, sans résultat positif. Enfin, *abandon* correspond à l'exécution d'une action après l'échec de l'exécution d'une action de type différent.

Nous avons calculé le nombre d'occurrences de ces stratégies pour chaque apprenant à partir d'expressions régulières. Par exemple l'expression régulière `(SublReSublVarSub)_S,(Help.)?VarSub_S` correspond à la stratégie *progression*, c'est-à-dire à des séquences d'exécutions réussies d'une même action avec des paramètres différents, dans lesquelles peuvent être intercalés des accès aux aides. La Table 4 fournit les expressions régulières employées pour la détection des stratégies.

Table 4. Expressions régulières des stratégies d'apprentissage

Stratégie	Expression régulière
Confirmation	(SublReSublVarSub)_S, (Sub_S)* (Sub_S)
Progression	(SublReSublVarSub)_S, (Help,)? VarSub_S
Succès-et-réflexion	(SublReSublVarSub)_S, (HelpNewHelp)
Réflexion-et-succès	(HelpNewHelp), (SublReSublVarSub)_S
Échec-et-réflexion	(SublReSublVarSub)_F, (HelpNewHelp)
Tâtonnement	(SublReSublVarSub)_F, ((ReSublVarSub)_F)*(ReSublVarSub)_F
Abandon	(SublReSublVarSub)_F, (Help,)* (NewHelp,Sub_)

4.4 Résultats

Nous avons analysé la relation entre chacune des stratégies et la performance académique en appliquant les mêmes tests que pour les motifs séquentiels (i.e., ANOVA pour les catégories de performance, et corrélation de Pearson pour AS). La Table 5 illustre les résultats pour chacune des expérimentations. Les valeurs significatives apparaissent en gras, alors que les stratégies pour lesquelles au moins un résultat significatif a été calculé apparaissent en italique.

Table 5. Analyse des stratégies d'apprentissage

	Exp.	Tendance d'usage	p-valeur ANOVA	Coef. corrélation	p-valeur corrélation
Confirmation	1	∅	0,745	0,108	0,321
	2	∅	0,861	-0,021	0,433
<i>Progression</i>	1	H, M > B	0,001	0,294	0,006
	2	H > B	0,022	0,283	0,288
<i>Succès-et-réflexion</i>	1	H > B	0,010	0,282	0,008
	2	H > B	0,07	0,415	0,109
<i>Réflexion-et-succès</i>	1	H > B	0,015	0,242	0,026
	2	H > B	0,049	0,323	0,222
<i>Échec-et-réflexion</i>	1	∅	0,020	0,273	0,011
	2	∅	0,161	-0,370	0,158
<i>Tâtonnement</i>	1	∅	0,341	-0,05	0,670
	2	B > H	0,024	-0,484	0,057
Abandon	1	∅	0,457	-0,004	0,968
	2	∅	0,731	-0,203	0,450

Progression et *réflexion-et-succès* sont les stratégies les plus significatives pour les deux expérimentations, tandis que *succès-et-réflexion* et *échec-et-réflexion* d'un côté, et *tâtonnement* de l'autre, sont respectivement significatives pour Exp1 et Exp2 seulement. Parmi ces cinq stratégies, les trois premières distinguent les apprenants de haut niveau de performance de ceux de faible niveau, les premiers appliquant ces stratégies plus souvent que les seconds. À l'inverse, la stratégie *tâtonnement* semble, pour Exp2, être l'adage des apprenants de faible niveau de performance.

Aussi, nous détectons plus de stratégies positivement corrélées à l'AS s'appliquant au groupe de haut niveau de performance. Les résultats ne laissent donc pas apparaître de comportement d'apprentissage récurrent chez les étudiants de faible de niveau de performance. La seule stratégie qui va dans ce sens est *tâtonnement*, mais ses résultats dans les deux expérimentations sont contradictoires. Dans Exp1, le coefficient est proche de 0 avec une forte valeur-p, ce qui conduit à rejeter l'hypothèse alternative au profit de l'hypothèse nulle, et donc à conclure sur la non relation entre la stratégie et l'AS. Cependant, dans Exp2, une corrélation négative faible est mise en avant, avec une valeur-p indiquant une faible présomption contre l'hypothèse nulle. Cette divergence peut cependant être expliquée par la différence de population et d'objectifs pédagogiques. Dans Exp1, la population est novice en informatique et l'approche exploratoire des TP où les apprenants découvrent par eux-mêmes les commandes Shell incite au tâtonnement, à faire de multiples essais pour découvrir le comportement de la machine [11]. Dans Exp2, la population est plus avancée dans la maîtrise des commandes Shell, et les objectifs pédagogiques ne sont pas propices à cette approche exploratoire : il est attendu des apprenants une maîtrise préalable des commandes manipulées. Le *tâtonnement* dans Exp2 reflète donc une faiblesse dans les connaissances et le savoir-faire des apprenants.

Les résultats pour la stratégie *abandon* montrent l'absence de corrélation pour les deux expérimentations. Cette stratégie, employée par tous les apprenants, quel que soit leur niveau de performance, n'exprime pas le fait qu'ils échouent à réaliser une tâche particulière. Interrompre la réalisation d'une action peut s'expliquer par différentes hypothèses comme la curiosité ou la découverte d'actions non corrélées avec l'objectif pédagogique. Il ne semble donc pas pertinent de s'appuyer sur cette stratégie pour la prédiction de performance ou pour la prise de décision.

Cette étude sur les stratégies d'apprentissage révèle principalement des comportements positivement corrélés au score de performance. Avec la stratégie de *progression*, les étudiants de haut niveau de performance semblent décomposer leur problème en étapes de complexité croissante. Les deux autres stratégies utilisées plus fréquemment par ces étudiants que par ceux de faible niveau sont liées à la réflexion à travers l'utilisation de l'aide. Combinée aux résultats obtenus avec l'étude sur l'indicateur *#aides*, l'utilisation de ces stratégies semble indiquer que l'accès aux aides est statistiquement significatif lorsque son contexte (i.e., si l'aide est liée aux actions précédentes ou suivantes) est pris en compte. Enfin, la stratégie *tâtonnement* semble être un comportement des apprenants de faible niveau de performance lorsqu'elle est mise en œuvre en dehors du contexte de l'apprentissage exploratoire.

5 Discussion

5.1 Travaux connexes

Dans l'enseignement de l'Informatique, plusieurs études ont été menées pour détecter quelles caractéristiques du profil des apprenants peuvent prédire leur succès ou leur échec dans une activité d'apprentissage donnée ; ces caractéristiques comprennent des informations obtenues *avant* l'activité telles que des indicateurs de personnalité, les résultats et expériences académiques passés [5, 12], ou encore les attentes des

apprenants [6]. La considération de tels indicateurs est utile, par exemple, pour identifier les apprenants qui pourraient nécessiter plus d'attention et pour lesquels un encadrement particulier serait bénéfique. Mais cette approche limite le profil de l'apprenant à des données qui n'évoluent pas dans le temps : l'activité d'apprentissage est considérée comme une fonction du profil sur la performance académique qui n'a pas d'influence sur les facteurs définis par ce profil. Au contraire, notre approche est dynamique puisqu'elle s'appuie sur la fouille des données transcrivant le comportement des apprenants pour considérer des caractéristiques du profil dépendantes de l'activité elle-même, offrant ainsi de nouvelles perspectives pour découvrir de nouveaux facteurs d'influence, mais aussi pour appliquer différentes remédiations à partir du comportement des apprenants (voir plus loin).

D'autres recherches ont adopté une approche similaire. [3, 13] s'appuient sur l'évolution des codes sources des étudiants pour analyser l'impact de divers indicateurs tels que la taille du code, le nombre de compilations ou le temps écoulé entre deux compilations, sur la réussite des candidats au test post-expérimentation. De la même manière, [4] présente une étude quantitative dans un cours d'introduction à la programmation. Différentes versions des codes sources sont analysées au fur et à mesure des séances de travaux pratiques pour extraire des facteurs potentiels de prédiction du succès tels que l'indentation du code, le masquage de variables ou les résultats des compilations. Dans ces travaux, les indicateurs sont fortement couplés à l'activité de programmation. Notre proposition a pour ambition de s'affranchir du domaine d'apprentissage à travers deux niveaux d'abstractions : la nature des actions et les stratégies d'apprentissage. Dans les systèmes LaboRem [14] ou Ironmakink [15] dédiés à l'apprentissage de la physique, les apprenants doivent saisir les valeurs de divers paramètres sur différents appareils avant de lancer une simulation dont les résultats permettent d'analyser différents phénomènes physiques. Les notions d'action et de variation de paramètres introduites dans notre étude s'appliquent également dans ce contexte spécifique de la physique, offrant ainsi la possibilité d'analyser le comportement des apprenants en réutilisant les natures d'actions et les stratégies d'apprentissage que nous avons définies. Les stratégies d'apprentissage introduites dans cette étude offrent donc la possibilité, de par leur plus haut niveau d'abstraction, d'analyser le comportement des apprenants de manière homogène dans diverses disciplines, et ainsi de consolider et de généraliser les hypothèses formulées à partir d'une expérimentation ou d'un domaine spécifique. Toutefois, le modèle d'actions proposé (type, paramètres, nature) peut ne pas convenir à certains domaines d'apprentissage, pour lesquels les actions nécessitent une modélisation différente.

5.2 Exploitation des résultats

Tandis que les résultats de cette étude présentent un intérêt pour approfondir la compréhension des agissements des apprenants pendant les travaux pratiques, la détection de ces comportements à la volée offre de nouvelles opportunités au support informatique à l'éducation. L'amélioration continue des EIAH à partir des résultats d'expériences dont ils sont le support est un processus important de leur ingénierie [16]. Appliqué au *learning analytics*, ce cycle d'amélioration permet de découvrir de nouveaux patrons à partir de l'analyse des traces du système qui vont à leur tour générer des données exploitables pour la recherche et l'amélioration de l'EIAH [17].

À partir de nos résultats et en suivant cette méthodologie, nous avons intégré à la plateforme Lab4CE deux nouvelles fonctionnalités fondées sur deux patrons de conception différents. La première s'appuie sur un tuteur intelligent capable de guider les apprenants pendant leurs travaux pratiques selon les stratégies d'apprentissage qu'ils adoptent. Par exemple, lorsqu'un étudiant applique la stratégie *tâtonnement* sur une commande donnée, le tuteur lui conseille de consulter le manuel de cette commande dans le but de placer l'apprenant dans des stratégies liées à la réflexion. Aussi, lorsque des apprenants ont déjà utilisé le manuel mais continuent d'échouer à l'utilisation de la commande, le système leur suggère de chercher de l'aide auprès d'un pair qui a déjà exécuté la commande avec succès. La seconde fonctionnalité est un système d'awareness signalant aux enseignants, à partir de l'analyse des stratégies mises en œuvre par les apprenants, ceux qui semblent être en situation de faiblesse. Par exemple, lorsque différents apprenants tâtonnent sur la même commande, le système prévient l'enseignant de la difficulté rencontrée sur la commande concernée afin de favoriser une intervention collective. Ces nouvelles fonctionnalités vont être évaluées sur différents aspects : leur utilisabilité, leur capacité à guider les apprenants et notifier les enseignants de manière appropriée, leur impact sur le comportement des apprenants ou encore sur le déroulement du cours et le rôle de l'enseignant.

6 Conclusion

Cette étude menée sur deux expérimentations en contexte d'apprentissage réel visait à appréhender les liens entre le comportement des apprenants en situation de travail pratique et leur performance académique. Nous avons identifié plusieurs corrélations entre stratégies d'apprentissage et performance, dont les plus notables sont : (i) la progression, lorsqu'un apprenant effectue étape par étape plusieurs actions de même nature ; la réflexion de l'apprenant par la consultation d'une aide avant (ii) ou après (iii) l'exécution d'une action ; (iv) le tâtonnement, lorsqu'un apprenant tente de réussir une action par échecs successifs sans consultation d'aides. Les trois premières semblent plus employées par les étudiants de haut niveau de performance, tandis que la dernière apparaît comme une stratégie utilisée par les étudiants de faible niveau dans un contexte d'apprentissage non exploratoire. Ces résultats suggèrent donc que les apprenants de faible niveau n'appliquent pas ou peu de stratégies distinctives, ou bien que les données actuelles sont incomplètes pour les identifier. Cette étude ne considère que les actions des apprenants sur leurs ressources ; il serait pertinent d'étendre notre analyse aux autres traces collectées (ex. : interactions entre utilisateurs, consultation des outils d'awareness, etc.) afin d'investiguer plus en profondeur le comportement des étudiants d'un faible niveau de performance.

Si nous avons étudié ici les liens de corrélation entre comportements et performance des apprenants, nous devons approfondir notre analyse afin d'étudier leurs liens de causalité, mais également de proposer un modèle prédictif dans le but de prévenir les échecs des étudiants. Aussi, les stratégies d'apprentissage traduisant le comportement des étudiants ont été définies de manière ad hoc ; leur formalisation à partir des recherches issues du domaine des Sciences de l'Éducation permettrait de les doter d'une définition pérenne et de fournir une base solide pour l'étude comportementale des apprenants dans diverses situations pédagogiques.

Enfin, Lab4CE intègre également des fonctionnalités destinées au travail coopératif et collaboratif. La mise en œuvre d'activités collectives permettrait d'étudier de nouvelles questions de recherche sur les comportements des apprenants en situation de travaux pratiques, dans un contexte socioconstructiviste. Étudier l'influence des stratégies sur les interactions entre apprenants, ou l'évolution individuelle et collective de ces stratégies au fur et à mesure de l'apprentissage, sont autant de perspectives de recherche que nous souhaitons aborder à l'avenir.

Références

1. Bunderson, E.D., Christensen, M.E.: An analysis of retention problems for female students in university computer science programs. *Journal of Research on Computing in Education*. 28, 1–18 (1995).
2. Workman, M.: Performance and perceived effectiveness in computer-based and computer-aided education: do cognitive styles make a difference? *Computers in Human Behavior*. 20, 517–534 (2004).
3. Blikstein, P.: Using learning analytics to assess students' behavior in open-ended programming tasks. In: *Int. Conference on Learning Analytics and Knowledge* (2011).
4. Vihavainen, A.: Predicting Students' Performance in an Introductory Programming Course Using Data from Students' Own Programming Process. In: *Int. Conference on Advanced Learning Technologies* (2013).
5. Wilson, B.C., Shrock, S.: Contributing to success in an introductory computer science course - a study of twelve factors. *SIGCSE*. 33, 184–188 (2001).
6. Rountree, N., Rountree, J., Robins, A., Hannah, R.: Interacting factors that predict success and failure in a CS1 course. *ACM SIGCSE Bulletin*. 36, 101–104 (2004).
7. Broisin, J., Venant, R., Vidal, P.: Lab4CE: a Remote Laboratory for Computer Education. *Int. Journal of Artificial Intelligence in Education*. 1–27 (2015).
8. Taamallah, A., Khemaja, M.: Designing and eXperiencing smart objects based learning scenarios: an approach combining IMS LD, XAPI and IoT. In: *Int. Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality* (2014).
9. Venant, R., Vidal, P., Broisin, J.: Evaluation of Learner Performance During Practical Activities: An Experimentation in Computer Education. In: *Int. Conference on Advanced Learning Technologies* (2016).
10. Pressley, M., McKeough, A., Lupart, J., Marini, A.: A transactional strategies instruction. *Teaching for transfer Fostering generalization in learning* (1995).
11. de Jong, T., Linn, M.C., Zacharia, Z.C.: Physical and Virtual Laboratories in Science and Engineering Education. *Science*. 340, 305–308 (2013).
12. Hostetler, T.R.: Predicting student success in an introductory programming course. *ACM SIGCSE Bulletin*. 15, 40–43 (1983).
13. Watson, C., Li, F.W.B., Godwin, J.L.: Predicting Performance in an Introductory Programming Course by Logging and Analyzing Student Programming Behavior. In: *Advanced Learning Technologies* (2013).
14. Luthon, F., Larroque, B.: LaboREM—A Remote Laboratory for Game-Like Training in Electronics. *IEEE Trans. Learning Technol.* 8, 311–321 (2015).
15. Babich, A., Mavrommatis, K.T.: Teaching of Complex Technological Processes Using Simulations. *International Journal of Engineering Education*. 25, 209–220 (2009).
16. Tchounikine, P.: Précis de recherche en ingénierie des EIAH. (2009).
17. Inventado, P.S., Scupelli, P.: Data-driven design pattern production: a case study on the ASSISTments online learning system. In: *European Conference on Pattern Languages of Programs July* (2015).