



HAL
open science

Vers l'identification des phases d'apprentissage procédural en environnement virtuel

Anais Raison, Olivier Augereau, Nathalie Le Bigot, Frédéric Devillers,
Sébastien Levieux, Franck Ganier

► To cite this version:

Anais Raison, Olivier Augereau, Nathalie Le Bigot, Frédéric Devillers, Sébastien Levieux, et al.. Vers l'identification des phases d'apprentissage procédural en environnement virtuel. EIAH2023 : 11ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, Jun 2023, Brest, France. hal-04227920

HAL Id: hal-04227920

<https://hal.science/hal-04227920>

Submitted on 4 Oct 2023

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.

Vers l'identification des phases d'apprentissage procédural en environnement virtuel

Anaïs Raison¹, Olivier Augereau², Nathalie Le Bigot¹, Frédéric Devillers², Sébastien Levieux¹, Franck Ganier¹

¹ Univ Brest, Lab-STICC, CNRS, UMR 6285, F-29238 Brest Cedex 3, France
anaïs.raison@univ-brest.fr
nathalie.lebigot@univ-brest.fr
sebastien.levieux@etudiant.univ-brest.fr
franck.ganier@univ-brest.fr

² ENIB, Lab-STICC, CNRS, UMR 6285, F-29238 Brest Cedex 3, France
augereau@enib.fr
devillers@enib.fr

Résumé. Les environnements virtuels utilisés pour acquérir des compétences génèrent de grandes quantités de données comportementales et apportent ainsi de nouvelles opportunités de compréhension de l'activité des apprenants. A partir de telles données, une méthode de *clustering* a été utilisée dans la présente étude afin d'identifier des phases dans le processus d'apprentissage procédural. La reconnaissance de ces phases d'un point de vue comportemental permettrait de suivre en temps réel et de façon automatique la progression des individus et ainsi personnaliser les scénarios pédagogiques en environnement virtuel. Soixante-trois participants ont réalisé de façon répétée une procédure d'assemblage du cube de Soma en environnement virtuel. Les analyses montrent une amélioration des performances et une diminution du coût cognitif au fur et à mesure des répétitions de la tâche. Les résultats d'une approche multidimensionnelle de découpage de l'activité en différentes phases sont présentés et discutés.

Mots-clés : Apprentissage procédural, charge de travail mental, données comportementales, environnement virtuel, phases d'apprentissage.

Abstract. Virtual environments used to acquire skills generate large amounts of behavioral data and thus provide new opportunities to understand learners' activity. From such data, a clustering method was used in the present study to identify phases in the procedural learning process. The recognition of these phases from a behavioral point of view would allow to follow in real time and in an automatic way the progress of the individuals and thus to personalize the pedagogical scenarios in a virtual environment. Sixty-three participants repeatedly performed a Soma cube assembly procedure in a virtual environment. Analyses show an improvement in performance and a decrease in cognitive cost as the task is repeated. The results of a multidimensional approach of dividing the activity into different phases are presented and discussed.

Keywords: Procedural learning, mental workload, behavioral data, virtual environment, learning phases.

Introduction

La pratique, activité essentielle pour apprendre et progresser dans les domaines industriel, médical ou encore sportif, est caractéristique de l'apprentissage procédural [1, 2]. Ce processus dynamique, parfois assimilé à l'acquisition de compétences ou d'habiletés, s'illustre par une progression du comportement [3] et une évolution des processus cognitifs et des zones cérébrales impliqués au fur et à mesure des répétitions de la tâche [4]. Quel que soit le domaine de compétences, l'évolution des apprenants reste généralement mesurée au travers de données comportementales ou de performance. Les progrès technologiques et le développement de domaines tels que le *learning analytics* [5] et le *e-learning* [6] montrent l'importance de ces données. Le suivi de l'activité des apprenants est en effet facilité grâce aux Environnements Virtuels d'Apprentissage Humain (EVAH) qui offrent la possibilité d'enregistrer automatiquement de nombreuses données comportementales [7] tout en réduisant les coûts et le danger inhérent à certaines formations [3]. Les données quantitatives présentent notamment l'avantage d'être recueillies facilement et en temps réel, c'est pourquoi elles ont déjà été utilisées à des fins de prédiction des performances et de l'apprentissage [8] ou dans le but d'adapter la formation aux apprenants avec par exemple la génération de *feedback* [7].

Afin de pouvoir répondre à la problématique de l'adaptation personnalisée de la situation d'apprentissage en environnement virtuel, la présente étude s'intéresse à l'analyse des traces de l'activité lors d'une situation d'apprentissage procédural par traitement d'instructions [9]. L'enjeu est d'élaborer une méthode basée sur le recueil de données comportementales permettant de repérer dans quelle phase d'apprentissage se situe un individu lorsqu'il utilise un EVAH en vue d'individualiser les scénarios pédagogiques. En effet, les travaux réalisés dans le domaine de l'apprentissage de procédure montrent que ce type d'apprentissage se déroule en plusieurs phases [4, 10–12]. La présente étude repose ainsi sur l'hypothèse que certains indicateurs comportementaux sont susceptibles de refléter les processus cognitifs sous-jacents à l'apprentissage de procédure [3, 10]. Le but est d'évaluer une approche de *clustering* pour tenter d'identifier des phases lors d'un apprentissage procédural par traitement d'instructions en examinant les regroupements de profils comportementaux.

L'article est structuré comme suit. La section 2 présente un état de l'art des théories et des travaux concernant la distinction de trois phases lors d'un apprentissage procédural. La section 3 présente une étude menée pour évaluer l'apprentissage procédural en environnement virtuel et examiner une approche de distinction des phases d'apprentissage. Les résultats de cette étude sont présentés en section 4 et discutés en section 5.

Etat de l'art

L'apprentissage procédural est un processus dynamique qui a fait l'objet de nombreuses modélisations le découpant en trois phases. Le travail de Fitts et Posner sur le développement d'un modèle d'acquisition d'habiletés motrices sert souvent de référence [11]. Ce modèle en trois phases, nommées cognitive, associative et autonome permet d'expliquer la transformation progressive de connaissances déclaratives en connaissances procédurales [11]. Anderson a repris cette distinction en différentes phases dans une théorie nommée ACT-R, pour *Adaptive Control of Thought Rational* [10, 13]. Il l'a élargie aux habiletés cognitives et a renommé les phases par : déclarative, transitoire et procédurale. Rasmussen, également influencé par les travaux de Fitts et Posner [11], a proposé en 1983 un modèle, nommé SRK (*Skill-Rule-Knowledge*) qui différencie l'exécution des tâches comme basée soit sur les connaissances, soit sur les règles, soit sur les compétences [14]. Enfin, VanLehn a décrit trois phases d'acquisition des habiletés cognitives dont les caractéristiques se rapprochent de celles du modèle de Fitts et Posner [11] : les phases précoce, intermédiaire et tardive [15]. Ainsi, malgré des dénominations de phases différentes, ces auteurs fournissent une compréhension consensuelle de l'apprentissage puisque tous proposent un processus d'apprentissage en trois phases.

A partir de ce découpage de l'activité des apprenants, plusieurs méthodes d'identification des phases d'apprentissage ont émergé. Par exemple, Taylor et Ivry [16] indiquent que pour des tâches de différentes natures, les courbes d'apprentissage présentent une forme générale en adéquation avec le modèle de Fitts et Posner [11]. Néanmoins, ce lien entre des indicateurs graphiques et des phases d'apprentissage propose une identification *a posteriori* des phases et une délimitation relativement floue de celles-ci. Par ailleurs, certains auteurs abordent l'importance de distinguer la courbe d'apprentissage basée sur des données moyennées de celle basée sur des données individuelles puisqu'elles ne présentent pas la même forme [17]. Ainsi, une courbe d'apprentissage élaborée à partir de données moyennes serait lissée, alors qu'une courbe d'apprentissage élaborée à partir de données individuelles présenterait un profil en dents de scie.

D'autres approches d'identification des phases d'apprentissage ont été proposées dont celles de Ganier et al. [3] et Hubert et al. [12] qui proposent des indicateurs comportementaux et des règles associées pour déterminer les transitions d'une phase à l'autre de manière individuelle. Ils ont ainsi émis l'hypothèse autour d'un indicateur comportemental unique pour décomposer l'activité en trois phases : le nombre de mouvements pour Hubert et al. [12] et le nombre de consultations de consignes pour Ganier et al. [3]. Ces travaux offrent un moyen intéressant de suivre en temps réel l'évolution de chaque apprenant dans les trois phases d'apprentissage. Il faut toutefois rester prudent car un seul indicateur comportemental peut ne pas refléter l'ensemble du processus d'apprentissage.

Plus récemment, l'existence de ces différentes phases d'apprentissage a pu être avérée par des techniques d'imagerie cérébrale (IRM Fonctionnelle et Tomographie par Emission de Positons ; [4, 12, 18]). En effet, ces travaux ont révélé des changements de niveau d'activation des aires cérébrales au cours des exécutions répétées d'une tâche pouvant refléter le passage d'une phase d'apprentissage à l'autre.

Pour conclure, ces travaux permettent d'identifier les trois phases de l'apprentissage à partir de données comportementales ou de données d'imagerie cérébrale, et ce principalement dans le cas d'une situation d'apprentissage par résolution de problèmes. Toutefois, ces travaux utilisent des méthodologies parfois lourdes et invasives et ne s'appuient pas sur la combinaison de données comportementales pour découper l'apprentissage en diverses phases. Or, ces données offrent la possibilité d'une détection de l'évolution des apprenants en temps réel, sans méthode intrusive, ce qui permettrait de personnaliser le scénario pédagogique selon la phase d'apprentissage atteinte. Le travail qui suit présente donc une approche pour tenter d'identifier des phases lors d'un apprentissage procédural par traitement d'instructions en s'appuyant sur plusieurs données comportementales enregistrées automatiquement par l'EVAH. Plusieurs hypothèses ont été formulées : • H1 : une exécution répétée de la tâche devrait induire de meilleures performances jusqu'à l'atteinte de performances optimales stables • H2 : la charge de travail mental devrait être élevée au début de l'apprentissage puis diminuer au fur et à mesure des exécutions de la tâche pour enfin aboutir à une absence de fluctuations • H3 : des indicateurs comportementaux devraient permettre d'identifier des phases de l'apprentissage procédural.

Expérience

Afin d'identifier les phases d'apprentissage de procédure en EVAH à partir d'indicateurs comportementaux recueillies automatiquement par l'environnement virtuel, une expérience a été menée au Centre Européen de Réalité Virtuelle (CERV) situé au Technopôle Brest-Iroise.

Participants

Soixante-trois individus ont été recrutés pour participer à l'expérience (18 femmes et 45 hommes). Ils étaient âgés de 24 ans en moyenne ($\sigma = 2,58$; $min = 19$; $max = 32$). Tous avaient atteint au minimum le niveau d'étude du baccalauréat et avaient poursuivi dans des spécialisations différentes. Certaines variables ont été mesurées comme l'utilisation antérieure de casques de Réalité Virtuelle (RV) ou encore la pratique des casse-têtes et la connaissance du cube de Soma. Par ailleurs, la cinétose a été évaluée grâce au *Simulator Sickness Questionnaire* (SSQ) [19] administré au début et à la fin de l'expérience et aucun participant n'a déclaré avoir ressenti d'effets secondaires à la suite de l'expérience. Préalablement à la réalisation de l'expérience, les participants ont signé un formulaire de consentement éclairé expliquant notamment qu'ils pouvaient se retirer de l'étude à tout moment, que leur anonymat était préservé et ont été informés des risques secondaires potentiels de la RV.

Tâche et Environnement Virtuel d'Apprentissage Humain

L'Environnement Virtuel d'Apprentissage Humain (EVAH), développé à partir du moteur Unity 3D, représentait un atelier avec des tables et des étagères. Un interrupteur

était présent au centre de l'Environnement Virtuel (EV) : il permettait de déclencher un chronomètre et l'enregistrement des données comportementales sous forme de rapport d'activité.

La tâche des participants consistait à apprendre une procédure d'assemblage du cube de Soma, un puzzle 3D monochrome couleur bois constitué de sept pièces de formes différentes. Une modélisation des pièces du cube était présente au sein de l'EV développé (Fig. 1). Des instructions graphiques étaient disponibles sur un panneau divisé en plusieurs cases correspondant chacune à une étape de la procédure. Afin de consulter une instruction, le participant devait passer la manette sur la case souhaitée pour rendre visible le schéma de montage. Enfin, une grille d'assemblage marquait l'emplacement de construction du cube.

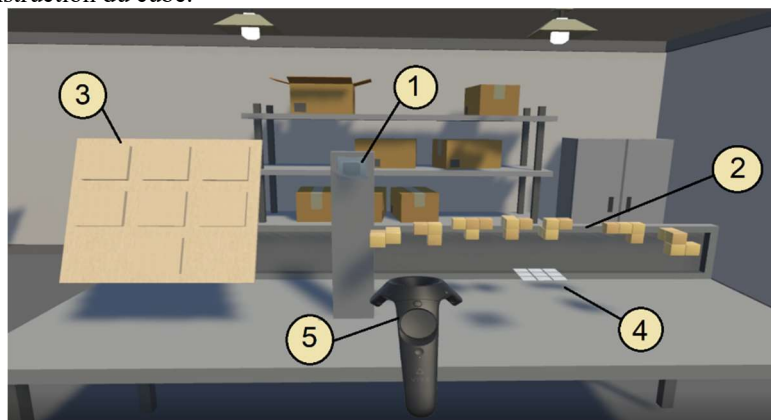


Fig. 1. Vue de l'EVAH. (1) Interrupteur. (2) Les sept pièces du cube de Soma. (3) Panneau d'instructions. (4) Grille d'assemblage. (5) Représentation virtuelle de la manette.

Matériel

L'immersion dans l'EV était réalisée grâce à un casque de RV HTC Vive Pro Eye (2019). Les participants étaient également équipés d'un contrôleur Vive dans leur main dominante pour interagir avec l'EV. Une représentation de la manette Vive dans l'EV était présente mais les mains du participant n'étaient pas modélisées (Fig. 1). Les participants avaient seulement besoin d'utiliser la gâchette à l'arrière de la manette Vive pour effectuer la tâche procédurale.

Un ordinateur portable avec les logiciels LimeSurvey et Tholos [20] permettait d'afficher différents questionnaires : questionnaire sociodémographique, SSQ [19] et NASA-TLX [21]. Une grille d'observation, version papier, a également été utilisée lors de chaque passation par l'expérimentatrice.

Données recueillies

Afin d'examiner le déroulement de l'apprentissage de procédure, plusieurs mesures basées sur les travaux existants dans le domaine de l'apprentissage de procédure ont été

recueillis [3, 4]. Les mesures comportementales impliquaient des mesures chronométriques et des mesures non chronométriques. Elles correspondaient au temps de manipulation des pièces du cube (TM), au temps de consultation des instructions (TC), au temps d'inactivité ou de latence (TL), au temps total de réalisation de la tâche (TRT, i.e., somme des TM, TC et TL), au nombre de manipulations des pièces, au nombre de consultations des instructions et au nombre d'erreurs ou d'actions incorrectes (i.e., action qui ne correspond pas à l'instruction en cours en terme de pièce et/ou de position attendue). Le nombre d'essais était également recueilli. Ces mesures étaient complétées par une mesure subjective de la charge de travail obtenue à l'aide de l'échelle NASA-TLX [21].

Procédure

L'expérience a duré au total environ 1h30 pour chaque participant et était divisée en deux sessions individuelles espacées d'une semaine (plus ou moins un jour). Chaque session se terminait lorsque le participant atteignait un critère d'arrêt défini au préalable (ou un temps de passation supérieur à 1h00) afin d'amener chaque participant à une performance similaire. Le critère était de réaliser trois fois et de façon successive la procédure d'assemblage sans erreur et sans consultation d'instructions.

La première session, d'une durée d'environ 1h00, était subdivisée en cinq phases. (i) Le briefing : les participants devaient remplir un formulaire de consentement, un questionnaire sociodémographique et le SSQ. (ii) La démonstration : une présentation de l'EVAH, de la tâche et des interactions à accomplir avec le contrôleur Vive était réalisée par l'expérimentatrice via des consignes formelles. (iii) La familiarisation : une procédure d'assemblage de pièces géométriques colorées a été conçue pour cette phase. Il ne s'agissait pas des pièces du cube de Soma afin d'éviter des biais d'apprentissage. Les participants, équipés du casque de RV exécutaient deux essais successifs de la tâche procédurale afin de se familiariser avec le matériel et avec une procédure à exécuter dans un ordre précis. (iv) L'apprentissage : le participant équipé du casque de RV, devait exécuter plusieurs fois la procédure d'assemblage du cube de Soma jusqu'à l'atteinte du critère d'arrêt. Entre chaque essai, le questionnaire NASA-TLX était présenté au participant, qui devait alors enlever le casque de RV. (v) Le débriefing : le post-questionnaire SSQ était administré au participant et était suivi d'un moment de discussion avec l'expérimentatrice.

La deuxième session, réalisée après un délai d'une semaine, durait environ 30 minutes et était effectuée pour vérifier l'acquisition de la procédure. Elle comportait une phase de briefing et de débriefing, avec une phase d'évaluation similaire à la phase d'apprentissage de la session 1.

Résultats

Les analyses statistiques ont été effectuées à l'aide du logiciel R avec les packages « lmerTest », « multcomp » et « FactoMineR » [22–24]. La méthode d'approximation de Satterthwaite a été utilisée pour le calcul des degrés de liberté du dénominateur ainsi

que de la statistique F. Si nécessaire, des tests post-hoc par paire (avec ajustement de Bonferroni) ont été effectués. Trois individus, aux données extrêmes, ont été exclus des analyses. Les résultats présentés ci-après concernent les données de la session 1. Les analyses de la session 2 montrent que l'ensemble des indicateurs comportementaux étaient proches des résultats obtenus à la fin de la première session indiquant qu'une récupération de la procédure dans la mémoire à long terme est possible après une interruption d'une semaine malgré quelques difficultés lors de la première exécution. La Fig. 2 présente l'évolution des mesures comportementales chronométriques lors de l'apprentissage procédural, et la Fig. 3 présente les classes obtenues à l'issue de l'application de la méthode de *clustering* sur les données comportementales.

Evaluation de l'apprentissage procédural cognitif

Les participants réalisent en moyenne 6 essais lors de la session 1 pour atteindre le critère d'arrêt ($\sigma = 1,32$; $min = 4$; $max = 9$).

Données comportementales. Les mesures chronométriques liées à la réalisation de la tâche présentent l'allure classique d'une courbe d'apprentissage (Fig. 2). Par ailleurs, la variabilité interindividuelle, élevée au premier essai, diminue également au fil des essais, marquant l'effet de l'apprentissage [3].

Le Modèle Linéaire Mixte (MLM) confirme l'effet du nombre d'essais sur les variations des mesures comportementales chronométriques : pour le temps total de réalisation de la tâche : $F(18 ; 633,42) = 51,03$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,59$, pour le temps d'inactivité : $F(18 ; 632,02) = 45,57$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,56$, pour le temps de manipulation des pièces : $F(18 ; 630,95) = 15,96$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,31$ et pour le temps de consultation des instructions : $F(18 ; 641,64) = 60,74$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,63$. Les tests post-hoc montrent qu'au fur et à mesure des essais, les participants réalisent plus rapidement la tâche, avec un temps d'inactivité, de manipulation des pièces et de consultation des instructions moindre entre les essais 1 et 2 de la session 1 ($p < .001$). L'analyse montre également une différence significative entre l'essai 2 et l'essai 3 pour le temps d'inactivité ($p < .01$).

Les mesures comportementales non chronométriques recueillies diminuent également fortement au fur et à mesure des répétitions de la tâche. Le modèle linéaire mixte confirme l'effet du nombre d'essais sur les variations des mesures non chronométriques : pour le nombre de manipulations des pièces : $F(18 ; 630,21) = 15,05$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,30$, pour le nombre de consultations des instructions : $F(18 ; 641,2) = 65,51$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,65$, et pour le nombre d'erreurs : $F(18 ; 642,62) = 14,96$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,30$. Les tests post-hoc montrent qu'entre les essais 1 et 2 de la session 1, les participants réalisent la procédure avec moins de consultations d'instructions, une manipulation des pièces plus précise et commettent moins d'erreurs ($p < .001$). Les analyses révèlent également une diminution du nombre de consultations des instructions entre l'essai 2 et l'essai 3 ($p < .001$). Ces résultats confirment H1 puisqu'une amélioration puis une stabilisation des performances sont observées au fur et à mesure des répétitions de la tâche en session 1.

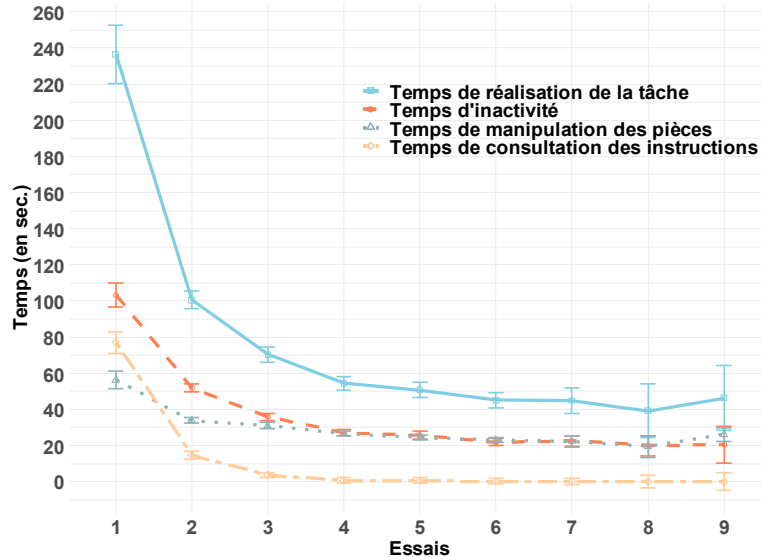


Fig. 2. Mesures chronométriques moyennes (en sec.) lors des essais (barres d'erreurs avec l'erreur standard de la moyenne calculée pour les modèles intra-participants [25]).

Données subjectives. Un score de charge de travail mental multidimensionnel a été calculé sans prendre en compte le critère d'exigence physique.

Les scores obtenus à l'échelle du NASA-TLX évoluent au fur et à mesure des essais. Le modèle linéaire mixte confirme l'effet du nombre d'essais sur le score de charge de travail mental calculé à partir de cinq critères : $F(18 ; 625,07) = 26,77 ; p < .001, \eta^2_p = 0,44$. Les tests post-hoc montrent qu'au fil des répétitions de l'exécution de la procédure, l'indice de charge de travail mental évolue entre certains essais successifs. Les analyses montrent une diminution significative entre l'essai 1 et l'essai 2 ($p < .01$) et entre l'essai 2 et l'essai 3 ($p < .05$). Ces résultats confirment H2 puisque le niveau de charge de travail mental ressenti est élevé au début de l'apprentissage puis diminue jusqu'à aboutir à une absence de fluctuations en session 1.

Identification de phases d'apprentissage

Pour identifier différentes phases d'apprentissage, une méthode de *clustering* non supervisée nommée Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) a été réalisée sur les composantes principales d'une analyse factorielle (ici une ACP, Analyse en Composantes Principales). Une étape de consolidation par *k-means* a été effectuée après le découpage de l'arbre afin de minimiser la variance intra-classe. Cette méthode présente l'avantage de ne pas nécessiter la détermination préalable d'un nombre de classes, une coupure étant proposée par défaut selon la partition ayant la plus grande perte relative d'inertie. Le jeu de données utilisé comprend six données comportementales de la ses-

sion 1 (pour une absence de redondance dans les variables, le TRT a été écarté) obtenues pour chaque individu à chaque essai. La CAH est effectuée sur les coordonnées des individus sur les 2 premiers axes factoriels de l'ACP normée. Les paramètres utilisés sont le critère de Ward et les distances euclidiennes. Les individus et les classes sont regroupés en fonction de l'inertie.

Une visualisation des classes obtenues est présentée à la Fig. 3. Les variables qui expliquent le mieux un découpage en trois classes sont le nombre de consultations des instructions ($\eta^2 = 0,74$), le temps de consultation des instructions ($\eta^2 = 0,73$) et le temps d'inactivité ($\eta^2 = 0,72$). La classe 1 compte 320 données, tandis que la classe 2 comprend 58 données et la classe 3, seulement 11 données.

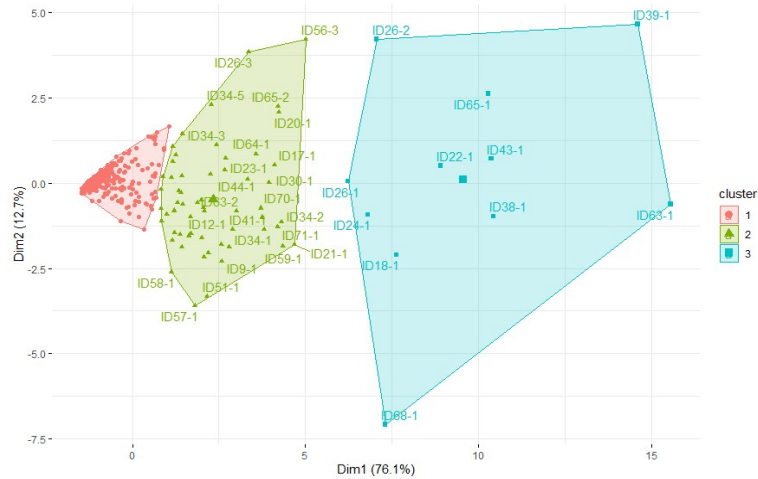


Fig. 3. Visualisation des *clusters* obtenus par CAH sur une ACP.

Les classes 1 et 2 se distinguent par des performances opposées puisque la classe 2 comprend l'activité d'apprenants caractérisée par un nombre et un temps de consultation des instructions ainsi qu'un temps d'inactivité important comparativement aux données de la classe 1 caractérisées par de meilleures performances (Tableau 1). Contrairement à ces classes, la variable qui explique le mieux la classe 3 est le nombre d'erreurs commises qui est relativement élevé (Tableau 1). Cette classe semble représenter des individus aux comportements « extrêmes » dans le jeu de données (Tableau 1). Plus précisément, la classe 2 est représentée à environ 66% par le premier essai des participants alors que la classe 1 comprend l'ensemble des performances obtenues lors des essais 6 à 9. Une analyse par MLM montre un effet de la classe sur le score de charge de travail mental : $F(2; 338,44) = 103,94$; $p < .001$, $\eta^2_p = 0,38$. Les tests post-hoc révèlent des différences entre chaque classe avec un score plus élevé pour la classe 3 ($\mu = 61,2$; $\sigma = 12,8$), puis pour la classe 2 ($\mu = 41,8$; $\sigma = 16,9$), et enfin le score le plus faible pour la classe 1 ($\mu = 22,8$; $\sigma = 15,9$) ($p < .001$). Ces résultats confirment H3 avec l'identification possible de deux phases lors du processus d'apprentissage qui correspondraient pour les classes 2 et 3 au début de l'apprentissage et pour la classe 1 au

milieu et à la fin de l'apprentissage. Toutefois, contrairement aux théories et aux travaux présentés, cette approche de *clustering* ne permet pas le repérage des trois phases d'apprentissage et semble sensible aux différences interindividuelles avec l'identification de la classe 3.

Tableau 1. Présentation de caractéristiques des classes obtenues par CAH sur une ACP (moyenne de chaque classe fournie et écart-type donné entre parenthèses).

Mesures comportementales	Classe 1	Classe 2	Classe 3
Nombre de consultations des instructions	2,41 (5,22)	30,81 (17,11)	80,27 (28,35)
Temps de consultation des instructions (en sec.)	2,84 (7,19)	55,36 (36,68)	152,53 (59,20)
Temps d'inactivité (en sec.)	28,53 (14,96)	89,33 (26,32)	203,10 (81,06)
Nombre d'erreurs	0,81 (2,04)	7,83 (7,26)	35,09 (17,73)

Conclusion

Les résultats montrent qu'une exécution répétée de la tâche en EV induit de meilleures performances. La charge de travail mental diminue également au fil des répétitions suivant des profils de résultats similaires à l'évolution comportementale.

Après avoir constaté qu'il y avait bien eu un apprentissage de la procédure en EV avec la possibilité de récupérer la procédure en mémoire à long terme, l'objectif était d'identifier des phases d'apprentissage à partir de l'application d'une méthode de *clustering* sur un ensemble de données comportementales. L'interprétation des classes obtenues permet d'identifier des phases de l'apprentissage procédural. En effet, deux classes s'opposent à la fois au niveau des caractéristiques comportementales, des essais et des scores de charge de travail mental. Comme Anderson [10] et Ganier et al. [3] l'ont évoqué, les phases d'apprentissage se distinguent par les processus cognitifs en jeu induisant des comportements et un coût cognitif de traitement de l'information différents. La première phase, appelée cognitive, correspond à la découverte de la procédure caractérisée par de nombreuses erreurs, une nécessité de consulter les instructions longtemps et de façon répétée et une charge de travail mental élevée. Ceci correspondrait aux classes 2 et 3 marquées également par un temps d'inactivité important pouvant refléter le profil novice des apprenants avec un temps de réflexion sur la compréhension des instructions ou du matériel. La deuxième phase, nommée associative, serait illustrée par une exécution de la procédure qui devient plus fluide et rapide avec une détection progressive des erreurs et un besoin moins marqué des instructions. La troisième phase, intitulée autonome, se distingue quant à elle, par une performance optimale avec une absence d'erreurs et de consultations d'instructions. Ainsi, la classe 1 pourrait faire référence aux phases associative et autonome puisqu'elle se distingue des autres classes par de meilleures performances et une faible charge de travail mental. Toutefois, cette méthode de *clustering* ne permet pas de repérer trois phases distinctes lors du processus d'apprentissage comme proposées par les théories et distinguées par les travaux précé-

dents. Cette difficulté rejoint les propos de Tenison et Anderson [4] concernant la complexité de distinguer la phase 2 et 3 d'un point de vue comportemental. Par ailleurs, la CAH semble sensible aux différences de profils d'apprentissage ce qui affecterait l'identification des phases d'apprentissage. Cette méthode présente donc quelques défauts et pourrait être améliorée par exemple par une étape de regroupement des apprenants selon leur profil ou par l'ajout d'une donnée de progression entre essais. Il s'agit également d'une solution d'identification *a posteriori* mais qui pourrait permettre de labelliser des données afin de développer une approche d'apprentissage supervisé et ainsi pouvoir individualiser en temps réel et de façon automatique les scénarios pédagogiques selon la phase d'apprentissage atteinte.

Des travaux futurs sont envisagés à partir d'une approche de distinction des phases d'apprentissage s'appuyant sur les propositions d'Hubert et al. [12] et de Ganier et al. [3]. Contrairement à la démarche d'identification des phases employée dans cette étude, il s'agirait d'émettre des règles comportementales basées sur la théorie ACT-R [13]. Ces deux démarches pourraient être complémentaires dans la recherche de critères comportementaux permettant d'identifier le passage d'une phase à l'autre.

Remerciements et Financements

Ce travail a été soutenu par un financement du gouvernement français géré par l'ANR, numéro de subvention ANR-21- ESRE-0030 (CONTINUUM) et également grâce au soutien de Brest Métropole.

Références

1. Rodriguez, J., Gutierrez, T., J., E., Casado, S., Aguinag, I.: Training of Procedural Tasks Through the Use of Virtual Reality and Direct Aids. In: Sk Lnyi, C. (ed.) Virtual Reality and Environments. InTech (2012). <https://doi.org/10.5772/36650>.
2. Spittle, M.: Motor Learning and Skill Acquisition: Applications for Physical Education and Sport. Bloomsbury Publishing, Londres (2021).
3. Ganier, F., Hoareau, C., Devillers, F.: Évaluation des performances et de la charge de travail induits par l'apprentissage de procédures de maintenance en environnement virtuel. *Trav. Hum.* 76, 335–363 (2013). <https://doi.org/10.3917/th.764.0335>.
4. Tenison, C., Anderson, J.R.: Modeling the distinct phases of skill acquisition. *J. Exp. Psychol. Learn. Mem. Cogn.* 42, 749–767 (2016). <https://doi.org/10.1037/xlm0000204>.
5. Siemens, G.: Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge. pp. 4–8. ACM, Vancouver British Columbia Canada (2012). <https://doi.org/10.1145/2330601.2330605>.
6. Sun, P.-C., Tsai, R.J., Finger, G., Chen, Y.-Y., Yeh, D.: What drives a successful e-Learning? An empirical investigation of the critical factors influencing learner satisfaction. *Comput. Educ.* 50, 1183–1202 (2008). <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2006.11.007>.
7. Deeva, G., Bogdanova, D., Serral, E., Snoeck, M., De Weerd, J.: A review of automated feedback systems for learners: Classification framework, challenges and opportunities. *Comput. Educ.* 162, (2021). <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.104094>.

8. Anderson, D.I., Lohse, K.R., Lopes, T.C.V., Williams, A.M.: Individual differences in motor skill learning: Past, present and future. *Hum. Mov. Sci.* 78, (2021). <https://doi.org/10.1016/j.humov.2021.102818>.
9. Heurley, L., Ganier, F.: L'utilisation des textes procéduraux : lecture, compréhension et exécution d'instructions écrites. *Intellectica*. 44, 45–62 (2006). <https://doi.org/10.3406/intel.2006.1291>.
10. Anderson, J.R.: Acquisition of cognitive skill. *Psychol. Rev.* 89, 369–406 (1982).
11. Fitts, P.M., Posner, M.I.: *Human Performance*. Brooks/Cole Publishing, Belmont, CA (1967).
12. Hubert, V., Beaulieu, H., Chételat, G., Platel, H., Landeau, B., Danion, J.-M., Viader, F., Desgranges, B., Francis Eustache: The dynamic network subserving the three phases of cognitive procedural learning. *Hum. Brain Mapp.* 28, 1415–1429 (2007). <https://doi.org/10.1002/hbm.20354>.
13. Corbett, A.T., Anderson, J.R.: Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Model. User-Adapt. Interact.* 4, 253–278 (1994). <https://doi.org/10.1007/BF01099821>.
14. Rasmussen, J.: Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-13*, 257–266 (1983). <https://doi.org/10.1109/TSMC.1983.6313160>.
15. VanLehn, K.: Cognitive Skill Acquisition. *Annu. Rev. Psychol.* 47, 513–539 (1996). <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.47.1.513>.
16. Taylor, J.A., Ivry, R.B.: The role of strategies in motor learning. *Ann. N. Y. Acad. Sci.* 1251, 1–12 (2012). <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2011.06430.x>.
17. Evans, N.J., Brown, S.D., Mewhort, D.J.K., Heathcote, A.: Refining the law of practice. *Psychol. Rev.* 125, 592–605 (2018). <https://doi.org/10.1037/rev0000105>.
18. Tenison, C., Fincham, J.M., Anderson, J.R.: Phases of learning: How skill acquisition impacts cognitive processing. *Cognit. Psychol.* 87, 1–28 (2016).
19. Kennedy, R.S., Lane, N.E., Berbaum, K.S., Lilienthal, M.G.: Simulator Sickness Questionnaire: An Enhanced Method for Quantifying Simulator Sickness. *Int. J. Aviat. Psychol.* 3, 203–220 (1993). https://doi.org/10.1207/s15327108ijap0303_3.
20. Cegarra, J., Chevalier, A.: The use of Tholos software for combining measures of mental workload: Toward theoretical and methodological improvements. *Behav. Res. Methods.* 40, 988–1000 (2008).
21. Hart, S., Staveland, L.: Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. *Adv. Psychol.* 52, 139–183 (1988). [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9).
22. Bretz, F., Hothorn, T., Westfall, P.: *Multiple comparisons using R*. Chapman and Hall/CRC, Londres (2016).
23. Kunzetsova, A., Brockhoff, P., Christensen, R.: lmerTest package: Tests in linear mixed effect models. *J Stat Softw.* 82, 1–26 (2017).
24. Lê, S., Josse, J., Husson, F.: FactoMineR: an R package for multivariate analysis. *J. Stat. Softw.* 25, 1–18 (2008).
25. Cousineau, D.: Confidence intervals in within-subject designs: A simpler solution to Loftus and Masson's method. *Tutor. Quant. Methods Psychol.* 1, 42–45 (2005).