

Analyse comparative des comportements dans les serious games pour améliorer l'impact sur l'apprentissage

Dominique Jaccard, Jarle Hulaas, Ariane Dumont
HEIG-VD, HES-SO
prénom.nom@heig-vd.ch

Résumé. Les serious games constituent un outil d'enseignement en essor constant dans de nombreuses disciplines de formation. Leur mise en ligne améliore bien sûr la facilité de distribution et d'accès, mais permet aussi de collecter de grandes quantités de données de suivi engendrées par l'activité des apprenants. Dans un cadre pédagogique, ces données permettent de réaliser des statistiques sur le comportement des apprenants, qui seront vus tantôt comme des individus, tantôt comme des groupes (p.ex. des classes). Nous proposons ici de nouvelles applications pédagogiques de ces statistiques et montrons comment une analyse comparative des comportements peut impacter positivement le processus d'apprentissage.

Mots-clés. Serious game, Apprentissage par le jeu, Learning analytics, Référentiels de compétences, Intégration du numérique en classe, Encapacitation de l'enseignant.

1 Introduction

Le monde professionnel est actuellement en pleine mutation pour devenir de plus en plus volatile, incertain, complexe et ambigu. Selon le World Economic Forum (2016), les étudiants¹ ont pour cette raison besoin de développer de nouvelles compétences au moyen de technologies de l'éducation innovantes telles que les *serious games*². Il est maintenant bien établi que les stratégies d'enseignement interactives améliorent l'assiduité et la motivation des étudiants (Deslauriers, Schelew & Wieman, 2011). Mais pour ce qui est des SG en particulier, la recherche doit encore relever un certain nombre de défis avant qu'ils ne soient adoptés à plus large échelle, tels que de déterminer comment promouvoir l'apprentissage en profondeur (Entwistle, 1987) ou activer les niveaux supérieurs de la taxonomie de Bloom chez les étudiants (Bloom et al., 1956), tout en intégrant les SG dans différentes stratégies d'enseignement.

Puisque les SG sont de plus en plus souvent joués en ligne, il devient possible de journaliser et centraliser des données de suivi reflétant le comportement des étudiants pendant les jeux et simulations. Ceci permet l'agrégation d'ensembles de données avec des portées différentes, dont l'analyse statistique peut mener à de nouvelles stratégies d'amélioration du processus d'apprentissage. L'activité consistant à collecter, analyser et rapporter des données sur les apprenants ainsi que leur contexte s'appelle les *learning analytics* (Ferguson, 2012). Dans cet article, nous nous intéressons au suivi et à la comparaison des comportements des apprenants, en particulier les décisions prises, par opposition à des scores plus synthétiques telles que les notes d'examen.

Dans les sections suivantes, nous proposons de réaliser des statistiques sur le comportement des étudiants, qui peuvent être vus tantôt comme des individus, tantôt comme des groupes (p.ex. des classes). Nous présentons quelques nouvelles applications pédagogiques de ces statistiques et montrons comment une analyse comparative des comportements peut impacter positivement le processus d'apprentissage.

2 Contexte, ancrages théoriques et objectifs

Les *learning analytics* ont jusqu'ici été vus comme un moyen de suivre, évaluer et prédire la performance de l'étudiant (Arnab et al., 2015 ; Arnold, 2010 ; Moreno-Ger et al., 2014). Nous soutenons ici que les statistiques comportementales, au-delà de ce monitoring global du parcours de l'apprenant, permettent d'impacter directement les modalités pédagogiques et le processus d'apprentissage. Concrètement, nous proposons de comparer les comportements dans les SG par catégories d'apprenants : par année, par filière (p.ex. gestion ou

¹ Dans cet article, la forme épïcène est sous-entendue mais le genre masculin a été privilégié afin de ne pas alourdir le texte.

² Nous utilisons le terme *serious games* (abrégié SG) pour couvrir l'ensemble des solutions informatiques de type jeu ou simulation à but pédagogique.

ingénierie), par niveau (p.ex. Bachelor ou Master), par environnement (p.ex. public ou privé) et par enseignant. Par souci de qualité, il appartient à l'organisateur du cours ou à l'administrateur des données de suivi de s'assurer que la session de formation est bien étiquetée selon ces types de catégories prédéfinies, bien que certaines formes de catégories puissent probablement être déduites de manière automatisée a posteriori. Comme nous le verrons dans la section suivante, l'analyse comparative de ces statistiques peut impacter positivement le processus d'apprentissage tout en restant compatible avec différentes approches pédagogiques.

3 Méthodologie

Beaucoup de plateformes de SG mettent déjà leurs données de suivi à disposition des joueurs et enseignants. Mais l'axe de recherche que nous proposons ici consiste à déterminer des niveaux d'agrégation pertinents en fonction des parties prenantes du processus de formation et de leurs besoins. Notre objectif est donc de répertorier les questions que peuvent se poser les parties prenantes et auxquelles l'analyse des statistiques comparatives peuvent fournir des réponses.

3.1 Une classification des statistiques dans les serious games

Dans le cadre des SG à but pédagogique, nous considérerons principalement les parties prenantes suivantes : étudiants, enseignants, responsables de filières d'études. D'autres acteurs, que nous choisissons de ne pas inclure ici, sont : les parents, les concepteurs/développeurs de SG, les pédagogues, les politiques et les responsables du domaine des RH. Dans (Jaccard et al., 2016) nous abordons cet éventail d'acteurs plus large.

Les données de suivi peuvent être agrégées en combinaisons de portées différentes. Nous considérons que les portées suivantes sont les plus pertinentes relativement à l'expérience d'apprentissage des étudiants :

1. Session de jeu individuelle : statistiques sur chaque étudiant pris isolément, telles que le taux de réponses ou décisions justes prises dans le jeu.
2. Session de classe : statistiques globales sur la distribution des choix effectués dans un jeu joué en parallèle par un groupe d'apprenants, tel que dans une classe.
3. Historique des sessions pour un cours particulier : p.ex. les statistiques sur le même cours au fil des ans.
4. Sessions de différentes catégories de joueurs : p.ex. les statistiques comparant des classes d'étudiants avec différents profils qui ont joué au même SG.

Au niveau le plus immédiat, on constate que les apprenants et les enseignants peuvent bénéficier de tous ces niveaux d'agrégation. L'apprenant se demande dans quelle mesure il ou elle a réussi le jeu, où se trouvent ses lacunes et comment il ou elle se situe par rapport à d'autres groupes de joueurs, qu'ils soient de la même classe, d'une année précédente ou d'un niveau d'expertise supérieur. Un tableau de bord avec les statistiques pertinentes lui permettra d'évaluer sa propre expérience d'apprentissage (Marsh, 1997). Un apprentissage actif peut donc être promu par le biais de comparaisons entre le comportement de l'étudiant et celui d'un expert.

L'enseignant, de son côté, a deux préoccupations : comment suivre et évaluer les étudiants et comment perfectionner ses stratégies d'enseignement dans la durée. Les niveaux 1 et 2 d'agrégation de statistiques facilitent le suivi du progrès des étudiants et fournissent des indicateurs précis et concrets pour détecter les besoins de chaque individu, ainsi que pour adapter le rythme de travail et fournir des instructions supplémentaires au bon moment. Les niveaux 3 et 4 d'agrégation donnent une base pour faire évoluer son cours d'année en année et ajuster le contenu par rapport à un public cible donné. En particulier, lors du débriefing d'une session de jeu, l'enseignant peut comparer la prestation de sa classe avec celle d'un comportement expert enregistré au préalable et mettre en évidence les différences. Les étudiants réaliseront ainsi sur la base d'exemples concrets ce qui était attendu de leur part. Grâce à ces outils, le rôle de l'enseignant se trouve renforcé.

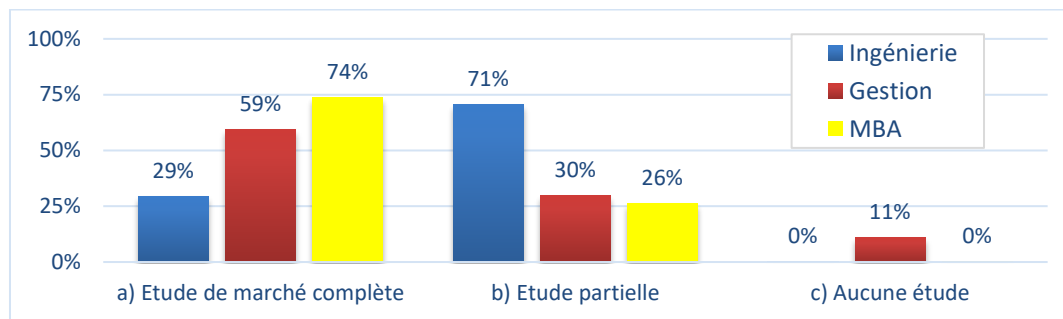
Quant au responsable de filière d'études, son besoin est d'identifier les objectifs d'un cours donné, les sujets devant y être inclus et les connaissances pré-requises. Pour des cours de type postgrade ou professionnel, il se demandera aussi si le contenu doit être adapté en fonction de la formation préalable des participants : le niveau 2 d'agrégation de statistiques l'aidera à répondre à cette question. Le niveau 3 lui servira à ajuster au fil des ans le contenu et la complexité du cours en fonction de l'évolution des résultats des participants dans le SG. Finalement, le niveau 4 lui permettra de vérifier la pertinence de la formation en comparant les prestations des participants (avant et éventuellement après le cours) à celles d'une cohorte d'experts.

3.2 Etude de cas sur un serious game de gestion de projet

Wegas est le nom de notre plateforme open-source de création et d'exécution de SG (disponible à l'adresse www.albasim.ch). Elle sert de base au développement et à la diffusion d'un large éventail de SG, essentiellement de nature pédagogique, dont le *Project Management Game* (PMG). Ce jeu a été conçu comme un concept éducatif complet pour enseigner la gestion de projet et combine un jeu de simulation, de l'apprentissage par problème, de la théorie ex-cathedra et des activités pratiques telles que la rédaction de documents ou des présentations devant un comité de pilotage. Ce jeu a été initialement conçu pour une filière d'ingénieurs, puis a évolué pour convenir à un profil plus large.

Pendant une année, des données de suivi ont été collectées sur l'utilisation du PMG par 5 enseignants de différentes universités, dans 10 cours distincts. Ce jeu se joue typiquement dans des classes de 20 à 40 étudiants répartis en groupes de 3 à 5 étudiants. Pour les besoins de cette expérience, un module d'agrégation de statistiques a été ajouté à la plateforme *Wegas*, dont une production est illustrée ci-dessous (Fig. 1). Ceci illustre le type de feed-back que l'enseignant peut montrer en temps réel à ses étudiants pour enrichir son cours.

Fig. 1. Distribution des choix effectués par trois catégories différentes d'étudiants



La figure 1 montre la distribution des réponses à l'un des premiers choix auxquels les joueurs sont confrontés au début du jeu, à savoir s'il faut effectuer une étude de marché complète ou partielle, voire aucune, avant le lancement de la réalisation de leur projet. Nous avons observé un comportement relativement uniforme dans les trois classes d'étudiants suivant des filières d'ingénierie (Bachelor en ingénierie des médias, CAS en gestion de l'énergie, diplôme de gestion de projet) : moins de 30% d'entre eux ont décidé d'effectuer une étude de marché complète, la majorité ayant choisi une étude partielle pour conserver leur capital temps et monétaire au profit des études techniques. Lorsque la même question a été soumise à des classes suivant une filière de gestion (Bachelor de gestion, gestion hôtelière), nous avons également observé un comportement homogène, mais cette fois la majorité d'entre eux ont opté pour l'étude de marché complète, alors que 30% ont pris l'option de l'étude partielle. Cette homogénéité fait ressortir des comportements typiques "ingénieur" ou "économiste". Ce comportement identifié, il devient possible de regarder où se situe le comportement d'apprenants de formation de base non commerciale, suivant une formation EMBA. Une homogénéité de comportement au sein des groupes EMBA a à nouveau été constatée. Leur taux de réponses "effectuer une étude de marché complète" est supérieur (74%) à celui des économistes de niveau Bachelor. Cette statistique montre ainsi que les étudiants suivant un programme postgrade de MBA tendent à se comporter comme des étudiants en gestion (voire avec un comportement renforcé), bien qu'ayant initialement un profil d'ingénieur.

4 Résultats et discussion

Nous avons répertorié les principales parties prenantes dans le monde de la formation et identifié les types d'agrégation de données statistiques qui peuvent les intéresser. Nous avons observé que l'analyse comparative des comportements apportent d'excellents arguments pour promouvoir l'adoption et l'utilisation des SG dans les processus d'apprentissage.

La comparaison de plusieurs groupes d'apprenants permet d'améliorer la gestion de la formation en répondant à des questions telles que « dans ce type de situation, quelles sont les différences de comportement entre un ingénieur et une personne formée dans la gestion ? » ou « quel devrait être le contenu d'un programme de MBA pour ingénieurs afin de développer un comportement de manager ? ».

Cette nouvelle fonctionnalité d'analyse statistique des comportements a été implémentée dans Wegas et permet à l'enseignant de présenter aux étudiants les endroits dans le SG où leur comportement a été différent de celui des experts ayant effectué la même simulation. Un feed-back basé sur des groupes précédents constitue un cycle complet de *learning analytics* tel que recommandé par Clow (2012) : Wegas rend ce concept encore plus performant, puisqu'il permet à l'enseignant (1) de préparer des comparaisons pertinentes en sélectionnant des participants d'un niveau d'expertise approprié et (2) de fournir ce feed-back illustré immédiatement après la session de simulation, ce qui est probablement le moment le plus favorable. L'accent sera donc mis sur la comparaison des raisonnements sous-jacents plutôt que les scores ou les notes finales, ce qui renforcera la valeur pédagogique du feed-back. De plus, l'enseignant pourra ainsi fournir une valeur ajoutée significative par rapport à une situation où ces statistiques seraient simplement offerts aux étudiants en libre-service.

Cet article décrit un travail en cours. Il reste nécessaire de quantifier l'impact des statistiques comparatives sur l'expérience d'apprentissage. Des travaux récents confirment néanmoins déjà clairement qu'un feed-back délivré sans délai favorise l'engagement de l'apprenant dans le processus d'apprentissage (Dumont & Berthiaume, 2016).

Nous avons uniquement testé notre approche sur les réponses à des questions fermées. Il est important de limiter le nombre de réponses possibles, puisque cela favorise des comparaisons fiables et objectives. Dans l'approche comparative, nous nous intéressons en effet surtout à la distance qui sépare la performance d'un joueur de celle de différents groupes de contrôle bien choisis. Notre activité de recherche future sera de mieux caractériser cette distance en étudiant p.ex. la chronologie et la vitesse des prises de décision dans le jeu et en cherchant à la représenter de façon aussi intuitive et pédagogique que possible. Ce dernier souci rejoint celui de rendre les statistiques sur notre plateforme de SG facilement utilisables afin d'assurer qu'étudiants et enseignants s'approprient ces nouvelles possibilités.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une vision des *learning analytics* qui se focalise sur les niveaux d'agrégation des données de suivi issues d'un *serious game* et sur leur utilité du point de vue des principales parties prenantes du processus de formation. Un travail de revue systématique nous a permis de faire émerger des types de comparaisons statistiques innovantes. Nous avons étendu la plateforme Wegas avec un nouveau module d'agrégation et de comparaison, qui a été alimenté avec une importante quantité de données collectées pendant une année au sein de différentes catégories d'apprenants utilisant notre SG de gestion de projet. Cette expérience a confirmé que les profils d'apprenants sont relativement homogènes à l'intérieur d'une filière de formation et qu'une formation complémentaire permet effectivement aux apprenants d'améliorer leurs prestations par rapport à leurs faiblesses initiales. Sur cette base, nous avons montré que des statistiques comparatives permettraient à l'enseignant de fournir dynamiquement durant la formation un feed-back pertinent et ciblé, utilisant l'exemple de comportements experts afin de renforcer l'impact de son cours sur les étudiants.

Références

- Arnab, S., et al (2015). Towards performance prediction using in-game measures, *Proceedings of the annual meeting of the American Educational Research Association*, Chicago.
- Arnold, K. E. (2010). Signals: Applying Academic Analytics. *EDUCAUSE Quarterly*.
- Bloom, B. S. et al (1956). Taxonomy of educational objectives: The classification of educational goals. *Handbook I: Cognitive domain*. New York: David McKay Company.
- Clow, D. (2012). The Learning Analytics Cycle: Closing the loop effectively, *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '12*.
- Deslauriers, L., Schelew, E. & Wieman, C. (2011). Improved Learning in a Large-Enrollment Physics Class, *Science*, Vol. 332, Issue 6031, pp. 862-864.
- Dumont, A. & Berthiaume, D. (2016). *La pédagogie inversée*, Louvain-la-Neuve : De Boeck.
- Entwistle, N. (1987). *Understanding classroom learning*, London: Hodder and Stoughton.
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304.
- Jaccard D., Hulaas, J. & Dumont, A. (2016). Using Comparative Behavior Analysis to Improve the Impact of Serious Games on Students' Learning Experience. In Bottino, R., Jeuring, J., and Veltkamp, R. C. (Eds). *Proceedings of Games and Learning Alliance: 5th International Conference, LNCS 10056* (pp. 199-210), Cham: Springer.
- Marsh, C. J. (1997). *Key concepts for understanding curriculum*, London: Falmer Press.
- Moreno-Ger, P. et al. (2014). *Learning Analytics for SGs, Deliverable no. 2.4 (4th year) of the GaLA project*.
- World Economic Forum (2016). *New Vision for Education: Fostering Social and Emotional Learning through Technology*.