

Méthodes mixtes et analyses de traces d'interaction : embryons de typologie

Document rédigé par : Matthieu Cisel

Dernière version : 22/11/2016

I. Introduction

Dans ce document créé au sein de l'ANR Hubble, nous nous proposons d'aborder deux questions relatives à la classification des démarches de recherche dans le champ de la fouille de données issues d'Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH)¹, que nous nommerons traces d'interaction. L'objectif qui sous-tend cette démarche est avant tout de contribuer à l'établissement d'un vocabulaire commun au sein d'une communauté de recherche sur les EIAH caractérisée par sa pluridisciplinarité. La première classification est celle des méthodes mixtes (Creswell, 2009) dans le champ des recherches en éducation, celles-ci étant définies par l'usage conjoint des données qualitatives et quantitatives dans la démarche de recherche. La seconde est relative à la classification des analyses quantitatives réalisées à partir des traces d'interactions. En nous basant sur des typologies issues de divers ouvrages et articles de référence, nous chercherons à classer les différents « scénarios d'analyse » appliqués aux cas d'étude inclus pour la plupart au sein de l'ANR Hubble. Les ouvrages sur les méthodes mixtes en éducation comme ceux portant sur l'analyse quantitative se multiplient depuis deux décennies. Nous y avons puisé un certain nombre de concepts au cours de ce travail de classification, concepts que nous chercherons à illustrer dès que possible au travers d'exemples issus de cas portés par le consortium Hubble.

¹ Nous nous intéressons ici au champ de l'Educational Data Mining (EDM), tout en gardant à l'esprit les nuances entre les termes (et les communautés correspondantes) Educational Data Mining et Learning Analytics. Nous renverrons à Siemens & Baker (2012) et Baker & Inventado (2014) pour un approfondissement des nuances entre ces deux champs de recherche.

II. Une typologie des méthodes mixtes

Les méthodes mixtes connaissent une popularité croissante dans le champ des sciences sociales (Creswell, 2009, p.203) en général, et dans celui de l'éducation en particulier. La complexité des problèmes étudiés limite la portée des approches quantitatives ou qualitatives prises de manière isolée. Elles s'intègrent aussi bien dans des démarches de type hypothético-déductif que dans des démarches inductives, et le lien entre théorie et données est d'autant plus complexe qu'elles correspondent à des paradigmes distincts.

La méthode mixte s'est constituée en champ de recherche à part entière depuis peu, et il faut selon Creswell attendre le début des années 2000 pour voir apparaître les premiers manuels de méthodologie exclusivement consacrés à la question (Tashakkori & Teddlie, 1998 ; Tashakkori & Teddlie, 2003), ainsi que les premières revues de méthodologies dédiées au sujet, comme *Journal of Mixed Methods Research, Quality and Quantity*. Le rythme de publication d'ouvrages relatifs aux méthodes correspondantes s'accélère désormais (Bryman, 2006; Creswell & Plano Clark, 2007; Greene, 2007; Plano Clark & Creswell, 2008). Nous disposons de davantage de repères pour classer les approches suivies, et nous nous proposons de passer ici en revue certaines des classifications faisant référence en la matière, que nous illustrerons avec des exemples pris dans la littérature portant sur les MOOC.

III. Quatre axes pour distinguer les méthodes mixtes

Creswell et al. (2003) proposent quatre axes pour discriminer les différentes approches. Le premier est la **séquentialité** (Timing) ; il s'agit ici de déterminer l'ordre dans lequel seront récoltées données qualitatives et quantitatives, et le cas échéant, si elles seront collectées de manière concomitante. Le second est le **poids respectif** (Weighing) de la démarche quantitative et de la démarche qualitative. Il s'agit de répondre aux questions suivantes. L'une des deux démarches vient-elle en soutien de l'autre ? Quelle démarche est-elle prioritaire ? Le troisième réside dans les **modalités d'articulation** des deux démarches (Mixing), en particulier dans les phases finales d'interprétation des données. Cette question a fait l'objet d'un certain nombre de travaux (Creswell & Plano Clark, 2007), qui ont permis de déboucher sur trois grandes catégories : l'intégration, la connexion, et l'imbrication (traduction du terme *embed*).

Si les résultats d'un questionnaire sont utilisés pour identifier un enquêté avec qui un entretien qualitatif sera réalisé, nous dirons des données qu'elles sont connectées. On parle d'intégration si les données issues des deux approches sont intimement combinées, les unes servant de matrice à la construction des secondes. C'est notamment le cas lorsqu'un travail qualitatif permet de générer des catégories qui seront ensuite quantifiées via une étude quantitative. Enfin, il y a imbrication lorsqu'une forme de donnée vient en support d'une autre forme, qui constitue alors la donnée principale. Par exemple, un extrait d'entretien qui viendrait illustrer une catégorie issue d'un travail de fouille de données préalable. Le dernier axe est celui du **degré d'explicitation des théories** qui sous-tendent le travail réalisé, un aspect qui a été développé notamment par Mertens (2003) dans le contexte des méthodes mixtes.

Sur la base de ces quatre axes de description, Creswell et al. (2003) proposent de ranger les approches mixtes en six grandes catégories : le design séquentiel explicatif (sequential explanatory), le design séquentiel exploratoire (sequential exploratory), le design séquentiel transformatif (sequential transformative), le design concomitant par triangulation, concomitant avec imbrication, et concomitant transformatif². Nous nous proposons de revenir sur chacune de ces six catégories, que nous illustrerons avec des cas inclus dans l'ANR Hubble lorsqu'il y a lieu de le faire.

IV. Codes utilisés

Nous nous proposons dans la suite du document de schématiser ces différents cas de figure, en reprenant comme Creswell (2009) les codes utilisés initialement par Morse (1991). Le signe "+" indique une collecte des données simultanée, tandis que la flèche -> indique une collecte séquentielle, une des formes de données servant de base à la collecte de la seconde. Nous abrègerons les termes *quantitatif* et *qualitatif* par *quan* et *qual* ; nous utiliserons des majuscules lorsqu'une approche domine sur l'autre. Comme les auteurs, nous utiliserons des systèmes de boîtes lorsqu'une approche sera imbriquée dans la seconde, et ferons la distinction entre d'une part la collecte, et d'autre part l'analyse des données. Nous commencerons par les stratégies dites séquentielles, où l'utilisation de phases distinctes facilite la collecte, la description, et

² On utilisera de manière équivalente les termes Design, Stratégie ou Procédure.

l'analyse des données, pour revenir ensuite sur les stratégies concomitantes et conclure sur les stratégies transformatives.

A. Des axes de description des méthodes mixtes aux stratégies de recherche

1. Stratégie explicative séquentielle

L'approche séquentielle explicative (sequential explanatory) est particulièrement populaire chez les tenants de l'approche quantitative. Dans cette configuration, la première phase de la recherche est caractérisée par la collecte et l'analyse de données quantitatives, qui informe la collecte de données qualitative, qui est alors secondaire (Figure).

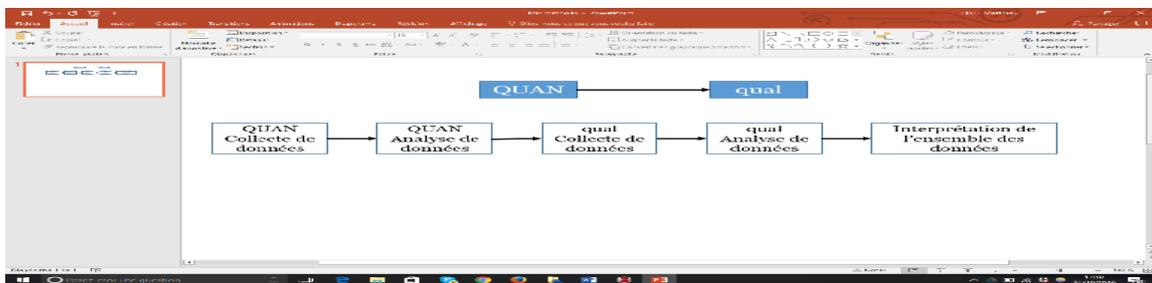


Figure Une schématisation de la stratégie explicative séquentielle

Les deux formes de données sont séparées mais connectées. Le qualitatif a souvent pour rôle de permettre de faciliter l'interprétation de données quantitatives, en particulier lorsque des résultats surprenants découlent d'une telle étude (Morse, 1991). Nous nous proposons pour illustrer cette configuration de nous baser sur la question de l'assiduité des non-certifiés dans le cadre de MOOC organisés sur la plate-forme américaine Coursera. Le cas que nous allons utiliser se base sur les traces d'interaction, c'est-à-dire les traces récoltées par la plate-forme hébergeant le cours. Nous n'entrerons pas dans le détail de chaque cas de figure, et renverrons le lecteur qui souhaiterait approfondir la question et mieux comprendre les cas utilisés au manuscrit de thèse correspondant (Cisel, 2016).

a) Illustration

Les non-certifiés désignent dans un MOOC les inscrits qui n'obtiennent pas le certificat. Nous cherchons à identifier la diversité des non-certifiés, pour comprendre notamment pourquoi certains d'entre eux s'investissent de manière conséquente dans le cours sans pourtant en obtenir le certificat. Cette réflexion nous a poussé à nous

pencher sur la notion d'*assiduité*. Celle-ci reflète, pour un type d'action donné (visionnage de vidéo, réalisation d'un quiz, etc.), la proportion des ressources pédagogiques sur lesquels l'action est réalisée. Nous nous sommes focalisés sur le visionnage de vidéos, et avons considéré qu'il y avait assiduité si le non-certifié visionnait plus de 90% des vidéos pédagogiques présentes dans le dispositif ; nous parlons de visionneurs assidus pour désigner ces participants. Nous nous sommes intéressés dans une première phase de l'étude à la quantification des visionneurs assidus, et au ratio entre certifiés et visionneurs assidus. On constate que pour les six MOOC analysés (BP1, ALGO1, ALGO2, FA1, FA2, AV1), le nombre de visionneurs assidus est systématiquement inférieur au nombre de certifiés (Tableau).

# VA	1	2	3	4	5	6	7
Individu 1	1	1	1	0	0	0	0
Individu 2	1	1	0	0	0	1	1
Individu 3	0	0	1	1	0	1	1

Tableau Illustration de la rupture dans le suivi d'une séquence pédagogique imaginaire de sept vidéos

Nous allons chercher dans les traces d'interaction de différents MOOC de telles ruptures, en nous penchant tantôt sur des devoirs évalués par les pairs, tantôt sur des quiz, dans le cas d'un MOOC nommé *Effectuation*. Le choix de ces MOOC et des activités choisies est motivé par le faible nombre d'activités évaluées (compris entre six et neuf pour les devoirs évalués par les pairs), et la bonne connaissance des séquences pédagogiques correspondantes, ce qui rend les ruptures éventuelles plus faciles à détecter. Dans le cas du MOOC *Effectuation*, c'est sur les cinq quiz que propose le cours que nous nous sommes concentrés. Nous ne nous intéresserons ici qu'aux seuls non-certifiés ayant réalisé au moins l'une des activités que nous analyserons.

	# certifiés	Non- % Rupture	#Act. analysées	N d'activités	moy. Type d'évaluation
BP1	2277	27,6	6	1,27	EP
FA1	1118	12,3	9	1,95	EP
FA2	820	13,5	7	1,66	EP
Eff1	2219	2,4	5	2,46	Quiz

Eff2	1068	2,9	5	2,18	Quiz
Eff3	957	2,9	5	2,06	Quiz

Tableau Ruptures dans le suivi de la séquence pédagogique, pour les activités évaluées de six MOOC⁷

On notera que, pour un participant, ignorer le premier devoir pour commencer à partir du second constitue une rupture selon nos critères. Le nombre de non-certifiés

³ L'assiduité implique d'avoir visionné, téléchargé ou consommé plus de 90% des vidéos du dispositif. Cf : Certifiés. VA : Visionneurs assidus non certifiés. Inscr. : Inscrits.

⁴ Nous utiliserons ici et par la suite le code E suivi d'un numéro pour désigner un enquêté en particulier.

⁵ Une trajectoire correspond à une séquence de modes de suivi du cours sur l'ensemble des modules du cours.

⁶ Par souci de lisibilité.

⁷ # Non-certifiés : nombre de non-certifiés dans le cours ayant réalisé au moins l'une des activités en question. % Rupture : pourcentage de ces non-certifiés ayant réalisé une rupture ou davantage dans le suivi de la séquence pédagogique. # Act. évaluées : nombre de devoirs évalués par les pairs, ou de quiz pris en compte dans l'analyse. # N moy. Activités : Nombre moyen d'activités réalisés par ces non-certifiés (devoirs évalués par les pairs ou quiz). EP = Devoir évalué par les pairs. Le nombre moyen de devoirs rendus par ces non-certifiés est compris entre 1,3 et 1,9 pour les MOOC de Coursera, alors que le nombre potentiel de devoirs à rendre peut atteindre neuf. Pour ce qui est du MOOC *Effectuation*, le nombre moyen de quiz réalisés par ces participants est compris entre 2 et 2,5 sur les cinq quiz existants.

réalisant une rupture est compris entre 13,5 et 27,6% de ces non-certifiés pour les MOOC *BP1*, *FA1* et *FA2* (Tableau). Il est compris entre 2,4 et 2,9% pour les quiz des MOOC *Effectuation*. On peut voir que le fait de ne pas suivre linéairement une séquence minoritaire pour le rendu de devoirs évalués par les pairs, et ultra-minoritaire pour la réalisation des quiz du MOOC *Effectuation*.

Dans cette approche, nous avons donc dans ce cas de figure à notre disposition un motif préexistant, plus ou moins complexe, qui guide l'ensemble de la démarche de fouille de données. Il ne s'agit pas comme précédemment de faire apparaître des motifs que l'on ne connaît pas en amont, et que l'on découvre lors de la fouille des données. Au passage, on notera que du point de vue des méthodes mixtes, nous sommes à nouveau dans le cas de la méthode séquentielle exploratoire, dans la mesure où les entretiens ont précédé l'analyse quantitative des traces d'interaction.

F. Conclusion partielle

Concluons cette partie sur les différentes pistes d'amélioration qui s'offrent à nous pour prolonger ce travail. La première pourrait consister à poursuivre le travail de construction de typologies effectuées en subdivisant certaines des catégories proposées jusqu'à présent, et en créant davantage de catégories spécifiques du champ éducatif. Certaines thématiques, constituent des questions récurrentes, transversales aux différents objets d'étude sur lesquels se penchent les chercheurs s'inscrivant dans le champ de l'EDM. Les quelques manuels (Romero & Ventura, 2007) consultés dans le cadre de la conception de ce document font souvent le grand écart entre des grandes catégories générales d'analyses de données, calquées sur les ouvrages classiques d'analyse de données, non spécifiques au champ de l'éducation, et des cas d'étude qui viennent montrer un exemple type. Le travail de généralisation à partir de ces cas d'études sur des thématiques globales n'est que rarement fait, et l'on trouve souvent, lorsqu'il est ébauché, autant de catégories que d'exemples. Un travail de recension et de catégorisation des thématiques d'analyse reste à faire pour prolonger et affiner les typologies existantes.

VI. Conclusion

Dans ce document, nous nous sommes intéressés dans un premier temps à une typologie de méthodes mixtes issues de la littérature, pour revenir dans un second temps sur la diversité des types d'analyses quantitatives réalisées dans le champ de

l'Educational Data Mining. Nous avons illustré les différentes catégories ainsi identifiées par des exemples issus des cas d'étude Hubble ou de la littérature sur les MOOC. Ce document pourrait être prolongé en poursuivant le travail d'illustration des différentes catégories proposées via des exemples issus de préférence des recherches françaises. Les cas d'étude de Hubble ne sauraient bien évidemment pas couvrir l'ensemble des formes d'analyse que nous avons listées ici, mais pourraient être davantage mobilisés. On peut même envisager à terme de poser les bases d'ouvrages de méthodologie analogue à ceux qui se sont développés en langue anglaise (Romero et Ventura, 2007).

Néanmoins, la barrière de la langue n'est selon nous pas le principal obstacle pour les chercheurs et jeunes chercheurs face à la barrière que constitue le manque d'accessibilité, en particulier sur Internet. Les ouvrages de référence sont coûteux, et les exemples que l'on y trouve ne sont pas toujours suffisamment extrapolables aux situations rencontrées par les communautés de recherche. On peut envisager la mise à disposition gratuite et en ligne de catalogues présentant les différentes formes d'analyse par famille. On pourra proposer un découpage par forme d'analyse, au sens statistique du terme, comme nous l'avons fait dans la seconde partie de ce document. On pourra également s'intéresser à la thématique de l'analyse, ou bien, de manière plus vaste, à la stratégie de recherche dans son ensemble, comme dans le cas des méthodes mixtes.

La possibilité d'accéder à un catalogue de formes d'analyses structuré autour de catégories reconnues dans les différentes littératures relatives au champ de l'EDM pourrait constituer un point de départ utile, en particulier pour des étudiants ou des jeunes chercheurs découvrant le domaine. Si l'on ajoute aux entrées de ce catalogue des codes et des jeux de données, artificielles ou réelles, permettant d'illustrer les formes d'analyses choisies, les utilisateurs d'un tel catalogue auraient toutes les cartes en main pour débiter dans le champ de l'EDM. L'essentiel des ressources disponibles en ligne consacrées à la question provient d'institutions américaines, qui impriment ainsi leur marque sur les jeunes chercheurs se formant sans doute autant par la littérature grise que par les publications de recherche. Comme pour d'autres champs de recherche, il est peut-être temps d'accroître la visibilité et la participation des institutions françaises dans le grand jeu du partage de ressources en ligne.

VII. Bibliographie

Baker, R.S.J.d., de Carvalho, A. M. J. A. (2008) Labeling Student Behavior Faster and More Precisely with Text Replays. In: *Proceedings of the 1st International Conference on Educational Data Mining*, 38--47.

Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational Data Mining and Learning Analytics. In J. A. Larusson & B. White (Eds.), *Learning Analytics* (pp. 61–75). Springer New York.

Baker, R. S. J. d, & Yacef, K. (2009). The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions. *JEDM - Journal of Educational Data Mining*, 1(1), 3–17.

Bryman, A. (2006). *Mixed methods: A jour-volume set*. London: Sage

Caracelli, J., & Greene, J. C. (1993). Data analysis strategies for mixed-method evaluation designs. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 15(2), 195-207.

Cisel, M. (2016). Utilisations des MOOC, éléments de typologie. Manuscrit de thèse non publié.

Corbett, A. T. & Anderson, J. R. (1995). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4, 253-278

Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2007). *Designing and conducting mixed methods research*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Creswell, J. W. (2009). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*. SAGE Publications.

Dekker, G., Pechenizkiy, M., & Vleeshouwers, J. (2009). Predicting Students Drop Out: A Case Study. In *Proceedings of the International Conference on Educational Data Mining*. 41-50.

Embretson, S. E., & Reise, S. P. (2013). *Item Response Theory*. Psychology Press.

Greene. J. C., Caracelli, V. J., & Graham, W E (1989). Toward a conceptual framework for mixed-method evaluation designs. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 11(3), 255-274.

Greene, J. C. (2007). *Mixed methods in social inquiry*. San Francisco: Jossey-Bass.

Isaac, H., & Volle, P. (2008). E-commerce: de la stratégie à la mise en oeuvre opérationnelle. Pearson Education France.

Kizilcec, R. F., Piech, C., & Schneider, E. (2013). Deconstructing Disengagement: Analyzing Learner Subpopulations in Massive Open Online Courses. In Proceedings of the *Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge, LAK 2013*.

Kizilcec, R. F., Schneider, E., Cohen, G. L., & McFarland, D. A. (2014). Encouraging Forum Participation in Online Courses with Collectivist, Individualist, and Neutral Motivational Framings. *eLearning Papers*, 37, 13-22.

Koedinger, K.R., Baker, R.S.J.d., Cunningham, K., Skogsholm, A., Leber, B., Stamper, J. (2010) A Data Repository for the EDM community: The PSLC DataShop. In Romero, C., Ventura, S., Pechenizkiy, M., Baker, R.S.J.d. (eds.) *Handbook of Educational Data Mining*. Boca Raton, FL: CRC Press.

Lebis, A. (2016). Vers une capitalisation des processus d'analyse de traces. In *Rencontres Jeunes Chercheurs en ELIAH (RJC-ELIAH 2016)*. Montpellier, France.

Mertens, D. M. (2003). Mixed methods and the politics of human research: The transformative-emancipatory perspective. In A. Tashakkori & C. Teddlie (Eds.), *Handbook of mixed methods in the social & behavioral sciences* (pp. 135-164). Thousand Oaks. CA: Sage.

Moore, A.W. (2006). Statistical Data Mining Tutorials. Récupéré à l'adresse <http://www.autonlab.org/tutorials/>

Morse. J. M. (1991). Approaches to qualitative-quantitative methodological triangulation. *Nursing Research*. 40(1). 120-123.

Onwuegbuzie, A. J., & Johnson, R. B. (2006). The Validity Issues in Mixed Research. *ResearchGate*, 13(48), 48–63.

Onwuegbuzie, A. J. (2000). Expanding the Framework of Internal and External Validity in Quantitative Research. Retrieved from <http://eric.ed.gov/?id=ED448205>

Pavlik, P. I., Cen, H., Wu, L., & Koedinger, K. R. (2008). *Using Item-Type Performance Covariance to Improve the Skill Model of an Existing Tutor*. In *Proceedings of the 1st International Conference on Educational Data Mining*, 77-86.

- Peña-Ayala, A. (2013). *Educational Data Mining: Applications and Trends*. Springer.
- Plano Clark, V. L. & Creswell, J. W. (2008). *The mixed methods reader*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Romero, C., Ventura, S. (2007). Educational Data Mining: A Survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications* 33, 125-146
- Romero, C., Ventura, S., Pechenizkiy, M., & Baker, R. S. J. d. (2010). *Handbook of Educational Data Mining*. CRC Press.
- Sanchez, E., Emin-Martinez, V., & Mandran, N. (2015). Jeu-game, jeu-play, vers une modélisation du jeu. Une étude empirique à partir des traces numériques d'interaction du jeu. STICEF.
- Shadish, W. R., Cook, T. D., & Campbell, D. T. (2001). *Experimental and Quasi-Experimental Designs for Generalized Causal Inference* (2 edition). Boston: Cengage Learning.
- Siemens, G., & Baker, R. S. J. d. (2012). Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. In *Proceedings of the 2Nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 252–254). New York, NY, USA: ACM.
- Tashakkori, A., & Teddlie, C. (1998). *Mixed methodology: Combining qualitative and quantitative approaches*. Thousand Oaks, CA: Sage
- Tashakkori, A., & Teddlie, C. (Eds.). (2003). *Handbook of mixed methods in the social & behavioral sciences*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Terenzini, P. (1987). Studying student attrition and retention. In G. W. McLaughlin and J. A. Muffo (Eds.), *A primer of institutional research* (pp. 20- 35). Tallahassee, FL: Association of Institutional Research.
- Tomkin, J. H., & Charlevoix, D. (2014). Do Professors Matter?: Using an a/B Test to Evaluate the Impact of Instructor Involvement on MOOC Student Outcomes. In *Proceedings of the First ACM Conference on Learning @ Scale Conference* (pp. 71–78).

Walonoski, J.A., Heffernan, N.T. Prevention of Off-Task Gaming Behavior in Intelligent Tutoring Systems (2006). In: *Proceedings of the 8th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, 722-724.