
MÉTHODOLOGIE

**Exploration automatisée de données vidéo
à partir d'un fil de données psychophysiques : une preuve de
concept en sciences de l'éducation**

Hugo G. Lapierre^{1*}

RÉSUMÉ

Bien que la collecte de données vidéo soit de plus en plus présente en recherche, notamment due à une accessibilité et une facilité d'utilisation accrue des technologies permettant l'enregistrement vidéo, les analyses liées à de tels outils de collecte demeurent toutefois un réel défi. De nombreux logiciels permettent une analyse accélérée grâce à, notamment, la reconnaissance par image. Cependant, ces techniques ne s'appliquent que peu en éducation, puisque l'apprentissage n'est pas nécessairement lié au mouvement. Ainsi, cet article présente une méthodologie novatrice afin de générer automatiquement des marqueurs temporels sur des données vidéo à partir de données psychophysiques. Les apports et limites de cette méthode sont discutés en lien avec la recherche en éducation.

¹ Université du Québec à Montréal, Faculté des sciences de l'éducation, Département de didactique, Montréal, Canada

*Correspondance avec l'auteur : lapierre.hugo_g@uqam.ca

Pour citer cet article : Lapierre, H. G. (2018). Exploration automatisée de données vidéo à partir d'un fil de données psychophysiques : une preuve de concept en sciences de l'éducation. *Neuroéducation*, 5(1), 26-32.

DOI : <https://doi.org/10.24046/neuroed.20180501.26>

Reçu le 14 février 2017. Révision reçue le 30 juin 2017.

Accepté le 6 septembre 2017. Publié en ligne le 1^{er} mars 2018.

Neuroéducation, 5(1), 26-32

ISSN : 1929-1833

Tous droits réservés © 2018 – Association pour la recherche en neuroéducation / Association for Research in Neuroeducation

1. Introduction

Le développement rapide et la disponibilité grandissante de technologies vidéo abordables, faciles d'utilisation et de haute qualité transforment le domaine de la recherche en sciences de l'éducation. En effet l'enregistrement vidéo représente à l'heure actuelle l'outil numérique le plus utilisé pour la recherche en éducation (Altet, 2002), notamment parce qu'il constitue un moyen puissant de collecter, partager, étudier, présenter et archiver des données riches en détails et hautement réutilisables (Derry *et al.*, 2010). C'est donc grâce aux nombreux développements des caméras, des ordinateurs et des logiciels d'édition que l'utilisation de la vidéo est aujourd'hui une option méthodologique de recherche viable.

De nouvelles façons de collecter et de présenter les données vidéo sont également en émergence (Walker, 2002). Par exemple, des séquences vidéo pertinentes peuvent être ajoutées aux rapports et aux documents afin de favoriser une discussion plus riche, de mettre en évidence certains problèmes et d'offrir au lecteur la possibilité d'accéder aux données sous différents formats. Ces séquences vidéo soigneusement sélectionnées dans un document ou une présentation permettent aux chercheurs de présenter et supporter les données d'une manière convaincante et éclairante (Pea, 1999). Plowman (1999) soutient que les avantages d'avoir recours à des données vidéo en recherche sont donc nombreux : facilité d'utilisation, richesse des données, permanence des données dans le temps, possibilité de récupération, ainsi que disponibilité de ces mêmes données pour d'autres chercheurs qui souhaiteraient reproduire les résultats ou trianguler leurs propres données, amenant donc la possibilité de les réinterpréter.

Toutefois, Kleim *et al.* (2008) observent que la collecte de données vidéo est également caractérisée par une surcharge d'informations et de données collectées. En effet, en raison des récents progrès réalisés dans le domaine des technologies digitales et de stockage d'informations, les données vidéo sont produites à un rythme très rapide. Ainsi, les capacités actuelles en termes de collecte et de stockage de données dépassent largement les capacités d'analyse. De plus, la vidéo est un type de données qui, outre le fil temporel auquel s'enchaînent les images, ne comporte pas d'éléments organisateurs (contrairement à un livre qui comporte, par exemple, une table des matières, des pages numérotées, etc.). L'analyse de l'importante quantité de volumes collectés se révèle donc un défi de taille pour le chercheur (Kleim, 2006).

De plus, comme le soulignent Derry *et al.* (2010) dans leur revue de la littérature sur l'utilisation du vidéo pour la recherche en éducation, la sélection objective des données vidéo constitue également un défi important lorsqu'il est question de réaliser un processus de recherche inductif et que la quantité de données à traiter est aussi grande.

Aujourd'hui, un certain nombre de logiciels sont utilisés pour faciliter la tâche des analystes dans l'organisation et l'exploration de ces données vidéo. En effet, de nombreuses équipes de recherche issues de différents domaines ont

déployé des stratégies d'automatisation et des processus d'analyse. Ces dernières leur permettent d'extraire rapidement les informations utiles d'une collecte. Par exemple, en zoologie, la reconnaissance du mouvement est utilisée afin de classer automatiquement les données enregistrées ; l'observation par vidéo des animaux *in vivo* est utilisée en continu et l'ajout de marqueurs temporels aux données collectées est déclenché automatiquement à l'aide de capteurs de mouvement à ultrasons (Dykes, 2003). Dans le domaine des sports, c'est la reconnaissance par image qui est généralement utilisée ; des logiciels permettent de sélectionner automatiquement des séquences vidéo en fonction des caractéristiques de mouvement par l'analyse des pixels (Andrienko et Andrienko, 2007).

Toutefois, l'éducation s'intéresse aux pratiques enseignantes ou aux processus cognitifs mis en place lors de l'apprentissage. Ce contexte de recherche particulier rend difficile l'utilisation des techniques actuelles afin d'automatiser, complètement ou en partie, l'analyse des données vidéo.

À notre connaissance, aucun logiciel disponible ne possède la fonctionnalité intégrée de générer automatiquement des marqueurs temporels sur des données vidéo en fonction de données psychophysiologiques. À ce titre, au terme de leur revue de la littérature sur l'indexation de séquences vidéo automatisées, Long et Nelson (2013) estiment qu'une plus grande liberté en termes d'importation de fil de données externes devrait être possible afin de faciliter l'analyse de données de mouvement. En parallèle, depuis plusieurs années, en neurophysiologie et psychophysiologie, il existe des méthodes de vidéo télémétrique et des logiciels pour coupler les données psychophysiologiques et vidéo afin de faciliter l'analyse de l'information. Toutefois, les études utilisant ces méthodes mobilisent les données vidéo afin de savoir où analyser des données psychophysiologiques en fonction du comportement d'un participant (Noldus et Bollen, 2017), et non l'inverse.

Cet article vise donc à présenter une technique inédite qui génère des marqueurs dans les données vidéo. Cette technique est basée sur des méthodes empruntées au domaine des neurosciences, où la variation de divers signaux psychophysiologiques (le rythme cardiaque, l'activité électrodermale, les saccades oculaires ou encore le courant électrique mesuré à la surface du crâne) permet d'inférer certains états cognitifs ou émotifs.

L'hypothèse de départ est donc qu'il est possible de générer automatiquement des marqueurs dans des données vidéo lorsque croisées des données psychophysiologiques. Cette technique permet au chercheur de faciliter l'analyse et l'extraction des informations pertinentes en lui pointant certaines séquences potentiellement intéressantes au niveau cognitif et/ou émotif, dépendamment du type de données psychophysiologiques qu'il privilégie.

Cette méthode d'exploration automatisée de données vidéo est présentée ici à partir d'un fil cognitif, une méthode que nous avons développée dû à la problématique précédemment décrite et vécue par le chercheur. Les apports et limites de cette méthode seront ensuite discutés. Les devis expérimentaux et méthodologies découlant d'une telle méthode seront également abordés.

2. Cadre théorique

En sciences de l'éducation, les méthodologies traditionnelles qui permettent l'accès aux sphères cognitives et affectives de l'apprenant, par exemple l'intérêt de l'élève durant une tâche d'apprentissage, impliquent habituellement des données auto-rapportées. Or, Fredricks, Blumenfeld et Paris (2004) rappellent que ces mesures présentent des limites importantes. D'une part, ils affirment qu'il est difficile pour un observateur externe de bien interpréter ce qu'il perçoit chez un sujet. D'autre part, les questionnaires auto-rapportés comportent deux limites additionnelles : le biais d'instantanéité et le bris d'authenticité. Le biais d'instantanéité est lié au fait qu'il est difficile de déterminer si un sujet rapporte, par exemple, son intérêt par rapport à toute la tâche ou aux dernières secondes avant de répondre à un questionnaire. Le bris d'authenticité se crée quand les designs de recherche impliquent que les participants répondent à un questionnaire à plusieurs reprises durant leurs tâches.

Avec le développement récent d'algorithmes basés sur la forte puissance de calcul des ordinateurs, de nouveaux instruments de mesure sont aujourd'hui disponibles. Divers chercheurs (Johnson *et al.*, 2011; Stevens *et al.*, 2010) du champ de la neuroergonomie du travail ont développé des mesures quantitatives et en temps réel des dimensions affectives et cognitives. Leurs méthodes consistent à collecter des données psychophysiologiques à l'aide de divers senseurs normalement utilisés dans le domaine des neurosciences. La psychophysiologie est cette discipline des sciences cognitives qui étudie les réactions physiologiques déclenchées par les mécanismes psychologiques. Ces données transférées en sciences de l'éducation peuvent alors renseigner les chercheurs sur les processus cognitifs et affectifs des sujets de manière instantanée et authentique. Dans le contexte où l'OCDE (2007, p. 24) stipule que les outils de « la neuroscience fournissent des éléments précis quant à savoir comment et pourquoi les êtres humains (ou les cerveaux humains) répondent à différents processus et environnements d'apprentissage », ces techniques s'avèrent intéressantes pour quantifier de manière objective et en temps réel la cognition et l'affection d'un apprenant. Notre équipe de recherche travaille en ce sens depuis plusieurs années ; quelques développements méthodologiques ont permis de mettre en lumière la pertinence du transfert des techniques du domaine de la neuroergonomie vers la recherche en sciences de l'éducation (Charland *et al.*, 2014 ; Charland *et al.*, 2015).

Dans son article paru dans le *Journal of Visualized Experiments*, Charland et ses collègues (2015) décrivent les enjeux de la collecte synchronisée de données psychophysiologiques caractérisant l'engagement comportemental, émotif et cognitif d'apprenants. Basé sur cet article de Charland *et al.* (2015) et souscrivant à la problématique décrite précédemment, la section suivante présente une méthode d'exploration des données (*data mining*) par la création automatisée de marqueurs sur des données vidéo en fonction de données psychophysiologiques.

3. Preuve de concept : une méthodologie de création de marqueurs automatiques dans les données vidéo en sciences de l'éducation

Nous avons développé une technique en six étapes basée sur l'utilisation d'un de ces logiciels de visualisation et de synchronisation de données vidéo, soit *Noldus Observer XT*, et de *Microsoft Excel*.

Bien que la technique développée soit fonctionnelle pour toutes données psychophysiologiques quantitatives collectées en continu (rythme cardiaque, l'activité électrodermale, les saccades oculaires), nous avons appliqué, dans le cadre de la présente preuve de concept, les marqueurs en fonction d'un indice d'engagement généré à partir de données électroencéphalographiques (EEG).

Étape 0. Collecter les données en simultanément. Cette étape implique de collecter en simultanément des données psychophysiologiques et des données vidéo synchronisées par une boîte de synchronisation. Considérant l'importance de cette étape, mais surtout sa complexité technique, un article comportant un soutien vidéo complet a été publié par notre équipe de recherche (Charland *et al.*, 2015).

Étape 1. Synchroniser les données à l'aide du logiciel *Observer XT*. Développé par la compagnie *Noldus*, *Observer XT* est un puissant logiciel de visualisation et de synchronisation de données qui supporte à la fois l'importation de vidéo et de multiples types de données externes, en autant que ces données soient en format ASCII et qu'elles soient collectées à un rythme constant. Nous avons importé les données EEG et les données vidéo simultanément dans *Observer XT*, afin de les synchroniser. Tout autre logiciel permettant la synchronisation de données vidéo avec un fil de données en format texte, tel que le format ASCII, fonctionne. La figure 1 illustre la synchronisation des données vidéo et cognitives, où deux séquences vidéo, soit le visage du participant et ses interactions à l'écran, étaient synchronisées. Il n'y a présentement aucun marqueur dans le logiciel, d'où l'espace blanc au-dessus des données cognitives.

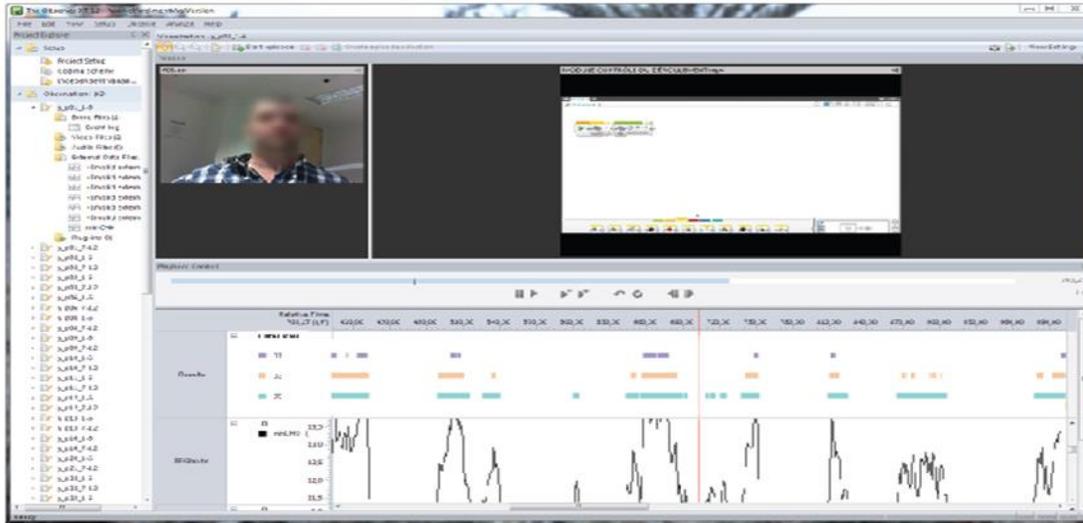


Figure 1. Synchronisation des données vidéo et cognitives sur Observer XT

Étape 2. Exporter les données psychophysiques synchronisées d'Observer XT horodatées en fonction des données vidéo. Lors de la synchronisation, les données horodatées (timestamps) des vidéos auront été appliquées aux données psychophysiques. Nous avons alors exporté les données EEG en format compatible (ASCII) avec le logiciel Excel.

Étape 3. Importer les données psychophysiques en format ASCII dans Excel. Le format ASCII est directement compatible avec le logiciel Excel. Le fichier importé contient alors deux colonnes de données : une première contenant les données horodatées et la seconde contenant les données psychophysiques correspondantes. La figure 2 démontre une importation des données psychophysiques au logiciel Excel.

	A	B	C	D	E	F	G
2	1000 msec/sample						
3	2 channels						
4	Channel EEG						
5	volts						
6	Temps	EEG					
7		1843					
8	0.0166667	21.853					
9	0.0166667	21.446					
10	0.0333333	21.052					
11	0.05	20.073					
12	0.0666667	19.336					
13	0.0833333	18.661					
14	0.1	18.057					
15	0.116667	18.077					
16	0.133333	17.547					
17	0.15	17.331					
18	0.166667	16.501					
19	0.183333	16.55					
20	0.2	16.723					
21	0.216667	16.076					
22	0.233333	15.221					
23	0.25	15.601					
24	0.266667	15.029					
25	0.283333	14.475					
26	0.3	13.563					
27	0.316667	13.639					
28	0.333333	13.879					
29	0.35	13.704					
30	0.366667	13.896					
31	0.383333	14.405					
32	0.4	14.935					

Figure 2. Données psychophysiques horodatées dans Excel

Étape 4. Générer les marqueurs dans une nouvelle colonne à partir de la colonne de données psychophysiques à l'aide d'un filtre statistique. Dans une troisième colonne, à l'aide des fonctions Excel, nous avons généré des valeurs booléennes (représentants les marqueurs) en fonction de tests logiques. Pour notre preuve de concept, nous avons appliqué des marqueurs en fonction des données EEG supérieures à l'écart type moyen à l'aide de la fonction $if :=IF(données_EEG > \text{écart_type}; 1; 0)$. Ces marqueurs sont représentés en orange à la figure 1. Nous avons ensuite répété les six étapes afin de générer des marqueurs plus stricts (représentés en mauve) et moins stricts (représentés en turquoise) en modifiant ce test logique. La figure 3 illustre cette étape.

	A	B	C	D	E	F	G
1	exportation_csv_p14.csv						
2	1000 msec/sample						
3	2 channels						
4	Channel EEG						
5	volts						
6	Temps	EEG	Marqueurs				
7		1843					
8	0.0166667	21.853	1				
9	0.0166667	21.446	1				
10	0.0333333	21.052	1				
11	0.05	20.073	1				
12	0.0666667	19.336	1				
13	0.0833333	18.661	1				
14	0.1	18.057	1				
15	0.116667	18.077	1				
16	0.133333	17.547	1				
17	0.15	17.331	1				
18	0.166667	16.501	1				
19	0.183333	16.55	1				
20	0.2	16.723	0				
21	0.216667	16.076	0				
22	0.233333	15.221	0				
23	0.25	15.601	0				
24	0.266667	15.029	0				
25	0.283333	14.475	0				
26	0.3	13.563	0				
27	0.316667	13.639	0				
28	0.333333	13.879	0				
29	0.35	13.704	0				
30	0.366667	13.896	0				
31	0.383333	14.405	0				
32	0.4	14.935	0				

Figure 3. Génération des marqueurs dans Excel

Étape 5. Mettre en page le fichier de marqueurs et l'exporter en format ASCII. Afin d'importer le fichier de marqueurs au logiciel de visualisation des données *Observer XT*, une certaine mise en page doit être respectée. Pour ce faire, nous avons supprimé les lignes ne comportant pas de marqueurs et supprimé la colonne de données EEG. Le fichier comportait alors une première colonne de données horodatées et une seconde de valeurs booléennes (1 ou 0) représentant les marqueurs. L'entête initial doit être conservé. Exporter le tout à partir d'Excel en format ASCII.

Étape 6. Importer le nouveau fichier de marqueurs dans *Observer XT*. Afin d'importer le fichier de données et que les marqueurs créés soient reconnus par le logiciel, nous avons effectué une importation en tant qu'*Event data* dans *Observer XT*. Il est alors possible de visualiser l'ensemble des segments vidéo issus des marqueurs importés. Encore une fois, tout type de logiciel permettant la visualisation de données vidéo ainsi que l'importation de fichiers de marqueur en ASCII fonctionne. Ainsi, à la figure 4, il est maintenant possible de voir les marqueurs qui ont automatiquement été ajoutés et synchronisés avec les données vidéo et cognitives.

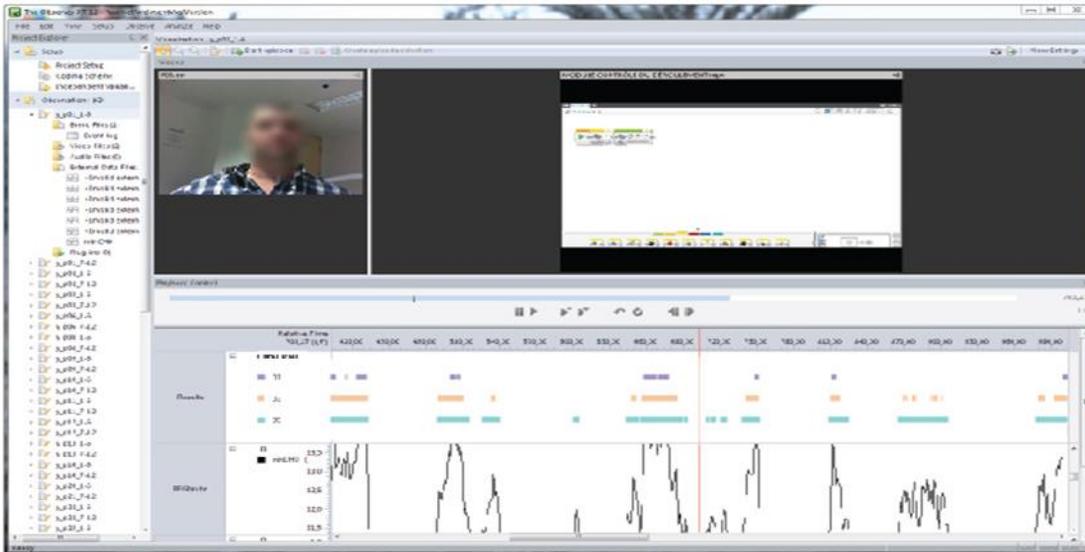


Figure 4. Importation des marqueurs dans *Observer XT*

À noter que l'utilisation d'un logiciel de visualisation et de synchronisation tel qu'*Observer XT* simplifie le travail d'horodatage des données vidéo. Il permet aussi de naviguer aisément à travers la multitude de données vidéo en effectuant une sélection automatique des segments vidéo en fonction des marqueurs nouvellement importés. Toutefois, cela n'était pas indispensable : la synchronisation aurait pu être effectuée manuellement et la sélection des extraits vidéo pertinents aurait pu être également effectuée manuellement à l'aide des *timestamps* associés aux valeurs booléennes et d'un logiciel d'édition vidéo courant, tel que *Movie Maker* ou *iMovie*. Bien que fastidieuse, cette stratégie pourrait convenir au chercheur intéressé par la méthodologie développée et ne disposant pas de ce logiciel complexe et coûteux.

5. Discussion

La méthodologie développée répond à la problématique de surcharge d'information en proposant un processus de sélection rapide et méthodique de segments vidéo à partir d'un fil de données psychophysiologiques. Dans un contexte où plusieurs participants et plusieurs filtres statistiques seraient impliqués, l'automatisation de ces six étapes via la création d'une macro Excel pourrait d'autant plus accélérer la sélection des extraits.

Il demeure pertinent de mentionner que nous considérons que le recours aux mesures psychophysiologiques doit s'effectuer avec précaution. En effet, bien qu'il existe des limites dans l'utilisation de certains instruments de mesure traditionnels auto-rapportés, ceux-ci demeurent largement fiables et validés par la recherche en psychologie et en éducation. C'est d'ailleurs dans une perspective de complémentarité avec ces instruments que nous avons développé la méthodologie ci-haut. En effet, une telle méthodologie pourrait être pertinente pour un de nos présents projets : la synchronisation de données vidéo à l'aide de données physiologiques liées à la performance dans une tâche sur l'apprentissage en physique permettra d'établir un lien entre le comportemental et le cognitif. Ainsi, la possibilité de recueillir des données psychophysiologiques en continu permettra de suivre les variations de l'intérêt dans le temps. Cette technique nous apparaît comme une possibilité méthodologique pertinente pour le domaine de l'éducation scientifique, où le déclin de l'intérêt des jeunes est grandissant au fil de la scolarité (Potvin et Hasni, 2014).

Il demeure également important de rester prudent en ce qui concerne l'interprétation des données issues de fil psychophysiologique, par exemple de l'EEG, car la corrélation de ce

type d'information avec ses processus cognitifs respectifs, souvent complexes, demeure limitée. Par exemple, certaines méta-analyses ne trouvent pas de différences significatives au niveau du fonctionnement du système nerveux, pour suggérer l'existence d'un profil fonctionnel différent pour chaque émotion ou pour les mécanismes motivationnels (Cacioppo et al., 2000).

Aussi, il n'en demeure pas moins que l'utilisation complémentaire de données psychophysiologiques vient limiter les avantages en termes d'accessibilité et d'utilisabilité de l'usage de la vidéo en recherche. En effet, l'appareillage permettant de collecter la plupart des données psychophysiologiques est extrêmement coûteux comparativement au matériel d'enregistrement vidéo, en plus de souvent devoir impliquer du personnel hautement qualifié afin de mener à terme le traitement et l'analyse des données.

Dans tous les cas, considérer simultanément les sphères comportementales, affectives et cognitives de l'apprenant durant une tâche nous permettra de mieux comprendre le phénomène complexe qu'est l'apprentissage. Nous estimons que la méthodologie développée permet la création de nouvelles opportunités de design de recherche en éducation : il devient possible, à l'aide d'une même collecte de données, de faire à la fois un processus inductif et déductif.

Enfin, la méthodologie développée permet l'importation de cadres théoriques provenant, par exemple, des domaines de la neuroergonomie et de la psychophysiologie, afin de soutenir et d'accélérer la recherche exploratoire en éducation, notamment dans les domaines émergents des environnements numériques d'apprentissage, des systèmes tutoriels intelligents ou des jeux vidéo éducatifs où l'avancement des connaissances des mécaniques menant à l'apprentissage est encore limité. En effet, considérant le nombre important d'actions et de rétroactions qu'effectue et reçoit l'apprenant avec ces interfaces informatiques, il demeure difficile, dans ces domaines, d'identifier les mécaniques et variables de l'apprentissage. Ainsi, posséder une résolution temporelle aussi précise de l'interaction affective, cognitive et comportementale lors d'une tâche d'apprentissage permettra d'en faire une analyse plus riche et éclairante.

Références

- Altet, M. (2002). Une démarche de recherche sur la pratique enseignante: l'analyse plurielle. *Revue française de pédagogie*, 138(1), 85-93. <https://doi.org/10.3406/rfp.2002.2866>
- Andrienko, G., Andrienko, N. et Wrobel, S. (2007). Visual analytics tools for analysis of movement data. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 9(2), 38-46. <https://doi.org/10.1145/1345448.1345455>
- Arroyo, I., Cooper, D. G., Bursleson, W., Woolf, B. P., Muldner, K. et Christopherson, R. (2009). Emotion sensors go to school. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 200(1), 17-24. <http://dx.doi.org/10.3233/978-1-60750-028-5-17>
- Berka, C., Levendowski, D. J., Cvetinovic, M. M., Petrovic, M. M., Davis, G., Lumicao, M. N. et Olmstead, R. (2004). Real-time analysis of EEG indexes of alertness, cognition, and memory acquired with a wireless EEG headset. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 17(2), 151-170. https://doi.org/10.1207/s15327590ijhc1702_3
- Cacioppo, J. T., Berntson, G. G., Larsen, J. T., Poehlmann, K. M. et Ito, T. A. (2000). The psychophysiology of emotion. Dans M. Lewis et J. M. Haviland-Jones (dir.), *Handbook of Emotions* (2^e édition) (p. 173-191). New York, NY: Guilford Press.
- Charland, P., Léger, P. M., Mercier, J., Skelling, Y. et Lapierre, H. G. (2016). Measuring implicit cognitive and emotional engagement to better understand learners' performance in problem solving. *Zeitschrift für Psychologie*, 224(4), 294-296. <https://doi.org/10.1027/2151-2604/a000266>
- Charland, P., Léger, P. M., Sénécal, S., Courtemanche, F., Mercier, J., Skelling, Y. et Labonté-Lemoyne, E. (2015). Assessing the multiple dimensions of engagement to characterize learning: a neurophysiological perspective. *Journal of Visualized Experiments*, (101). <https://doi.org/10.3791/52627>
- Derry, S. J., Pea, R. D., Barron, B., Engle, R. A., Erickson, F., Goldman, R. et Sherin, B. L. (2010). Conducting video research in the learning sciences: Guidance on selection, analysis, technology, and ethics. *Journal of the Learning Sciences*, 19(1), 3-53. <https://doi.org/10.1080/10508400903452884>
- Dykes, J. A. et Mountain, D. M. (2003). Seeking structure in records of spatio-temporal behaviour: Visualization issues, efforts and applications. *Computational Statistics & Data Analysis*, 43(4), 581-603. [https://doi.org/10.1016/s0167-9473\(02\)00294-3](https://doi.org/10.1016/s0167-9473(02)00294-3)
- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C. et Paris, A. H. (2004). School engagement: Potential of the concept, state of the evidence. *Review of Educational Research*, 74(1), 59-109. <https://doi.org/10.3102/00346543074001059>
- Hill, N. M. et Schneider, W. (2006). Brain changes in the development of expertise: Neuroanatomical and neurophysiological evidence about skill-based adaptations. Dans K. A. Ericsson, N. Charness, R. R. Hoffman et P. J. Feltovich (dir.), *The Cambridge Handbook of Expertise and Expert Performance* (p. 653-682). New York, NY: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511816796.037>

- Johnson, M. H. (2011). Interactive specialization: A domain-general framework for human functional brain development? *Developmental Cognitive Neuroscience*, 1(1), 7-21. <https://doi.org/10.1016/j.dcn.2010.07.003>
- Keim, D. A., Andrienko, G., Fekete, J. D., Gorg, C., Kohlhammer, J. et Melançon, G. (2008). Visual analytics: Definition, process, and challenges. Dans A. Kerren, J. T. Stasko, J. D. Fekete et C. North (dir.), *Information Visualization. Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 4950) (p. 154-175). Berlin : Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-540-70956-5_7
- Keim, D. A., Mansmann, F., Schneidewind, J. et Ziegler, H. (2006). Challenges in visual data analysis. Conference paper published in *Tenth International Conference on Information Visualisation (IV'06)* (p. 9-16). Londres, Royaume-Uni: IEEE. <https://doi.org/10.1109/iv.2006.31>
- Long, J. A. et Nelson, T. A. (2013). A review of quantitative methods for movement data. *International Journal of Geographical Information Science*, 27(2), 292-318. <https://doi.org/10.1080/13658816.2012.682578>
- Noldus, L. P., Spink, A. J., Bollen, R. et Heffelaar, T. (2017). Smart mobility: Driver state estimation and advanced driver-vehicle interfaces. Dans M. Tandon et P. Ghosh (dir.), *Mobility Engineering* (p. 11-18). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-10-3099-4_2
- Pea, R. D. (1999). New media communication forums for improving education research and practice. Dans E. C. Lagemann et L. S. Shulman (dir.), *Issues in Education Research: Problems and Possibilities* (p. 336-370). San Francisco: Jossey-Bass. <https://telearn.archives-ouvertes.fr/hal-00190607>
- Plowman, L. (1999). *Using video for observing interaction in the classroom*. Édinburgh: Scottish Council for Research in Education.
- Pope, A. T., Bogart, E. H. et Bartolome, D. S. (1995). Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task. *Biological Psychology*, 40(1-2), 187-195. [https://doi.org/10.1016/0301-0511\(95\)05116-3](https://doi.org/10.1016/0301-0511(95)05116-3)
- Potvin, P. et Hasni, A. (2014). Interest, motivation and attitude towards science and technology at K-12 levels: A systematic review of 12 years of educational research. *Studies in Science Education*, 50(1), 85-129. <https://doi.org/10.1080/03057267.2014.881626>
- Stevens-Adams, S. M., Basilico, J. D., Abbott, R. G., Gieseler, C. J. et Forsythe, C. (2010). Using after-action review based on automated performance assessment to enhance training effectiveness. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 54(27), 2309-2313. <https://doi.org/10.1177/154193121005402719>
- Walker, R. (2002). Case study, case records and multimedia. *Cambridge Journal of Education*, 32(1), 109-127. <https://doi.org/10.1080/03057640220116463>