



Approfondissement LAK, engagement et suivi

Master 2 IA UE IA-EIAH (INF2351M)

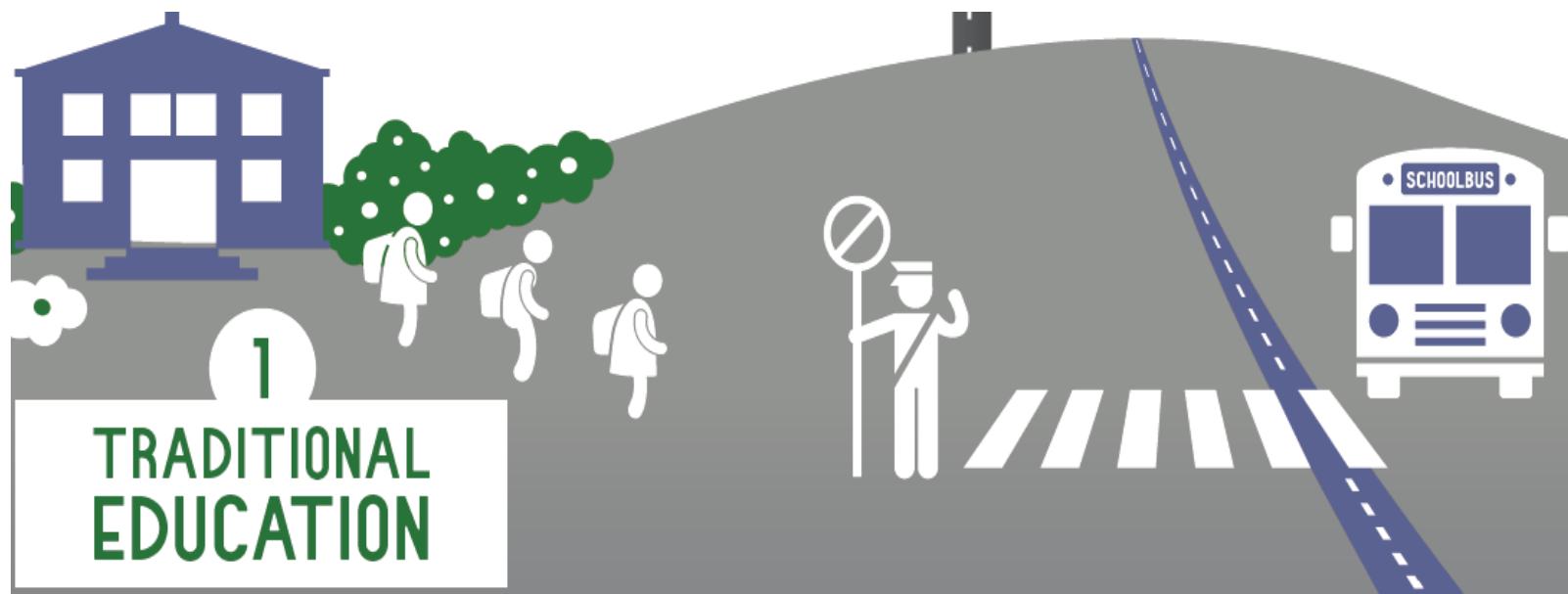
Élise Lavoué

Professeure des Universités – iaelyon School of Management



Les Learning Analytics

Qu'est-ce que les Learning Analytics ?



De l'école “classique” : même rythme et même itinéraire pour tout le monde

Qu'est-ce que les Learning Analytics ?



À une éducation personnalisée

Learning Analytics : Définitions

- *“The measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs” (Siemens, 2011).*
- *“Learning analytics is about collecting traces that learners leave behind and using those traces to improve learning” (Duval, 2012)*

Exemples de questions analytiques clés

Conception & Amélioration du programme

Est-ce que la conception du cours / programme est efficace ?

Quel cours / programme fonctionne bien ? (dans une école, université, ...)

Par exemple :

- Dans quelle mesure les élèves sont-ils actifs dans le contenu du cours dans son ensemble et pour chaque ressource ?
- Analyse de la réactivité du cours pour façonner les futurs cours afin de répondre aux préférences des utilisateurs



Exemples de questions analytiques clés

Comportement apprenant



Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



Quand et comment les étudiants utilisent-ils les LMS et les outils associés ?

Quels temps / durée de la journée ?
Utilisation du calendrier académique, en particulier les dates jalon clés ?



Quand un étudiant a-t-il accédé au dernier email ? Quand un étudiant a-t-il accédé au Wi-Fi pour la dernière fois ?



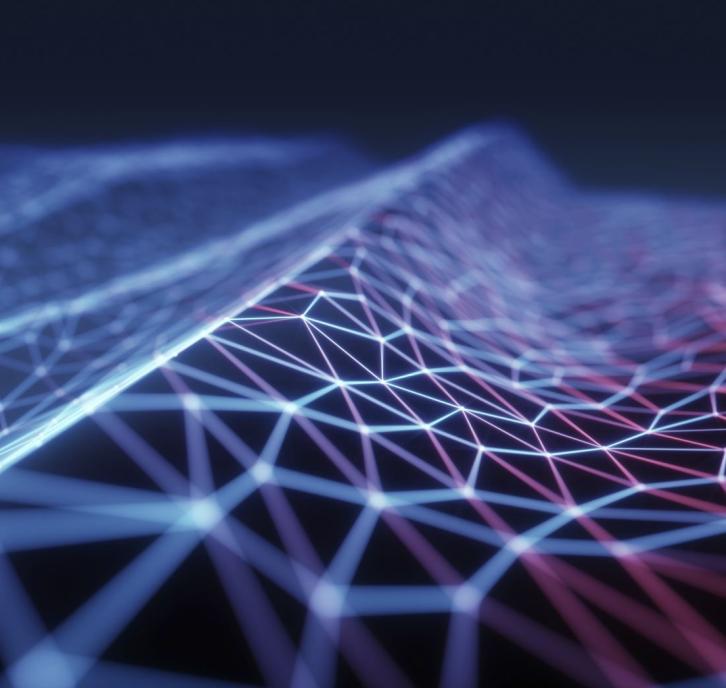
Y a-t-il une corrélation entre l'utilisation de la messagerie et les réussites aux tests ?

Exemples de questions analytiques clés

Améliorer le taux de rétention des apprenants

- Quels étudiants sont à risque ?
- Pouvons-nous prédire / anticiper quels étudiants sont susceptibles de ne pas s'engager / rester dans le cours ?
- Comment prédisons-nous quel étudiant sera performant ? Ou vice versa ?
- Analyses pour identifier, surveiller, gérer et répondre aux étudiants à risque :
 - Quels sont les indicateurs ?
 - Qui sont les plus à risque ?
 - Quelles interventions ont plus de chances d'être efficaces ?
 - Quelles tendances pouvons-nous voir en termes d'étudiants à risque ?





Exemples de questions analytiques clés

Gestion des ressources et planification au niveau institutionnel

Qu'est-ce que l'établissement doit faire pour aider les élèves dans leur apprentissage ?

Mesurer l'impact des nouvelles initiatives / introduction de nouvelles technologies

Où les étudiants se connectent-ils avec « l'université » dans leur parcours d'apprentissage ?
Par ex. dans la bibliothèque ?
En face à face ?

Pouvons-nous identifier de potentielles opportunités marketing pour recruter de nouvelles cohortes d'étudiants ?

Est-ce que le temps et / ou l'argent / investis ont été valorisés ? Y a-t-il des choses particulières qui sont sur ou sous-représentées ?

Types de données

- **Données structurées :**
 - Généralement stockées dans des bases de données ou tableurs
- **Données non structurées :**
 - Texte, audio, images, video
 - E.g. mail élève, chat, réponses questionnaire, lecture vidéos (audio & vidéo)
- **Différents types de données se prêtent à différentes techniques analytiques.**

Analyse de données non structurées

Texte :

- Document clustering, topic detection, entity extraction (personnes, lieux, dates, temps, etc., analyse de sentiments (+,-))...

Audio :

- Identification de l'intervenant, identification du langage, du discours au texte, extraction de mots-clefs...

Analyse vidéo :

- Reconnaissance faciale, reconnaissance d'objets, ...

Analyse de données structurées

Statistiques descriptives :

- Sommes, moyennes, écart-type, tracés basiques (graphiques, diagrammes, histogrammes)

Visualisation de données :

- Outils permettant à l'humain de voir des patterns significatifs dans les données

Apprentissage automatique :

- Outils qui permettent aux ordinateurs de trouver des patterns dans les données pour effectuer une classification, un regroupement ou une prédiction, par ex. arbres de décision, réseaux de neurones, régression linéaire, k-means

Analyse prédictive :

- Approches algorithmiques (généralement apprentissage automatique) pour prédire les variables d'intérêt cibles.

Vers une analyse de l'engagement

- « *Behavioral intensity and emotional quality of a person's active involvement during a task* » (Reeve et al., 2004, p. 143).
- « *Willingness to have emotions, affect, and thoughts directed toward and aroused by the mediated activity in order to achieve a specific objective.* » (Bouvier, Lavoué & Sehaba, 2014)
- **Processus dynamique qui fluctue au cours du temps (O'Brien et Toms, 2008).**
 - Identifier les points de désengagement, mais également de réengagement si l'environnement répond à nouveau aux attentes (besoins, intérêts)



Différentes dimensions



Engagement comportemental : participation et indicateurs observables de cette participation



Engagement cognitif : se rapporte à l'investissement des ressources cognitives et à l'effort mental déployé lors de la réalisation d'une tâche



Engagement émotionnel : se réfère aux émotions positives ou négatives (dimension affective)

Analyse de l'engagement émotionnel

Exemples : **EMODA** / **Emodash**

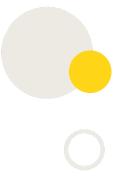
Deux approches des émotions : discrète (catégorielle)

Basic Emotions

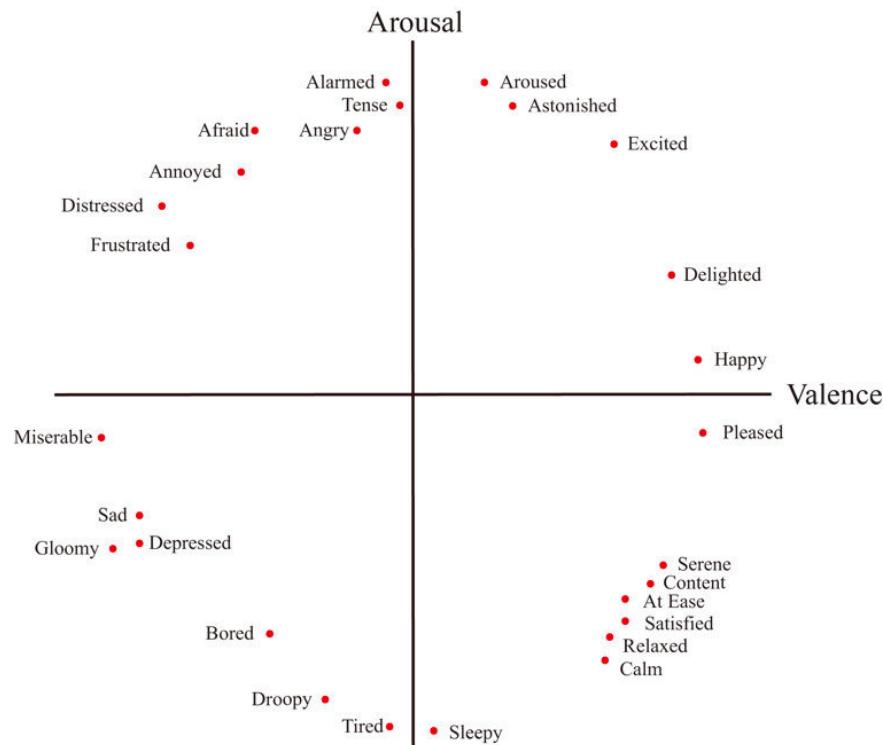


(Ekman, 1982)

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr

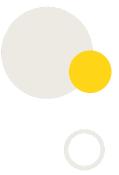


Deux approches des émotions : dimensionnelle

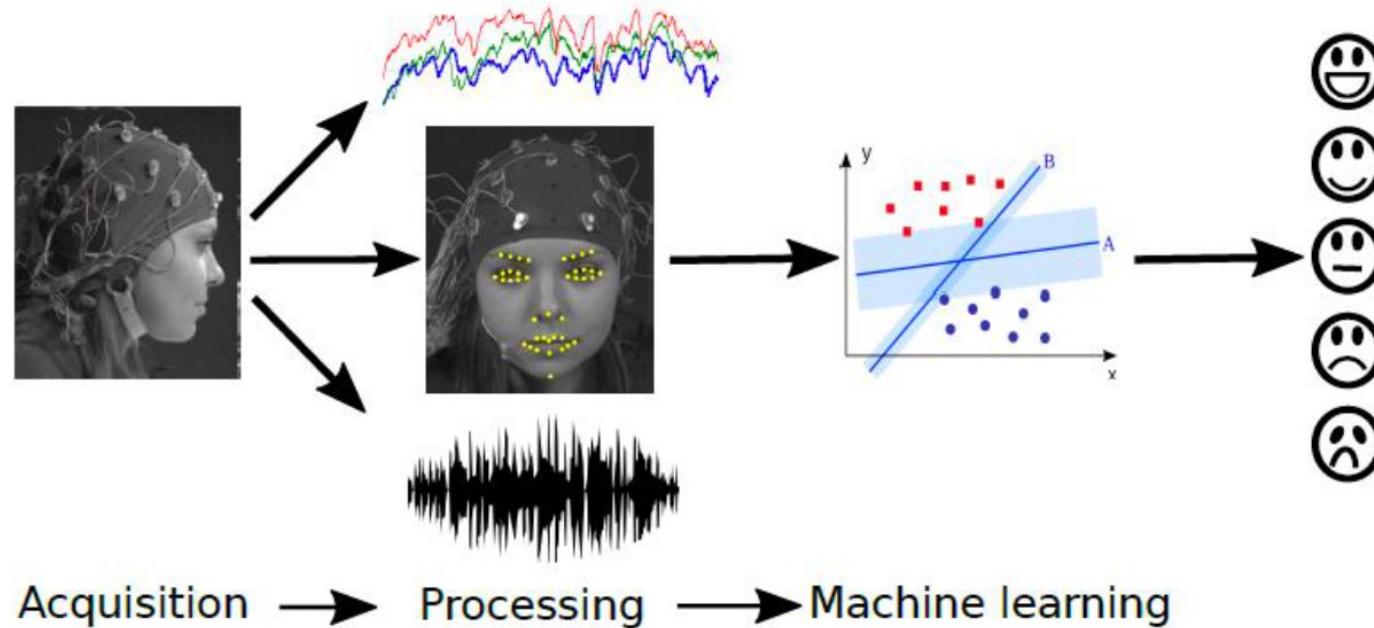


(Russel, 1979)

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



Approche classique de la reconnaissance des émotions



Acquisition des émotions

Les émotions subjectives d'une personne peuvent être recueillies par auto-declaration ("self-reporting")

Interaction room

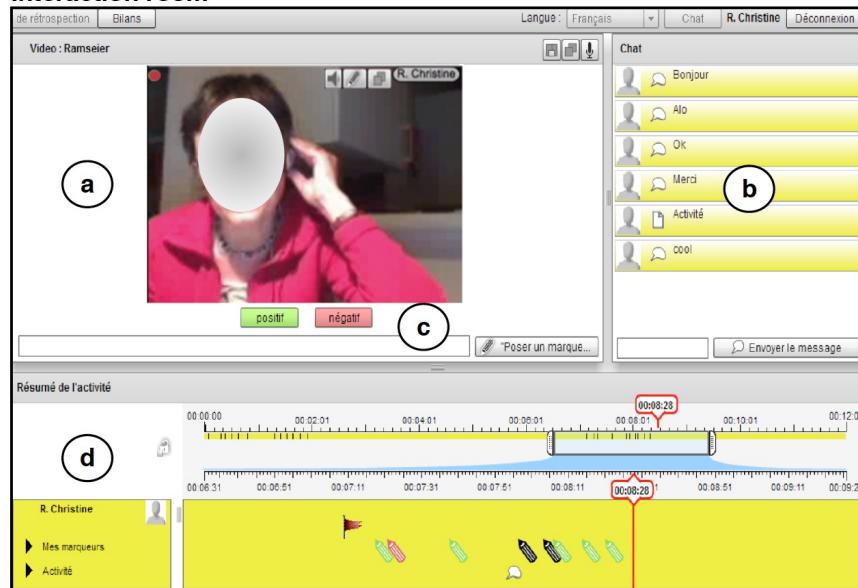


Plate-forme VISU 2
(Lavoué *et al.* 2015)

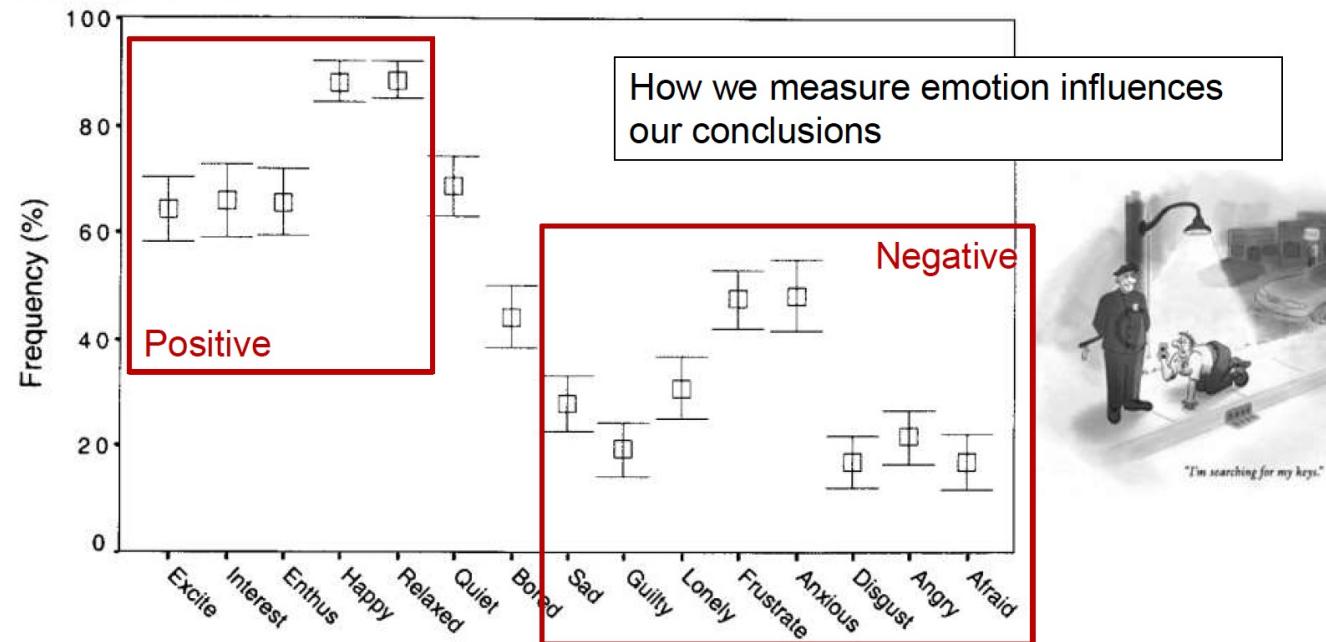
Emotion Awareness Tool
(Molinari *et al.* 2013)

Emotions positives	Emotions négati...
Ravi	Stressé
Concentré	Enervé
Intéressé	Surpris
Satisfait	Irrité
Empathique	Envieux
Confiant	Anxieux
Amusé	Insatisfait
Détendu	Confus
Reconnaisant	Frustré
Soulagé	Lassé
Pas d'émotion	

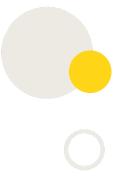
Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr

Émotions auto-rapportées : Biais de mémoire

People (in US college student sample) tend to report far more positive emotion events

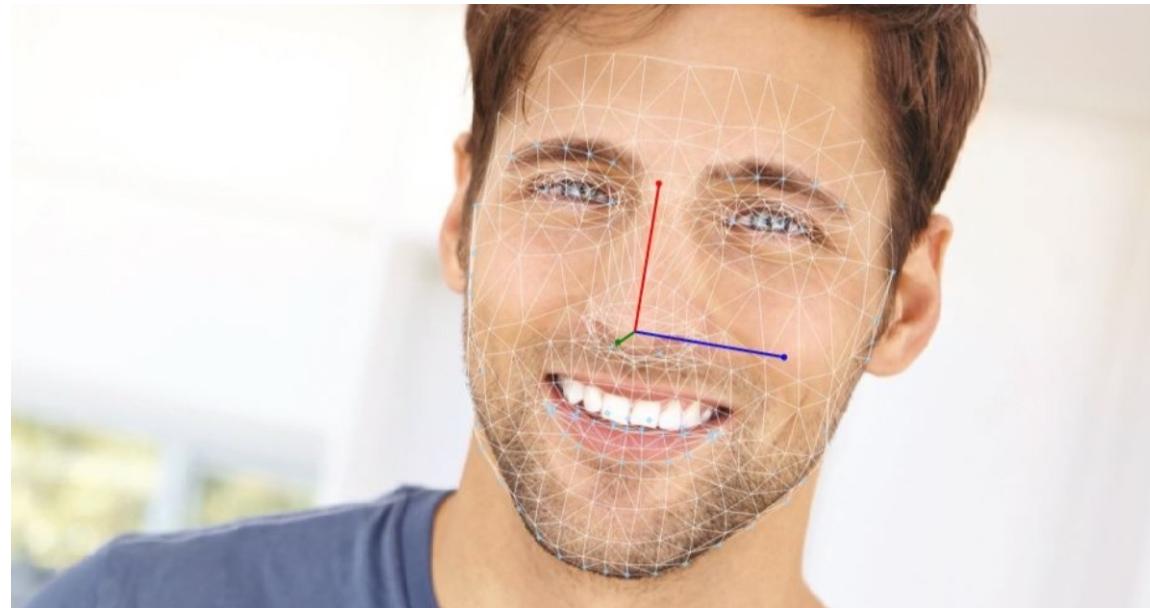


Zelenski & Larsen. The Distribution of Basic Emotions in Everyday Life: A State and Trait Perspective from Experience Sampling Data. *JPSP* 2000



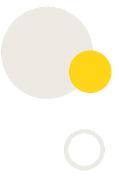
Acquisition des émotions

Les mesures basées sur la perception comprennent toutes les manifestations exprimées par la personne (faciales, vocales, gestuelles, textuelles, etc.).

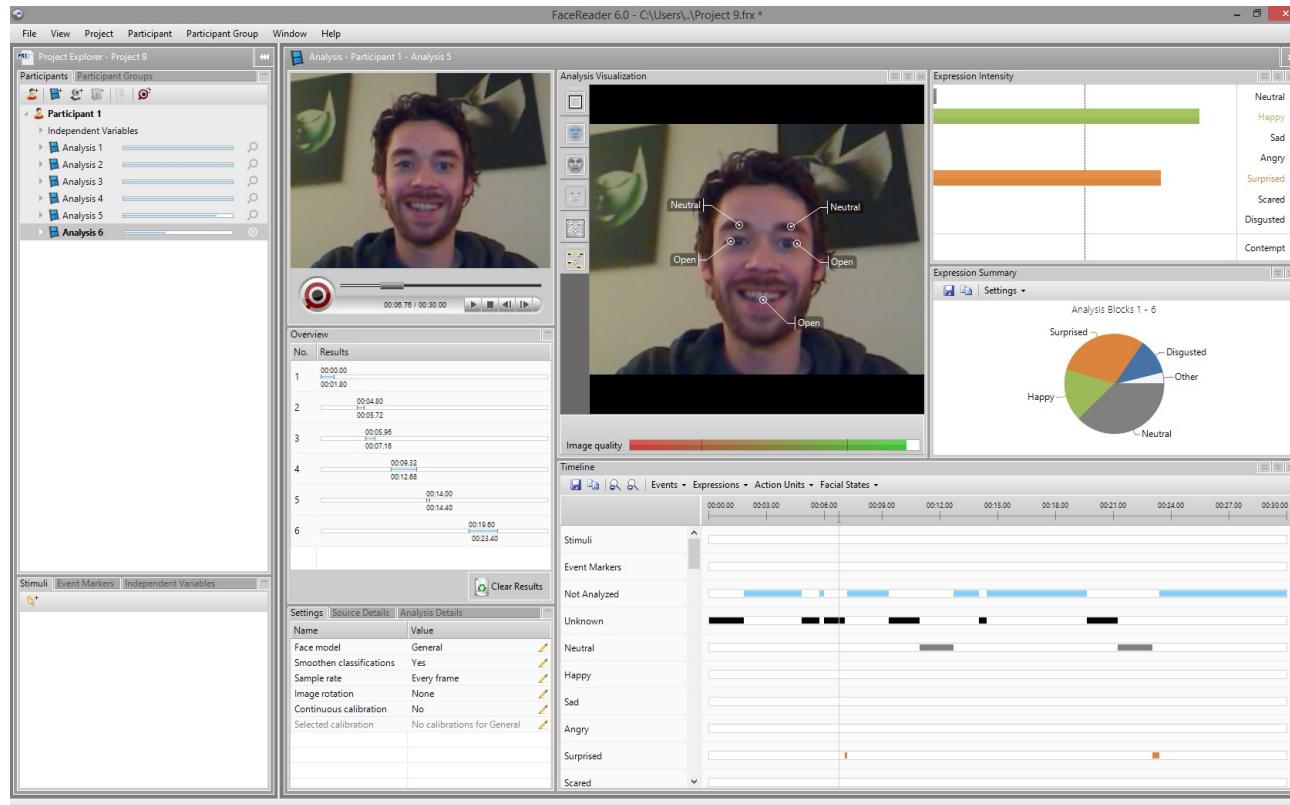


Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr





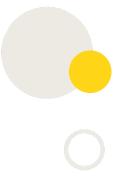
Emotion acquisition : FaceReader



<https://www.vicarvision.nl/products/facereader/>

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr





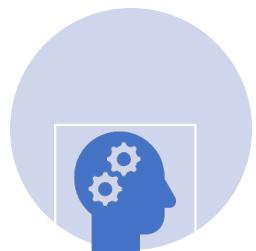
Acquisition des émotions

Les mesures physiologiques comprennent toutes les réactions du corps humain (rythme cardiaque, pression artérielle, activité cérébrale, etc.)



Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr

Multimodalité



A particular mode in which something exists or is experienced or expressed



A particular form of sensory perception, for example, auditory, visual, touch



Also include other perceptual channels, for example, language



Why a multimodal approach?
More accurate for measuring people's emotions than the unimodal approach.

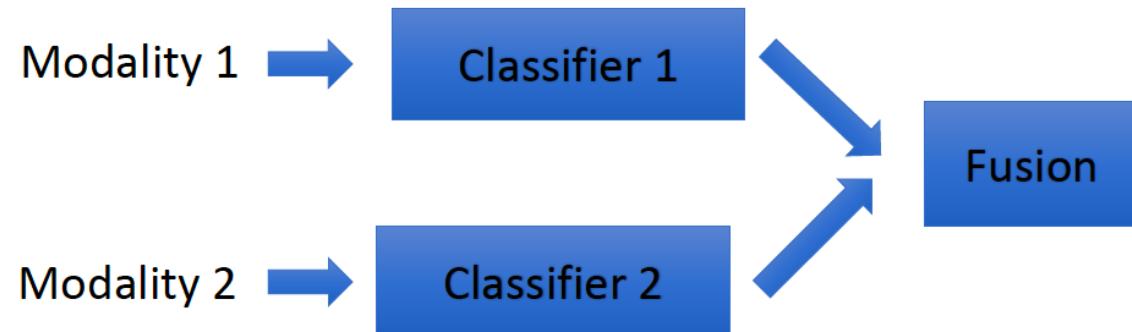
II Fusion multimodale - fusion précoce

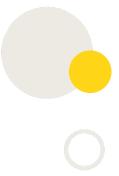
- Concaténer les caractéristiques de différentes modalités
- Défis :
 - Nécessite le même taux d'échantillonnage
 - Sensible à la dimensionnalité de chaque modalité



Fusion multimodale - fusion tardive

- Nécessite une formation en deux étapes
- Ne modélise pas les interactions inter-modalités
- Techniques de fusion
 - Votes majoritaires
 - Combinaison linéaire des scores de confiance
 - Produit des scores de confiance

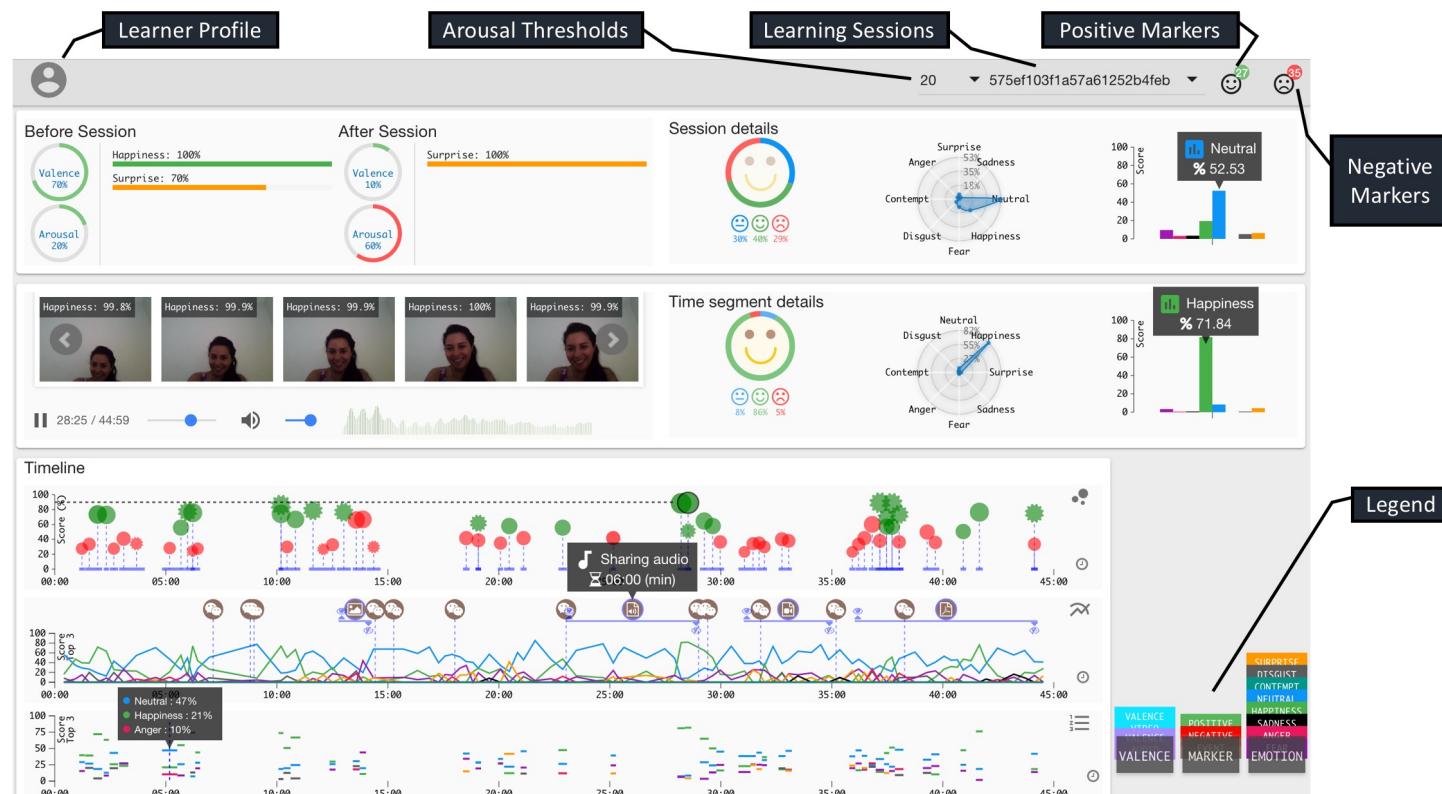




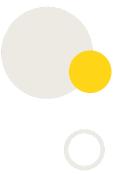
Reconnaissance ≠ Compréhension

- **Les techniques automatiques ignorent souvent le contexte entourant les signaux sociaux**
- **La reconnaissance d'un sourire n'explique qu'une faible partie de la variance du comportement social humain.**
- **Problème : la signification des signaux sociaux dépend du contexte**
 - Le sourire peut être un signe de sympathie, d'affiliation, de domination, de moquerie, d'exaspération, de tentative d'autorégulation....

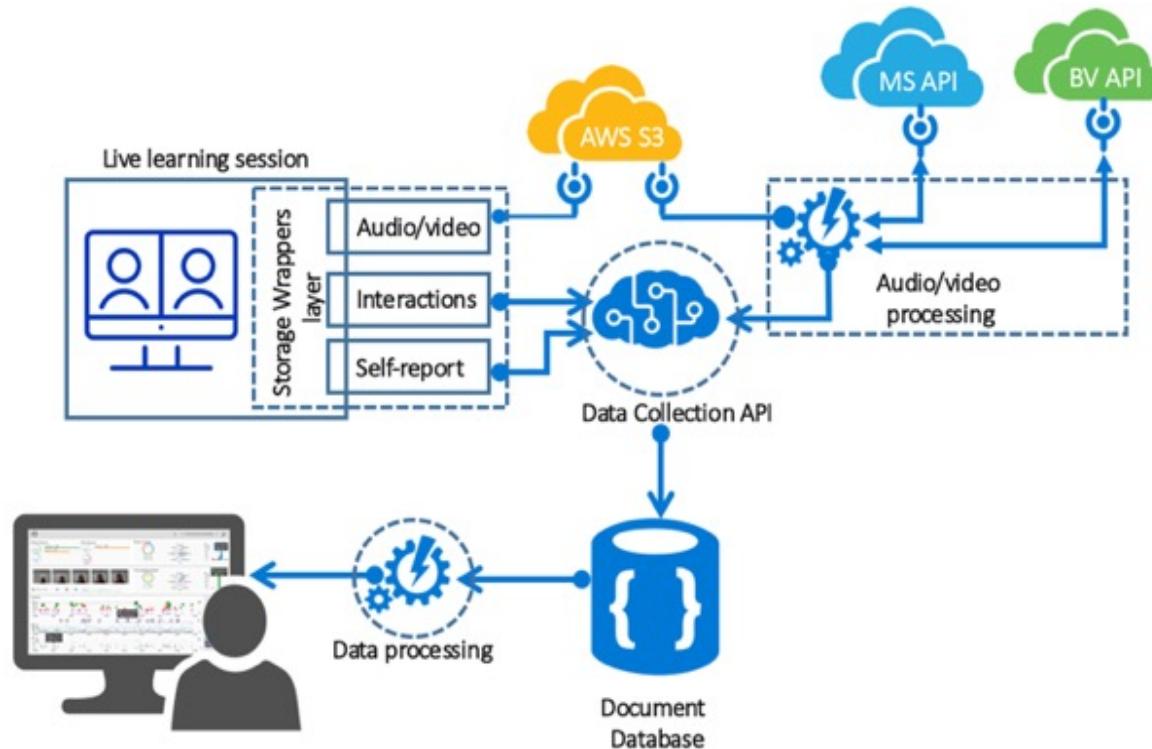
Un exemple: EMODA project (Ez-Zaouia & Lavoué 2017)



Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



EMODA architecture



Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



Description de la réponse de MS API (exemple JSON)

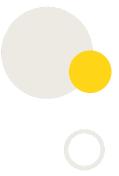
Field	Description
<u>faceRectangle</u>	Rectangle location of the face in the image.
scores	Emotion scores for each face in the image; (neutral, happiness, surprise, sadness, disgust, contempt, fear, anger).

application/JSON

```
[ { "faceRectangle": { "left": 68, "top": 97, "width": 64, "height": 97 },  
  "scores": {  
    "anger": 0.00300731952,  
    "contempt": 5.14648448E-08,  
    "disgust": 9.180124E-06,  
    "fear": 0.0001912825,  
    "happiness": 0.9875571,  
    "neutral": 0.0009861537,  
    "sadness": 1.889955E-05,  
    "surprise": 0.008229999 } } ]
```

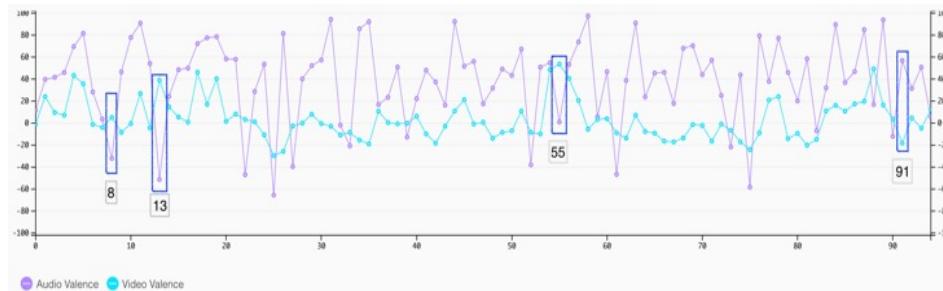
Description de la réponse de MS API (exemple JSON)

Field	Description
<u>analysisSegments</u>	The array containing analysis segments.
Offset	The offset of the segment from the beginning of the sample being analyzed (in ms).
duration	Duration of the analysis segment in the sample being analyzed.
analysis	Analysis object. Contains analysis values for the segment. The content of the object is provided as an example.
valence	Valence object score (has value and group): <ul style="list-style-type: none"> - Value: a value between 0 and 100. - Group: positive, neutral or negative.
arousal	Arousal object score (has value and group). <ul style="list-style-type: none"> - Value: between 0 and 100. - Group: low, neutral or high
application/JSON	<pre>"analysisSegments": [{} "analysis": { "Arousal": {"Group": "low", "Value": "4.35" }, "Valence": {"Group": "positive", "Value": "82.28" }}</pre>

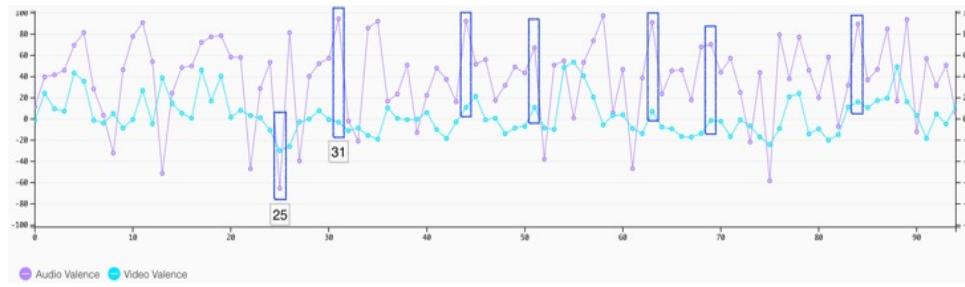


Exploration des données émotionnelles

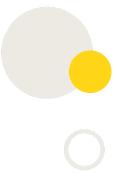
- **Valence audio et video - exemples de dissimilarités**



- **Valence audio et video - exemples de similarités**



Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



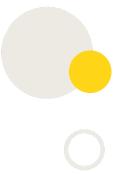
Integration des données émotionnelle

$$score_{Neutral}^{frame^n} = score^{frame^n^{neutral}} \quad (f3)$$

$$score_{Positive}^{frame^n} = \sum_{i \in \{\text{happiness, surprise}\}} score^{frame^n^i} \quad (f4)$$

$$score_{Negative}^{frame^n} = \sum_{i \in \{\text{sadness, disgust, contempt, fear, anger}\}} score^{frame^n^i} \quad (f5)$$

- $score^{frame^n^i}$: is the score of the emotion $i \in \{\text{neutral, happiness, surprise, sadness, disgust, contempt, fear, anger}\}$ in the result returned by the MS API for the frame n.



EMODA: représentation des émotions

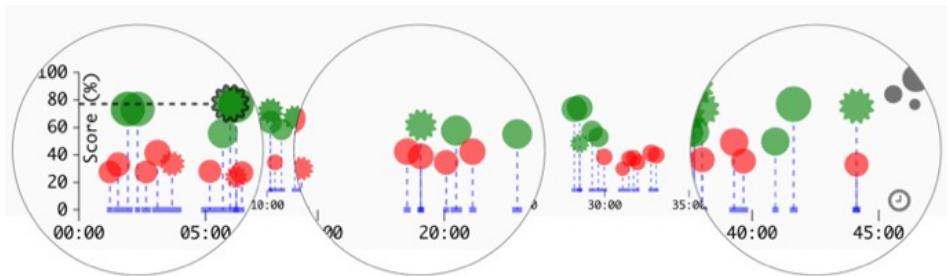


Figure 10. Positive/Negative markers visualization

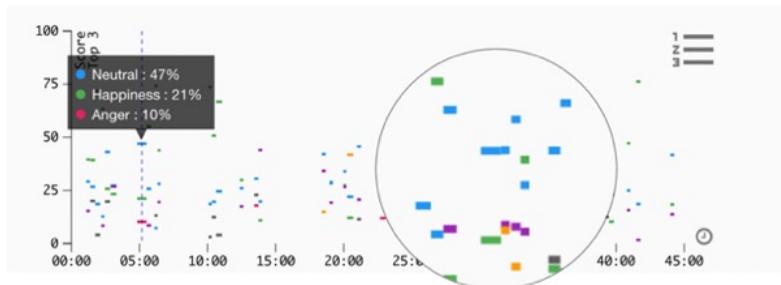


Figure 11. Top 3 discrete emotion visualization

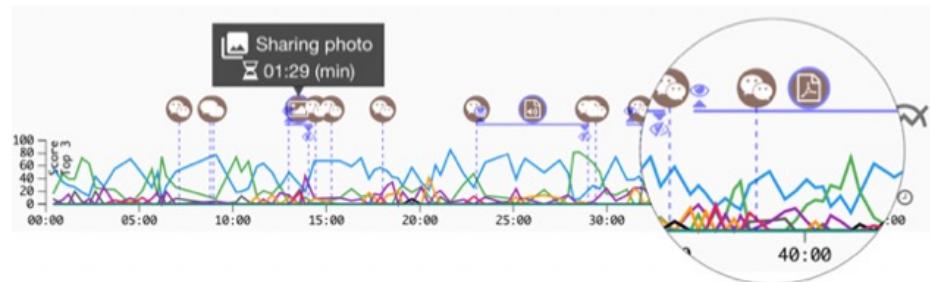
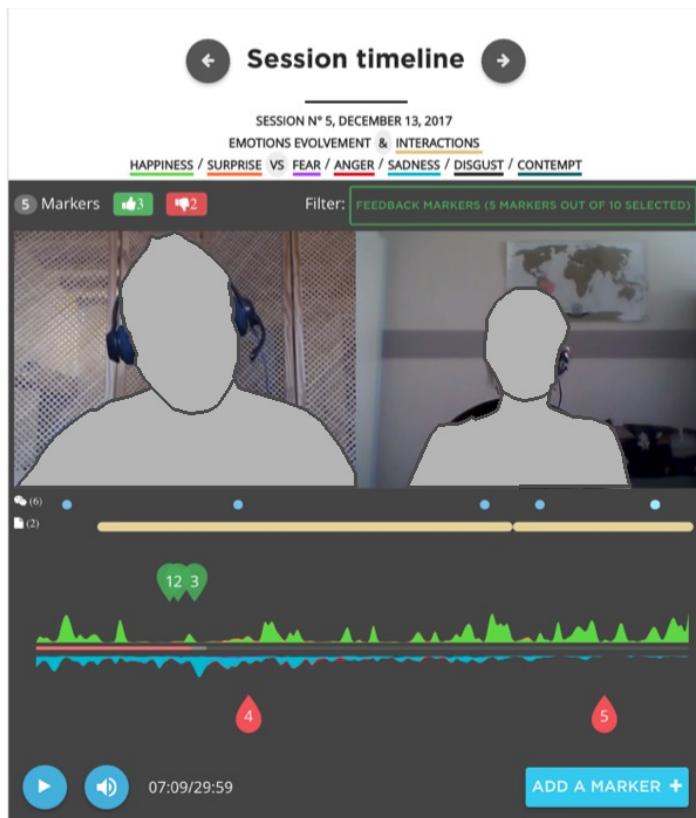


Figure 12. Contextual event and emotion visualization

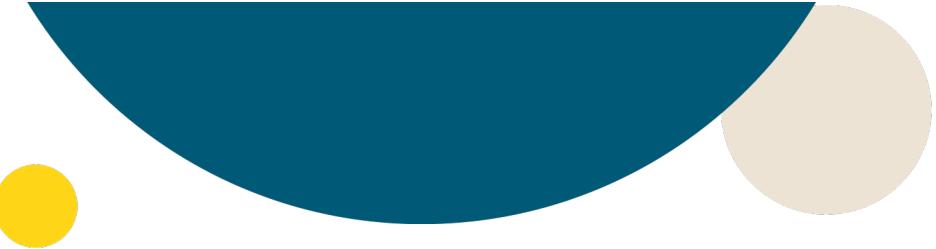
EMODASH: tableau de bord émotionnel pour les tuteurs



(Ez-Zaouia & et al. 2020)

Web : emodash.surge.sh

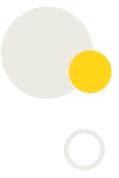
Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



Analyse de l'engagement comportemental

Format de traces : Experience API ou xAPI

- “*The Experience API is a service that allows for statements of experience to be delivered to and stored securely in a Learning Record Store (LRS)*” (ADL 2013).
- Le concept fondamental de xAPI est le **statement**, qui trace un aspect d'une expérience d'apprentissage
- Un **statement** consiste en un **<actor (learner)>**, un **<verb>**, un **<object>**, avec un **<result>**, dans un **<context>**.
- Il n'y a pas de contrainte sur ce que ces objets doivent être.



Format de traces : xAPI

(ADL 2013 ; <https://experienceapi.com/>)

 **Actor:** the identity or persona of an individual or group that can be tracked using Statements when they perform an action within an Activity.

 **Object:** the "this" part of the Statement, i.e. "I did this". Typically the Object is an Activity (e.g. "Jeff wrote an essay about hiking"). The Object can also be an Agent (e.g. "Nellie interviewed Jeff.") or a Sub-Statement (e.g. "Nellie commented on ...")

 **Activity:** a type of Object in a Statement, refers to something that an Actor interacted with. It could be a unit of instruction, an experience, or a performance that can be tracked in combination with a Verb that defines the action carried out. Ex: a book, an e-learning course, a hike or a meeting.

 **Verb:** describes the action performed during the learning experience.

 **Result:** the Activity carried out by an Actor may lead to a measured outcome related to the Statement in which it is included (ex : scores, success, completion, response).

 **Context:** can store additional information about an Activity or experience (optional). Ex : the Context could include the teacher or instructor, whether the experience happened as part of a team Activity

 **Attachment:** could be used to store a file that provides evidence of a learning experience. Ex: a record of communication, an essay, a video...

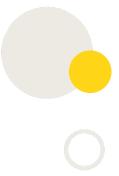


Illustration de code xAPI

```
"actor" : {  
    "account" : " ",  
    "name" : " "  
},  
"verb" : {  
    "id" : " ",  
    "display" : {  
        "fr-FR" : " "  
    }  
},  
"object" : {  
    "id" : " ",  
    "definition" : {  
        "extensions" : {  
            "title" : " ",  
            "nodes" : [ ],  
            "edges" : [ ]  
        }  
    },  
    "type" : " ",  
    "name" : " "  
},  
"timestamp" : " "
```

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



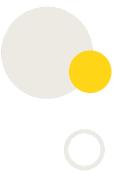
Learning Record Store (LRS)

- Système qui stocke des données d'apprentissage et les met à disposition pour l'analyse de l'historique de l'activité de l'apprenant.
- xAPI dépend de la présence d'un serveur LRS pour fonctionner. Il n'est pas nécessaire de travailler avec un LMS complet pour implémenter xAPI.
- Une implémentation de référence du Learning Record Store Open Source est disponible sur le site ADL Github (<http://adlnet.github.io/>).

Learning Record Store (LRS)

Le stockage, cependant, n'est pas un processus simple et soulève de nombreuses questions ouvertes.

- Parlons-nous d'un immense entrepôt de données d'apprentissage centralisé ?
- Parlons-nous de stockage à long terme ?
- Serait-il possible ou utile d'avoir un stockage distribué ?
- Est-ce que chaque apprenant pourrait avoir un entrepot de données d'apprentissage personnel ?
- Quels autres processus sont nécessaires pour exécuter un service de stockage ?



Un LRS très répandu : Learning Locker (pour xAPI)

WHY SHOULD I USE LEARNING LOCKER?



GATHER LEARNING DATA FROM MANY SOURCES

Learning Locker® uses the xAPI to act as the central point of storage for your next generation learning ecosystem.



AUTOMATED PROCESSES

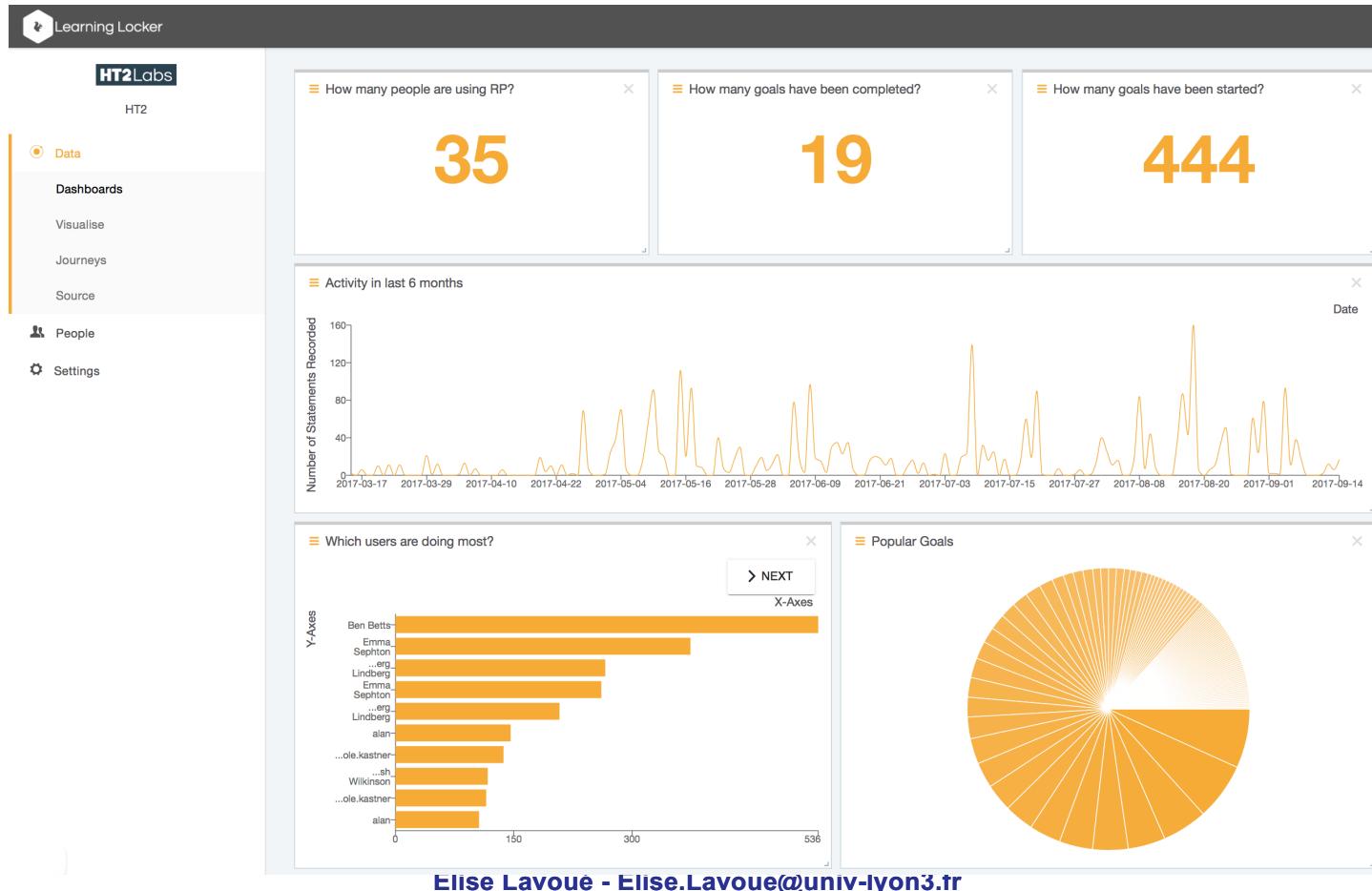
You can use Learning Locker® to programmatically create webhooks, API integrations and other automations that make your systems flow together.

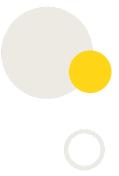


DELIVER INSIGHTS AND ANALYTICS

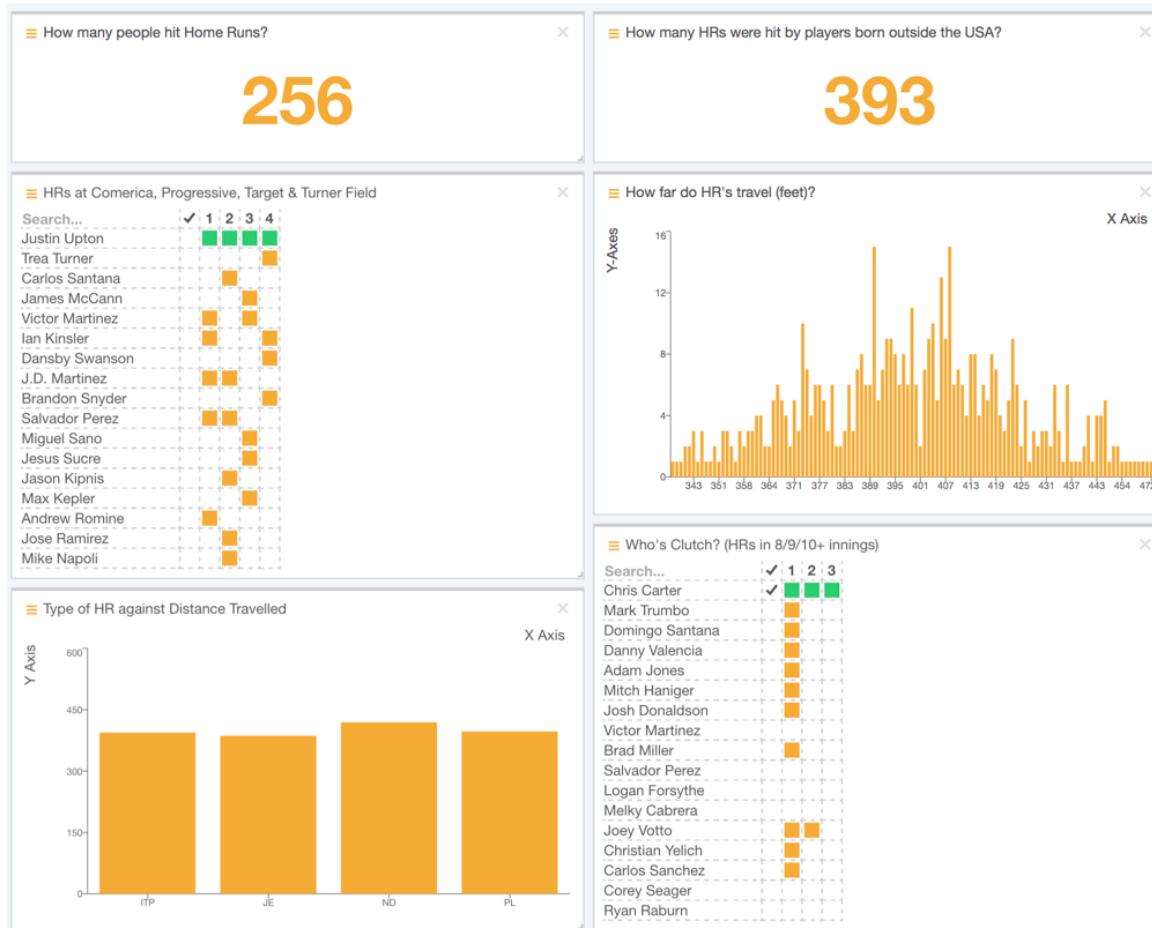
Create graphs, insights and diagrams that show the impact of learning with just a few clicks. Share dashboards in platform or embed online.

Learning Locker (for xAPI)





Learning Locker (for xAPI)



Analyse des traces d'interaction : Exemple du projet LudiMoodle

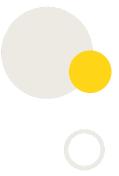
Quelle est l'impact de
l'adaptation des éléments
ludiques sur la motivation et
l'engagement des apprenants ?

- Environnement numérique déployé sur tablette
- Notions de Calcul littéral
- 254 élèves
- 14-15 ans
- 11 classes de 4ème
- 4 collèges

The image shows a composite of two screenshots. The top screenshot is a digital interface for 'Exercice 1' on the LudiMoodle platform. It features a cartoon character in a forest setting, a sidebar with an 'Inventaire' section showing items like a backpack and a bow, and a progress bar '9/48'. The bottom screenshot shows a classroom of students sitting at desks, working on tablets, illustrating the physical environment where the digital platform is used.

45

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



Analyse des traces d'interaction : Exemple du projet LudiMoodle

Score



Classement



Chronomètre



Badges



Progression

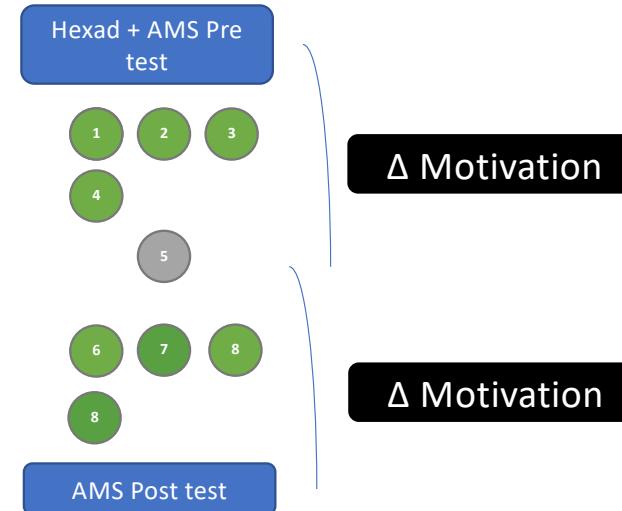


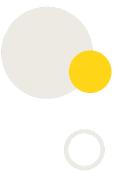
Avatar



Protocole expérimental

- **2 groupes expérimentaux :**
 - 93 avec des éléments adaptés
 - 52 avec des éléments non adaptés
- **2 questionnaires:**
 - Hexad profile
 - Academic Motivational Scale





Exemple du projet LudiMoodle : métriques

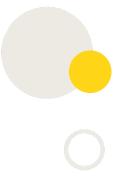
Metric	Operations used
AvgQuestionTime	Average of duration of all correct QuestionComplete
NPassedQuiz	Count of successful QuizComplete
QuestionRatio	Average of QuizComplete ratio
StreakRatio	Count of QuizComplete before RestartQuiz
LessonRatio	Count of successful QuizComplete divided by total number of quizzes in lesson
NDistinctQuizzes	Count of different QuizComplete
NbBonusQuiz	Count of QuizComplete with bonus ID
NLoop	Count of RestartQuiz after a successful CompleteQuiz
NPassedFirstQuiz	Count of successful CompleteQuiz with attempt number at 1

Thèse de Stuart Halifax,
 Université Lyon 3, 2020

Exemple du projet LudiMoodle Analyse factorielle exploratoire (EFA)

	Factor1	Factor2	Factor3
AvgQuestionTime	-0.595		
NPassedQuiz	0.855		
QuestionRatio		0.883	
StreakRatio			-0.704
LessonRatio		0.718	
NQuizDistinct	0.991		
NLoop		0.973	
NPassedFirst	0.744		
BonusQuizzes			

Thèse de Stuart Halifax,
 Université Lyon 3, 2020

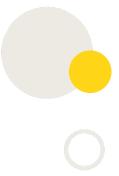


Exemple du projet LudiMoodle

Analyse factorielle confirmatoire (CFA)

Factor	Metric	Estimate	Std.Err	z-value
1	NQuizDistinct	0.744	0.067	11.129
	NPassedQuiz	0.906	0.043	21.017
	NPassedFirst	0.764	0.072	10.666
	AvgQuestionTim	-0.067	0.014	-4.927
2	QuestionRatio	0.661	0.063	10.542
	LessonRatio	1.125	0.066	17.098
3	NLoop	1.216	0.351	3.466
	StreakRatio	-0.112	0.081	-1.386

Thèse de Stuart Halifax,
 Université Lyon 3, 2020



Exemple du projet LudiMoodle : Identification de 3 types de comportements engagés

Factor	Metric	Estimate	Std.Err	z-value
1	NQuizDistinct	0.744	0.067	11.129
	NPassedQuiz	0.906	0.043	21.017
	NPassedFirst	0.764	0.072	10.666
	AvgQuestionTim	-0.067	0.014	-4.927
2	QuestionRatio	0.661	0.063	10.542
	LessonRatio	1.125	0.066	17.098
3	NLoop	1.216	0.351	3.466
	StreakRatio	-0.112	0.081	-1.386

Thèse de Stuart Hallifax,
 Université Lyon 3, 2020

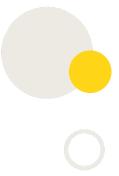
Achievement-oriented
 behavior

Performance-oriented
 engagement

Perfection-oriented
 engagement

Analyse de l'engagement cognitif

Exemple de Progdash



Le Projet Voltaire (Cifre Mohamed Ez-Zouia)

SUPÉRIEUR - NIVEAU 1

STATISTIQUES / SORTIR

BRAVO !
IL N'Y A PAS DE FAUTE

Il a fini par retourner dans son quartier.

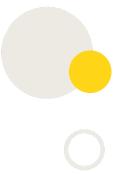
« dans » ou « d'en » ?

Un verbe à l'infinitif suit ? Il faut écrire « d'en », contraction de « de en ». Dans la quasi-totalité des autres cas, il s'agit de la préposition « dans ».

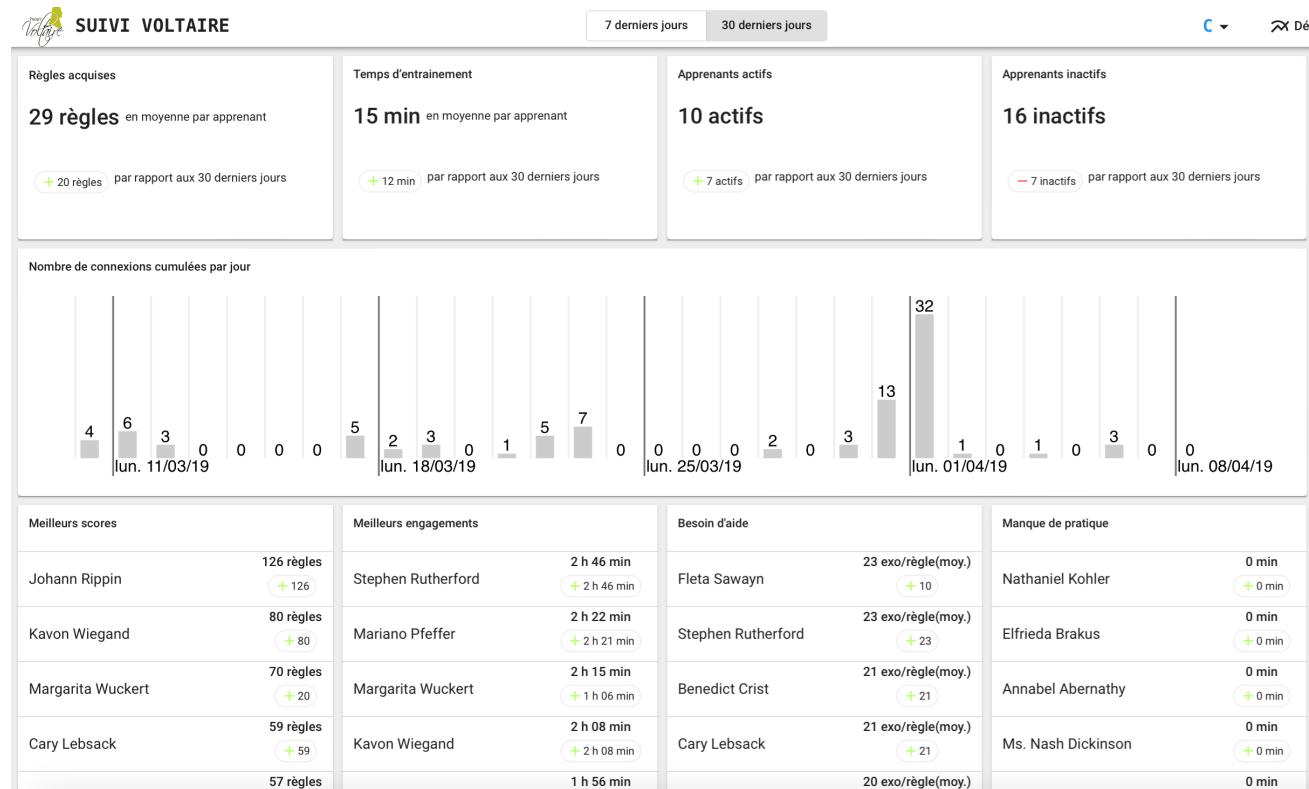
SUIVANT

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



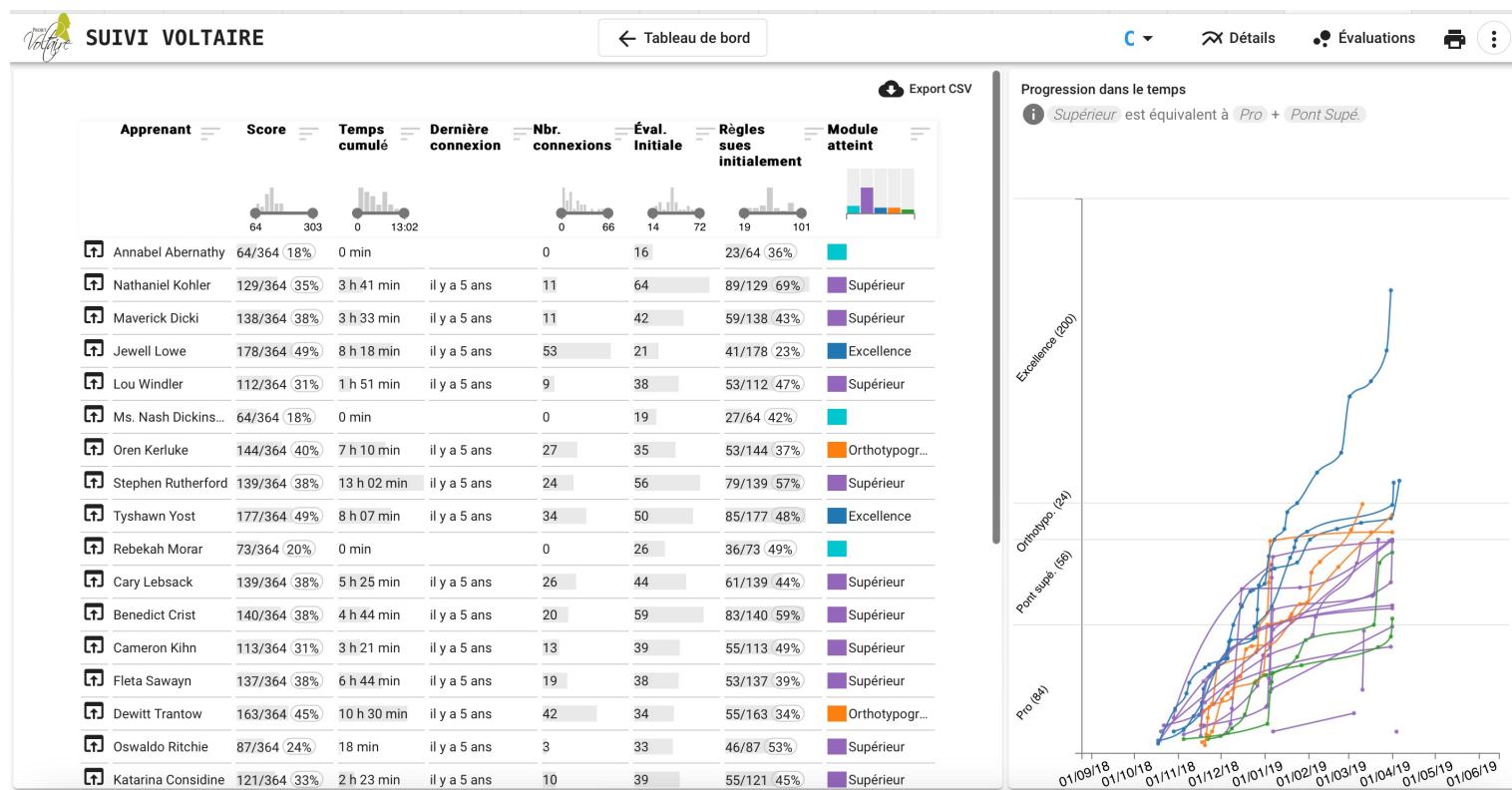


Progdash : vue tableau de bord

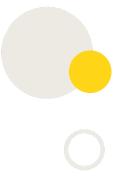


Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr

Prodash : Vue détaillée



Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr

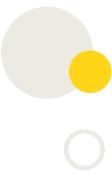


Progdash : Évaluations

 Export CSV

Apprenant	Évaluation	Temps	Score	Note /20
Madelynn Hilpert	Évaluation initiale	33 min	16%	
Blake Gottlieb	Evaluation 7 jan...	34 min	26%	3
Audrey Nicolas	Evaluation 1 avril	35 min	14%	2
Jefferey Cronin	Évaluation initiale	40 min	64%	
Dr. Marley Price	Evaluation 7 jan...	40 min	62%	6.5
Mr. Norene Koepp	Evaluation 1 avril	36 min	44%	5.5
Zetta Mayer	Évaluation initiale	53 min	42%	
Ronny Bins	Evaluation 7 jan...	45 min	71%	10.5
Adriel Waelchi	Evaluation février	47 min	38%	5
Citlalli Kessler	Evaluation 1 avril	50 min	62%	9
Sabrina Ziemann	Évaluation initiale	56 min	21%	
Devna Huyle	Evaluation 7 jan	45 min	60%	12

Élise Lavoué - Elise.Lavoue@univ-lyon3.fr



Pour approfondir

- D Gašević, S Dawson, T Rogers, D Gasevic. (2016) Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *The Internet and Higher Education* 28, 68–84
- Duval, E. (2011). Attention please!: learning analytics for visualization and recommendation. In *Proceedings of the 1st international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 9-17). ACM.
- Hillaire, G., Rappolt-Schlichtmann, G., & Ducharme, K. (2016). Prototyping Visual Learning Analytics Guided by an Educational Theory Informed Goal. *Journal of Learning Analytics*, 3(3), 115-142.
- Fincham, Whitelock-Wainwright, Kovanović, Joksimović, van Staalanden, and Gašević. (2019) Counting Clicks is Not Enough: Validating a Theorized Model of Engagement in Learning Analytics. In *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK19)*, 501–510.