
A framework for co-designing effective LADs supporting sensemaking and decision making

Jean-Marie Gilliot and Madjid Sadallah*

Lab-STICC UMR CNRS 6285,
IMT Atlantique,
F-29238 Brest, France
Email: jm.gilliot@imt-atlantique.fr
Email: madjid.sadallah@imt-atlantique.fr
*Corresponding author

Abstract: Learning analytics dashboards (LAD) deserve increasing attention, yet their adoption remains limited. Designing effective LAD is a difficult process, and LADs often fail in turning insights into action. We argue that providing explicit decision-making features in a participatory design process may help to develop LADs supporting action. We first examine how the decision-making process is reflected on LADs. Second, we review the literature to identify major design space dimensions and examine how to include decision-making features. Third, we propose the DEFLAD design framework to synthesise this review which provides explicit decision-making features in three dimensions: *goal* expression as a situation awareness level, *visualisation* and related *interactions*, as support of decision-making process. Fourth, we consider how this framework is involved through every stage of a human-centred design (HCD) process to express and manage such features. The main contribution of this paper is to provide a framework integrating the decision-making features in a participatory design process of LADs. Furthermore, we demonstrate the implementation of our proposals through the development of a card-based toolkit to assist in the ideation phase of participatory design, and present feedback from participants of a workshop utilising this tool as a proof of concept.

Keywords: learning analytics; learning analytics dashboard; design space; sensemaking; decision making; participatory design; human-centred learning analytics.

Reference to this paper should be made as follows: Gilliot, J-M. and Sadallah, M. (2024) 'A framework for co-designing effective LADs supporting sensemaking and decision making', *Int. J. Learning Technology*, Vol. 19, No. 1, pp.109–130.

Biographical notes: Jean-Marie Gilliot is an Associate Professor in Computer Science at IMT Atlantique, a French engineering school, since 2002. He holds a PhD in Computer Science, and formerly works on adaptive distributed software systems. His current research focuses on the intersection of technology and pedagogy, combining the perspectives of teacher, researcher, and innovator, including MOOC, learning analytics, personal learning data, open learner models, open learning environments and lifelong learning. He is the Head of MOTEL Research Team at Lab-STICC Laboratory.

Madjid Sadallah is a research engineer at IMT Atlantique, France. He holds a PhD from the University of Bejaia in Algeria, which he earned in 2019. Prior to his current position, he worked as a Full-Time Permanent Researcher at the Algerian Research Center on Scientific and Technical Information (CERIST). His research lies at the intersection of technology and education, covering human-computer interaction, learning analytics, and artificial intelligence in education. His work aims to improve the user experience through interactive systems, gain insights into student learning through educational data analysis, and develop intelligent tutoring systems and personalised learning environments using AI techniques.

1 Introduction

Learning analytics (LA) research aims to leverage human judgement (Siemens and Baker, 2012) and to empower learners and teachers with actionable knowledge to allow them to make informed decisions (Jivet et al., 2017). Learning analytics dashboards (LADs) are tools used to represent and display the results of a learning analytics process in a meaningful way. By incorporating visual and interactive features, they amplify human natural abilities to detect patterns, establish connections and make inferences. Different indicators related to the learner(s), the learning process(es) and/or the learning context(s) are combined within a single display into one or more visualisations using different modalities, from textual and graphical representations to complex artefacts such as alerts and notifications that prompt action (Schwendimann et al., 2017). Recent work underlines that the term ‘dashboard’ does not pick out a unique method of organising, presenting, and using data, but rather covers a diverse set of practices (Sarikaya et al., 2019).

Although LADs have received increasing interest in recent years, there is a general agreement that they are still under-researched and under-explored (Alhamadi, 2020), widespread dissemination to their stakeholders remains limited. We argue that this is due to several reasons:

- Because of their relatively recent emergence, studies on their design principles are still relatively few (Echeverria et al., 2018; Sedrakyan et al., 2019).
- Designing effective LAD is a difficult process, in which stakeholders need to be involved. Indeed, LA tools may impose assumptions that do not meet the stakeholders’ needs (Dawson et al., 2016).
- Users are lacking experience of LAD use and data literacy. Many dashboard designs fail to measure the appropriateness of the incorporated visualisations for their visual literacy levels (Schwendimann et al., 2017). Some authors (e.g., Chatti et al., 2020; Jivet et al., 2017) emphasise the importance of empowering the stakeholders.
- LADs often fail in turning insights into action since the processes by which people use these representations for insight seeking and decision making are still not well understood (Verbert et al., 2020).

LADs can only make an impact if they successfully influence a thought process or a decision (Meyer et al., 2010). Their design should thus focus on enhancing awareness and reflection to drive shifts in cognitive, behavioural and emotional skills (Jivet et al., 2017). This requires design researchers and practitioners to build on theoretical foundations drawn from several fields, ranging from data visualisation to human cognition and human-computer interaction (Yoo et al., 2015; Alhadad, 2018).

Drawing defensible conclusions from available information using LAD can be facilitated by designing LADs so that they support human sensemaking and reasoning processes. Designing dashboards as effective communication tools depends on a thorough understanding of the way humans see and think (Few, 2006). Our objective in this paper is to specify a design space that enables decision-making support. We advocate for a human-centred design, an approach that is becoming very popular for emphasising human factors (Chatti et al., 2020). More specifically, research found that involving end-users in the design loop ensures appropriate design responses that are well-aligned with their requirements and expectations (Taffe, 2015; Holstein et al., 2017).

By pursuing this objective, we aim to answer the following research questions:

- RQ1 How can the decision-making process be reflected on a learning dashboard?
- RQ2 How can we design LADs that make explicit the associated decision-making processes?
 - RQ2.1 How can we make explicit the associated decision and meaning-making processes during LADs design?
 - RQ2.2 How to manage decision-making features through the design process?

In the first part, we will examine how sensemaking and decision making can be supported by LADs and reflected by user interaction. The second part of this paper is devoted to the definition of a framework that makes the design space of dashboards explicit and that includes decision-making functions. We also describe PaDLAD, a toolkit we built for the participatory design of LADs that implements the proposed framework. The final section explains how this design space framework provides relevant support for the human-centred design process of LADs.

2 Decision making and LADs

2.1 Designing effective LADs

As instruments of communication, the LAD design spans several fields, such as human cognition and perception, human-computer interaction, and visualisation technologies (Yoo et al., 2015; Alhadad, 2018). Therefore, any design process needs to account for several factors, sometimes of different nature. One important yet challenging multidimensional dimension within this context is the choice of appropriate visual representations, suitable for the current data and the task at hand, and consistent with the potential user's level of visual literacy. The effectiveness of a LAD depends on the use of appropriate visualisations of the data. Ineffective visualisations can cause unnecessary exploration, inaccurate or false knowledge, wasted time or lack of use due to frustration

and confusion (Yalçın et al., 2016). Visual representations transform data into a form that relies on the human visual system to perceive its embedded information (Gershon and Page, 2001). By doing so, it aims to amplify cognition and generate insight, allowing humans to observe, understand, and make sense of the information, and to complete tasks more efficiently (Gershon and Page, 2001; Yi et al., 2007). By giving data a tangible form, visualisations allow humans to generate insights, make decisions, and formulate actions that may otherwise be impossible or difficult to do (Few, 2006).

Despite a growing popularity of LADs, more research needs to focus on design principles that are able to guide and justify design choices (Bodily and Verbert, 2017; Echeverria et al., 2018). As stated by Gašević et al. (2015), without careful considerations, the design of dashboards can result in the implementation of fragile and undesirable instructional practices by promoting ineffective feedback types and methods. In this section, we thus aim at answering our first research question (RQ1) related to investigating ways to model and represent the decision-making process within learning dashboards.

2.2 Sensemaking and decision support with LADs

A related aspect is supporting people to reflect, make sense of and react upon LAD visualisations. The process of stimulating and enabling human reasoning using interactive visualisation tools is an under-explored field (Meyer et al., 2010). From a meta-cognitive perspective, one of the important roles of dashboards and visualisations is to support sensemaking. This stands for an information integration process, sensemaking, that gives rise to a final decision or action. Pirolli and Card (2005) refer to sensemaking as the way in which humans process and interpret information about the world, resulting in the creation of new knowledge or insight as a basis for future action.

Sensemaking is a process of collecting, organising and analysing information to generate knowledge and inform action. The use of visualisations leverages the human visual system to support this process. Many authors attempted to describe and analyse sensemaking with LADs. Proposed models break the process down into phases that go from perceiving the dashboard to taking and implementing pedagogical actions and decisions. For instance, Wise and Jung (2019) elaborated a sense-making framework of instructor analytics using dashboards, in which the process starts by identifying the educational questions that lead to investigation and interpretation of the dashboard, followed by pedagogical responses. The model proposed by Campos et al. (2021) evolves from one or more pedagogical events to its multiple data representations. These representations are used by a set of sense-making sub-processes (emotional, analytical, and intentional dimensions) to produce an interpretation of the events. The authors' assumption is that sensemaking, by itself, may not lead to action. Yet, even if no action per se is taken, pedagogical knowledge and reflection are generated by the process. Thus, the model places pedagogical decision making along with reflection as external but connected processes to sensemaking.

2.3 LADs as cognitive tools

Existing process models of LA/LAD are designed around making sense of the data, gaining insight from that data and planning actions that impact teaching and learning.

Nevertheless, these models are evasive on how these cognitive activities are related to and correlated with the user's experience with the LAD.

Interaction is the means by which humans can explore visual representations to generate insight. It is an essential glue that tightly binds analysis, visualisation and the human analyst (Endert et al., 2014). To examine how users engage in sensemaking supported by LADs, we propose to investigate interaction beyond its technical and modality aspects, to consider it in terms of the discourse that occurs between users and LADs during sensemaking. Such a perspective is compliant with the view of interaction within the *distributed cognition* theory (Hutchins, 1995). According to this theory, cognition is inherently distributed, and results from the propagation of representations of information across various media. It is a property that emerges and builds up over time as an individual interacts with his or her environment; it develops through perception and action (Liu et al., 2008). These media include human minds but also the knowledge represented within the tools that encode information. The cognitive activity depends on the interaction between the elements in the overall context. From the perspective of distributed cognition, users and LADs form a single system built on coordination and causal influence. One of the primary attractions of such a perspective is that it can help us observe and reason about cognitive processes by watching the interchange of representations as they are passed between agents in the system.

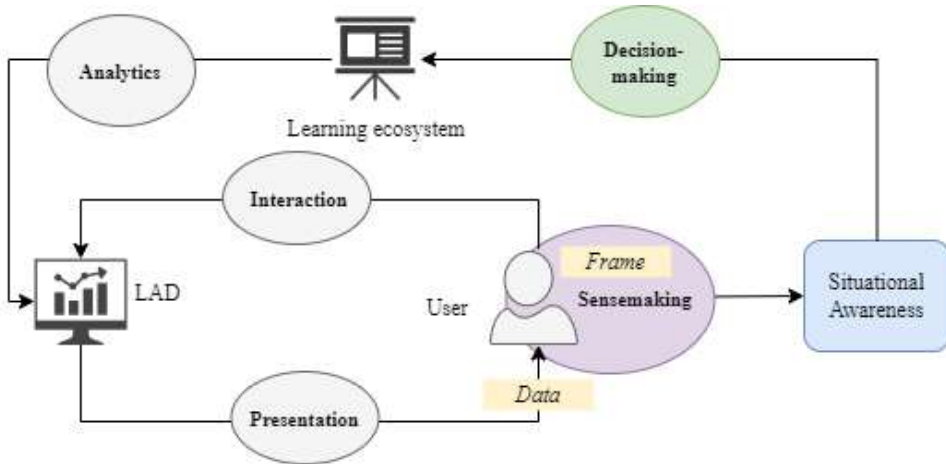
2.4 Data/frame theory of sensemaking with LADs

Sensemaking is a process of searching for a representation and encoding data in that representation to answer task-specific questions (Russell et al., 1993). By approaching sensemaking with LADs from the perspective of distributed cognition, we view internal representations as being formed in the head of the user as the result of his intrinsic factors (background, knowledge, emotional state, etc.) and from the perception and interaction with the external representations that are rendered by the dashboard.

Many models are proposed to analyse the sensemaking process. To account for LAD-based sensemaking, we adopt the *data/framework* (D/F) theory (Klein et al., 2006), which most clearly delineates the underlying cognitive processes of sensemaking among existing models. Moreover, this theory flows from the realm of naturalistic decision making, which reflects the reality of most decision making using LADs. According to this model, two kinds of entities interact dynamically during sensemaking: *data* and *frame*. The data is the information that a person receives or seeks, and the frame is the mental structure that organises, interprets and explains the data. The frame extends beyond the data, using background knowledge and expectations to fill in gaps, and eventually creates gaps into which the data can fit.

2.5 Interaction model for sensemaking

Figure 1 depicts a model of sensemaking supported by LADs. In this model, dashboards are seen as cognitive tools that enable users to visually identify patterns, trends, and anomalies in data to guide them to effective decisions (Brath and Peters, 2004). The proposed model addresses the first research question (RQ1 – ‘how can the decision-making process be reflected on a learning dashboard?’), by providing a detailed schema that illustrates the relationship between the various steps involved in the decision-making process and the interactions with a learning dashboard.

Figure 1 Sensemaking supported by LADs interaction model (see online version for colours)

We envision sensemaking as the cognitive process that provides both a means of interpreting data from the environment and a trigger and catalyst for action to be taken accordingly. In pursuit of his goal, the user interacts with the dashboard to gain insights and perform actionable data. Starting from an initial frame, the user engages in an active process of sensemaking that can be described as the nesting of two tasks:

- 1 *Interacting*: During this task, the user interacts with the LAD to seek, search, filter, read and extract information. This data is provided by the representations displayed by the LAD. This interaction triggers background processes that recompute the graphic layout of the LAD, by adapting its view.
- 2 *Framing*: During this phase, the user integrates the data gathered from his interactions to his internal knowledge to construct, change or consolidate a frame.

The framing occurs in the user's mind. The interaction with a LAD allows the user to get necessary data that make it possible to evolve his current frame using sense-making activities. The framing is an iterative process: depending on the frame obtained, the user may need to interact again with the LAD. The D/F theory defines the following list of SM activities:

- 1 elaborating the current frame by adding it data and new relationships
- 2 questioning data that is incompatible with the current interpretation
- 3 preserving the interpretation regardless of the incompatibility, by relativising the significance or justifying the ignoring the incompatibility
- 4 comparing multiple interpretations that can explain the same set of data
- 5 reframing by looking for a solution that explains inconsistent data, possibly by reconsidering and reinterpreting rejected data
- 6 seeking a new interpretation of conflicting data, using for instance key data elements as anchors.

2.6 Decision-making process

Sensemaking is a prerequisite for many essential human tasks, especially decision making. Endsley (1995) described three levels of situation awareness (SA): *perception* of the elements in the environment within a volume of time and space, *comprehension* of their meaning, and *projection* of their status in the near future. This process leads to decision making and then to actions. According to Klein et al. (2006), the stages of knowledge represented by the levels of SA are only attainable through sensemaking.

Sensemaking is a cyclic process of gradually developing understanding of the present situation before eventually taking action. It brings the involved parts of LAD-based reasoning and decision making into a meaningful structure. Data provided from the learning ecosystem is processed by an analytics engine, and indicators are computed. These latter are presented to the user meaningfully by a LAD. The user makes sense of the data through interaction exploration. His interactions can result in the LAD updating its configuration and thus the associated representation. The insight gained by the user can push him to make some pedagogical decisions, which can impact the learning ecosystem.

3 LAD design framework

We propose a LAD design framework including sensemaking features ‘DEFLAD’. This framework is based on literature analysis of design space proposals for dashboards (Sarıkaya et al., 2019) and LADs (Sedrakyan et al., 2019), with a specific focus on sensemaking features. This framework aims to clearly outline the design dimensions of LAD, specifically those pertaining to decision-making processes, addressing our second research question RQ2 (how can we design LADs that make explicit the associated decision-making processes?).

The concept of design space has its roots in the theory of information processing developed by Newell et al. (1972), wherein a problem-solving activity is thought of as the act of searching in the state space of a well-defined problem. Solving a design problem is therefore the process of exploring the design space. A design space for a particular problem can be defined as the set of available solutions for the designed artefact and the alternative choices for these solutions (Shaw, 2011).

A common strategy for defining a design space is to extract common design principles from the existing techniques of the target domain (Schulz et al., 2011). In dashboard design, several authors have sought to characterise the design space. For instance, in the data visualisation field, Schulz et al. (2011) elaborated a design space by describing how designers can reason about tasks through six dimensions of task analysis: ‘why’ (task’s goal), ‘how’ (task’s means), ‘what’ (data characteristics), ‘where’ (the target and the cardinality of data entities within that target), ‘when’ (order of tasks), and ‘who’ (the user or type of user). Those dimensions may be found in Sarıkaya et al. (2019), with an additional focus on user’s visualisation literacy, and a refined analysis concerning interactions. The design space derived by the authors define four design dimensions related to different aspects of a dashboard: purpose (strategic, tactical, and operational decisions and learning), audience (circulation, required visualisation literacy, and required domain expertise), visual features (construction and composition, multiple

pages, interactive interface, highlighting and annotating, and modifying state of the data or world), and data semantics (alerts and notification, benchmarks, and updating).

Some authors (e.g., Chatti et al., 2020) propose to use 5 W's questions to address such a design space, focusing on the object of interest, from visualisation to dashboards and learning process analysis. In the context of LADs, we formulate the 5 W's as follows:

- 1 *who?* depicts the audience and circulation between different users
- 2 *when?* permits to answer if usage is real-time or delayed
- 3 *why?* corresponds to the goal of the LAD
- 4 *what?* details the context of LAD's usage, and relevant data
- 5 *how?* focuses on visualisation, which is related to sensemaking with a LAD.

Table 1 summarises the properties we identified of each of these design dimensions. The next paragraphs detail and discuss each of these dimensions.

Table 1 Dimensions of the LAD design space

<i>Dimension</i>	<i>Elements</i>	<i>Values</i>
Who?	User	Governance, institution, curriculum, teacher/tutor, learner
	Circulation	Public, organisational, social, individual
When?	Real-time	Y/N
Why?	Focus	Learning process (cognitive, outcome-oriented, process-oriented, behavioural, meta-cognitive, social, emotional)
		Management (people, resources, activities, experience)
	Situation awareness level	Perception (or monitoring, awareness, support), comprehension (or analysis, reflection), action (or projection, decision, intervention, feedback, assessment)
What?	Data	List of relevant data
	Data scope	Learner, teacher, classroom, institution
	Data source	Classroom, learning management systems, curriculum, profile, other
	Data duration	One session, one semester, one year, whole schooling, lifelong
HoW?	Visualisation	Type of diagram
	Interaction	Zoom, filter, details-on-demand, relate, history, extract

3.1 *Who? Identify the audience*

Two dimensions are related to the audience:

- 1 LAD users' identification, which is classical in LA
- 2 dashboard circulation, which acknowledges dashboards as potential communication tools.

3.1.1 Users

LADs can target different stakeholders: administrators, instructors, learners or all of them. Previous work associates four levels of stakeholders: mega-level (governance), macro-level (institution), meso-level (curriculum, teacher/tutor), and micro-level (learner) (Sedrakyan et al., 2019; Ifenthaler and Widanapathirana, 2014). Acknowledging that dashboards may be a communication tool between different stakeholders, the target audience concept broadens the notion of user (Sarikaya et al., 2019).

3.1.2 Circulation

Related to the audience, interpersonal circulation of a dashboard can be detailed based on four groups: *public*, *organisational*, *social* and *individual*; each becoming more specific and requiring more contexts (where the necessary context might not be included in the dashboard itself) (Sarikaya et al., 2019). A public dashboard is intended for general consumption, and may describe societally-relevant data. Dashboards for organisations are broadly relevant within an organisational construct for many different individuals who share a common goal (say, validating diplomas). Social circulation captures contexts in which an individual restricts the access to the dashboard to individuals of their choosing, identifying scenarios of sensitive data or analysis. Individual circulation captures dashboards that quantify the individual and are generally not shared, except with trusted individuals (e.g., a teacher for a learner).

3.2 When?

This aspect of the design space depicts the time of use of the dashboard. Associated with the audience is the idea that users and data come together. It is possible to determine whether the communication is based on real-time data processing, i.e., whether the communication is based on what is currently happening or is based on historical data.

3.3 Why? Refining LAD goals

This dimension is broadly related to the intended purpose of the dashboard. Although this is a central aspect of LADs that provides the rationale for the design, it remains unclear when referring to the existing literature. Some authors refer to purpose, others to goals, or even objectives. We retain the term goal. Most articles only provide lists of goals derived from the work of Park and Jo (2015).

3.3.1 Focus

Most works on dashboard goals provide one or more lists of examples (Jivet et al., 2017; Sedrakyan et al., 2019). Sedrakyan et al. (2019) analysed students' objectives under the perspective of aimed intervention (or feedback), and proposed the following focuses on learning process:

- 1 cognitive

- 2 outcome oriented (e.g., achievement level)
- 3 process-oriented
- 4 behavioural
- 5 meta-cognitive.

As social presence is a key element of educational experience (Garrison et al., 2003), we propose to add to this list:

- 6 the social aspect, that relates to group-work or learner relations (for example in forums)
- 7 interventions of emotions (Ez-Zaouia et al., 2020) should complete this list.

Teachers' goals include interventions concerning the students' learning process, and the same focus list as students apply. They are also concerned by course management, and their goals may focus on:

- 1 people (e.g., students at risk)
- 2 resources (management or improvement)
- 3 activities (including assessment)
- 4 experience.

Other stakeholders at mega- or macro-level may be interested in additional focus objects, but this list remains to be proposed.

3.3.2 *Situational awareness level*

Typically, a goal can be expressed as a verb followed by an object. When browsing goal lists, the expression may be related to a situation awareness level or state (Endsley, 1995), that can take different names depending on the context:

- 1 monitor or awareness
- 2 analysis, or reflection
- 3 action, or projection, decision, intervention, impact, feedback, assessment.

We argue that the goals of LAD refer to two dimensions of the design space: focus and situation awareness level. These two dimensions allow all existing options to be integrated and new ones to be considered. Concretely, they:

- 1 open new opportunities for design
- 2 encourage designers to go beyond simple options like 'monitoring', and to explore higher levels of situation awareness.

Table 2 positions the list of goals elaborated by Park and Jo (2015) according to their *focus* and the targeted *situational awareness* level. It covers most learning process

options, but not corresponding SA levels. Users should be encouraged to examine other SA levels, with a special attention to feedback. On the management options, many options remain to be explored.

Table 2 Expressed goals related to focus and SA level

<i>Goal</i>	<i>Focus</i>	<i>SA level</i>
To improve retention and performance outcomes	Learning process cognitive	Awareness
To provide a visualisation of learning performance with a comparison whole class group	Learning process performance	Comprehension
To provide feedback on students' learning activities and performance	Learning process performance	Action
To keep track of learners' interaction in e-learning systems	Learning process behavioural	Comprehension
To promote reflection and awareness of their activity	Learning process meta-cognitive	Awareness
To enable students' self-reflection and awareness of what and how they are doing	Learning process meta-cognitive	Comprehension
To visualise the evolution of participant relationships within discussion forums, to help students see how well they are contributing to the group	Learning process social	Awareness
To identify and treat at-risk students	People management	Awareness → Action

According to the goal defined and the intended audience, a collection of data will be necessary to support the sensemaking (i.e., comprehension) process of targeted users. Data scope must be defined, as it is decoupled from the audience. It may concern a learner, the classroom (or a whole cohort) or even the institution, but it may also concern the teacher. Including the teacher in this dimension encourages investigating teacher analytics (Bienkowski et al., 2012) where the goal is to improve the learning process itself.

Data source and data scope are also important features of the design. Data may be collected in the classroom (classroom analytics), from classical learning management systems, from the institution (transcripts of the curriculum, profiles of the learners, ...) or from other sources (multimodal analytics). Duration can be as short as a session, or as long as a lifetime. Listing the different data needed is also required to define the dashboard.

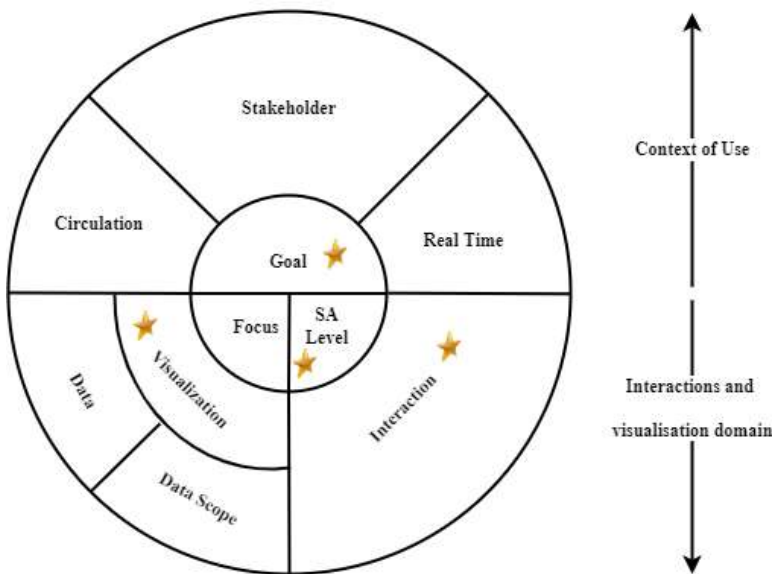
3.4 How? Visualisation and sensemaking in LADs

How is a central question for dashboards, as relevant visualisations are required to gain insights (Sarıkaya et al., 2019; Chatti et al., 2020). As identified in the 'why' section, the dashboard may support a sensemaking process, where the user(s) may navigate across different levels of sensemaking and may need to analyse some data. Multiple panels, interactions, and additional features such as alerting and notifying are relevant to qualify the dashboards.

Regarding interactions, a simple but supportive taxonomy is proposed in Shneiderman (2003). Known as the information-seeking mantra, this taxonomy summarises the essential elements of interacting with graphically presented information by defining a high-level set of tasks:

- 1 *overview* task purpose is to provide the user with a global view of the available data and to display aggregated, summarised and less targeted representations of this data
- 2 *zoom* task is executed to investigate a part of the data by allowing to select this part and to interact to select the focus and the zoom factor
- 3 *filter* task reduces the amount of data and/or visual objects displayed, and helps the user find and focus on specific items of interest
- 4 *details-on-demand* task refers to the use of techniques to obtain more precision on the data in order to obtain a better insight
- 5 *relate* task allows users to view relationships between data points
- 6 *history* task allows keeping a record of actions to support undo, replay, and progressive refinement
- 7 *extract* task allows users to visualise a part or sub-collection in order to focus only on the data that is necessary for immediate use.

Figure 2 LAD design framework ‘DEFLAD’ with sensemaking related features (star) (see online version for colours)



3.5 DEFLAD framework

Based on the refined design space, we propose ‘DEFLAD’, a LAD design framework that incorporates sensemaking capabilities, depicted in Figure 2. In addressing RQ2 (*how can we design LADs that make explicit the associated decision-making processes?*), the framework explicitly includes design dimensions related to decision-making, effectively providing an answer to RQ2.

In DEFLAD, the design space is divided into two main parts. The first part, comprising the first three questions, focuses on defining the context of use for the LAD. The second part, comprising the remaining two questions, addresses the visualisation and interaction aspects of the device. This framework aims to provide a comprehensive approach for designing LADs that effectively support sensemaking tasks.

We reify *goal* as the core of the LAD design framework. This goal is composed of two sub-dimensions, *focus*, which guides the *visualisation* and associated *data* on one hand, and *situation awareness level*, which is closely related to *interaction* with the dashboard. As previously discussed, *goal*, *situation awareness level*, *visualisation*, and *interaction* are all features that play a crucial role in the sensemaking process. This clearly defines the LAD design space with a strong emphasis on sensemaking features, addressing our second research question (RQ2).

4 Human-centred learning analytics

Current research found that the success of dashboards in terms of acceptance and adoption, and more globally of any LA innovation, greatly depends on the degree to which its stakeholders have been involved in the design process (Holstein et al., 2017). This has motivated the increasing focus of the LA research community on human-centred design (HCD) approaches and the emergence of the human-centred learning analytics (HCLA) (Shum et al., 2019; Dimitriadis et al., 2021). In this section, we provide a precision of our proposed solutions to our research questions. Specifically, we show how our model of LADs that support the decision-making process can be implemented during a design process that engages various stakeholders, including users and designers.

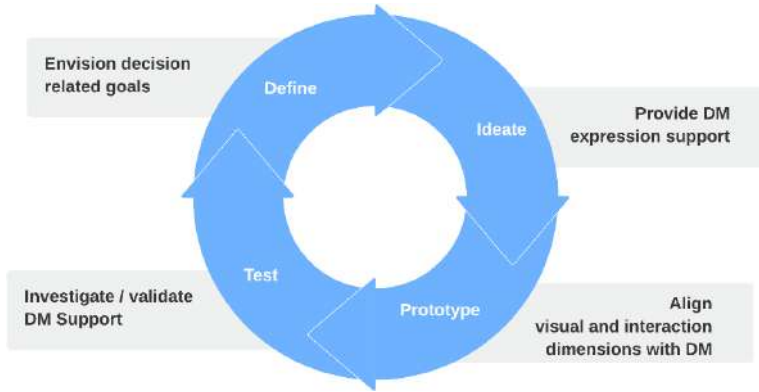
Participatory design has recently emerged as a growing trend in education. *Participatory design* or *co-design* derived from user-centred design as a particular case of co-creation where designers who are trained in creativity work together with non-designers during the design process. According to Sanders and Stappers (2008), the concepts of ‘participatory design’, ‘co-creation’ and ‘co-design’ refer to the same idea and associated practices of involving stakeholders throughout the design process.

Although LA academics and practitioners are increasingly acknowledging the relevance of HCD methods such as participatory design, their integration into learning analytics has been slow and is still not yet widespread (Sarmiento and Wise, 2022), and approaches to achieving this remain unclear (Dollinger et al., 2019; Alvarez et al., 2020). Prieto-Alvarez et al. (2018) proposed a co-design process adapted to LA, where activities are iterated, so as to refine the needs and get closer to the desired solution. Our aim is to instrument this process more specifically for LADs.

Following the approach used in Chatti et al. (2020), we focus on the central HCD stages, but retain the terminology used by Prieto-Alvarez et al. (2018): define, ideate,

prototype and test, and consider how our DEFLAD is progressively explored and refined, as depicted in Figure 3.

Figure 3 Human-centred design with decision-making features (see online version for colours)



4.1 Define goals

Identifying the why? is the first stage of the HCD process providing a good understanding of users and the needs that the design is intended to meet. Our refined definition of goals makes explicit extensive options for development, and confronts the user with the ultimate design goal of turning ideas into action, through the expression of situational awareness.

Who? (audience and circulation) and when? provide additional information of users' needs and clarify the context of use.

4.2 Ideate

Ideation is a central stage in HCD design as it involves users to collaboratively derive design ideas. Some tools like La-Deck (Alvarez et al., 2020), PaDLAD (Sadallah et al., 2022) and LADStudio (Sadallah and Gilliot, 2023) provide guidance for the generation of such ideas. They typically provide:

- 1 *Cards*: To provide a common basis for understanding and communication in a team and support creative combinations of information and ideas (Roy and Warren, 2019). They thus provide convenient summaries of useful information and/or methods such as visualisation guidelines.
- 2 *Sketching*: Sketching is a second important feature to ideas' generation. This making process allows constructing visual representations, engaging co-designers beyond the ideation process. Prototyping allows participants to communicate in a non-traditional way, by inviting them to communicate their needs and expectations (Gaver et al., 1999). Reflection and interpretation are the primary objectives in building the first prototype that helps all learners involved understand what they are looking for in visual representations (Luckin et al., 2013). Sketching also

provides opportunities to specify interactions, which are central for decision making.

4.3 Prototype

During this stage, visualisation and interactions are implemented in a prototype, visualisation idioms and interactions options proposed in the ideate stage are examined and refined according to data available, and relevant guidelines. Additional options may be proposed by visualisation experts when available.

4.4 Test

The final stage is to get feedback from potential users on the LAD prototype. The aim is to verify that these prototypes effectively provide insight at the aimed situation awareness level defined as a goal. Whether the prototype provides relevant satisfaction, a new iteration may be necessary.

5 An illustrative implementation for ideation

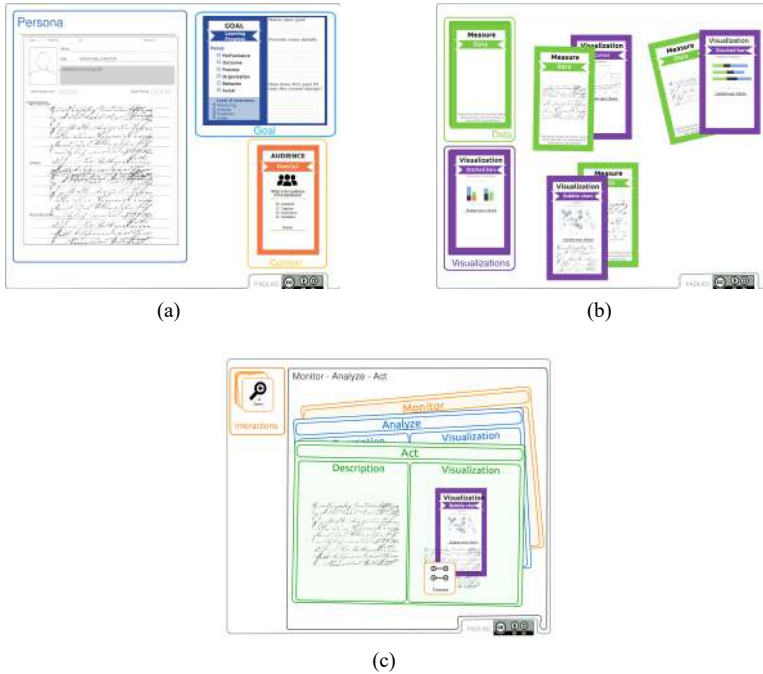
In this section, we demonstrate the practical application of the DEFLAD framework by presenting the development of a card-based toolkit that utilises the refined design space to enhance the ideation phase of participatory design workshops. The toolkit includes a set of tools that promote a high level of collaboration and creativity among stakeholders, effectively exemplifying the proposed human-centred design approach. To provide further validation, we present the results of using the toolkit in an educational setting through a design workshop, including feedback and insights gathered from the participants.

5.1 The PaDLAD toolkit

The PaDLAD toolkit (Sadallah et al., 2022) is built around the concept of personas, exploration maps, and various sketching and panelling tools that provide a variety of ways for users to express themselves. Its goal is to foster creativity while highlighting the different aspects of the design space. The design process using this toolkit involves three main stages, represented by specific panels (Figure 4).

The *identification board* provides a place for a persona form, a goal form, and a set of context cards. The persona form can be used to personify stakeholders and gather their information. The objective form is used to establish the problem that the dashboard aims to solve. This goal is defined according to the level of awareness of the situation sought (monitoring, analysis, action). The context cards describe the expected use of the dashboard: the audience cards define the field of analysis; the data cards define the targeted data source and the observation time.

Figure 4 PaDLAD toolkit panels, (a) identification panel (b) DataViz panel (c) sketching panel (see online version for colours)



The data and visualisation (DataViz) boards answers the question ‘what?’ and includes a placeholder for tuples constructed from data and visualisation cards. The data cards (or measurement cards) identify the relevant data and indicators to achieve the dashboard objective. Visualisation maps are a set of technology maps that provide traditional visualisations and are relevant to represent the information contained in the data maps.

The purpose of the sketching board is to allow design actors to create views and graphical representations by sketching the intended LAD, and to define interaction options. We distinguish three types of views:

- 1 views *perception* allow to monitor the state of the environment
- 2 views *understanding* comprise representations aiming at providing the necessary lighting to analyse and understand a given situation
- 3 views *projection* allow to prepare the user to act on the situations discovered and analysed in the previous levels.

Using this board, sensemaking is supported in three ways. First, in order to foster browsing of the different levels of SA, mockups of different colours are provided: red for *monitoring*, blue for *analysing*, and green for *action*. Participants are invited to associate data and visualisations to the different mockups. Second, technology cards of the main interaction options are provided to help participants express how they wish to interact with the LAD. Third, a storyboard form is attached to each mockup inviting them to express how they imagine the sensemaking process.

5.2 Ideation workshops with teachers

To experience with the proposed design toolkit in a real educational setting, we organised codesign workshops. Email invitations explaining the purpose and goal of our project and inviting participation in ideation workshops were sent to French high school teachers and instructional designers. Fifteen (15) persons agreed to participate, among which seven were teachers and eight were instructional designers. We (the authors) acted as facilitators whose task was to introduce the context and objectives of the workshop, explain the components of the toolkit, ensure that the instructions and protocol were followed, and answer participants' questions. The workshop took about one hour and a half.

5.2.1 Description of the workshop run

The participants were divided into three groups of five, with each group containing individuals from different backgrounds. Each group worked independently using a provided toolkit. While no specific order was required for the design steps, all three groups followed the suggested order. Using the appropriate cards and forms, they started by completing the identification board, which included defining a goal, describing a persona, and establishing the targeted use context. They then discussed which data and visualisations were necessary to achieve the identified goals before defining tuples of data/visualisation. These sets were then used to create a sensemaking storyboard that reflected the reasoning flow. This collaborative work resulted in various design options for the LADs, illustrated in Figure 5.

Figure 5 Examples of some produced *identification*, *DataViz*, and *sketching* panels (from left to right resp.) during the workshop (see online version for colours)



5.2.2 Feedback from the participants

The participants emphasised the importance of considering the needs and expectations of end-users when designing these tools and incorporating them into the design process. Their feedback during the workshop was globally positive, with many praising the benefits of the participatory design approach. They found the participatory design process to be highly valuable, leading to engaging discussions and the generation of creative ideas for improving classroom learning. Regarding the card-based approach, one participant noted “these cards, while not exhaustive, offer a wide range of possibilities and their categorization by intended goals helps clearly define design options”.

During goal definition, the participants of one group decided to consider *learning progress*, to focus on the *process* with a *situational awareness level* going from monitoring to planning actions. Their aim was to adapt their teaching according to the

obtained feedback and to develop equality among students. Nevertheless, as stated by a member of this particular group: “a dashboard can have a goal, but sometimes this latter is much more related to a use than to the dashboard: one can divert for another use a dashboard preconceived for a specific goal”.

The use of the identification board effectively guided the groups in constructing a clear understanding of their target through the utilisation of the DataViz board. However, variations in participants’ visual literacy skills resulted in discussions surrounding the most appropriate visual representations to use. Participants conveyed a desire for additional support during this phase, as reflected in the feedback of the majority of the participants, summarised by one participant’s statement: “it is essential to involve an expert graphic designer in the codesign process to ensure that the visualisations chosen effectively represent the data. Without their expertise, it may be challenging to select the appropriate visualisations without compromising the clarity and effectiveness of the data representation”.

The design of the dashboard views, which aligned with different levels of awareness, was perceived as intuitive by participants. They appreciated the reasoning behind it and found it easy to understand. This approach also helped participants envision actual usage scenarios, as it reflected and physically represented the thought process. This was acknowledged by one participant who stated: “what is interesting here is the focus on the story that you want to tell through maps, which is a very interesting, even innovative perspective”. Another participant, while agreeing with this position, also raised the challenges inherent in the need to construct the panels associated with the different levels of awareness: “the ability to project the reasoning process into visual display is engaging, although it makes it more complex to determine the different steps and build the corresponding screens. In addition, sometimes one screen is sufficient for all the steps”.

We observed that utilising different screens to depict the design process can enhance the organisation and clarity of ideas. However, some participants encountered difficulties in breaking down their reasoning into separate stages and connecting various visualisations to each stage. Nevertheless, when working in collaboration, conversations and explanations between participants frequently took place, enabling one participant to aid others in comprehending and utilising the tools more efficiently.

6 Conclusions

Designing effective LAD is a difficult process, and LADs often fail in turning insights into action. We argue that making decision-making features explicit in a participatory design may help to develop LADs supporting action.

Our first research question (RQ1) aimed to investigate the ways in which the decision-making process can be reflected on a learning dashboard. To answer this question, we first examined how the data frame theory (Klein et al., 2006) and distributed cognition theory (Hutchins, 1995) can provide relevant support for this task. We then developed an interaction model that relates the sensemaking process within the user’s mind to their interactions with the learning dashboard. Our proposed approach for reflecting the decision-making process on a learning dashboard involves utilising a combination of data frame and distributed cognition theories, as well as incorporating a human-centred design approach that explicitly describes sensemaking and decision

making throughout the design process. In this way, the decision-making process can be reflected on a learning dashboard by providing explicit support for it at the design stage.

Our second research question (RQ2) aimed to address the need for explicit decision-making features in a design process. To answer this question, we proposed a framework that synthesises a design space and provides explicit decision-making features in three dimensions: *goal* expression as a *situation awareness* level, *visualisation* and related *interactions*, to support the decision-making process by expressing perceived distributed cognition. To further elaborate on this answer, we examined how these features can be implemented and managed during different stages of a human-centred design (HCD) process. Specifically, the *define* stage enables goal expression, the *ideate* stage provides support for precise users' needs expression and solution generation, the *prototype* stage gives the opportunity to validate solutions according to good practice guidelines, and finally the Test stage evaluates and potentially validates the design.

To provide evidence of the answers for our research questions, we designed an ideation toolkit for the participatory design of LADs that implements the DEFLAD framework in a HCD context. The toolkit is based on the proposed refined design space. It promotes a more precise decomposition of the intended goals, including sensemaking depicted through SA levels. Moreover, it combines personas profile to express user needs, ideation cards to promote domain needs, and sketching to enable prototyping. The toolkit, as a means of expression, translates the transient aspects of the exchanges between participants and transforms them into a persistent representation. The evaluation of the toolkit with LAD stakeholders showed that its ability to capture the sensemaking dimension allows them to discuss aspects that are beyond the scope of data and representations. Thus, through the design of dashboards, the aim will be to design cognitive tools that support human reasoning.

In this paper, we aimed at defining a global framework. The next steps will consist in proposing relevant supporting tools for each HCD process stage. The *define* stage may benefit from an extensive collection of goals examples, which still need to be reviewed. The *ideate* stage should be supported with a participatory process that explicitly captures decision-making features. We illustrated with *PaDLAD* how this step can be supported. The *prototype* stage will take advantage of a generative approach, based on a collection of examples and based on good practices rules that will help the users and designer to explore fruitful alternatives. Finally, an experimental procedure should be defined for the test phase.

To conclude, as stated by DiSalvo et al. (2017), in participatory approaches, learning is both an implicit and explicit desired outcome, and if used well, can advance the development, implementation, and sustainability of learning innovations. We hope that providing relevant tools will contribute to empower users and foster LADs' dissemination.

References

- Alhadad, S.S. (2018) 'Visualizing data to support judgement, inference, and decision making in learning analytics: insights from cognitive psychology and visualization science', *Journal of Learning Analytics*, Vol. 5, No. 2, pp.60–85.
- Alhamadi, M. (2020) 'Challenges, strategies and adaptations on interactive dashboards', *Proceedings of the 28th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, pp.368–371.
- Alvarez, C.P., Martinez-Maldonado, R. and Shum, S.B. (2020) 'LA-DECK: a card-based learning analytics co-design tool', *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, pp.63–72.
- Bienkowski, M., Feng, M. and Means, B. (2012) *Enhancing Teaching and Learning through Educational Data Mining and Learning Analytics: An Issue Brief*, Office of Educational Technology, US Department of Education.
- Bodily, R. and Verbert, K. (2017) 'Review of research on student-facing learning analytics dashboards and educational recommender systems', *IEEE Transactions on Learning Technologies*, Vol. 10, No. 4, pp.405–418.
- Brath, R. and Peters, M. (2004) 'Dashboard design: why design is important', *DM Direct*, Vol. 85, p.1011285-1 [online] http://cs.furman.edu/~pbatchelor/csc105/articles/TUN_DM_ONLINE.pdf.
- Campos, F.C., Ahn, J., DiGiacomo, D.K., Nguyen, H. and Hays, M. (2021) 'Making sense of sensemaking: understanding how K-12 teachers and coaches react to visual analytics', *Journal of Learning Analytics*, Vol. 8, No. 3, pp.1–21.
- Chatti, M.A., Muslim, A., Guliani, M. and Guesmi, M. (2020) 'The lava model: learning analytics meets visual analytics', *Adoption of Data Analytics in Higher Education Learning and Teaching*, pp.71–93, Springer, Cham.
- Dawson, S., Gasevic, D. and Mirriahi, N. (2016) 'Challenging assumptions in learning analytics', *Journal of Learning Analytics*, Vol. 2, No. 3, pp.1–3 [online] <https://doi.org/10.18608/jla.2015.23.1>.
- Dimitriadis, Y., Martínez-Maldonado, R. and Wiley, K. (2021) 'Human-centered design principles for actionable learning analytics', *Research on E-Learning and ICT in Education*, pp.277–296, Springer, Cham.
- DiSalvo, B., Yip, J., Bonsignore, E. and DiSalvo, C. (2017) *Participatory Design for Learning: Perspectives from Practice and Research*, Routledge, London.
- Dollinger, M., Liu, D., Arthars, N. and Lodge, J.M. (2019) 'Working together in learning analytics towards the co-creation of value', *Journal of Learning Analytics*, Vol. 6, No. 2, pp.10–26.
- Echeverria, V., Martinez-Maldonado, R., Granda, R., Chiluiza, K., Conati, C. and Shum, S.B. (2018) 'Driving data storytelling from learning design', *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, ACM, pp.131–140.
- Endert, A., Hossain, M.S., Ramakrishnan, N., North, C., Fiaux, P. and Andrews, C. (2014) 'The human is the loop: new directions for visual analytics', *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 43, No. 3, pp.411–435.
- Endsley, M. (1995) 'Toward a theory of situation awareness in dynamic systems: situation awareness', *Human Factors*, Vol. 37, No. 1, pp.32–64.
- Ez-Zaouia, M., Tabard, A. and Lavoué, E. (2020) 'Emodash: a dashboard supporting retrospective awareness of emotions in online learning', *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 139, p.102411 [online] <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102411>.
- Few, S. (2006) *Information Dashboard Design: The Effective Visual Communication of Data*, O'Reilly Media, Inc., Sebastopol, CA.
- Garrison, D.R., Anderson, T. and Archer, W. (2003) 'A theory of critical inquiry in online distance education', *Handbook of Distance Education*, Vol. 1, No. 4, pp.113–127.

- Gašević, D., Dawson, S. and Siemens, G. (2015) 'Let's not forget: learning analytics are about learning', *TechTrends*, Vol. 59, No. 1, pp.64–71.
- Gaver, B., Dunne, T. and Pacenti, E. (1999) 'Design: cultural probes', *Interactions*, Vol. 6, No. 1, pp.21–29.
- Gershon, N. and Page, W. (2001) 'What storytelling can do for information visualization', *Communications of the ACM*, Vol. 44, No. 8, pp.31–37.
- Holstein, K., McLaren, B.M. and Alevan, V. (2017) 'Intelligent tutors as teachers' aides: exploring teacher needs for real-time analytics in blended classrooms', *Proceedings of the 7th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, ACM, New York, NY, USA, pp.257–266.
- Hutchins, E. (1995) *Cognition in the Wild*, MIT Press, Cambridge, MA.
- Ifenthaler, D. and Widanapathirana, C. (2014) 'Development and validation of a learning analytics framework: two case studies using support vector machines', *Technology, Knowledge and Learning*, Vol. 19, No. 1, pp.221–240.
- Jivet, I., Scheffel, M., Drachler, H. and Specht, M. (2017) 'Awareness is not enough: pitfalls of learning analytics dashboards in the educational practice', in Lavoué, É., Drachler, H., Verbert, K., Broisin, J. and Pérez-Sanagustín, M., (Eds.): *Data Driven Approaches in Digital Education*, pp.82–96, Springer, Cham.
- Klein, G., Moon, B. and Hoffman, R.R. (2006) 'Making sense of sensemaking 1: alternative perspectives', *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 21, No. 4, pp.70–73.
- Liu, Z., Nersessian, N. and Stasko, J. (2008) 'Distributed cognition as a theoretical framework for information visualization', *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 14, No. 6, pp.1173–1180.
- Luckin, R., Puntambekar, S., Goodyear, P., Grabowski, B.L., Underwood, J. and Winters, N. (2013) *Handbook of Design in Educational Technology*, Routledge, London.
- Meyer, J., Thomas, J., Diehl, S., Fisher, B. and Keim, D.A. (2010) 'From visualization to visually enabled reasoning', *Dagstuhl Follow-Ups*, Vol. 1, Schloss Dagstuhl-Leibniz-Zentrum fuer Informatik.
- Newell, A., Simon, H.A. et al. (1972) *Human Problem Solving*, Vol. 104, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Park, Y. and Jo, I-H. (2015) 'Development of the learning analytics dashboard to support students' learning performance', *Journal of Universal Computer Science*, Vol. 21, No. 1, p.110.
- Pirolli, P. and Card, S. (2005) 'The sensemaking process and leverage points for analyst technology as identified through cognitive task analysis', *Proceedings of International Conference on Intelligence Analysis*, McLean, VA, USA, Vol. 5, pp.2–4.
- Prieto-Alvarez, C.G., Martinez-Maldonado, R. and Anderson, T.D. (2018) 'Co-designing learning analytics tools with learners', in Lodge, J.M., Horvath, J.C. and Corrin, L. (Eds.): *Learning Analytics in the Classroom*, pp.93–110, Routledge, Abingdon, Oxon; New York, NY.
- Roy, R. and Warren, J.P. (2019) 'Card-based design tools: a review and analysis of 155 card decks for designers and designing', *Design Studies*, Vol. 63, pp.125–154 [online] <https://doi.org/10.1016/j.destud.2019.04.002>.
- Russell, D.M., Stefik, M.J., Pirolli, P. and Card, S.K. (1993) 'The cost structure of sensemaking', *Proceedings of the INTERACT'93 and CHI'93 Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.269–276.
- Sadallah, M., Gilliot, J.M., Iksal, S., Quelenec, K., Vermeulen, M., Neyssensas, L. and Venant, R. (2022) 'Designing LADs that promote sensemaking: a participatory tool', *Educating for a New Future: Making Sense of Technology-Enhanced Learning Adoption: 17th European Conference on Technology Enhanced Learning, EC-TEL 2022, Proceedings*, 12–16 September, Springer, Toulouse, France, pp.587–593.

- Sadallah, M. and Gilliot, J-M. (2023) 'Generating LADs that Make Sense', *Proceedings of the 15th International Conference on Computer Supported Education – Volume 1*, pp.35–46, ISBN: 978-989-758-641-5, ISSN: 2184-5026.
- Sanders, E.B-N. and Stappers, P.J. (2008) 'Co-creation and the new landscapes of design', *CoDesign*, Vol. 4, No. 1, pp.5–18.
- Sarikaya, A., Correll, M., Bartram, L., Tory, M. and Fisher, D. (2019) 'What do we talk about when we talk about dashboards?', *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 25, No. 1, pp.682–692.
- Sarmiento, J.P. and Wise, A.F. (2022) 'Participatory and co-design of learning analytics: an initial review of the literature', *Proceedings of the 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, pp.535–541.
- Schulz, H-J., Hadlak, S. and Schumann, H. (2011) 'The design space of implicit hierarchy visualization: a survey', *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 17, No. 4, pp.393–411.
- Schwendimann, B.A., Rodríguez-Triana, M.J., Vozniuk, A., Prieto, L.P., Boroujeni, M.S., Holzer, A., Gillet, D. and Dillenbourg, P. (2017) 'Perceiving learning at a glance: a systematic literature review of learning dashboard research', *IEEE Transactions on Learning Technologies*, Vol. 10, No. 1, pp.30–41.
- Sedrakyan, G., Mannens, E. and Verbert, K. (2019) 'Guiding the choice of learning dashboard visualizations: linking dashboard design and data visualization concepts', *Journal of Computer Languages*, Vol. 50, pp.19–38 [online] <https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2018.11.002>.
- Shaw, M. (2011) 'The role of design spaces', *IEEE Software*, Vol. 29, No. 1, pp.46–50.
- Shneiderman, B. (2003) 'The eyes have it: a task by data type taxonomy for information visualizations', *The Craft of Information Visualization*, pp.364–371, Elsevier, San Francisco.
- Shum, S.B., Ferguson, R. and Martinez-Maldonado, R. (2019) 'Human-centred learning analytics', *Journal of Learning Analytics*, Vol. 6, No. 2, pp.1–9.
- Siemens, G. and Baker, R.S.d. (2012) 'Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration', *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.252–254.
- Taffe, S. (2015) 'The hybrid designer/end-user: revealing paradoxes in co-design', *Design Studies*, Vol. 40, pp.39–59 [online] <https://doi.org/10.1016/j.destud.2015.06.003>.
- Verbert, K., Ochoa, X., De Croon, R., Dourado, R.A. and De Laet, T. (2020) 'Learning analytics dashboards: the past, the present and the future', *Proceedings of the 10th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, pp.35–40.
- Wise, A.F. and Jung, Y. (2019) 'Teaching with analytics: towards a situated model of instructional decision-making', *Journal of Learning Analytics*, Vol. 6, No. 2, pp.53–69.
- Yalçın, M.A., Elmqvist, N. and Bederson, B.B. (2016) 'Cognitive stages in visual data exploration', *Proceedings of the Sixth Workshop on Beyond Time and Errors on Novel Evaluation Methods for Visualization*, pp.86–95.
- Yi, J.S., Kang, Y., Stasko, J. and Jacko, J.A. (2007) 'Toward a deeper understanding of the role of interaction in information visualization', *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 13, No. 6, pp.1224–1231.
- Yoo, Y., Lee, H., Jo, I-H. and Park, Y. (2015) 'Educational dashboards for smart learning: review of case studies', in Chen, G., Kumar, V., Kinshuk, Huang, R. and Kong, S.C. (Eds.): *Emerging Issues in Smart Learning. Lecture Notes in Educational Technology*, pp.145–155, Springer, Berlin, Heidelberg.



Learning Path Recommendation from an Inferred Learning Space

Madjid Sadallah and Grégory Smits^(✉)

IMT Atlantique, Lab-STICC UMR CNRS 6285, 29238 Brest, France
{madjid.sadallah,gregory.smits}@imt-atlantique.fr

Abstract. Defining a learning space of reference may be a challenging task for the concerned tutor(s). However, once formalized, such a representation of possible learning sequences may serve as a norm to evaluate the current state of a learner and to potentially derive recommendations about the next learning state to target. A pragmatic strategy is introduced in this article to ease the definition of a subjective learning space from a few tutor(s)-provided examples of representative learning paths. A measure is then also inferred from these representative paths that can then be used to evaluate an ongoing learning path. The learning space and the evaluation measure, combined together, are then used to suggest the learning activity the learner should address next.

Keywords: Learning space inference · Learner evaluation · Fuzzy measure inference · Recommendation

1 Introduction

Massive Open Online Courses (MOOC) have been largely adopted to provide a flexible access to a collection of learning activities. It makes sense to consider that, within a same platform, learners may follow different learning sequences to reach a same goal [3] which is to master a targeted set of skills.

A Learning Space (LS), as defined by Doignon and Falmagne in [4], is a formal model used to describe the knowledge states of learners. It consists in learning states representing families of problems a learner is able to solve at a given time that are linked by prerequisite relationships. The practical applications of LSs are wide-ranging and it has been shown that they may improve both teaching and learning outcomes. ALEKS [2] is an example of a web-based intelligent tutoring system that employs LSs to assess student knowledge and instruct them in various scientific fields by providing personalized feedbacks.

The construction of an appropriate LS is a highly demanding task that generally relies on the expertise of one or several competent tutors. To ease the construction of an LS, a cooperative approach called *QUERY* [5] question experts about the dependencies between the learning activities. The present article introduces a novel approach to construct a LS that then serves as a basis for providing learners with feedbacks on their ongoing learning process. Unlike

the traditional approach, which requires tutors to answer questions about the prerequisites between learning activities, the proposed strategy seeks examples of representative learners from the concerned tutors. These tutor-given examples serve to illustrate a possible learning trajectory to achieve a complete mastery of the skills targeted in the course. While inferring LS from a few learning paths is not a new concept, the main contribution of this work is to infer an evaluation measure from the tutor(s)-provided examples, which is then used to assess and complete an ongoing learning path. This approach has several benefits over the traditional approach to constructing LSs. First, it is less time-consuming and resource-intensive since tutors do not need to provide explicit information on the prerequisite relationships between states. Second, the proposed approach may be used to provide learners with personalized suggestions about the way to address the different problems and to give them a quantitative feedback about the gap between their ongoing learning sequence and learners of reference.

Section 2 provides a detailed account of the proposed approach, outlining the LS construction phase and the inference of the evaluation measure, which are then used to recommend the learning paths. Section 3 finally illustrates how the approach could be integrated in an online learning environment.

2 Proposed Approach

In this section, the fundamental properties of an LS are first recalled before showing how this structure is used in the proposed approach.

2.1 Learning Space Inference from a Few Sequences

Let Q be a set of problems that can be addressed during a given course. Especially if the course holds in a flexible learning platform as a MOOC can be, then it is generally considered that different paths may be envisaged to master Q , despite the existence of prerequisites to solve some of these problems. An LS [4] is a formal structure defined by a couple $(Q, \mathcal{K})$, $\mathcal{K}$ being a family of subsets of Q that organizes the different knowledge states that describe what a learner is able to solve at a given stage of its learning process. Two axioms make such a formal structure relevant to model a learning domain:

1. learning smoothness (i.e. step-by-step learning), if $K \subset L \subseteq Q$ then it must exist a chain of states $K_0 = K \subset K_1 \subset \dots \subset K_n = L$ with $K_i = K_{i-1} \cup \{q_i\}, q_i \in Q$,
2. learning consistency, if $K \subset L \subseteq Q$ and $q \in Q \setminus K$, then $K \cup \{q\} \in \mathcal{K}$ implies $L \cup \{q\} \in \mathcal{K}$.

A singularity of the proposed approach is to ask the tutor(s) managing the course to provide a few examples of learners who have been identified as particularly outstanding in the way they have addressed the different problems Q to serve as references. Let $\mathcal{E} = \{e_1, \dots, e_m\}$ be this set of representative learners. It is imposed that each learner e is associated with a sequence, denoted by S_e ,

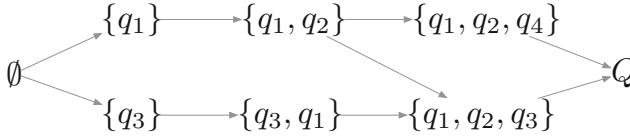


Fig. 1. LS built from the three learning sequences S_{e_1} , S_{e_2} and S_{e_3}

describing the order in which he/she has addressed all the problems in Q . Each $S_e, e \in \mathcal{E}$, being a complete learning sequence, forms a complete chain of step-by-step learning states from $\emptyset$ to Q . It has been proved in [4] (Theorem 13.5.5 in Chap. 13) that given a set of learning sequences (i.e. $\{S_{e_1}, \dots, S_{e_m}\}$) the union of their prefixes forms an LS.

To illustrate this LS construction step, let us consider that $Q = \{q_1, q_2, q_3, q_4\}$ and that three representative learning sequences are provided by the tutor(s): $S_{e_1} = q_1 \prec q_2 \prec q_3 \prec q_4$, $S_{e_2} = q_1 \prec q_2 \prec q_4 \prec q_3$ and $S_{e_3} = q_3 \prec q_1 \prec q_2 \prec q_4$. Figure 1 depicts the obtained LS.

2.2 Learner's Evaluation Wrt. a LS of Reference

In addition to serve as a basis to build the LS, the set $\mathcal{E}$ of representative learners is also used to infer an evaluation measure. This measure may then be used to set up normative evaluations confronting an ongoing learning process with the learning sequences of reference that constitute the norm. To infer the evaluation function from the set $\mathcal{E}$, an adaptation of the approach named CHOCOLATE introduced in [7] is proposed. It aims at inferring the characteristic function of a disjunctive concept from a few user-provided representative examples. This approach is particularly relevant in this context as, first, it takes as input a tiny set of positive examples, thus reducing the cognitive load of the concerned tutor(s). These examples are treated in a non-contrastive way, i.e. without considering negative examples nor discriminating wrt. other concepts. Finally, and probably the most important property in our case, CHOCOLATE captures generalization situations when properties are shared among a subset of representatives examples (i.e. common subsequences in the tutor(s)-provided learning sequences) but without discarding singular examples. CHOCOLATE, that is an automatic learning method from a tiny set of positive examples [8], draws its theoretical foundation in the cognitive approach called the Exemplar View [6] that advocates for a disjunctive interpretation of the representative examples.

The inference mechanism of CHOCOLATE and its underlying weighting measures are revisited to handle sequences of items as input, instead of sets of items, and to fit the behavior expected in an online learning context.

A function $\delta : Q \rightarrow [0, 1]$ is first used to quantify the importance of each problem taken individually. It is considered here that the higher the number of states in which a problem q appears, among the states in $\mathcal{K}$, the more important the problem. This weighting strategy is justified by the fact that a problem that

frequently appears in the different knowledge states is a prerequisite to solve many other problems. More formally, the δ function is defined as follows:

$$\delta(q) = \frac{|\{k \in \mathcal{K} \text{ st. } q \in k\}|}{|Q|}, \quad (1)$$

where k is a knowledge state in $\mathcal{K}$.

Considering the toy example depicted in Fig. 1, $\delta(q_1) = \frac{6}{7}$, $\delta(q_2) = \delta(q_3) = \frac{4}{7}$ and $\delta(q_4) = \frac{2}{7}$.

A second function denoted by μ is used to quantify the relevance of a sequence of problems. A sequence S to evaluate is considered relevant if it matches one of the possible learning sequences involved in the considered LS. The comparison between S and the representative examples from $\mathcal{E}$ cannot rely on their longest common subsequence, as it would not take into account the relations of prerequisite between problems, but rely on the identification of the longest prefix of the examples that is a subsequence of S , hence the following μ function:

$$\mu(S) = \max_{e \in \mathcal{E}} \max_{i=1}^{|S_e|} \frac{|S_e^i| \times (S_e^i \blacktriangleleft S)}{|S_e|}, \quad (2)$$

where S_e^i is the prefix of size i of the sequence S_e , $|S|$ the length of a sequence S and $(S_e^i \blacktriangleleft S)$ a Boolean predicate indicating if S_e^i is a subsequence of S . It is straightforward to show that μ possesses the properties of a fuzzy measure:

1. $\mu(S = \emptyset) = 0$ as $(S_e^i \blacktriangleleft \emptyset)$ always equals 0 whatever the prefix S_e^i ,
2. $\mu(S \in \mathcal{E}) = 1$ as $|S_e^i| \times (S_e^i \blacktriangleleft S')$ equals $|S_e|$ when $S = S_e$,
3. $\mu(S) \leq \mu(S')$ if $(S \blacktriangleleft S')$. Let S_e^i be the longest prefix of S among the examples in $\mathcal{E}$, then by transitivity S_e^i is also a prefix of S' . The length of the longest prefix of S_e^i that is also a subsequence S can only increase when new activities are added to S .

To illustrate the way the relevance of a sequence is quantified, let us consider an ongoing sequence $S = q_1 \prec q_3 \prec q_2$ and its comparison wrt. the LS in Fig. 1. Then, $\mu(S) = \frac{2}{4}$ as the longest prefix among the examples in $\mathcal{E}$ that is a subsequence of S is $q_1 \prec q_2$ from e_1 and e_2 . Considering now a learner addressing the problems in the following order $S = q_3 \prec q_2$, then this sequence gets the following relevance degree $\mu(S) = \frac{1}{4}$ as the prerequisite of q_2 have not been addressed.

μ is a fuzzy measure that quantifies the matching of any (sub)sequence of problems wrt. the examples in S . The Choquet integral, as a sub(sup)-additive aggregation function, is particularly relevant to aggregate the individual weights of the problems (given by the δ function) when the way they are combined matters (the μ function). However, the discrete version of the Choquet integral takes as input a set whose elements are processed in a decreasing order of their individual weight to quantify the overall weight of their combinations, but does not consider any temporality. This is why, in order to also take into account the temporal order the problems are addressed in the evaluated sequence, a temporal criteria is added to the aggregation function given in Eq. 3:

$$\mathcal{C}(S) = \sum_{j=1}^{|S|} [\mu(H_j(S)) - \mu(H_{j-1}(S))] \times (H_j(S) \triangleleft S) \times \kappa_j(S), \quad (3)$$

where $\kappa_j(S)$ returns the j^{st} most important, in terms of prerequisite, problem of the sequence S and $H_j(S)$ is the sequence composed of the j most important problems in S ranked in a decreasing order of their δ score. The Boolean predicate $(H_j(S) \triangleleft S)$ returns 1 if $H_j(S)$ is a subsequence of S , which means that the evaluated sequence $H_j(S)$ has been actually approached this way. In other words, the function $\mathcal{C}(S)$ identifies the longest sequence of the most important problems that appears in S but also checking that they are addressed according to their relations of prerequisite defined in the inferred LS.

As an illustration, let us consider the sequence $S = q_1 \prec q_4 \prec q_2$ to evaluate and the LS in Fig. 1. Its score is computed as follows: $\mathcal{C}(S) = \frac{1}{4} \times \frac{6}{7} \times 1 + (\frac{2}{4} - \frac{1}{4}) \times \frac{4}{7} \times 1 + (\frac{3}{4} - \frac{2}{4}) \times \frac{2}{7} \times 0 = \frac{5}{14}$.

2.3 Recommending the Next Learning Activity

A first quantitative feedback, using the $\mathcal{C}(S)$ function, can be given to the learner about the relevance of his/her ongoing learning process compared to a LS of reference. It is now shown how the LS and the function $\mathcal{C}(S)$, combined together, may be used to provide the learner with suggestions about the next learning activity to address.

Let $N(S) = \{q \in Q \setminus S\}$ be the set of problems the learner still has to address. This set may be reduced to the what is called the outer fringe in [4] of the knowledge states mastered by the concerned learner. The outer fringe is the set of problems that are directly reachable from a given knowledge state. Let $q \in N(S)$ be a reachable problem, then the function $\mathcal{C}$ is used to evaluate the gain for the learner of addressing q , this gain is denoted by $\gamma(q, S)$ and is computed as follows:

$$\gamma(q, S) = \mathcal{C}(S \prec q) - \mathcal{C}(S). \quad (4)$$

The next problem q that the proposed strategy suggests to address is such that $\gamma(q, S) = \max_{q' \in N(S)} \gamma(q', S)$.

As an illustration, let us consider that the learner has completed only one activity $S = q_1$ from the space in Fig. 1. Then, the next reachable problems are $\{q_2, q_3\}$. As $\mathcal{C}(q_1 \prec q_2) = \frac{5}{14}$ and $\mathcal{C}(q_1 \prec q_3) = \frac{3}{14}$, q_2 is suggested.

Such a fuzzy-measure-guided recommendation may be seen as a positive, thus opposite, definition of the Shapley value. The Shapley value is often used to quantify and explain the overall importance of an item q wrt. a fuzzy measure. Instead of determining the importance of q as the mean loss observed when q is removed from all the states it appears in, the gain caused by adding q determines the importance of learning q next. This recommendation strategy may be seen as a positive counterfactual-based explanation method in the field of explainable AI [1]. The problem q that is suggested is the minimal reachable improvement of the learning sequence S that allows the learner to get closer to the target class formed by the representative examples used to build the LS.

3 Ongoing Works

This paper describes recent theoretical works on the cooperative definition of an LS of reference from few examples. Experimentations are currently in progress so as to assess the relevance of the proposed evaluation strategy and the recommendations it generates. These experimentations are conducted in a MOOC platform of a French engineering school. It has first been observed on a given course involving 13 problems that, despite its linear structure, 12 different learning paths have been followed by learners who performed well (final grade $\geq \frac{7}{10}$). The 5 first learning steps of these 12 paths are always the same. The proposed methodology gives a significant weight to this sequence shared among these 12 paths of reference but then also takes into consideration all the possible ways to build a sequence that covers all the remaining problems.

Our current research aims to leverage the inferred LS and the assessment metric to provide learners with personalized feedbacks tailored to their current state of knowledge and the learning goal. An underlying research question is that such a learning goal may be inferred from few teacher(s)-selected examples of successful learners. Next step will be to assess the impact of the provided recommendation on learners' achievement.

References

1. Byrne, R.M.: Counterfactual thought. *Annu. Rev. Psychol.* **67**, 135–157 (2016)
2. Canfield, W.: Aleks: a web-based intelligent tutoring system. *Math. Comput. Educ.* **35**(2), 152 (2001)
3. Davis, D., Chen, G., Hauff, C., Houben, G.J.: Gauging mooc learners' adherence to the designed learning path. In: *International Educational Data Mining Society* (2016)
4. Doignon, J.P., Falmagne, J.C.: *Knowledge Spaces*. Springer, Cham (2012)
5. Kambouri, M., Koppen, M., Villano, M., Falmagne, J.C.: Knowledge assessment: tapping human expertise by the query routine. *Int. J. Hum. Comput. Stud.* **40**(1), 119–151 (1994)
6. Smith, E.E., Medin, D.L.: The exemplar view. In: *Foundations of Cognitive Psychology: Core Readings*, pp. 277–292 (2002)
7. Smits, G., Yager, R.R., Lesot, M.-J., Pivert, O.: Concept membership modeling using a choquet integral. In: Lesot, M.-J., et al. (eds.) *IPMU 2020. CCIS*, vol. 1237, pp. 359–372. Springer, Cham (2020). https://doi.org/10.1007/978-3-030-50146-4_27
8. Wang, Y., Yao, Q., Kwok, J.T., Ni, L.M.: Generalizing from a few examples: a survey on few-shot learning. *ACM Comput. Surv. (CSUR)* **53**(3), 1–34 (2020)

Generating LADs that Make Sense

Madjid Sadallah^a and Jean-Marie Gilliot^b

IMT Atlantique, Lab-STICC UMR CNRS 6285, F-29238 Brest, France

Keywords: Learning Analytics Dashboard, Codesign, Generative Design, Dashboard Generation.

Abstract: Learning Analytics Dashboards (LADs) deliver rich and actionable representations of learning data to support meaningful and insightful decisions that ultimately leverage the learning process. Yet, because of their limited adoption and the complex nature of learning data, their design is still a major area of inquiry. In this paper, we propose to expand LAD codesign approaches. We first investigate how the user makes sense of the data delivered by LADs and how to support this sensemaking process at design. Second, we propose a generative tool, supporting sensemaking and decision making process, that extends end-users participation during the prototyping phase and empowers LAD designers. We also present an evaluation of the tool, including usability and user experience, demonstrating its effectiveness in supporting the design and prototyping of LADs.

1 INTRODUCTION

Learning analytics dashboards (LADs) are visualization tools that report on student learning in educational contexts as a result of a learning analytics (LA) process (Schwendimann et al., 2017). By incorporating visual and interactive features, they amplify human natural abilities to detect patterns, establish connections and make inferences. Being the most visible face of LA, their successful design is critical to the adoption of LA solutions by the educational community. Despite numerous reviews showing an increasing interest in LADs (see, e.g., (Schwendimann et al., 2017)), large-scale diffusion to their stakeholders remains limited. This lack of adoption can be attributed to issues related to (1) their poor design, resulting in a failure to incorporate pedagogical underpinnings (Jivet et al., 2018), (2) a poor alignment with users' needs and expectations (Chatti et al., 2020), and (3) failure to measure the appropriateness of embedded visualizations to users' visual literacy levels (Schwendimann et al., 2017).

LADs can make an impact only if they successfully influence a thought process or a decision (Meyer et al., 2010). Yet, their design as instruments of communication is challenging (Echeverria et al., 2018) and calls for theories from several fields, ranging from data visualization and human cognition to human-computer interaction (Yoo et al., 2015; Al-

hadad, 2018). We argue that their design should focus on supporting sensemaking and decision-making, and enhancing awareness and reflection as a means to drive shifts in cognitive, behavioral and emotional skills (Jivet et al., 2018). From a practical standpoint, creating effective LADs is complex not only in terms of design, but also of implementation. Capturing LAD design and delivering it for end-users are a highly demanding, time-consuming and challenging task requiring expertise in data analysis and visualization (Deng et al., 2022). Our objective is to propose a complete design and delivery methodology capable of creating meaningful LADs at affordable costs.

To fulfill our objective, we advocate for a codesign approach to ensure design responses that are well-aligned with users' requirements and expectations (Holstein et al., 2017). We also focus at the design stage on creating LADs that are centered on sensemaking to best support decision making. Moreover, literature reports that effective co-design of LA systems with stakeholders requires generative design tools and techniques to overcome potential barriers (Holstein et al., 2019). Thus, to support the production of co-designed LADs, we follow a generative approach for providing functional prototypes without requiring a significant development effort.

In this paper, we aim to address two research questions: *How can the decision-making process be reflected on a learning dashboard?* (RQ1) and *How to support the designer in the prototyping phase to design LADs that make explicit the associated decision-making processes?* (RQ2). We propose a generative

^a  <https://orcid.org/0000-0001-9118-0235>

^b  <https://orcid.org/0000-0003-4569-3552>

co-design approach and tool to address the research questions. Our approach and tool integrate generative design and participatory design to identify the desires, needs, values, and constraints of LAD designers and stakeholders, and to generate prototypes that support the decision-making process. The remainder of this paper begins with a review of relevant research (Section 2). Section 3 presents a framework of interaction for sensemaking in LADs, and details our proposed generative co-design approach. Section 4 describes LADStudio, a tool we built to illustrate the implementation of our proposals; it also reports on the studies carried out to evaluate the usability and the user experience of the tool before concluding (Section 5).

2 BACKGROUND AND RELATED WORK

2.1 Factors of Effective LAD Design

Because LAD design spans several fields, any design process needs to account for several factors, sometimes of different nature (Yoo et al., 2015; Alhadad, 2018). To translate data into a form that effectively leverages the human visual system, it is crucial to select visual representations that are consistent with the available data and relevant to the task at hand. The use of appropriate visualizations has the potential to amplify cognition and facilitate insights, decisions, and actions that may otherwise be difficult or impossible to achieve (Van Wijk, 2005). Conversely, failure to associate effective visualizations with data can lead to unnecessary exploration, inaccurate or false knowledge, wasted time or lack of use due to frustration and confusion (Yalçın et al., 2016).

The process of stimulating and enabling human reasoning using interactive visualization tools is still an under-explored field (Meyer et al., 2010). LAD design choices are often based on assumptions about how users will make sense of the information and their capacity to reach a shared understanding of the analytics presented (Clow, 2012). Beyond these assumptions and expectations, the process of making sense of a LAD and the factors that impact the user's sensemaking remains largely unknown (Jivet et al., 2020). Research needs to focus on design principles that are able to guide and justify design choices (Bodily and Verbert, 2017; Echeverria et al., 2018).

2.2 LAD Codesign

The success of any innovation in LA depends largely on the degree of stakeholder involvement during the

design phase (Holstein et al., 2017). Therefore, *code-sign* (or *participatory design*), derived from user-centered design, has recently become a subject of a growing trend. In LA, it is defined as *an approach where learners, educators, institutions, researchers, developers and designers are all included across different stages of the design process, from exploration to actual implementation* (Prieto-Alvarez et al., 2018). Examples of successful use for co-design of dashboards are reported in the literature (Sarmiento and Wise, 2022). Yet, the LA community still lacks tools specific to the needs of its stakeholders to effectively communicate and understand the design components (Alvarez et al., 2020). In addition, most research on participatory approaches has focused on the ideation phase. In this paper, we aim at extending discussion through the prototype phase, by providing tools for the designer that facilitate user requirements translation, supporting sensemaking features and providing relevant guidelines.

2.3 Sensemaking and Decision Support

From a metacognitive perspective, LADs play a crucial role in supporting the process of sensemaking, an information integration process that involves interpreting and processing information, allowing individuals to construct meaning and derive insights that inform future actions and decisions (Pirulli and Card, 2005). To describe and analyze sensemaking with LADs, proposed models break the process down into phases that go from perceiving the dashboard to taking and implementing pedagogical actions and decisions. Nevertheless, these models remain evasive on how these cognitive activities are related to and correlated with the user's experience with the LAD.

To account for LAD-based sensemaking, the data/framework (D/F) theory (Klein et al., 2006) defines a model that most clearly delineates the underlying cognitive processes. It flows from the realm of naturalistic decision-making (Beach et al., 2014), which reflects the reality of most decision-making using LADs. According to the D/F model, two types of entities interact during sensemaking: *data* and *frame*. The data is the information that a person receives or seeks, and the frame is the mental structure that organizes, interprets and explains the data. Also, the frame extends beyond the data, using background knowledge and expectations to fill in gaps, and eventually creates gaps into which the data can fit. The D/F model identifies the different types of framing activities: (1) *elaborating* the current frame by adding it data and new relationships; (2) *questioning* data that is incompatible with the current interpretation; (3)

preserving the interpretation regardless of the incompatibility, by relativizing the significance or justifying the ignoring the incompatibility; (4) *comparing* multiple interpretations that can explain the same set of data; (5) *reframing* by looking for a solution that explains inconsistent data, possibly by reconsidering and reinterpreting rejected data; and (7) *seeking* a new interpretation of conflicting data, using for instance key data elements as anchors.

Sensemaking is a prerequisite for many essential human tasks, especially decision-making (Zhang and Soergel, 2014). The naturalistic approach for exploring human decisions focuses on the early process of building “situation awareness” (SA) using sensemaking strategies through which a course of action is developed (Beach et al., 2014). Three levels of SA are defined in (Endsley, 1995): *perception* of the elements in the environment within a volume of time and space, *comprehension* of their meaning, and *projection* of their status in the near future. This process leads to decision making and then to actions. The stages of knowledge represented by the levels of SA are only attainable through sensemaking (Klein et al., 2006).

2.4 Dashboards Generation

The systematic literature review presented in (Vázquez-Ingelmo et al., 2019) identified three main approaches regarding generating tailored dashboards, namely *customization*, *personalization*, and *adaptation*. Customization solutions are driven by the explicit user requirements and actively involve the user by requiring him to perform explicit tailoring actions (Mayer and Weinreich, 2017). Personalized solutions infer an appropriate configuration from implicit data on users, tasks or objectives and goals. Some authors (e.g., (Kintz et al., 2017)) use the business process and goals model, adding user roles to the process for further tailoring. Adaptive dashboards are able to adjust and adapt themselves in real time according to environmental changes. For instance, the solution described in (Belo et al., 2014) restructures itself given user-profiles and behaviors extracted from the dashboards’ analytical sessions.

A major drawback of all these solution approaches is the fact that, although the end user is the primary source and target of the generation process, the design does not explicitly follow a user-centered approach. Existing solutions are focused on data properties, usage context description, and user profiles. These dimensions are crucial for the design and generation processes. Yet, human factors related to intended dashboard use and decision-making are not explicitly integrated to dashboard design and generation.

3 THEORETICAL FRAMEWORK

In this section, we introduce a framework that explicitly outlines the user-centered design dimensions, including sensemaking. We also show how this framework guides our codesign approach to create LADs that are aligned with users needs and expectations.

3.1 LAD Design Space

A design space provides a comprehensive guide for a class of applications emphasizing the freedom to choose from different options and to explore alternatives in the target domain (Schulz et al., 2011). According to (Shaw, 2012), it identifies and organizes the decisions to be made, together with the alternatives for those decisions. In dashboard design, several authors have sought to characterize the design space. Combining insights from previous works (e.g., (Yigitbasioglu and Velcu, 2012; Schulz et al., 2011)), we propose to describe the LADs design space through four dimensions: Goal, Usage Context, and Data, representation & Interaction (Gilliot and Sadallah, 2023). These dimensions were established based on existing literature and are intended to be adequate and sufficient for characterizing the LAD design space and evaluating the effectiveness of LADs in supporting awareness, sensemaking and decision making.

Goal. The *goals* can be classified based on the competence they aimed to affect in learners: meta-cognitive, cognitive, behavioral, emotional and self-regulation (Jivet et al., 2017). In (Sedrakyan et al., 2019), the authors analyzed students objectives in terms of targeted intervention and suggested focusing on the following aspects of the learning process: (i) cognitive, (ii) outcome oriented (e.g., achievement level), (iii) process-oriented, (iv) behavioral, (v) meta-cognitive. The social presence being a key element of any educational experience (Garrison et al., 2003), we add to this list (vi) the social aspect, that relates to group-work or learner relations.

Usage Context. This dimension describes the learning *context* (classroom, online, or outside the classroom), and the *scope* or target of the dashboard (a learner, a group of learners, the entire class, or at the school, department, academy, or intermediate level). It also precises the focus of the analytics (the people, their activity, their results, the context, the content, the exchanges). More generally, a LAD can be designed to be used or shared by several stakeholders with different perspectives, objectives and expectations.

Data, Representations & Interaction. This dimension defines the data and their properties, associates visual representations with the data, and adds interaction features to them. While data and representations provide insights for sensemaking, specifying interactions helps to better sustain the underlying process.

3.2 Interaction for Sensemaking

Interaction is the means by which humans explore visual representations to generate insight. It is an essential glue that tightly binds analysis, visualization and the human analyst (Endert et al., 2014). To explore how users engage in sensemaking supported by LADs, we propose to investigate the interaction beyond its technical aspects, to examine it in terms of the discourse that occurs between users and LADs. This perspective is compliant with the view of interaction within the *distributed cognition* theory (Hutchins, 1995). According to this theory, cognition is inherently distributed, and results from the propagation of representations of information between the user and the environment. It is a property that emerges and builds up over time as an individual interacts with his environment: it develops through perception and interaction (Liu et al., 2008). This perspective is useful for observing and reflecting on the cognitive processes involved by examining the exchange of representations during their transmission between the user and the environment.

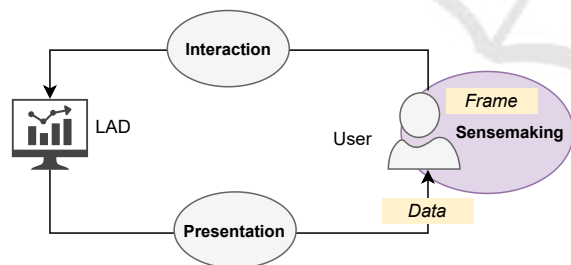


Figure 1: Loop of Interaction-Sensemaking with LADs.

Derived from this conceptualization of LADs as cognitive tools, we propose the *Interaction-Sensemaking* loop (depicted in Figure 1) to account for representation propagation through interaction. According to this model, the user makes sense of the data rendered by a LAD through interaction exploration. His interactions may lead to an update of the LAD configuration and thus of the associated representations. The insight gained by the user can push him to make some pedagogical decision, which can impact his environment. Framing occurs in the user's mind as data derived from his interactions is

integrated with his internal knowledge to evolve his current frame. This process is iterative: depending on the resulting frame, the user may need to interact again with the LAD. The interaction-sensemaking process is cyclic, and provides both a means of interpreting data from the environment and a trigger and catalyst for action to be taken accordingly. It thus brings the involved parts of LAD-based sensemaking and decision-making into a meaningful structure.

3.3 A Generative Codesign Approach

We propose a methodology for conceiving LADs that draws on two complementary approaches: *generative design* and *participatory design*. The approach is also interactive insofar as, throughout the process, a given design space is explored and a target design is evaluated on the basis of human judgment (Khan et al., 2019). Generative design approaches allow designers to use automated tools to generate valid design solutions for a given problem, specified by defining a set of goals and constraints (Keshavarzi et al., 2020).

3.3.1 Modeling Stakeholders

As part of a codesign approach, we advocate making explicit the definition of representative roles of the stakeholders involved in the development and use of LADs. We can distinguish several stakeholders: end-users, designers, developers, pedagogical team, administrators, etc. The latter can be combined under two key roles: *user* and *designer*. The *user* role refers to all the stakeholders from which the requirement expression originates and those who will be potential end-users. The *designer* role refers to the users whose role is to design and implement the dashboard specification. This role includes refining the user's specification, defining the indicators and associated visualizations, conceiving the user interface, and implementing the final LAD. The aim of the proposed approach is therefore to allow the user and the designer to fully describe the desired result, to generate candidates and to refine them

3.3.2 Process of Generative Design

Generative design is a process in which the human is given tools to describe his needs and intent, explore the design space, generate a set of target solutions and then select and refine the most appropriate one based on his own judgment. Following this approach consists in designing an LAD progressively, in several steps, by involving the different actors involved in the design process: user and designer. The user is also involved in describing the usage and evaluat-

ing the result, while the designer manages the whole generation process, translating the usage description, exploring different options, directing the generation and evaluating the result with the end user (Figure 2).

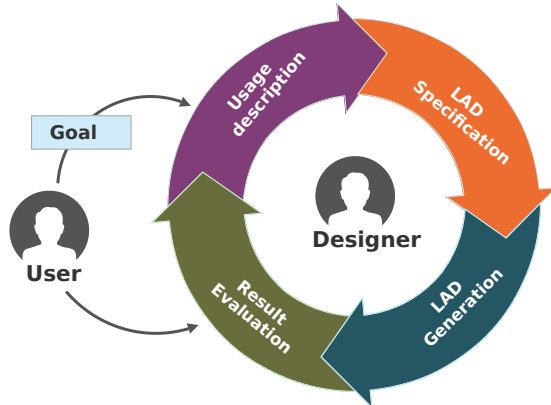


Figure 2: LAD Generative design approach.

Goal Definition. Defining the LAD goal is a core aspect of the design process. This characterizes the dashboard and its use, provides access to existing implementations and allows for future capitalization based on objectives. Therefore, this step is assumed to provide a static input into the design loop rather than being part of it.

Usage Description. This task is conducted by the designer in collaboration with the end user. It lays the foundation for the final LAD by making explicit the users' needs and expectations, and defining sharing options with other users, time of use, and observation time on which the decision is based.

LAD Specification. The requirement capture and understanding of the usage context are crucial in building a LAD that aligns with the user's expectations. This process is done through a progressive and iterative approach, which involves setting up the data sources, representations, and interactions that ultimately result in the desired dashboard composition.

- *Data Identification.* Based on the LAD specification, the designer needs to identify the indicators that are necessary to create effective dashboard components. This involves having expertise in data analytics and understanding the best practices of defining metrics that meet the user's expressed needs.
- *Definition of Visualization Components.* Having identified the relevant indicators, the designer must then determine the appropriate visualizations and define the interaction options that en-

able the user to understand the data. This requires a high level of visual literacy from the designer.

- *Supporting End-User Sensemaking.* The designer must structure the LAD components in a way that guides the user through the sensemaking process, providing different levels of awareness. For each level, he can define one or more relevant views. These views must be structured in a way that enables the user to interact within each view, and to navigate to other views in search of new insights, using the specified interaction options.
- *Fine-Tuning for Better Fit with Design Principles.* To ensure the LAD design follows established design guidelines and principles, the designer must bring his domain expertise and understanding of the cognitive process involved in using the dashboard. This step of the specification is crucial to the success of the design.

LAD Generation. From the specification produced in the previous step, the designer generates a testable dashboard prototype using available tools. To make this process more efficient, the designer can rely on automatic generators that interpret the specifications, which eliminates the need for technical work. This approach offers a high level of stakeholder involvement, allowing them to view and provide feedback on the prototype, and enables the designer to easily modify and refine the design. Additionally, automatic generators facilitate the identification of errors and inconsistencies in the design, which can be addressed before moving to the other phases.

Result Evaluation. This stage is initiated after the generation of a proof (i.e., a ready-to-use dashboard), as testing with high-fidelity prototypes provides more valuable feedback from the end-users. Through a series of user testing sessions, the designer validates the dashboard design with the user and solicits feedback for future iterations. This iterative process may lead to revisions of the original design specification and the incorporation of new features or improvements to better align with users' needs and preferences.

4 A TOOL FOR LAD GENERATION

4.1 Rationale and Overview

As a proof of concept of the proposed approach, we developed LADStudio for dashboard specification

and assisted generation. It allows designers to build, with end-users, and implement potentially complex dashboards by providing only the highest level of information. The development of LADStudio takes part within a global project, PaDLAD¹, where the aim is to propose models and tools for LAD codesign for awareness, sensemaking and decision-support. A card-based codesign toolkit is proposed to collect participants' needs in terms of cognitive support and related interfaces (Sadallah et al., 2022). Using the toolkit, the designer collects user requirements and uses LADStudio as a tool to discuss, evaluate and refine the design with them. Specifications as entry of LADStudio are thus obtained from an ideation process, as described in (Prieto-Alvarez et al., 2018). LADStudio is dedicated to the next step identified, namely prototyping.

LADStudio is designed following a three-tier architecture in which presentation, application processing, and management are logically separated processes. We implemented it using modern technologies, the dashboard rendering is tested using an instance of the Grafana², an open source analytics and interactive visualization tool.

4.2 Component-Based Model

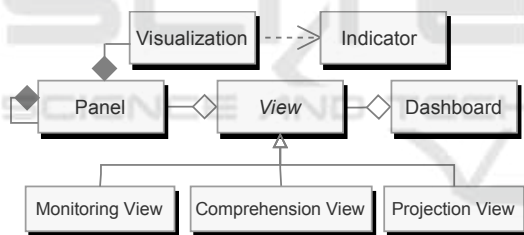


Figure 3: Dashboard component-based structure.

We follow a component-based approach for modeling the structure of LADs. The structure (and logical view) of a dashboard is thus constructed using a hierarchy of nested components. Such an approach eases the design of LADs by providing common, shareable and reusable components. New components can be created from scratch, by editing existing ones or from lower-level components. LADs components can be of different types (Figure 3): (1) *Indicators* are data components that describe a high-level measure of interest; (2) *Visualizations* are rendering components with visual manifestation; (3) *Panels* are the building blocks of the dashboard. They are containers of visual that define structuring relations between components.

¹Participatory Design of Learning Analytics Dashboards project (<https://padlad.github.io/>)

²<https://grafana.com/grafana/>

We define two types of panels:(a) basic panels define mapping functions between the indicators and the visualizations; (b) composite panel set out compositions of basic panels; (4) *Views* are high-level components intended to support levels of awareness. They provide the structural elements and define the interactivity needed to develop an understanding of the environment. We distinguish three types of views, according to the targeted level of situation awareness: (a) *Perception* views represent LAD configurations that allow the user to monitor his environment ; (b) *Comprehension* views represent LAD configurations aimed at providing the user with the necessary insight to analyze and understand a given situation; and (c) *Projection* views allow preparing the user to take action on the situations discovered and analyzed in the previous levels.

4.3 Interaction Model

As described in the *Interaction-Sensemaking loop* (Section 3.2), interaction plays a crucial role in users' engagement with the LAD, allowing them to develop their understanding through the framing functions proposed by the D/F model. To identify the types of interaction that would support sensemaking, we drew upon the *Visual Information-Seeking Mantra* (Shneiderman, 2003), a taxonomy of the essential elements of interacting with graphically presented information. Based on this taxonomy, we identified six types of interaction that are particularly relevant for LADs: (1) *Overview*, which provides a global view of the available data; (2) *Zoom*, which allows users to select and investigate a part of the data in more detail; (3) *Filter-Search*, which helps users to find and focus on specific items of interest by reducing the amount of data or visual objects displayed; (4) *Details*, which allows users to obtain more precise information about the data or a part of it to gain a better insight; (5) *Relate-Associate-Compare*, which enables users to view relationships between data points; and (6) *Change view*, which allows users to change their point of interest. The combination of these interactions with the D/F model framing functions provides a powerful framework for supporting sensemaking in LADs.

The user's interaction with a specific component (panel or view) triggers background processes that update the LAD. This can result in the display of new data that the user can integrate with his internal knowledge through *framing*, to construct, change or consolidate his current mental framework. By combining user interactions with the framing functions of the D/F model, our approach provides a powerful framework for supporting sensemaking in LADs.

4.4 Library of LAD Components

In order to promote the reuse and sharing of components, the library provides a way to define and store components that can be used for the composition of dashboards. The library contains five types of components: (1) indicator templates; (2) visualizations; (3) panels; (4) composite panels; and (5) views. A user can extend this library by defining new components from scratch or by using and reusing the existing ones. He can also modify existing components and, for some reason (e.g., redundancy), delete some others. Each component is associated with interactions that support the sensemaking process.

4.5 LAD Specification Wizard

This component of the tool allows a step-by-step specification of a dashboard (Figure 4). Five sequential screens compose a specification scenario:

1. *Target Use and usage description.* The first step of the process is the gathering of the information needed to characterize the dashboard, the type of learning environment it is intended to serve, the role of the user, and the sharing preferences;
2. *Goal Setting.* A predefined list of goals and their descriptions is provided. The designer can also introduce another goal if the list provided does not cover the desired LAD purpose;
3. *Monitoring and Perception Views.* These are screens that allow the user to monitor his environment, in relation to his goal. He can use existing views stored within the library, or define new ones by selecting or adding appropriate panels, defining data sources and setting interaction options;
4. *Analysis and Comprehension Views.* These views allow the finer analysis of a specific aspect. Their purpose is to allow the user to attain the comprehension and the projection levels of awareness regarding the aspect of interest. The user can define new views or reuse existing ones; and
5. *Dashboard Generation and Export.* Once the specification is completed, the user can generate a working prototype.

A specification can be re-edited, defining a cyclical process of editing and testing. In addition, the components (indicators, visualizations, panels, and views) produced during the dashboard specification are automatically saved, which simplifies the feeding of the LADStudio library for component reuse.

4.6 LAD Prototype Generation

By advocating a generative design approach, we acknowledge the need to prevent too much technical exposure to the user. Therefore, we designed LADStudio so as it generates running prototypes from LADs specifications without requiring technical skills. The user has the possibility to adjust the generated dashboard, to personalize it and to adapt it to his preferences and needs.

To render the LAD, the designer may generate a functional prototype and build it into the embedded Grafana instance or a remote installation (See example of Figure 5). He can also download the *JSON* description file.

4.7 User Evaluation

For evaluating LADStudio, we organized a design workshop to experiment with the proposed tool. The objective was to evaluate the usability and user experience of the tool. We report on a qualitative study to present the results of feedback on the use of the LADStudio tool and to collect the impressions and opinions of the participants.

4.7.1 Participants and Procedure

Considering the difficulty of finding experts in LAD design and development, we turned to communities with a background in educational tool design and development: interface design researchers, university teachers who have used educational dashboards, and software developers. We thus used in this study a non-probability and expert sampling, a subtype of purposive sampling. The inclusion criterion was experience in the use and the design of educational tools, and the exclusion criterion was unwillingness to participate in the study. Of those who received email invitations to take part in the study, thirteen (13) persons agreed to participate. The socio-demographics and general background of the participants were collected as part of the study (see Table 1 for key demographics).

The evaluation procedure is organized as follows. A presentation and demonstration session is held for all participants, explaining the context and objectives of the project, and describing the LADStudio tool. The participants were then invited to experiment with the tool independently, and then to attend a collective codesign workshop. Finally, they were asked to individually complete a questionnaire and answer open-ended questions aimed at gathering their opinions. The study took about two hours to complete.

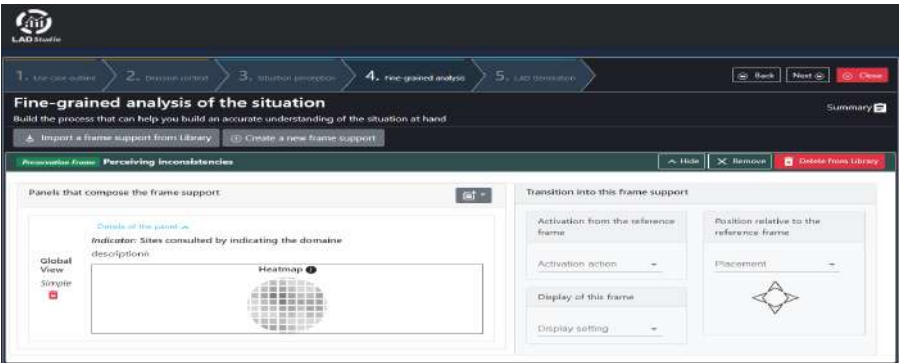


Figure 4: Dashboard specification.



Figure 5: A generated LAD prototype.

Table 1: Participants' demographic data (N=13).

Variable	Category	n (%)
Gender	Male	8 (61.54)
	Female	5 (38.46)
Age	25–35	3 (23.08)
	36–45	7 (58.84)
	46–55	3 (23.08)
Staff	University Teacher	4 (30.77)
	Researcher	6 (46.15)
	Software developer	3 (23.08)

4.7.2 Instruments

As the LADStudio tool design is still exploratory, we followed a qualitative approach using standardized questionnaires. The tool usability was assessed by completing a System Usability Scale (SUS) questionnaire (Brooke, 1996), a well-researched and widely used questionnaire for perceived usability evaluation. According to (Tullis and Stetson, 2004), SUS provides a reliable usability measure even with a relatively small sample size. Based upon the general template of SUS, we designed a questionnaire containing the ten statements presented in Table 2.

User Experience (UX) evaluation provides an overview of the level of comfort to a person's satisfac-

Table 2: SUS questionnaire items.

Q1	I think I would like to be able to use LADStudio frequently
Q2	I found LADStudio unnecessarily complex
Q3	I thought LADStudio was easy to use
Q4	I think that I would need support to be able to use LADStudio
Q5	I found the various components of LADStudio were well integrated
Q6	I thought there was too much inconsistency in LADStudio
Q7	I would imagine that most people would learn to use LADStudio fairly quickly
Q8	I found LADStudio very cumbersome to use
Q9	I felt very confident using the LADStudio tool
Q10	I needed to learn a lot before I could use the LADStudio tool

tion with a system, and determines areas of improvement. We used the User Experience Questionnaire (UEQ), a valid tool that serves as a means of comprehensively assessing the UX of interactive products (Laugwitz et al., 2008), applicable to small groups (Schrepp et al., 2014). The questionnaire groups a total of 26 items into six scale (Santoso et al., 2016): (1) *attractiveness* describes the general impression that

users had of the tool; (2) *efficiency* qualifies the possibility to use the tool quickly and efficiently; (3) *perspicuity* describes how easy it is to understand how to use the tool and to get familiar with it (4) *dependability* qualifies the user's feeling of being in control of his interaction and confident with the tool; (5) *stimulation* describes whether using the tool is exciting and motivating; and (6) *novelty* describes the extent to which the tool's design is innovative and creative, and attracts the user's attention.

4.7.3 Results

Usability. The results of the usability study are summarized in Table 3. To analyze them, we followed the procedure proposed by the author of the instrument (Brooke, 1996) to compute the SUS score based on the equation shown in Formula 1.

$$\overline{SUS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n norm. \sum_{j=1}^m \begin{cases} q_{ij} - 1, & q_{ij} \bmod 2 > 0 \\ 5 - q_{ij}, & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

where n =number of subjects (questionnaires), m = 10 (number of questions), q_{ij} =individual score per question per participant, $norm = 2.5$

Table 3: Results of the SUS questionnaire (N=13).

Positive statements				Negative statements			
A	N	D		A	N	D	
Q1	9	2	2	Q2	0	1	12
Q3	10	2	1	Q4	7	3	3
Q5	11	1	1	Q6	0	0	13
Q7	2	4	7	Q8	1	0	12
Q9	10	3	0	Q10	3	6	4

A: Agree or Strongly agree; N: Neither agree nor disagree; D: Disagree or Strongly disagree

A SUS score ranges from 0 to 100, where a score of 0 implies that a user found a system absolutely useless while a score of 100 reflects that a user did find a system to be optimally useful. A score above 68 would be considered above average. The results of the assessment of the participants obtained a total value of the SUS score of 925 with the resulting average value of 71.15, a standard deviation of 6.15, and a median of 72.5. In (Bangor et al., 2009), SUS scores are mapped to a scale of adjectives in order to attach a more descriptive meaning to the SUS score assigned to a system. Using this grade ranking as shown in Figure 6, the SUS score on the tool of 71.15 means that the level of user *Acceptability Range* is *Acceptable*, the *Grade Scale* level is *category C*, and user *Adjective Rating* level is *Good category*. This indicates a satisfactory and an acceptable level of usability of the tool according to the participants.

User Experience. We computed the UEQ results after scaling participants' responses from -3 (negative extreme) to +3 (positive extreme) on a Likert scale. Scores ranging from -0.8 to 0.8 reflect a neutral evaluation of the corresponding dimension, while scores above 0.8 indicate a positive evaluation and those below 0.8 imply a negative evaluation.

Table 4: Results of the User Experience study (N=13).

Dimension	Mean	Variance	Rating
Attractiveness	2.04	0.13	Excellent
Perspicuity	1.13	0.73	Below average
Efficiency	2.27	0.12	Excellent
Dependability	1.64	0.17	Good
Stimulation	2.25	0.18	Excellent
Novelty	2.48	0.17	Excellent

As shown on Table 4 and represented on Figure 7, the overall rating is sufficiently high. The highest mean score was for *novelty*, with a mean of 2.48 (SD = 0.17), followed by *efficiency* (mean = 2.27, SD = 0.90) and *stimulation* (mean = 2.25, SD = 0.18). These scores were at an excellent level. Dependability has a good score (mean = 1.64, SD = 0.17). The less positive result was on *perspicuity* dimension (mean = 1.13, SD = 0.73), meaning that participants found some difficulties in understanding the use of the tool.

Participants' Feedback. The participants in the study acknowledged the innovativeness of the proposed approach and tool aimed at addressing two main challenges faced in creating effective LADs: lack of end-user involvement and the technical complexity of constructing LADs from scratch. Their evaluations of the user experience with the tool emphasized its usefulness and potential for producing meaningful LADs. Despite some initial difficulty in using the tool without understanding its background and rationale, the participants felt that with practice, they could effectively use it to improve their memory level. The participants also highlighted the tool's focus on supporting the sensemaking process in dashboard design. However, incorporating theoretical concepts related to decision and sensemaking into the tool presented challenges in its initial appropriation. The participants indicated a need for expert design support, and recognized that a lack of data and visual literacy was a hindrance in fully adopting LADs. This was reflected in their difficulty in associating the visual representation with the data. Given these insights, we believe that further improvements are needed to better inform and guide the designer in constructing the various components of the LAD.

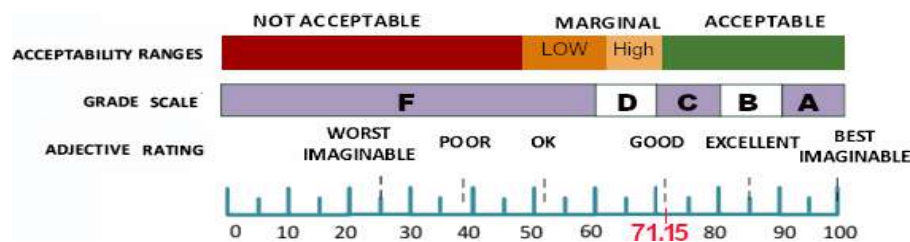


Figure 6: Grade rankings for SUS scores (Bangor et al., 2009). In red, the SUS score of LADStudio.

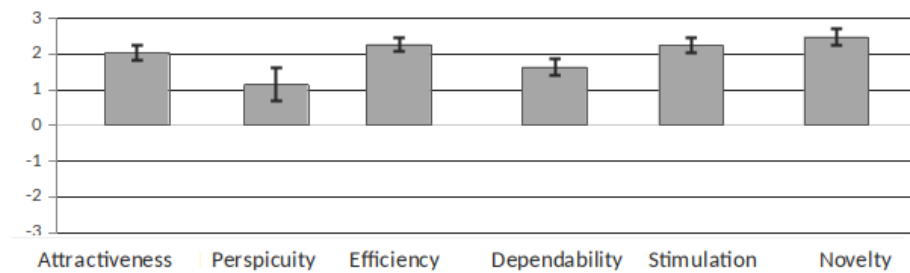


Figure 7: UEQ results of the LADStudio evaluation.

4.7.4 Discussion

The purpose of this study was to assess the usability and user experience of LADStudio, two critical aspects of system quality. The results of the SUS study indicated that LADStudio has good usability, with a global mean score of 71.15 and a high level of acceptability. The UEQ results revealed that the user experience of LADStudio is satisfactory, as evidenced by the sufficient average scores of each aspect studied. The *novelty*, *efficiency*, and *stimulation* scores were at an exceptional level, indicating that the participants found LADStudio highly creative, efficient, and stimulating. On the other hand, the *perspicuity* score was only moderate, which can be attributed to the relatively limited time participants spent on the tool compared to the amount of information available to them. We acknowledge that widespread adoption of such a tool would require significant efforts in dissemination and training for both designers and potential users.

The study has certain limitations, primarily due to the limited sample size of only 13 participants. This restricts the generalizability of the results and only provides preliminary insights into the effectiveness of the tool. However, it is noteworthy that previous research has demonstrated the reliability of using SUS as a measure of perceived usability, even with relatively small sample sizes (Tullis and Stetson, 2004). Also, UEQ is found applicable even with a limited group of participants (Schrepp et al., 2014). However, we believe that, in order to consolidate our results and ensure their validity, a more extensive investigation is required. In particular, a larger sample size is needed to mitigate the self-selection bias that is in-

herent in qualitative research methods, as those who responded to our survey and invitations may have a vested interest in LADs. Additionally, it is well established that qualitative research can also be subject to group think and the influence of dominant personalities, further highlighting the need for a more comprehensive study. Moreover, the current study focused solely on the quality of the tool used for LAD generation and did not assess the quality of the generated LADs themselves. Therefore, it is essential to conduct a larger-scale study to fully understand the potential and limitations of the LADs generated.

5 CONCLUSION

LADs are instruments of exploration, analysis and decision-support that allow users to gain insight and take well-informed actions. This paper sought to contribute to addressing their limited adoption by their stakeholders by focusing their design. We first proposed to improve the LAD design space, specifically by integrating elements related to the sensemaking dimension. This allowed us to answer our first research question RQ1 (*How can the decision-making process be reflected on a learning dashboard?*). We then defined a design methodology that enables stakeholders to be involved in the design of such LADs, and provides designers with means to rapidly obtain functional prototypes that comply with the specifications and requirements of end-users. This provided us with the possibility to answer the research question RQ2 (*How to support the designer in the prototyping phase to design LADs that make explicit the associ-*

ated decision-making processes?). The proposed approach combines generative and participatory design, leveraging the strengths and mitigating the limitations of both methodologies. By doing so, we were able to create a framework that supports a high level of stakeholder involvement while balancing it with the computational power and efficiency of the generative design process. This framework allows for a more comprehensive and adaptable solution that can be customized to fit the needs of different stakeholders.

To demonstrate the feasibility of our approach, we implemented LADStudio, a tool that enables designers to generate functional prototypes based on specifications developed through the co-design process. This tool is built within the proposed design space and instrumented with features to support the end-user sensemaking and decision-making process. The evaluation results showed that innovative proposals and LA adoption are possible with stakeholders, when using supportive and assistive design strategies. Our approach and tool have been streamlined to facilitate generative development of functional prototypes, enabling further exchanges focused on design adoption issues. We believe that this step is essential to ensure that LAD design leads to actual use. In conclusion, we believe that collecting LAD proposals from users and practitioners using LADStudio can reveal additional needs and lead to the identification of new usages. We are committed to capitalizing on and sharing these findings with the learning community to further advance the design and adoption of LADs.

REFERENCES

- Alhadad, S. S. (2018). Visualizing data to support judgement, inference, and decision making in learning analytics: Insights from cognitive psychology and visualization science. *Journal of Learning Analytics*, 5(2):60–85.
- Alvarez, C. P., Martinez-Maldonado, R., and Shum, S. B. (2020). La-deck: A card-based learning analytics co-design tool. In *Proceedings of the tenth international conference on learning analytics & knowledge*, pages 63–72.
- Bangor, A., Kortum, P., and Miller, J. (2009). Determining what individual sus scores mean: Adding an adjective rating scale. *Journal of usability studies*, 4(3):114–123.
- Beach, L. R., Chi, M., Klein, G., Smith, P., and Vicente, K. (2014). Naturalistic decision making and related research lines. In *Naturalistic decision making*, pages 49–56. Psychology Press.
- Belo, O., Rodrigues, P., Barros, R., and Correia, H. (2014). Restructuring dynamically analytical dashboards based on usage profiles. In *International Symposium on Methodologies for Intelligent Systems*, pages 445–455. Springer.
- Bodily, R. and Verbert, K. (2017). Review of research on student-facing learning analytics dashboards and educational recommender systems. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(4):405–418.
- Brooke, J. (1996). A quick and dirty usability scale. In Jordan, P., Thomas, B., Weerdmeester, B. A., and A. I., M., editors, *Usability evaluation in industry*, volume 189, pages 194–101. Taylor & Francis.
- Chatti, M. A., Muslim, A., Guliani, M., and Guesmi, M. (2020). The lava model: Learning analytics meets visual analytics. In *Adoption of Data Analytics in Higher Education Learning and Teaching*, pages 71–93. Springer.
- Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: closing the loop effectively. In *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*, pages 134–138.
- Deng, D., Wu, A., Qu, H., and Wu, Y. (2022). Dashbot: Insight-driven dashboard generation based on deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*.
- Echeverria, V., Martinez-Maldonado, R., Granda, R., Chiliza, K., Conati, C., and Shum, S. B. (2018). Driving data storytelling from learning design. In *Proceedings of the 8th international conference on learning analytics and knowledge*, pages 131–140.
- Endert, A., Hossain, M. S., Ramakrishnan, N., North, C., Fiaux, P., and Andrews, C. (2014). The human is the loop: new directions for visual analytics. *Journal of intelligent information systems*, 43(3):411–435.
- Endsley, M. (1995). Toward a theory of situation awareness in dynamic systems: Situation awareness. *Human factors*, 37(1):32–64.
- Garrison, D. R., Anderson, T., and Archer, W. (2003). A theory of critical inquiry in online distance education. *Handbook of distance education*, 1(4):113–127.
- Gilliot, J.-M. and Sadallah, M. (2023). A framework for codesigning effective lads supporting sensemaking and decision making. Submitted for publication.
- Holstein, K., McLaren, B. M., and Aleven, V. (2017). Intelligent tutors as teachers’ aides: exploring teacher needs for real-time analytics in blended classrooms. In *Proceedings of the 7th international learning analytics & knowledge conference*, pages 257–266.
- Holstein, K., McLaren, B. M., and Aleven, V. (2019). Co-designing a real-time classroom orchestration tool to support teacher–ai complementarity. *Journal of Learning Analytics*, 6(2).
- Hutchins, E. (1995). *Cognition in the Wild*. Number 1995. MIT press.
- Jivet, I., Scheffel, M., Drachsler, H., and Specht, M. (2017). Awareness is not enough: Pitfalls of learning analytics dashboards in the educational practice. In *European conference on technology enhanced learning*, pages 82–96. Springer.
- Jivet, I., Scheffel, M., Schmitz, M., Robbers, S., Specht, M., and Drachsler, H. (2020). From students with love: An empirical study on learner goals, self-regulated

- learning and sense-making of learning analytics in higher education. *The Internet and Higher Education*, 47:100758.
- Jivet, I., Scheffel, M., Specht, M., and Drachsler, H. (2018). License to evaluate: Preparing learning analytics dashboards for educational practice. In *Proceedings of the 8th international conference on learning analytics and knowledge*, pages 31–40.
- Keshavarzi, M., Bidgoli, A., and Kellner, H. (2020). V-dream: Immersive exploration of generative design solution space. In *International Conference on Human-Computer Interaction*, pages 477–494.
- Khan, S., Gunpinar, E., and Sener, B. (2019). Genyacht: An interactive generative design system for computer-aided yacht hull design. *Ocean Engineering*, 191:106462.
- Kintz, M., Kochanowski, M., and Koetter, F. (2017). Creating user-specific business process monitoring dashboards with a model-driven approach. In *MODEL-SWARD*, pages 353–361.
- Klein, G., Moon, B., and Hoffman, R. R. (2006). Making sense of sensemaking 1: Alternative perspectives. *IEEE intelligent systems*, 21(4):70–73.
- Laugwitz, B., Held, T., and Schrepp, M. (2008). Construction and evaluation of a user experience questionnaire. In *Symposium of the Austrian HCI and usability engineering group*, pages 63–76. Springer.
- Liu, Z., Nersessian, N., and Stasko, J. (2008). Distributed cognition as a theoretical framework for information visualization. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 14(6):1173–1180.
- Mayer, B. and Weinreich, R. (2017). A dashboard for microservice monitoring and management. In *2017 IEEE International Conference on Software Architecture Workshops (ICSAW)*, pages 66–69. IEEE.
- Meyer, J., Thomas, J., Diehl, S., Fisher, B., and Keim, D. A. (2010). From visualization to visually enabled reasoning. In *Dagstuhl Follow-Ups*, volume 1. Schloss Dagstuhl-Leibniz-Zentrum fuer Informatik.
- Pirolli, P. and Card, S. (2005). The sensemaking process and leverage points for analyst technology as identified through cognitive task analysis. In *Proceedings of international conference on intelligence analysis*, volume 5, pages 2–4. McLean, VA, USA.
- Prieto-Alvarez, C. G., Martinez-Maldonado, R., and Anderson, T. D. (2018). Co-designing learning analytics tools with learners. In *Learning Analytics in the Classroom*, pages 93–110. Routledge.
- Sadallah, M., Gilliot, J.-M., Iksal, S., Quelenec, K., Vermeulen, M., Neyssensas, L., Aubert, O., and Venant, R. (2022). Designing lads that promote sensemaking: A participatory tool. In *Educating for a New Future: Making Sense of Technology-Enhanced Learning Adoption: Proceedings of the 17th European Conference on Technology Enhanced Learning, EC-TEL 2022*, volume 13450 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 587–593. Springer.
- Santoso, H. B., Schrepp, M., Isal, R., Utomo, A. Y., and Priyogi, B. (2016). Measuring user experience of the student-centered e-learning environment. *Journal of Educators Online*, 13(1):58–79.
- Sarmiento, J. P. and Wise, A. F. (2022). Participatory and co-design of learning analytics: An initial review of the literature. In *Proceedings of the 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, pages 535–541.
- Schrepp, M., Hinderks, A., and Thomaschewski, J. (2014). Applying the user experience questionnaire (ueq) in different evaluation scenarios. In *International Conference of Design, User Experience, and Usability*, pages 383–392. Springer.
- Schulz, H.-J., Hadlak, S., and Schumann, H. (2011). The design space of implicit hierarchy visualization: A survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 17(4):393–411.
- Schwendimann, B. A., Rodríguez-Triana, M. J., Vozniuk, A., Prieto, L. P., Boroujeni, M. S., Holzer, A., Gillet, D., and Dillenbourg, P. (2017). Perceiving learning at a glance: A systematic literature review of learning dashboard research. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(1):30–41.
- Sedrakyan, G., Mannens, E., and Verbert, K. (2019). Guiding the choice of learning dashboard visualizations: Linking dashboard design and data visualization concepts. *Journal of Computer Languages*, 50:19–38.
- Shaw, M. (2012). The role of design spaces. *IEEE software*, 29(1):46–50.
- Shneiderman, B. (2003). The eyes have it: A task by data type taxonomy for information visualizations. In *The craft of information visualization*, pages 364–371. Elsevier.
- Tullis, T. S. and Stetson, J. N. (2004). A comparison of questionnaires for assessing website usability. In *Usability Professionals Association 2004 Conference*.
- Van Wijk, J. J. (2005). The value of visualization. In *VIS 05. IEEE Visualization, 2005.*, pages 79–86. IEEE.
- Vázquez-Ingelmo, A., García-Penalvo, F. J., and Theron, R. (2019). Information dashboards and tailoring capabilities-a systematic literature review. *IEEE Access*, 7:109673–109688.
- Yalçın, M. A., Elmqvist, N., and Bederson, B. B. (2016). Cognitive stages in visual data exploration. In *Proceedings of the 6th Workshop on Beyond Time and Errors on Novel Evaluation Methods for Visualization*, pages 86–95.
- Yigitbasioglu, O. M. and Velcu, O. (2012). A review of dashboards in performance management: Implications for design and research. *International Journal of Accounting Information Systems*, 13(1):41–59.
- Yoo, Y., Lee, H., Jo, I.-H., and Park, Y. (2015). Educational dashboards for smart learning: Review of case studies. In *Emerging Issues in Smart Learning*, pages 145–155. Springer.
- Zhang, P. and Soergel, D. (2014). Towards a comprehensive model of the cognitive process and mechanisms of individual sensemaking. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 65(9):1733–1756.

Modéliser et outiller la conception participative et générative de tableaux de bord d'apprentissage soutenant la création de sens

Modeling and Tooling Participatory and Generative Design of Learning Dashboards Supporting Sensemaking

Madjid SADALLAH¹ Jean-Marie GILLIOT¹

¹IIMT Atlantique, Lab-STICC UMR CNRS 6285, F-29238 Brest, France

Résumé. Les tableaux de bord d'apprentissage, dont le déploiement doit soutenir la prise de décision à toutes les étapes de la formation, continuent de faire face à des défis d'adoption. La littérature identifie plusieurs raisons à cette réticence, notamment l'absence de principes directeurs pour la conception et une participation insuffisante des parties prenantes. Pour y remédier, nous proposons un cadre de conception ainsi que deux outils pour supporter le processus de conception. Le cadre de conception, axé sur la création de sens pour étayer la prise de décision, guide la conception au travers d'un espace de conception exhaustif. Le premier outil propose une phase d'idéation participative et encourage la collaboration des différentes parties prenantes. Le second outil propose de simplifier le travail du développeur et d'encourager sa collaboration avec les parties prenantes. L'évaluation de ces outils repose sur des critères tels que la facilité d'utilisation, le soutien à la participation et l'expérience utilisateur, éclairant chaque étape du processus de conception. Les résultats montrent que ces outils soutiennent significativement la participation des utilisateurs finaux et l'expérience des développeurs, soulignant leur pertinence et leur efficacité. En favorisant l'adoption des tableaux de bord d'apprentissage par une conception centrée sur l'utilisateur, cette contribution met en lumière le potentiel de ces outils et l'importance des approches participatives dans le développement des technologies éducatives.

Mots-clés : Tableaux de bord d'apprentissage, Conception participative, Conception générative, Processus décisionnel, Génération de tableaux de bord

Abstract. Despite their potential, learning dashboards face challenges in terms of adoption. Research highlights a lack of design principles and insufficient stakeholder participation as key factors. To address these, we propose a design framework emphasizing sensemaking for decision-making. Additionally, we advocate for a collaborative design approach, supported by tools for ideation and prototyping. These tools aim to involve users actively, promoting an inclusive design approach. Their evaluation, based on ease of use, support for participation, and user experience, illuminates each design stage. Results show these tools significantly support end-user participation and developer experience, underscoring their relevance and effectiveness. By promoting the adoption of learning dashboards through user-centered design, this contribution not only unlocks their potential but also highlights the value of participatory approaches in educational technology development.

Keywords: Learning Analytics Dashboards, Participatory design, Generative design, Decision-making Process, Dashboard generation

1. INTRODUCTION

Les tableaux de bord d'apprentissage (TBA), ou *Learning Analytics Dashboards*, sont des instruments conçus pour structurer et présenter des informations relatives aux apprenants, aux processus d'apprentissage et aux environnements éducatifs (Schwendimann et al., 2017). Leur fonction première consiste à convertir ces données en informations visuelles, souvent sous forme graphique, afin de les rendre accessibles aux acteurs éducatifs. Cette transformation offre une vue précise et concise des performances des apprenants et des tendances d'apprentissage, ce qui facilite l'établissement d'objectifs clés et le suivi des progrès. Elle soutient également la prise de décisions éclairées et la mise en œuvre d'interventions ciblées (Jivet et al., 2017). En fin de compte, ces outils aspirent à optimiser l'expérience d'apprentissage, les résultats des apprenants et à promouvoir une éducation plus éclairée et efficace grâce à l'utilisation stratégique des données.

L'intérêt pour les TBA a connu une croissance significative au fil des années. Cependant, malgré cette attention accrue, la recherche et l'exploration de ces outils demeurent limitées, entravant ainsi leur adoption à grande échelle (Alhamadi, 2020). Plusieurs facteurs contribuent à ces limitations. D'abord, en raison de leur émergence relativement récente, les TBA sont encore peu étudiés en termes de principes de conception (Echeverria et al., 2018; Sedrakyan et al., 2019). Or, au-delà de leur rôle d'agrégateurs de données, ces outils sont des systèmes complexes qui nécessitent une conception soignée pour garantir leur utilité et leur efficacité. L'absence de directives précises pour leur conception complique la création de TBA qui répondent aux exigences spécifiques des divers groupes d'utilisateurs, tels que les enseignants, les apprenants ou les administrateurs, chacun ayant des attentes et des profils uniques. Par ailleurs, un autre défi majeur réside dans la faible implication des utilisateurs en tant que parties prenantes dans le processus de conception des TBA (Alvarez et al., 2020). En effet, les outils d'analyse de l'apprentissage peuvent imposer des hypothèses qui ne correspondent pas nécessairement aux besoins réels des utilisateurs (Gašević et al., 2015), ces derniers possédant souvent une compréhension unique des préoccupations propres à leur contexte. Leur non-consultation ou intégration dans le processus de conception peut aboutir à des TBA qui ne répondent pas à leurs attentes, limitant ainsi leur adoption et leur efficacité. De plus, ces utilisateurs manquent souvent d'expérience dans l'utilisation de ces outils et de compétences en littératie des données (Schwendimann et al., 2017). Enfin, un défi supplémentaire est la difficulté de développer des TBA capables de convertir les informations en actions facilement exploitables par les utilisateurs, en raison d'une compréhension limitée des processus décisionnels (Verbert et al., 2020).

Pour relever ces défis, cet article se focalise sur la phase de conception des TBA, où l'implication précoce des utilisateurs finaux revêt une importance capitale. L'objectif est d'assurer une compréhension approfondie des besoins spécifiques de chaque catégorie d'utilisateurs, garantissant ainsi que les TBA répondent adéquatement à leurs attentes et sont conçus en tenant compte des réalités de leur contexte d'utilisation. Afin de renforcer l'autonomie des parties prenantes, nous proposons la mise en place d'un accompagnement ciblé visant à améliorer leurs compétences et leur compréhension de ces outils, favorisant ainsi une utilisation plus autonome et efficace. Dans ce contexte, la conception participative, également connue sous le terme de *codesign*, apparaît comme une approche prometteuse pour résoudre les défis liés à la conception et à l'utilisation des TBA (Prieto-Alvarez et al., 2018). Cette approche met l'accent sur l'implication active de toutes les parties prenantes dans le processus de conception. En encourageant la communication et la collaboration entre les concepteurs, les enseignants, les apprenants et d'autres acteurs éducatifs, elle vise à établir un consensus. De plus, elle favorise le développement de modèles mentaux partagés, c'est-à-

dire des représentations internes des besoins, des attentes et des réalités propres au contexte d'utilisation des TBA, construites à partir des expériences passées, des connaissances préalables et des interactions sociales. Dans le cadre de la conception des TBA, cette construction collective de modèles mentaux facilite la compréhension commune des enjeux spécifiques à chaque utilisateur, ainsi que des solutions potentielles. Cela renforce la collaboration et la prise de décision en permettant à tous les acteurs de contribuer à la conception des TBA de manière informée et réfléchie. De plus, la conception participative vise à garantir une utilisation réfléchie des données générées par les TBA. Elle encourage les utilisateurs à interpréter les informations de manière critique et à les aligner sur des objectifs éducatifs spécifiques. Ainsi, cette approche favorise une utilisation plus autonome et efficace des TBA, tout en répondant aux besoins diversifiés des parties prenantes dans le domaine de l'éducation.

Malgré la reconnaissance croissante de l'importance des méthodes de conception participative parmi les chercheurs et praticiens, et quelques exemples éducatifs soulignant leur utilité (Sarmiento & Wise, 2022), leur intégration dans le domaine de l'analyse de l'apprentissage n'est pas encore largement répandue (Sarmiento & Wise, 2022). Les obstacles à cette intégration sont multiples, notamment une compréhension peu claire des approches spécifiques à adopter (Alvarez et al., 2020 ; Dollinger et al., 2019). Plus particulièrement, dans le contexte des TBA, l'adoption limitée de la conception participative s'explique en partie par le manque de clarté sur la manière d'appliquer efficacement cette approche dans ce domaine (Alvarez et al., 2020). En outre, l'absence d'outils spécifiquement conçus pour répondre aux besoins des acteurs de l'éducation constitue un autre problème majeur (Dollinger et al., 2019). Ces obstacles freinent la diffusion et l'adoption à grande échelle de ces méthodes, malgré leur potentiel considérable à améliorer la conception et l'efficacité des TBA.

Dans ce contexte, notre objectif est de combler ces lacunes en proposant des outils spécifiques pour faciliter la conception participative des TBA. Cette approche, qui favorise une collaboration étroite entre les concepteurs et les utilisateurs finaux, vise à aligner les fonctionnalités du TBA sur les besoins et les attentes des acteurs de l'éducation. En adoptant cette approche, nous aspirons à promouvoir une utilisation plus efficace des TBA en éducation. Cette efficacité visée reflète la capacité des TBA co-conçus à répondre aux besoins des utilisateurs finaux dans le domaine de l'apprentissage, se matérialisant à plusieurs niveaux. Tout d'abord, en termes de qualité de l'information, les TBA doivent fournir des données pertinentes et exploitables pour permettre aux utilisateurs de comprendre les tendances, d'identifier les points forts et les faiblesses, et de prendre des décisions éclairées. Ensuite, en termes d'utilisabilité, ils doivent être conviviaux et accessibles, même pour ceux qui ne sont pas familiers avec de tels outils, afin de favoriser leur adoption et leur utilisation régulière. Enfin, en termes d'impact, les TBA doivent avoir un effet mesurable sur les résultats de l'apprentissage, contribuant ainsi à l'amélioration des performances des étudiants, à la performance des programmes d'enseignement, ou à d'autres objectifs spécifiques définis dans le contexte de l'éducation. Pour soutenir cette efficacité, nous nous concentrons sur deux aspects principaux : premièrement, la mise en place d'une approche participative dès les phases de conception, favorisant ainsi une meilleure adaptation des outils aux besoins réels des acteurs éducatifs ; deuxièmement, le développement d'outils spécifiques qui soutiennent cette démarche participative, permettant une collaboration efficace entre les concepteurs, les développeurs et les parties prenantes. En tenant compte de ces aspects, notre recherche aspire à surmonter les obstacles identifiés et à ouvrir la voie à une utilisation plus répandue et plus efficace des TBA.

Cette recherche a adopté une méthodologie de *Design-Based Research* (DBR), couramment utilisée pour étudier les environnements éducatifs à travers des cycles itératifs de conception, de mise en œuvre et d'analyse (Wang & Hannafin, 2005). La première itéra-

tion, rapportée dans (Gilliot et al., 2018), a permis de valider la démarche de conception et la faisabilité d'articuler un outil d'idéation et un outil de prototypage autour d'un espace de conception (Shaw, 2012), jouant le rôle de modèle commun. L'itération actuelle vise à atteindre plusieurs objectifs : (1) raffiner l'espace de conception en réifiant le processus de prise de décision ; (2) proposer un outil d'idéation PaDLAD permettant d'exprimer le processus de prise de décision et facilitant la coopération entre les parties prenantes ; (3) développer un outil de prototypage opérationnel LADStudio ; et (4) analyser les outils développés.

La structure de cet article se décline comme suit. La Section 2 se concentre sur la conception participative dans le domaine de l'éducation, mettant en évidence ses caractéristiques distinctives et son utilisation spécifique dans le cadre des TBA. Nous y détaillons notre méthodologie et notre modèle d'interaction visant à soutenir le processus décisionnel à travers les TBA, ainsi que notre cadre de conception dédié. La Section 3 est dédiée aux outils que nous avons élaborés pour faciliter le processus participatif, en abordant les phases d'idéation et de prototypage. Dans la Section 4, nous détaillons les expérimentations réalisées pour évaluer notre approche et nos outils, suivies d'une analyse détaillée des résultats. Enfin, la Section 5 présente nos conclusions et propose des directions pour les recherches futures.

2. CONCEPTION PARTICIPATIVE DE TABLEAUX DE BORD D'APPRENTISSAGE SUPPORTANT LA DÉCISION

Dans cette section, nous définissons d'abord la conception participative, soulignons ses caractéristiques distinctives et explorons ensuite son application dans le domaine de l'éducation en analysant ses méthodes et ses outils. Ensuite, nous exposons notre méthodologie, conçue pour impliquer activement les parties prenantes en leur permettant d'exprimer leurs besoins et de concrétiser leurs idées à travers des prototypes. Cette méthodologie s'appuie sur les principes fondamentaux établis dans le domaine de la conception participative en éducation, tout en intégrant des aspects cruciaux relatifs à l'utilisation des TBA lors du processus de conception. Nous accordons notamment une attention particulière à la *création de sens* (ou *sensemaking*) et au soutien à la prise de décision à travers des visualisations pertinentes, éléments indispensables pour optimiser l'impact des TBA lors de leur utilisation (Meyer et al., 2010). Enfin, nous détaillons les composants essentiels d'un cadre de conception. Ce cadre, en délimitant clairement l'espace de conception, vise à structurer les différentes étapes du processus de conception participative, marquant ainsi la transition vers nos propositions concrètes pour une approche plus efficace de la conception des TBA.

2.1. CONCEPTION PARTICIPATIVE EN ÉDUCATION

La *conception participative*, qui découle de la conception centrée sur l'utilisateur, englobe les pratiques de conception qui impliquent activement les parties prenantes tout au long du processus, depuis l'exploration initiale jusqu'au développement final. Cette approche promeut un apprentissage mutuel entre les participants et encourage leur engagement dans des processus collectifs de conception (Robertson & Simonsen, 2012, p. 2). La transition vers une telle approche marque un changement de paradigme, passant de la conception pour les utilisateurs à la conception avec les individus comme partenaires égaux (Sanders & Stappers, 2008). Cette évolution vise à intégrer les participants en les reconnaissant comme des contributeurs légitimes au sein de l'équipe de conception (Visser et al., 2005). En tant qu'approche de *co-création*, les concepteurs, formés à la créativité, collaborent avec des non-concepteurs

tout au long du processus de conception. L'accent est donc mis sur l'apprentissage mutuel : les utilisateurs découvrent les possibilités et les contraintes de la technologie, tandis que les concepteurs acquièrent une compréhension des pratiques et des perspectives des utilisateurs (Schuler & Namioka, 1993). La recherche a également montré que l'implication des utilisateurs finaux dans le cycle de conception assure des solutions de conception adaptées, alignées sur leurs besoins et attentes (Holstein et al., 2017 ; Taffe, 2015).

La conception participative en éducation, qui se caractérise par son parcours historique propre, sa philosophie intrinsèque et sa méthodologie (DiSalvo et al., 2017), représente une tendance en pleine expansion. Cette approche met l'accent sur l'importance d'une collaboration active entre tous les acteurs de l'éducation. Elle est articulée autour de plusieurs étapes clés, telles que l'idéation, le prototypage et le test, nécessitant chacune des outils et des méthodes adaptés pour guider efficacement le processus. Parmi les techniques populaires utilisées pour la conception participative en éducation, on retrouve notamment les ateliers et les groupes de discussion, les personas d'apprentissage, les outils basés sur des cartes, ainsi que les croquis et les prototypes.

Les ateliers et les groupes de discussion sont couramment utilisés pour générer des idées de conception et recueillir les avis des participants. Ces méthodes permettent une interaction directe avec les utilisateurs finaux, favorisant ainsi une compréhension approfondie de leurs besoins et attentes. Par exemple, pré-interviewer les utilisateurs finaux sur leurs besoins peut être utilisé pour dériver des idées de conception (Xhakaj et al., 2016).

Le persona d'apprentissage permet de modéliser et de résumer les informations essentielles sur les utilisateurs finaux potentiels. Lors de sessions de codesign, les participants peuvent être engagés à travailler collectivement pour créer de nouveaux profils de persona ou pour enrichir des instances existantes (Prieto-Alvarez et al., 2018). Ces représentations peuvent ensuite être utilisées pour guider la conception et le développement de nouvelles fonctionnalités ou améliorations.

Le codesign basé sur des cartes est une autre approche populaire. Les cartes assurent une base commune pour la compréhension et la communication au sein d'une équipe, fournissant ainsi des résumés pratiques d'informations et/ou de méthodes utiles. L'utilisation de cartes peut renforcer la collaboration, stimuler la créativité combinatoire et faciliter l'exploration des liens possibles entre les besoins de décision des utilisateurs et les nombreuses propositions d'indicateurs et de visualisations disponibles dans les ateliers de conception (Lucero et al., 2016). Par exemple, LA-DECK (Alvarez et al., 2020) est un outil de co-conception basé sur des cartes, conçu spécifiquement pour la création d'outils d'analyse de l'apprentissage.

Les croquis et les prototypes sont d'autres techniques utilisées pour concrétiser les résultats des efforts collaboratifs entre participants. Ce processus de réalisation permet de créer des représentations visuelles et d'impliquer les participants au-delà de la phase de génération d'idées. Il leur permet de communiquer de manière non conventionnelle, en les incitant à matérialiser collectivement leurs attentes (Gaver et al., 1999).

Notre méthodologie, détaillée dans la suite de cet article, se fonde sur ces principes théoriques et ces méthodes pratiques pour guider notre démarche de conception participative des TBA. L'objectif est de transcender la simple fonction d'outil d'analyse des TBA pour en faire des ressources qui favorisent une compréhension approfondie des données et une prise de décision éclairée. En intégrant ces concepts, notre méthodologie vise à orienter la conception de TBA qui ne se limitent pas à présenter des données, mais qui les rendent accessibles, compréhensibles et utiles pour les utilisateurs, contribuant ainsi à une amélioration tangible en éducation.

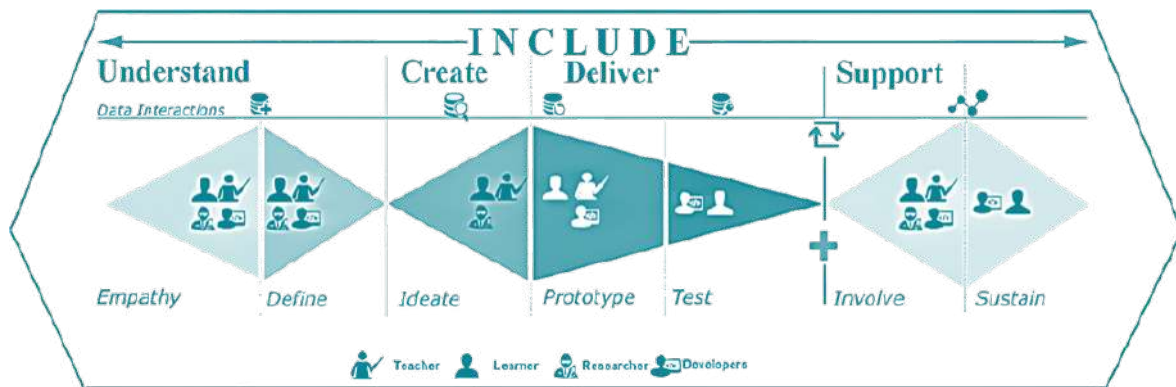


Figure 1 – Processus de co-design en analytique de l'apprentissage (Prieto-Alvarez et al., 2018)

2.2. MÉTHODOLOGIE DE CONCEPTION PARTICIPATIVE DES TBA

En matière de conception des TBA, l'approche participative permet d'aligner les différents acteurs éducatifs sur les objectifs principaux du tableau de bord, facilite une mise en œuvre cohérente et anticipe les éventuels obstacles à son adoption (Boscardin et al., 2018). Pour enrichir notre processus de conception des TBA, nous avons intégré de manière synergique une approche de conception générative à notre démarche participative. Cette combinaison méthodologique vise à dynamiser la création des TBA en favorisant une collaboration étroite avec les parties prenantes dès le début du processus.

La *conception participative* constitue la première pierre angulaire de notre démarche. Elle vise à impliquer activement les parties prenantes dès le début, recueillant leurs idées et besoins pour une compréhension approfondie tout en favorisant leur engagement continu. Nos propositions s'inscrivent dans le cadre du *Modèle de codesign en analytique de l'apprentissage*, élaboré par Prieto-Alvarez et al. (2018). Ce modèle décompose le processus de conception participative en une série d'activités rassemblant les différents acteurs impliqués, visant à affiner continuellement les exigences et à se rapprocher progressivement de la solution recherchée. Notre application spécifique de ce modèle se concentre sur les TBA. La phase préliminaire de compréhension (*Understand*), initiée à travers des entretiens d'exploration (Gilliot et al., 2018), oriente nos phases ultérieures d'idéation et de prototypage.

La *conception générative* complète cette première phase en fournissant aux parties prenantes des outils puissants pour articuler de manière approfondie leurs besoins et intentions. Elle permet d'explorer un espace de conception étendu, facilitant la génération de multiples solutions cibles (Robertson & Simonsen, 2012). En associant ces deux approches, nous établissons un cadre méthodologique solide, favorisant la collaboration et la génération itérative de solutions innovantes, alignées sur les besoins spécifiques des parties prenantes. L'intégration de la *conception générative* apporte une dimension créative et exploratoire au processus, permettant aux parties prenantes de participer activement à la création et à la sélection des solutions, renforçant ainsi leur engagement dans le projet (Sanders & Stappers, 2008).

2.3. CRÉATION DE SENS AU CENTRE DE LA CONCEPTION DES TBA

Envisager les TBA comme des instruments de communication requiert une exploration approfondie de la cognition humaine, de l'interaction homme-machine et des technologies de visualisation (Alhadad, 2018 ; Yoo et al., 2015). En effet, pour maximiser leur impact, les TBA doivent être conçus sur des bases théoriques solides (Alhadad, 2018 ; Yoo et al., 2015), afin de renforcer la conscience et la réflexion des utilisateurs, et d'entraîner des modifications

dans leurs compétences cognitives, comportementales et émotionnelles (Jivet et al., 2017). Par conséquent, une exploration approfondie des principes de conception des TBA est cruciale pour guider ces choix (Bodily & Verbert, 2017 ; Echeverria et al., 2018). L'efficacité de la conception des TBA pour une communication réussie dépend d'une compréhension approfondie de la manière dont les humains assimilent l'information (Few, 2006). Examiner comment les TBA peuvent favoriser des aspects essentiels tels que la création de sens et la prise de décision, en mettant l'accent sur l'interaction de l'utilisateur, est par conséquent essentiel pour toute approche de conception.

2.3.1. Création de sens et théorie Data/Frame

La création de sens, ou *sensemaking*, est un processus méta-cognitif fondamental dans l'utilisation des TBA. C'est un processus dynamique et réciproque qui implique l'adaptation des données à un cadre cognitif existant (ou modèle mental) et la modification de ce cadre en réponse aux nouvelles données (Pirolli & Card, 2005). En d'autres termes, il s'agit d'un processus d'interprétation des données à travers le prisme d'un modèle mental existant, tout en révisant ce modèle en fonction des nouvelles informations que les données apportent. Les modèles existants qui explorent la stimulation de la pensée humaine à travers des outils de visualisation décomposent le processus de création de sens en différentes phases, allant de la perception initiale de l'information à la prise de décision et à la mise en œuvre d'actions pédagogiques (Campos et al., 2021 ; Wise & Jung, 2019). Pour approfondir notre analyse de la création de sens liée aux TBA, nous nous appuyons sur la théorie *Data/Frame* (D/F) proposée par Klein et al. (2006). Cette théorie offre un éclairage précieux sur les mécanismes cognitifs en jeu, en articulant la dynamique entre les données — perçues comme des signaux ou des indicateurs d'événements — et les cadres cognitifs — envisagés comme des structures interprétatives qui donnent du sens aux données et orientent la quête de nouvelles informations (Ndukwe & Daniel, 2020).

La pertinence de la théorie D/F pour l'analyse de la création de sens via les TBA est à la fois multiple et significative. Tout d'abord, cette théorie décrit de manière précise la façon dont les données, sous forme de signaux, interagissent avec les cadres cognitifs, qui sont les mécanismes par lesquels les individus interprètent et attribuent un sens aux informations (Klein et al., 2006). Cette interaction constitue le cœur de l'utilisation des TBA, où les données doivent être interprétées de manière à éclairer la prise de décision. Deuxièmement, la théorie D/F reconnaît que le processus de *sensemaking* est une activité intentionnelle, menée par des agents poursuivant des objectifs spécifiques (Pirolli & Card, 2005). Cette caractéristique est fondamentale pour les utilisateurs de TBA, qui déploient ces outils dans des buts précis tels que l'amélioration de l'enseignement ou de l'apprentissage. Troisièmement, la théorie D/F aborde la question des biais cognitifs, ces pièges de raisonnement qui peuvent influencer négativement l'interprétation des données (Klein et al., 2006). Comprendre ces biais est crucial pour appréhender pourquoi certains utilisateurs peuvent mal interpréter les informations fournies par les TBA. Enfin, par rapport à d'autres modèles de *sensemaking*, la théorie D/F se distingue par son approche pragmatique et représentationnelle, se concentrant sur la façon dont les individus construisent du sens à partir de leur expérience face à des problématiques concrètes. Cette caractéristique en fait un cadre conceptuel particulièrement adapté à l'étude de la création de sens dans le contexte spécifique des TBA.

2.3.2. Conscience de la situation et interaction utilisateur

La création de sens, un processus essentiel dans diverses activités humaines, est particulièrement cruciale lorsqu'il s'agit de déchiffrer des situations complexes pour prendre des

décisions éclairées et appropriées. Cette capacité joue un rôle important dans l'utilisation des outils d'analyse en éducation. La conscience de la situation (*Situational Awareness* - SA) est un concept crucial dans la prise de décision, notamment dans des situations où l'information doit être traitée rapidement et avec précision. Développée par Endsley (1995), la SA se compose de trois niveaux interdépendants qui facilitent la compréhension et l'anticipation des événements, permettant ainsi une prise de décision efficace :

1. *Perception des éléments dans l'environnement* : Cette étape initiale implique la détection des signaux et des indices dans l'environnement immédiat, ce qui est crucial pour toute analyse ultérieure.
2. *Compréhension de la signification de ces éléments* : Au-delà de la perception, cette phase englobe l'interprétation et l'intégration des informations perçues, en établissant des liens entre les éléments et en évaluant leur pertinence par rapport aux objectifs poursuivis.
3. *Projection de l'état futur des éléments perçus* : Cette dernière phase consiste à anticiper les événements futurs en se basant sur la compréhension actuelle, ce qui est essentiel pour la planification stratégique et la préparation aux actions nécessaires.

La théorie de la création de sens de Klein et al. (2006) suggère que ces niveaux de SA ne deviennent pleinement exploitables que lorsque les individus activent leurs cadres cognitifs pour donner un sens aux informations perçues. Cela implique souvent de remettre en question les hypothèses existantes, de reconnaître les modèles émergents et d'ajuster les cadres cognitifs en fonction des nouvelles données.

2.3.3. Modèle d'interaction pour la création de sens soutenant le processus décisionnel par les TBA

L'exploration du processus de création de sens via les TBA nécessite une analyse détaillée des interactions entre l'utilisateur et l'outil. Les TBA, qui sont conçus pour organiser les données afin de faciliter leur interprétation, offrent la possibilité de tirer des conclusions et de planifier des actions ayant un impact sur l'enseignement et l'apprentissage. Toutefois, les modèles actuels ne reflètent pas entièrement l'intégration des activités cognitives dans l'expérience utilisateur des TBA. Or, comprendre comment les utilisateurs interagissent avec ces outils est crucial, car la création de sens implique la recherche de représentations pertinentes et l'encodage des données pour répondre à des questions spécifiques à la tâche (Russell et al., 1993). Enfin, une compréhension précise de ces interactions est nécessaire pour optimiser l'efficacité des TBA en éducation, afin d'ajuster les modèles existants en tenant compte de la dynamique complexe entre les activités cognitives, la recherche de représentation et les interactions utilisateur-TBA.

Les interactions avec les TBA jouent un rôle essentiel en permettant aux individus d'explorer les représentations visuelles, générant ainsi des connaissances et des compréhensions cruciales pour le processus décisionnel. En établissant une connexion étroite entre l'analyse, la visualisation et l'analyste humain, ces interactions favorisent une approche intégrée de la prise de décision (Endert et al., 2014). Pour examiner comment les utilisateurs participent au processus de création de sens avec les TBA, nous adoptons une perspective qui va au-delà des aspects techniques et modaux de l'interaction. Nous envisageons l'interaction comme un échange dynamique entre les utilisateurs et les TBA, un dialogue continu qui façonne le processus de création de sens, en accord avec la théorie de la *cognition distribuée* (Hutchins, 1995). Selon cette théorie, la cognition émerge de l'interaction entre les individus et leur environnement, se développant au fil du temps par la perception et l'action (Liu et al., 2008).

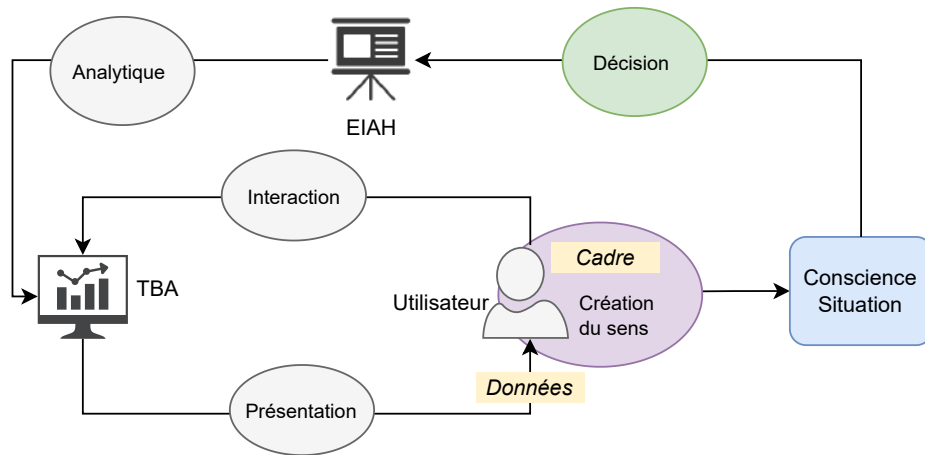


Figure 2 – Modèle d'interaction pour la création de sens pris en charge par les TBA

Ainsi, les utilisateurs et les TBA forment un système interactif où la coordination et l'influence causale se manifestent à travers l'échange de représentations, offrant une perspective intéressante sur les processus cognitifs mobilisés.

En envisageant les TBA comme des outils cognitifs, nous proposons un modèle de création de sens qui s'appuie sur les TBA, comme illustré à la Figure 2. Dans ce modèle, les TBA jouent le rôle d'instruments cognitifs qui aident les utilisateurs à détecter visuellement des motifs, des tendances et des anomalies dans les données, les orientant ainsi vers des décisions informées et pertinentes. La création de sens est perçue comme un processus cognitif qui fournit à la fois un moyen d'interpréter les données environnementales et un catalyseur pour agir en conséquence. L'utilisateur interagit avec le tableau de bord pour recueillir des informations et effectuer des actions basées sur les données, déclenchant ainsi un processus actif de création de sens. Ce processus peut être décomposé en deux tâches imbriquées :

1. *Interaction* : Durant cette phase, l'utilisateur interagit avec le TBA pour rechercher, filtrer, lire et extraire des informations des représentations affichées. Cette interaction initie des processus en arrière-plan qui recalculent la mise en page graphique du TBA pour ajuster son affichage.
2. *Cadrage (framing)* : L'utilisateur intègre les données collectées lors des interactions à ses connaissances internes pour construire, modifier ou consolider un cadre mental. La construction du cadre, un processus itératif, évolue en fonction des données obtenues, conduisant potentiellement à de nouvelles interactions avec le TBA.

Pour décrire la construction de cadres mentaux (*framing*), nous nous appuyons sur les activités de création de sens identifiées par la théorie D/F. Ces activités incluent l'intégration de nouvelles données pour enrichir la compréhension existante, l'examen critique des informations en désaccord avec le cadre mental préétabli, le maintien d'une interprétation cohérente malgré les contradictions, la considération de diverses interprétations possibles pour déterminer la plus convaincante, l'ajustement ou la révision du cadre mental pour intégrer des informations contradictoires, et le développement d'une compréhension renouvelée pour résoudre les tensions entre les différentes données. Ces processus cognitifs reflètent la nature dynamique et itérative de la création de sens, se déroulant à travers une interaction continue entre l'utilisateur et le TBA. Ils soulignent également l'importance de l'adaptabilité cognitive, essentielle pour ajuster les cadrages mentaux en réponse aux nouvelles informations et aux défis analytiques posés par les données. Cette flexibilité se révèle indispensable pour naviguer dans l'environnement complexe et souvent ambigu des données analytiques.

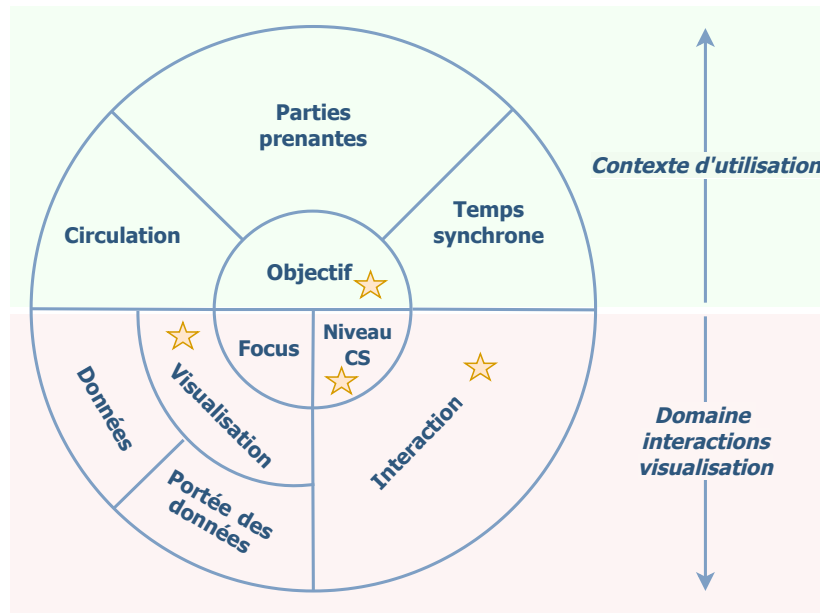


Figure 3 – Cadre de conception de tableaux de bord d'apprentissage DEFLAD. Les étoiles représentent les options de soutien à la création du sens

2.4. CADRE DE CONCEPTION DE TBA

Cette section présente DEFLAD (Gilliot & Sadallah, 2024), un cadre de conception visant à clarifier les dimensions de conception des TBA, tout en intégrant des capacités de création de sens et en mettant en lumière celles liées aux processus décisionnels. Le modèle d'interaction intégré active la création de sens, renforçant ainsi le processus décisionnel inhérent aux TBA, les considérant comme des outils cognitifs essentiels. Établi à travers un examen approfondi des dimensions de conception des TBA, ce cadre permet de définir un espace de conception complet qui servira de base aux outils proposés.

ESPACE DE CONCEPTION DE TBA. Le concept d'espace de conception trouve ses racines dans la *Théorie du Traitement de l'Information* développée par Newell et Simon (1972). Selon cette théorie, la résolution d'un problème est envisagée comme une exploration dans un espace d'états clairement défini associé à ce problème. Dans le contexte de la conception, cette exploration devient une démarche essentielle. Pour un problème de conception donné, l'espace de conception englobe toutes les solutions envisageables pour l'artefact à concevoir, y compris les différentes alternatives possibles pour chaque solution (Shaw, 2012).

Une approche courante pour définir un espace de conception consiste à extraire des principes de conception communs des techniques existantes dans le domaine ciblé (Schulz et al., 2011). En matière de conception de tableaux de bord, de nombreux chercheurs ont entrepris de caractériser cet espace. Par exemple, dans le domaine de la visualisation des données, Schulz et al. (2011) ont élaboré un modèle d'espace de conception en décrivant comment les concepteurs peuvent raisonner sur les tâches à travers six dimensions d'analyse des tâches : le « Pourquoi » (objectif de la tâche), le « Comment » (moyens de la tâche), le « Quoi » (caractéristiques des données), le « Où » (la cible et la cardinalité des entités de données dans cette cible), le « Quand » (ordre des tâches) et le « Qui » (l'utilisateur ou le type d'utilisateur). Ces dimensions sont également abordées dans les travaux de Sarikaya et al. (2019), qui introduisent également la littératie en matière de visualisation des utilisateurs et proposent une analyse approfondie des interactions. L'espace de conception défini par ces auteurs comprend

quatre dimensions de conception liées à différents aspects d'un tableau de bord : l'objectif (décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles, et apprentissage), le public (circulation, littératie en matière de visualisation requise et expertise requise dans le domaine), les fonctionnalités visuelles (construction et composition, pages multiples, interface interactive, mise en évidence et annotation, modification de l'état des données ou du monde) et la sémantique des données (alertes et notifications, points de repère, mise à jour).

Certains auteurs suggèrent d'adopter une approche basée sur les questions des 5 W – Who (*Qui*)?, When (*Quand*)?, Why (*Pourquoi*)?, What (*Quoi*)?, hoW (*Comment*)? – pour explorer l'espace de conception (Chatti et al., 2020). Cette approche se concentre sur l'objet d'intérêt, allant de la visualisation aux tableaux de bord et à l'analyse des processus d'apprentissage. Dans DEFLAD, nous formulons les 5 W de la manière suivante :

1. *Qui* ? englobe le public cible et les interactions entre différents utilisateurs ;
2. *Quand* ? permet de déterminer si l'utilisation se fait en temps réel ou est différée ;
3. *Pourquoi* ? correspond à l'objectif spécifique du TBA ;
4. *Quoi* ? détaille le contexte d'utilisation du TBA ainsi que les données pertinentes ;
5. *Comment* ? se concentre sur la visualisation, étant étroitement lié à la création de sens à travers l'utilisation du TBA.

DEFLAD offre une approche intégrée pour la conception de TBA qui soutient efficacement les tâches de création de sens. Il permet également de définir clairement l'espace de conception, assurant ainsi une approche structurée et exhaustive pour la conception de TBA. Comme illustré sur la Figure 3, DEFLAD établit un espace de conception en deux parties distinctes. La première partie, qui comprend les trois premières questions, se concentre sur la définition du contexte d'utilisation de TBA. La seconde partie, qui englobe les deux dernières questions, traite des aspects de visualisation et d'interaction. Le Tableau 1 synthétise les propriétés que nous avons identifiées pour chacune des dimensions de conception. Les paragraphes qui suivent procèdent à une analyse approfondie et à une discussion détaillée de chaque dimension.

2.4.1. Qui ? Identification du public

Deux dimensions sont liées au public : (1) l'identification des utilisateurs de TBA, qui est classique en analyse de l'apprentissage ; et (2) la circulation des TBA, qui reconnaît leur potentiel en tant qu'outils de communication.

UTILISATEURS. Les TBA peuvent cibler divers acteurs, tels que les administrateurs, les instructeurs, les apprenants, voire tous ces groupes. Des études antérieures ont défini quatre catégories d'acteurs liées aux TBA : le niveau méga (gouvernance), le niveau macro (institutionnel), le niveau méso (curriculum et enseignant/tuteur) et le niveau micro (apprenant) (Ifenthaler & Widanapathirana, 2014 ; Sedrakyan et al., 2019). En reconnaissant que les TBA peuvent servir d'outil de communication entre ces différents acteurs, le concept de *public cible* élargit la notion traditionnelle d'utilisateur (Sarıkaya et al., 2019).

CIRCULATION. En relation avec le concept de « public », la circulation interpersonnelle d'un tableau de bord peut être subdivisée en quatre catégories : *Public*, *Organisationnel*, *Collectif*, et *Individuel*. Chaque catégorie devient plus spécifique et nécessite un contexte supplémentaire, qui peut ne pas être inclus dans le tableau de bord lui-même (Sarıkaya et al., 2019). Un tableau de bord *Public* est destiné à une présentation générale et peut présenter des données d'importance sociétale. Les tableaux de bord de type *Organisationnel*

Tableau 1 – Dimensions de l’espace de conception des TBA.

Dimension	Éléments	Valeurs
Qui ?	Utilisateur	Gouvernance, Institution, Curriculum, Enseignant/tuteur, Apprenant
	Circulation	Public, Organisationnel, Collectif, Individuel
Quand ?	Temps réel	O/N
Pourquoi ?	Focus	Processus d’apprentissage (cognitif, axé sur les résultats, axé sur le processus, comportemental, méta-cognitif, social, émotionnel)
		Gestion (personnes, ressources, activités, expérience)
	Niveau de SA	Perception (ou surveillance, prise de conscience, soutien), Compréhension (ou analyse, réflexion), Action (ou projection, décision, intervention, rétroaction, évaluation)
Quoi ?	Données	Liste des données pertinentes
	Portée des données	Apprenant, Enseignant, Salle de classe, Institution
	Source de données	Salle de classe, Systèmes de gestion de l’apprentissage, Curriculum, Profil, Autre
	Durée des données	Une session, Un semestre, Une année, Scolarité complète, Tout au long de la vie
Comment ?	Visualisation	Type de diagramme
	Interaction	Zoom, Filtrer, Détails à la demande, Relier, Historique, Extraire

sont pertinents dans le cadre d'une structure organisationnelle pour des personnes ayant un objectif commun (par exemple, la validation des diplômes). La catégorie *Collectif* englobe les contextes où un individu limite l'accès au tableau de bord aux personnes de son choix, identifiant des scénarios de données ou d'analyses sensibles. Enfin, la catégorie *Individuel* comprend les tableaux de bord qui quantifient l'individu et ne sont généralement pas partagés, sauf avec des personnes de confiance, comme un enseignant dans le cas d'un apprenant.

2.4.2. Quand ?

Cet aspect de l'espace de conception fait référence au moment d'utilisation du tableau de bord. En lien avec le public cible, il s'agit du point de rencontre entre les utilisateurs et les données. On peut déterminer si la communication est basée sur le traitement des données en temps réel, c'est-à-dire si elle se concentre sur les événements actuels, ou si elle repose sur des données historiques.

2.4.3. Pourquoi ? Raffinement des objectifs des TBA

Cette dimension est intrinsèquement liée à l'objectif du TBA. Bien que cet aspect soit central dans les TBA et fournisse la justification de leur conception, il demeure ambigu dans la littérature existante. Certains auteurs parlent de *finalité*, d'autres d'*objectifs*, voire de *but*. Nous choisissons de conserver le terme « objectif ».

Nous soutenons que les objectifs des TBA se réfèrent à deux dimensions de l'espace de conception : le *Focus* et le *Niveau de conscience de la situation* (SA). Ces deux dimensions permettent d'intégrer toutes les options existantes et d'envisager de nouvelles. Concrètement, elles (i) ouvrent de nouvelles opportunités de conception et (ii) encouragent les concepteurs à aller au-delà d'options simples comme la *surveillance*, et à explorer des niveaux plus élevés de conscience de la situation.

FOCUS. En termes d'objectifs des TBA, la plupart des travaux se limitent à fournir des listes d'exemples, généralement dérivés des travaux de Park et Jo (2015). Dans (Sedrakyan et al., 2019) les auteurs ont analysé les objectifs des étudiants sous l'angle de l'intervention visée (ou de la rétroaction) et ont proposé les points de focus suivants en lien avec le processus d'apprentissage : (i) cognitif, (ii) orienté vers les résultats (par exemple, le niveau de réussite), (iii) orienté vers le processus, (iv) comportemental, (v) méta-cognitif. Comme la présence sociale est un élément clé de l'expérience éducative (Garrison et al., 2003), nous proposons d'ajouter à cette liste (vi) l'aspect social, qui concerne le travail de groupe ou les relations entre apprenants (par exemple dans les forums). Les interventions sur les (vii) émotions (Ez-Zaouia et al., 2020) devraient compléter cette liste. Cette extension de la liste des objectifs des TBA vise à mieux prendre en compte les aspects sociaux et émotionnels de l'expérience d'apprentissage des étudiants, contribuant ainsi à une conception plus holistique et centrée sur l'utilisateur de ces outils.

Les objectifs des enseignants incluent des interventions liées au processus d'apprentissage des étudiants ; cette même liste de points de focus s'applique également aux étudiants. Ils sont également préoccupés par la gestion des cours, et leurs objectifs peuvent se concentrer sur (i) les personnes (par exemple, les étudiants à risque), (ii) les ressources (gestion ou amélioration), (iii) les activités (y compris l'évaluation), (iv) l'expérience d'apprentissage vécue. D'autres parties prenantes au niveau méga- ou macro-niveau peuvent s'intéresser à des objets de focus supplémentaires, mais cette liste reste à proposer.

NIVEAU DE CONSCIENCE DE LA SITUATION. Généralement, un objectif peut être exprimé sous la forme d'un verbe suivi d'un objet. Lors de l'examen des listes d'objectifs, l'expression peut être liée à un niveau de conscience de la situation ou d'état (Endsley, 1995), qui peut prendre différents noms en fonction du contexte : (1) *Sensibilisation* ou surveillance, (2) *Analyse* ou réflexion, et (3) *Action*, ou projection, décision, intervention, impact, rétroaction, évaluation.

Tableau 2 – Objectifs exprimés liés au focus et au niveau de SA.

Objectif	Focus	Niveau de SA
Améliorer la rétention et les résultats	Processus cognitif	Sensibilisation
Fournir une visualisation des performances d'apprentissage avec une comparaison de l'ensemble de la classe	Performance du processus d'apprentissage	Compréhension
Fournir des commentaires sur les activités et les performances d'apprentissage des étudiants	Performance du processus d'apprentissage	Action
Suivre les interactions des apprenants dans les systèmes d'apprentissage en ligne	Comportement d'apprentissage	Compréhension
Favoriser la réflexion et la prise de conscience de leur activité	Processus méta-cognitif	Sensibilisation
Permettre aux étudiants l'autorégulation de leurs apprentissages	Processus méta-cognitif	Compréhension
Visualiser l'évolution des relations entre les participants dans les forums de discussion, pour aider les étudiants à voir comment ils contribuent au groupe	Aspect social du processus d'apprentissage social	Sensibilisation
Identifier et prendre en charge les étudiants à risque	Gestion des personnes	Sensibilisation → Action

Le Tableau 2 présente la liste des objectifs élaborés par Park et Jo (2015) en fonction de leur *Focus* et du *Niveau de conscience de la situation* visé. Il couvre la plupart des options de processus d'apprentissage, mais pas les niveaux de conscience de la situation correspondants. Les utilisateurs devraient être incités à explorer d'autres niveaux de conscience de la situation, en tenant compte de la rétroaction. En ce qui concerne les options de gestion, il existe encore de nombreuses possibilités à étudier.

2.4.4. Quoi ? Spécification des données

Selon l'objectif défini et le public ciblé, un ensemble de données sera nécessaire pour soutenir le processus de compréhension (c'est-à-dire la création de sens) des utilisateurs visés. La portée des données doit être précisée, car elle est indépendante du public. Elle peut concerner un apprenant, la classe (ou une cohorte entière) ou même l'institution, mais elle peut aussi concerner l'enseignant. L'inclusion de l'enseignant dans cette dimension favo-

rise l'investigation de l'analyse des enseignants (Bienkowski et al., 2012), où l'objectif est d'améliorer le processus d'apprentissage lui-même.

La source et la portée des données sont également des caractéristiques importantes de la conception. Les données peuvent être collectées en classe (analyse de classe), à partir de systèmes de gestion de l'apprentissage classiques, de l'institution (transcriptions du curriculum, profils des apprenants, ...) ou d'autres sources (analyse multimodale). La durée peut être aussi courte qu'une session ou aussi longue qu'une vie. La liste des différentes données nécessaires doit également être établie pour définir le tableau de bord. Dans cette dimension, les données peuvent provenir des environnements d'apprentissage eux-mêmes ou de transformations, telles que des agrégations ou des calculs d'indicateurs de haut niveau. Ces transformations sont cruciales pour convertir les données brutes en informations significatives et utiles pour les utilisateurs finaux.

2.4.5. Comment ? Visualisation et création de sens dans les TBA

La question du « Comment ? » est cruciale pour les tableaux de bord, car des visualisations adéquates sont nécessaires pour obtenir des aperçus significatifs (Chatti et al., 2020 ; Sarikaya et al., 2019). Comme identifié dans la section « Pourquoi », le tableau de bord peut soutenir un processus de création de sens, où l'utilisateur(s) peut naviguer à travers différents niveaux de conscience de la situation et peut avoir besoin d'analyser des données. Les visualisations jouent un rôle clé dans la création de sens dans les tableaux de bord, en permettant aux utilisateurs de naviguer à travers différents niveaux de conscience et d'analyser des données. Elles peuvent prendre la forme de graphiques, de diagrammes ou de cartes et peuvent être interactives, permettant aux utilisateurs de manipuler les données et de découvrir des aperçus significatifs.

En matière d'interactions, Shneiderman (2003) propose une taxonomie concise pour guider les interactions avec des informations graphiques. La taxonomie de recherche d'informations, connue sous le nom de « Mantra de recherche d'information visuelle » (*Visual Information-Seeking Mantra*), englobe des tâches telles que fournir une vision globale des données, examiner une partie spécifique avec sélection et interaction, réduire la quantité de données, obtenir des détails précis, visualiser des relations, conserver un historique d'actions, et extraire une sous-collection ciblée.

2.4.6. Cadre de conception

L'ensemble des dimensions identifiées constitue un cadre exhaustif destiné à guider le processus de conception participative. Ce cadre se structure en deux parties distinctes (Figure 3). La première s'attache à détailler le contexte d'utilisation, englobant les trois premières questions. La seconde partie concerne la spécification des données et de leurs visualisations, en lien avec le focus, ou objet central du TBA. Par ailleurs, elle analyse les interactions nécessaires pour interagir avec le TBA afin de faciliter la création de sens. Les dimensions spécifiquement liées à la création de sens en vue de la prise de décision sont mises en évidence par l'ajout d'une étoile. En résumé, ce cadre offre une vision détaillée des éléments à spécifier dans un processus de conception des TBA, en intégrant de manière intrinsèque les aspects cruciaux liés à la création de sens.

3. OUTILLAGE DE LA CONCEPTION PARTICIPATIVE

Dans cette section, nous introduisons les outils que nous avons élaborés pour soutenir la méthodologie de conception participative et générative, en accord avec le cadre théorique DEFLAD. Notre approche repose sur une collaboration active avec les parties prenantes et s'appuie sur les dimensions de conception définies par DEFLAD. Pour instrumenter et renforcer cette démarche, nous avons conçu deux outils complémentaires qui facilitent l'exploration et la concrétisation des idées issues des différentes dimensions de conception : un outil d'idéation collaborative centré sur l'utilisateur et un outil de prototypage rapide destiné aux développeurs travaillant en collaboration avec les utilisateurs. En les intégrant dans le processus global de conception, notre objectif est de créer une synergie étroite entre les utilisateurs et les développeurs, facilitant ainsi la création de TBA mieux adaptés aux exigences du terrain, et intégrant le savoir-faire métier des développeurs. Ces outils sont spécifiquement conçus pour répondre aux étapes de *Create* et *Deliver* du modèle de co-design en analytique de l'apprentissage (Prieto-Alvarez et al., 2018) (voir Figure 1).

3.1. OUTILLAGE DE LA PHASE D'IDÉATION

La phase d'idéation est une étape collaborative essentielle qui mobilise activement les parties prenantes, chacune contribuant avec ses perspectives uniques et ses connaissances spécialisées. Cette étape est cruciale dans le processus de conception, car elle permet de définir les objectifs de la conception de manière précise et exhaustive dès le début du processus. Pour soutenir efficacement cette phase, nous avons développé PaDLAD (Sadallah et al., 2022), une boîte à outils d'idéation spécialement conçue pour cela. Cet ensemble d'outils, qui comprend des personas, des cartes d'exploration, des panneaux et des supports de sketching, vise à stimuler la créativité et à clarifier les différentes dimensions de l'espace de conception.

Destinée aux différents acteurs éducatifs, PaDLAD permet la création de tableaux de bord qui suivent non seulement les indicateurs associés aux objectifs, mais détectent également des situations potentiellement indésirables, identifient les preuves de ces situations, et rassemblent les informations nécessaires pour planifier des actions correctives. L'activité de conception avec cet outil est définie comme un processus en trois phases essentielles : (1) *Identification* de l'objectif du TBA ; (2) Définition des *données* et des *visualisations* appropriées ; et (3) *Sketching* en réalisant des croquis du TBA visé. Ces phases sont concrétisées par trois panneaux dédiés (Figure 4). Chaque panneau est conçu pour accueillir des artefacts spécifiques (cartes et formulaires) fournissant des informations liées à l'étape spécifique du processus de conception.

PANNEAU D'IDENTIFICATION. Ce panneau (Figure 4a) est dédié à la description du contexte d'utilisation spécifique du tableau de bord. Il comporte trois sections réservées pour accueillir un *formulaire de persona*, une *fiche d'objectif*, et un ensemble de *cartes de contexte*.

Le *formulaire de persona* est conçu pour personnifier les parties prenantes et collecter des informations pertinentes, telles que l'expertise, la culture visuelle, ou la motivation. Il offre ainsi une clarification sur l'utilisateur et le contexte du TBA.

Étant donné que l'objectif joue un rôle central dans le processus d'idéation, une *fiche d'objectif* est réservée pour soutenir son expression. Cette fiche permet d'énoncer le problème que le tableau de bord cherche à résoudre et la manière dont cette résolution doit être atteinte. L'objectif est défini en fonction du niveau souhaité de conscience de la situation et peut être adapté aux profils des participants, exprimant leurs besoins de manière différenciée, qu'ils soient apprenants, enseignants, ou autres.

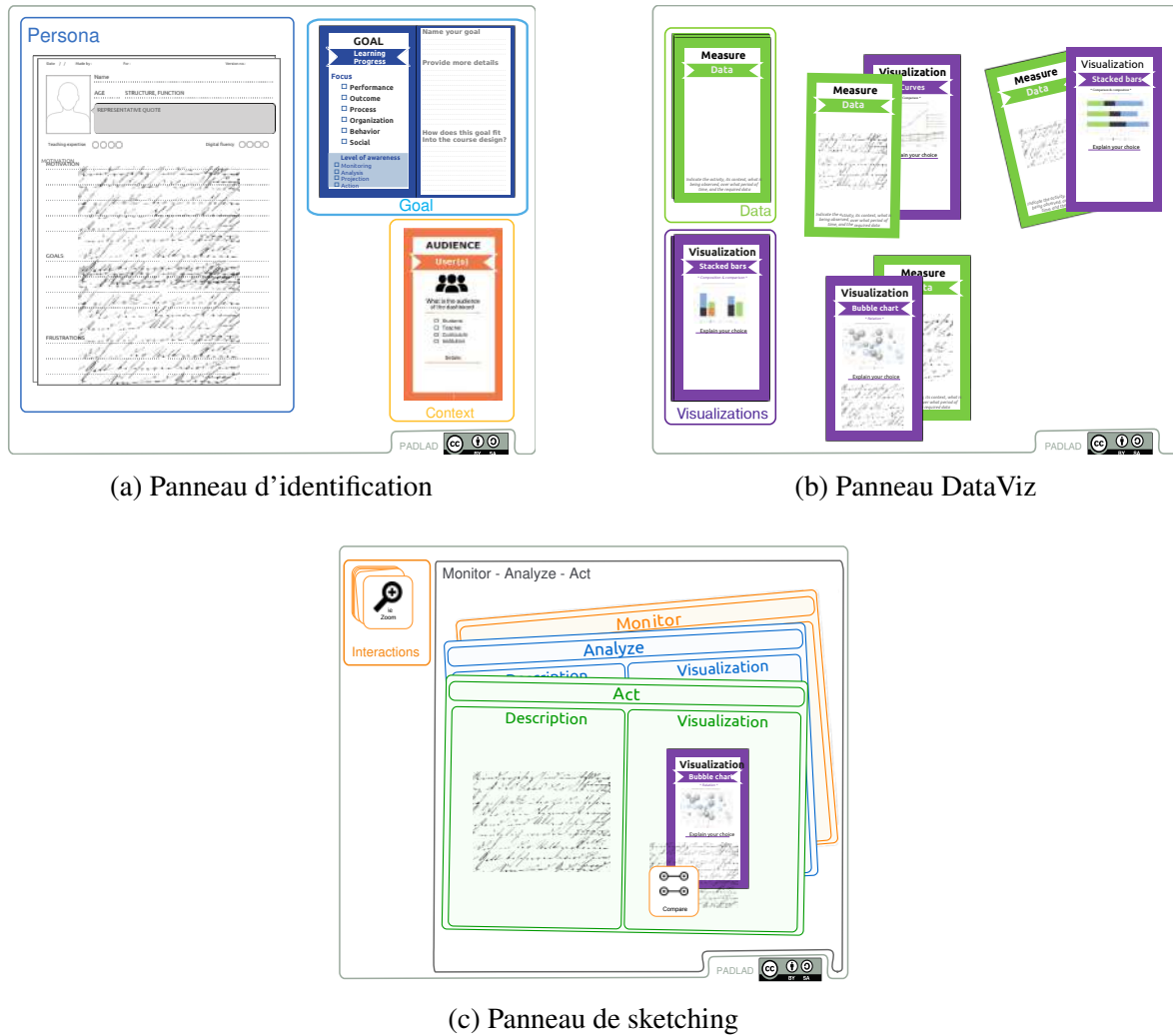


Figure 4 – Différents panneaux composant la boîte à outils PaDLAD

Quatre *cartes de contexte* supplémentaires sont proposées pour fournir des informations relatives à l'utilisation anticipée du tableau de bord. Les *Cartes de Public* aident à définir le champ d'analyse, notamment les utilisateurs et la circulation de l'information entre eux. Les *Cartes de Données* précisent la source de données visée ainsi que le moment de la collecte des données (temps d'observation).

PANNEAU DATAVIZ (DONNÉES & VISUALISATIONS). Ce panneau (Figure 4b), axé sur la question *Quoi ?*, offre un espace spécifique pour les tuples composés de cartes de données et de visualisation. Les cartes *Données* (ou *Mesures*) identifient les données et indicateurs pertinents pour atteindre les objectifs du TBA. Les cartes *Visualisations* forment un ensemble de cartes technologiques proposant des représentations visuelles classiques.

L'interaction entre les cartes *Données* et *Visualisations* est cruciale. Les tuples sont construits de manière à définir les données et à les associer aux visualisations appropriées, assurant ainsi une représentation significative des informations contenues dans les cartes de données. Par exemple, un tuple pourrait associer une *Carte de Données* décrivant les taux de réussite des apprenants avec une *Carte de Visualisations* sous forme de diagramme à barres pour représenter ces taux. Un autre tuple pourrait lier les *Données* concernant l'engagement des utilisateurs avec la *Visualisation* d'un graphique en secteurs, offrant ainsi une vue rapide

des activités prédominantes. Ainsi, ce panneau vise à créer une relation cohérente entre les données sélectionnées et les moyens visuels utilisés pour les présenter, favorisant une visualisation claire et pertinente dans le TBA.

LE PANNEAU SKETCHING. Ce panneau (Figure 4c) vise principalement à faciliter la création de vues et de représentations graphiques au cours du processus de conception. Les participants utilisent des esquisses pour donner forme au TBA, en combinant divers tuples de données/visualisations et en définissant des options d'interaction. Cette étape, à la fois pratique et visuelle, enrichit significativement le processus de conception.

Nous envisageons un TBA comme une interface interactive dynamique qui évolue en fonction des interactions de l'utilisateur. Dans cette optique, les vues générées ne sont pas statiques, mais sont plutôt façonnées et modifiées par les actions des utilisateurs. Trois catégories de vues sont distinguées, correspondant aux niveaux de conscience de situation que les utilisateurs cherchent à associer au TBA : (1) les vues *Perception*, qui sont orientées vers la surveillance de l'environnement et fournissent une vue globale des données pertinentes ; (2) les vues *Compréhension*, qui intègrent des représentations visuelles pour éclairer l'analyse et la compréhension de situations spécifique ; et (3) les vues *Projection*, qui préparent l'utilisateur à agir sur les situations découvertes et analysées dans les niveaux précédents. Ces vues sont matérialisées par des fiches contenant des tuples de données/visualisation placées sur le panneau. Il convient de souligner que toutes ces vues ne sont pas nécessairement présentes dans un TBA, et qu'un TBA peut inclure plusieurs vues du même type. Cette flexibilité assure une conception qui répond aux besoins spécifiques des utilisateurs. Ainsi, le TBA peut être personnalisé et adapté pour fournir les informations les plus pertinentes et utiles pour chaque utilisateur ou situation.

L'interaction joue un rôle central dans la transition entre les différentes vues, permettant une progression graduelle de la *Perception* à l'analyse, puis à la *Compréhension*, et enfin à la *Projection*. Pour façonner ces interactions, nous nous sommes inspirés du *Mantra de la recherche d'information visuelle* de Shneiderman (2003), que nous avons intégré à l'espace de conception. Nous avons ainsi identifié six types d'interaction : (1) *Vue d'ensemble* permet à l'utilisateur d'avoir une vue globale des données disponibles ; (2) *Zoom* peut être exécuté pour examiner une partie des données en permettant de sélectionner cette partie ; (3) *Filtre-Recherche* réduit la quantité de données et/ou d'objets visuels affichés, et aide l'utilisateur à trouver et à se concentrer sur des éléments d'intérêt spécifiques ; (4) *Détails* peut être utilisé pour obtenir plus de précision sur les données ou une partie de données afin d'obtenir un meilleur aperçu ; (5) *Relation-Association-Comparaison* permet aux utilisateurs de visualiser les relations entre les points de données ; et (6) *Changement de vue* peut être utilisé pour changer le point d'intérêt de l'utilisateur.

Ce panneau de sketching guide les participants de trois manières distinctes dans la définition d'options visant à soutenir la création de sens par l'utilisateur du TBA. En premier lieu, les fiches associées aux différents niveaux de conscience de la situation sont différenciées par des couleurs spécifiques (*rouge* pour la surveillance, *bleu* pour l'analyse et la compréhension, et *vert* pour la projection et l'action). Ensuite, le panneau intègre des cartes technologiques pour aider les participants à exprimer toutes les options d'interaction avec le TBA et ses différentes vues. Enfin, chaque fiche est couplée à un formulaire encourageant les participants à décrire leur vision du processus de création de sens. Cette approche complète offre une diversité d'outils visuels et conceptuels, facilitant une exploration approfondie du potentiel du TBA tout en permettant la mise en place d'options pour renforcer la création de sens par l'utilisateur.

3.2. OUTILLAGE DE LA PHASE DE PROTOTYPAGE ET DE SUPPORT

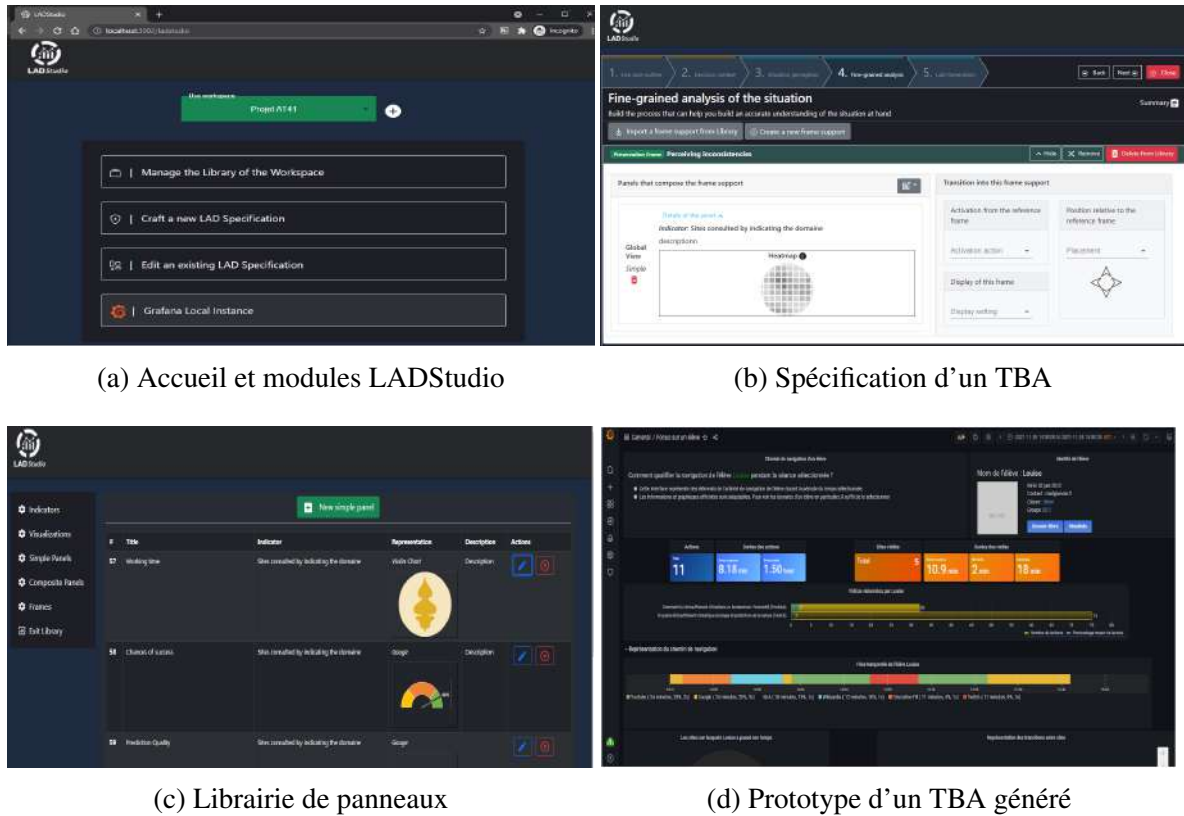


Figure 5 – Principaux composants de LADStudio

Pour soutenir la phase de prototypage, nous avons créé LADStudio (Sadallah & Gilliot, 2023), un outil qui permet de générer des prototypes de TBA via une spécification déclarative résultant de la phase d'idéation. La conception générative implique que les utilisateurs décrivent leurs besoins et intentions, explorent l'espace de conception, génèrent des solutions cibles, puis sélectionnent et affinent la solution la plus appropriée. Cette approche guide la conception progressive du TBA, impliquant les utilisateurs et les concepteurs à différentes étapes. Les utilisateurs participent à la description des besoins, à l'évaluation du résultat, tandis que les concepteurs dirigent la génération, explorent des options et évaluent les résultats avec les utilisateurs.

LADStudio est conçu selon une architecture à trois niveaux dans laquelle la présentation, le traitement des applications et la gestion sont des processus logiquement séparés. Nous l'avons implémenté en utilisant des technologies modernes. Le rendu du tableau de bord est testé avec une instance de Grafana¹, un outil open source d'analyse et de visualisation interactive. L'interface principal de LADStudio ainsi que ses composants essentiels sont illustrés sur la Figure 5 et seront examinés en détail dans les paragraphes suivants.

MODÈLE À BASE DE COMPOSANTS. Nous avons adopté une approche basée sur les composants pour modéliser la structure des tableaux de bord. De cette manière, la structure (et la vue logique) d'un tableau de bord est élaborée en utilisant une hiérarchie de composants

1. <https://grafana.com/grafana/>

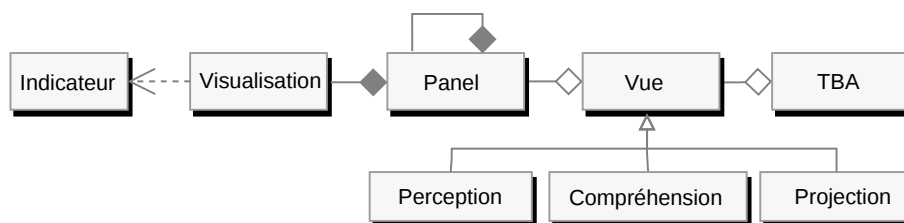


Figure 6 – Structure à composants des tableaux de bord

imbriqués. Cette méthode facilite la conception des TBA en offrant des composants communs, partageables et réutilisables. De nouveaux composants peuvent être créés en adaptant des composants existants ou en utilisant des composants de niveau inférieur.

Les composants d'un TBA se déclinent en plusieurs catégories (Figure 6) :

- *Indicateurs* : Ces éléments de données représentent des mesures d'intérêt stratégique. Chaque indicateur est défini par un nom, une description qui en précise la signification et l'importance, ainsi qu'une formule de calcul qui en détaille la méthode de détermination.
- *Visualisations* : Ces composants graphiques transforment les données en une représentation visuelle intuitive, facilitant ainsi l'analyse et l'interprétation par l'utilisateur. Elles peuvent prendre diverses formes, telles que des graphiques, des tableaux ou des cartes, et sont conçues pour mettre en évidence des tendances ou des modèles spécifiques dans les données.
- *Panels* : Éléments structurants du tableau de bord, ils servent de conteneurs pour les visualisations et établissent des relations structurantes entre les composants. On distingue deux types de panels :
 1. Les *panels de base*, qui associent les indicateurs aux visualisations correspondantes, permettant ainsi une interprétation directe et simplifiée des mesures clés.
 2. Les *panels composites*, qui combinent plusieurs panels de base pour créer des structures plus complexes, offrant une vue d'ensemble et une analyse comparative des différents indicateurs.
- *Vues* : Ce sont des composants de haut niveau conçus pour soutenir les différents niveaux de conscience de la situation. Ils fournissent les éléments structurels et définissent l'interactivité nécessaire pour développer une compréhension approfondie de l'environnement. Trois types de vues sont identifiés, chacun correspondant à un niveau différent de conscience de la situation :
 1. Les vues *Perception*, qui permettent à l'utilisateur de surveiller son environnement à travers des indicateurs et des visualisations immédiatement perceptibles.
 2. Les vues *Compréhension*, qui offrent des représentations aidant l'utilisateur à analyser et à comprendre une situation spécifique grâce à des visualisations interactives et des panels de base.
 3. Les vues *Projection*, qui préparent l'utilisateur à intervenir sur les situations identifiées et analysées dans les niveaux précédents, en utilisant des panels composites pour anticiper les tendances futures et planifier des actions.

MODÈLE D'INTERACTION. Afin de définir les types d'interaction qui favorisent la création de sens, nous avons intégré six catégories d'interaction, explicitement détaillées dans DEFLAD, décrites dans PaDLAD, et inspirées du *Mantra de la recherche d'information*

visuelle de Shneiderman (2003). L'interaction de l'utilisateur avec le composant cible (panneau ou vue) déclenche des processus en arrière-plan qui mettent à jour le TBA. Cela peut entraîner l'affichage de nouvelles données que l'utilisateur peut intégrer à ses connaissances internes en construisant un cadre mental (*framing*) ou en modifiant son cadre actuel, voire en consolidant ce dernier.

BIBLIOTHÈQUE DES COMPOSANTS DU TBA. Dans l'objectif de favoriser la réutilisation et la collaboration, la *Bibliothèque des Composants* offre une plateforme permettant de définir, de stocker et de partager divers éléments cruciaux pour la composition de tableaux de bord (voir Figure 5c). Cette bibliothèque regroupe cinq catégories de composants inhérents au modèle TBA (voir Figure 6) : (1) les *Modèles d'indicateurs*, définissant les critères de suivi ; (2) les *Visualisations*, proposant des représentations graphiques des données ; (3) les *Panels Simples*, constitués d'éléments autonomes ; (4) les *Panels Composites*, regroupant plusieurs panels simples pour une vue consolidée ; et (5) les *Vues*, déterminant les différentes perspectives du TBA.

L'utilisateur a la possibilité d'enrichir cette bibliothèque en concevant de nouveaux composants à partir de rien ou en utilisant des éléments préexistants. En outre, il a la capacité de modifier les composants existants ou, si nécessaire (par exemple, pour éviter la redondance), de les supprimer. Chaque composant est intrinsèquement lié à des interactions spécifiques, ce qui soutient le processus global de création de sens. Cette méthode favorise non seulement la flexibilité dans la conception des TBA, mais aussi la formation d'une communauté collaborative qui partage des ressources essentielles pour une conception optimale.

ASSISTANT DE SPÉCIFICATION DE TBA. Ce composant de l'outil permet de spécifier un tableau de bord étape par étape (Figure 5b). Le scénario de spécification se compose de cinq écrans séquentiels : (1) description du contexte cible et de l'utilisation visée ; (2) définition de l'objectif principal du tableau de bord ; (3) description des vues de suivi permettant de surveiller l'environnement, par rapport à l'objectif défini ; (4) description des vues d'analyse et de compréhension permettant d'atteindre les niveaux de conscience de situation : compréhension et projection, en lien avec l'aspect surveillé ; et (5) génération d'une spécification du tableau de bord.

Le prototype généré peut être visualisé sur une instance Grafana embarquée ou sur une installation distante (voir l'exemple présenté sur la Figure 5d). Une spécification de tableau de bord produite avec LADStudio peut être rééditée, définissant un processus cyclique d'édition et de test. De plus, les composants (indicateurs, visualisations, panneaux et vues) produits sont automatiquement sauvegardés, ce qui simplifie l'alimentation de la bibliothèque de LADStudio pour la réutilisation des composants.

4. EXPÉRIMENTATIONS

4.1. PROBLÉMATIQUE

Dans cette section, nous rapportons les expérimentations que nous avons réalisées pour évaluer les outils proposés comme support à la conception participative de TBA. Nos questions de recherche sont les suivantes :

- Est-ce que les outils proposés sont utilisables par les parties prenantes aussi bien pour la phase d'idéation que de spécification et génération de TBA ? (*QRI*)

Tableau 3 – Données démographiques des participants aux deux évaluations.

Variable/Catégorie		PaDLAD (N = 15)	LADStudio (N = 13)
Genre	Masculin	07	08
	Féminin	08	05
Âge	30–45	11	07
	46–60	04	03
Profession	Enseignant	06	04
	Concepteur pédagogique	07	03
	Chercheur	02	06

- L’outil de conception participative encourage-t-il la collaboration et soutient-il la créativité participative au sein d’un groupe ? (QR2)
- L’outil de prototypage assure-t-il une bonne expérience utilisateur ? (QR3)

4.2. MÉTHODOLOGIE

Nous avons mené deux études qualitatives distinctes pour évaluer nos outils. Pour l’évaluation de l’outil d’idéation PaDLAD, nous avons sollicité la participation de quinze individus, comprenant des enseignants, des chercheurs et des concepteurs pédagogiques sans expertise spécifique en EIAH. D’autre part, pour l’évaluation de l’outil de prototypage LADStudio, nous avons impliqué un autre groupe de treize participants. Ces derniers étaient également des enseignants, des chercheurs et des concepteurs pédagogiques, mais possédaient des connaissances techniques sur les tableaux de bord et le développement d’interfaces liées aux EIAH. Il est important de noter que, bien que LADStudio ait été initialement destiné aux développeurs, des participants avec des compétences techniques ont été recrutés en raison de la difficulté à trouver un nombre suffisant de développeurs de TBA pour participer à l’étude. Les données socio-démographiques des participants sont présentées dans le Tableau 3.

4.3. PROCÉDURE

Pour évaluer PaDLAD, un atelier de conception participative de TBA a été organisé. L’objectif était de construire collectivement des TBA adaptés au contexte du collège, répondant aux besoins des enseignants et des ingénieurs pédagogiques. Les chercheurs ont introduit l’outil lors d’une phase d’introduction, exposant les objectifs de l’atelier et détaillant chaque aspect de la boîte à outils. Ils ont ensuite guidé les discussions en veillant à ce que les instructions et le protocole soient respectés, et en répondant aux questions des participants. Après avoir exposé le protocole de mise en œuvre de la conception participative, les participants ont été répartis en groupes équilibrés pour favoriser une diversité de perspectives. Chaque groupe a disposé d’environ une heure et demie pour travailler sur sa conception.

Pour l’évaluation de LADStudio, la procédure a été similaire. Après une session de présentation et de démonstration de l’outil, les participants ont été invités à expérimenter l’outil individuellement pendant une courte période, puis à participer à un atelier de conception participative similaire à celui de PaDLAD. Le chercheur a continué de jouer un rôle de facilitateur dans chaque étape, guidant les discussions, expliquant les outils et les méthodes, veillant à ce que les instructions soient suivies, et répondant aux questions des participants. L’étude a duré environ deux heures.

À la fin de chaque étude, les participants ont été invités à remplir individuellement un

questionnaire évaluant divers aspects de l’outil, y compris l’utilisabilité, la qualité de la participation et l’expérience utilisateur.

4.4. INSTRUMENTS

Nous avons suivi une approche qualitative, utilisant des questionnaires et recueillant les réactions des participants. Ces questionnaires sont fondés sur des instruments validés que nous avons modifiés pour les adapter au contexte français. Pour garantir leur pertinence et leur compréhension, nous avons soumis ces questionnaires à l’arbitrage de collègues chercheurs et de deux concepteurs pédagogiques expérimentés. Nous avons ensuite révisé les questionnaires en fonction des recommandations reçues.

UTILISABILITÉ. La facilité d’utilisation de PaDLAD et celle de LADStudio ont été évaluées avec les participants à la fin de chaque étude en remplissant des questionnaires SUS (System Usability Scale) (Brooke et al., 1996) dédiés. Nous avons décidé d’utiliser le SUS, qui est un test d’utilisabilité standardisé, pour trois raisons principales (Brooke et al., 1996 ; Tullis & Stetson, 2004) : (1) il couvre une variété d’aspects de la convivialité, tels que le besoin d’assistance, la facilité d’apprentissage et la complexité ; (2) il peut être utilisé sur un petit échantillon tout en fournissant des résultats fiables ; et (3) il s’est avéré être un instrument valide pour évaluer efficacement la convivialité des systèmes. Sur la base du modèle général du SUS (Brooke et al., 1996) et de sa version française (F-SUS) (Gronier & Baudet, 2021), nous avons conçu deux questionnaires, contenant chacun les dix énoncés SUS. Chaque affirmation impaire était formulée sur un ton positif, tandis que les affirmations paires étaient formulées sur un ton négatif. Le niveau d’accord était mesuré sur une échelle de Likert, allant de *Tout à fait en désaccord* (noté 1) à *Tout à fait en accord* (noté 5).

QUALITÉ DE LA PARTICIPATION. Pour évaluer le degré d’implication des participants lors des ateliers de conception, nous avons utilisé le *Self-Report Level of Participation Survey* (SRLPS) proposé par Hyett et al. (2020), instrument adapté d’un outil de mesure de la participation, le *spidergram* (Draper et al., 2010). Le SRLPS se concentre sur cinq activités de codesign, que nous définissons dans notre contexte comme suit :

- *Planification et organisation* : Cette activité implique la détermination des aspects du TBA à aborder à chaque étape de la conception. Cela peut inclure la définition des objectifs, l’établissement d’un calendrier et la répartition des tâches.
- *Processus de conception créative* : Il s’agit d’un ensemble d’activités qui favorisent l’émergence d’idées et de constructions de conception innovantes pour le TBA. Cela peut inclure le brainstorming, le dessin de croquis, la modélisation, etc.
- *Définition des priorités* : Cette activité consiste à identifier les priorités pour les tâches de conception du TBA et à déterminer les éléments de la conception à mettre en avant ou à atténuer. Cela peut impliquer des discussions de groupe, des votes, etc.
- *Négociation* : Il s’agit d’une discussion visant à explorer différentes options de conception du TBA dans le but de parvenir à un accord. Cela peut impliquer des compromis, des discussions ouvertes, etc.
- *Réflexion et évaluation* : Cette activité consiste en une session de brainstorming avec le groupe pour évaluer la pertinence de chaque choix de conception du TBA par rapport à l’objectif fixé. Cela peut inclure des discussions de groupe, des retours d’information, etc.

Nous avons invité les participants à évaluer individuellement leur niveau de participation pour chaque activité. Les notes attribuées étaient les suivantes : 1 = *passif* (participation de

faible niveau), 2 = *partage d'informations*, 3 = *engagement et mobilisation*, 4 = *collaboration*, et 5 = *autonomisation* (participation de haut niveau). L'objectif était d'atteindre pour chaque activité une médiane de 4 (collaboration).

EXPÉRIENCE UTILISATEURS. L'évaluation de l'expérience utilisateur (UX) donne un aperçu du niveau de confort d'une personne par rapport à la satisfaction d'un système, et détermine les domaines à améliorer. Nous avons utilisé le questionnaire sur l'expérience de l'utilisateur UEQ (User Experience Questionnaire), un outil valide qui sert à évaluer de manière exhaustive l'expérience utilisateur des produits interactifs (Laugwitz et al., 2008), applicable à de petits groupes (Schrepp et al., 2014). Le questionnaire regroupe un total de 26 items répartis en six échelles (Santoso et al., 2016) :

- *Attraction* décrit l'impression générale que les utilisateurs avaient de l'outil ;
- *Efficacité* qualifie la possibilité d'utiliser l'outil rapidement et efficacement ;
- *Compréhensibilité* décrit la facilité avec laquelle il est possible de comprendre comment utiliser l'outil et de s'y familiariser ;
- *Fiabilité* qualifie le sentiment de l'utilisateur d'avoir le contrôle de son interaction et d'être en confiance avec l'outil ;
- *Stimulation* décrit si l'utilisation de l'outil est excitante et motivante ; et *Originalité* décrit dans quelle mesure la conception de l'outil est innovante et créative, et attire l'attention de l'utilisateur.

4.5. RÉSULTATS

4.5.1. Évaluation de l'utilisabilité des outils

Afin d'analyser les résultats de l'étude d'utilisabilité, nous avons calculé les scores SUS en suivant la procédure proposée par Brooke et al. (1996). Ces scores sont calculés en utilisant l'équation présentée dans la Formule 1, où n est le nombre de participants, $m = 10$ est le nombre de questions, q_{ij} est le score individuel par question et par participant, et $norm = 2.5$ est un facteur de normalisation.

$$\overline{SUS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n norm. \sum_{j=1}^m \begin{cases} q_{ij} - 1, & \text{si } q_{ij} \bmod 2 > 0 \\ 5 - q_{ij}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

Le score SUS est une échelle qui s'étend de 0 à 100. Un score de 0 signifie que l'utilisateur considère le système comme totalement inutile, tandis qu'un score de 100 signifie que l'utilisateur considère le système comme extrêmement utile. Tout score dépassant 68 est considéré comme étant au-dessus de la moyenne. Dans (Bangor et al., 2009), les scores SUS sont mis en correspondance avec une échelle d'adjectifs afin d'attacher une signification plus descriptive au score SUS attribué à un système. Selon Brooke et al. (1996), le SUS devrait être considéré comme une mesure unidimensionnelle de l'utilisabilité. Par conséquent, dans l'analyse de nos résultats, nous nous concentrerons sur le score global SUS plutôt que sur les scores individuels des questions.

Les résultats de l'évaluation des participants pour les deux outils sont présentés sur la Figure 7. La valeur totale du score SUS obtenu pour PaDLAD était de 1102,5, avec une valeur moyenne de 73,5, un écart-type de 9,34 et une médiane de 72,5. En utilisant le classement par grade, et comme le montre Figure 7, le score SUS de 73,5 attribué à la boîte à outils signifie que le niveau de l'utilisateur *Plage d'acceptabilité* est élevé, que le niveau de l'échelle des grades est *catégorie C* et que le niveau de l'évaluation des adjectifs de l'utilisateur est *Catégorie bonne*. Cela indique un niveau satisfaisant et acceptable d'utilisabilité de PaDLAD par les participants.

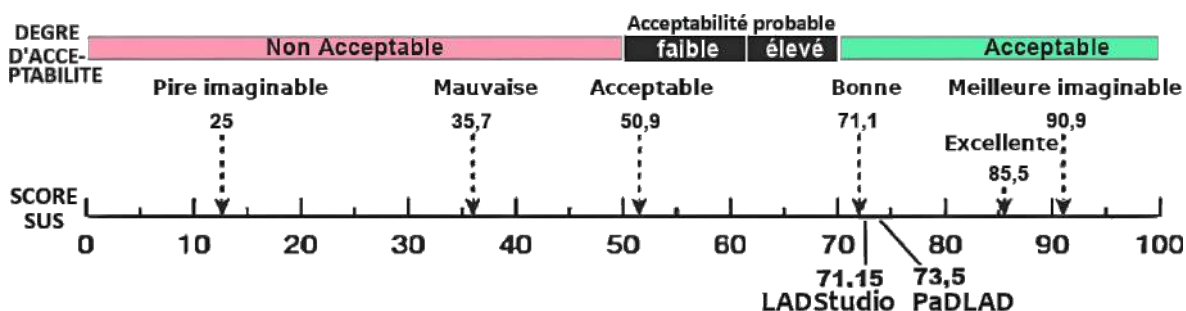


Figure 7 – Résultats de l'étude d'utilisabilité de PaDLAD et de LADStudio.

Tableau 4 – Résultats de l'étude de la qualité de participation de PaDLAD

Tâche principale	Moyenne (écart-type)	Médiane (min-max)
Planification et organisation	3.46 (0.64)	4 (2–4)
Processus de conception créative	3.66 (0.62)	4 (2–4)
Définition des priorités	3.20 (0.94)	4 (2–4)
Négociation	3.60 (0.82)	4 (2–5)
Réflexion et évaluation	3.40 (0.74)	4 (2–4)

Échelles : 1 = passif, 2 = partage d'informations, 3 = engagement et mobilisation, 4 = collaboration et 5 = autonomisation.

L'évaluation de LADStudio a donné un score SUS total de 925 avec une valeur moyenne de 71.15, un écart-type de 6.15 et une médiane de 72.5. En utilisant ce classement par grade proposé par (Bangor et al., 2009) (voir Figure 7), le score SUS de l'outil de 71, 15 signifie que le niveau de l'utilisateur *Plage d'acceptabilité* est *Acceptable*, le niveau de l'échelle d'adjectifs *catégorie C*, et le niveau de l'utilisateur *Catégorie adjective* est *Bon*. Cela suggère que les participants ont trouvé l'outil suffisamment utilisable et acceptable.

4.5.2. Qualité de participation de PaDLAD

Pour analyser les données recueillies à l'aide du questionnaire SRLPS, tel que préconisé par ses auteurs (Hyett et al., 2020), nous avons converti les niveaux de participation en valeurs numériques. Dans cette échelle, 1 correspond à une participation passive (niveau bas), 2 au partage d'informations, 3 à l'engagement et la mobilisation, 4 à la collaboration, et 5 à l'autonomisation (niveau élevé). Le Tableau 4 présente la médiane et l'intervalle des scores pour chaque activité clé mesurée par l'enquête.

Bien qu'il y ait une certaine variabilité dans les scores entre les participants individuels, la note cible de collaboration (médiane de 4) a été atteinte pour toutes les activités. Les activités liées à la négociation des choix de conception et au processus de conception créative ont reçu le plus haut niveau de participation autodéclarée. Cela démontre l'efficacité de la boîte à outils à créer un environnement propice à la communication, à l'échange et à la créativité lors des ateliers de conception participative. Cependant, malgré un score plutôt satisfaisant, l'activité associée à la définition des priorités a enregistré le niveau de participation moyen le plus bas. Cela pourrait indiquer un besoin d'orienter davantage les participants et de simplifier l'outil proposé et le protocole associé. Enfin, il est intéressant de noter que bien qu'aucun des participants n'ait qualifié sa participation de passive pour aucune des activités évaluées, aucun d'entre eux n'a non plus indiqué le plus haut niveau de participation pour aucune des

activités. Cela pourrait s'expliquer par le fait que l'expérience de co-design est nouvelle pour eux, et qu'ils peuvent se sentir dépourvus en termes de parcours et d'expérience pour être préparés à concevoir par eux-mêmes des outils qu'ils n'ont utilisés jusqu'à présent que de manière accessoire.

Ces résultats mettent en avant le potentiel de PaDLAD pour stimuler une participation élevée. Cependant, ils soulignent également la nécessité d'un accompagnement constant des participants durant tout le processus de conception, en particulier pour la définition des priorités. De plus, ils illustrent l'importance d'approfondir l'étude des facteurs susceptibles de limiter la participation des participants à son niveau le plus élevé.

4.5.3. Expérience utilisateur de LADStudio

Nous avons calculé les résultats de l'UEQ en utilisant les outils proposés par Laugwitz et al. (2008) après avoir échelonné les réponses des participants de -3 (extrême négatif) à $+3$ (extrême positif) sur une échelle de Likert. Les scores allant de $-0,8$ à $0,8$ reflètent une évaluation neutre de la dimension correspondante, tandis que les scores supérieurs à $0,8$ indiquent une évaluation positive et ceux inférieurs à $0,8$ impliquent une évaluation négative.

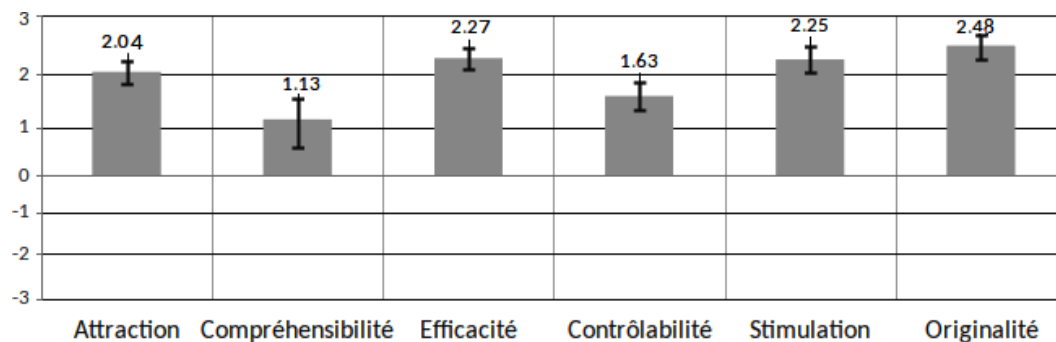


Figure 8 – Résultats de l'évaluation de l'expérience utilisateur de LADStudio.

Comme le montre la représentation graphique des résultats présentée sur la Figure 8, la note globale est suffisamment élevée. Le score moyen le plus élevé est celui de *Originalité*, avec une moyenne de 2,48 (écart-type = 0,17), suivi par *Efficacité* (moyenne = 2,27, écart-type = 0,90) et *Stimulation* (moyenne = 2,25, SD = 0,18). Ces scores sont d'un excellent niveau. La fiabilité a un bon score (moyenne = 1,64, écart-type = 0,17). Le résultat le moins positif concerne la dimension *Compréhensibilité* (moyenne = 1,13, écart-type = 0,73), ce qui signifie que les participants ont éprouvé quelques difficultés à comprendre l'utilisation de l'outil. Les scores *Originalité*, *Efficacité* et *Stimulation* sont à un excellent niveau, ce qui signifie que les participants ont considéré LADStudio comme très créatif, efficace et stimulant. Les résultats ont également montré que *Compréhensibilité* avait un résultat mitigé. Cela peut s'expliquer par le temps relativement court que les participants passent sur l'outil par rapport à la quantité d'informations dont ils disposent. Nous sommes également conscients que l'adoption d'un tel outil nécessite un certain effort de diffusion et de formation auprès des concepteurs et de tous ses utilisateurs potentiels. LADStudio est un prototype et nécessite quelques itérations supplémentaires pour améliorer l'intuitivité de ses fonctionnalités.

4.5.4. Commentaires des participants

Les commentaires des participants ont été recueillis à deux moments clés du processus : d'abord après les ateliers de conception participative avec PaDLAD, puis après des sessions de prototypage avec LADStudio. Ces séances ont permis aux participants de donner leurs

impressions sur chaque outil et de partager leurs expériences tout au long du processus de conception. Les commentaires ont été consignés par écrit lors de séances de débriefing qui ont suivi ces activités, permettant ainsi une documentation précise des retours des participants et une compréhension approfondie de leurs expériences.

RETOURS ET COMMENTAIRES SUR PADLAD. Les participants ont apprécié la démarche globale de conception participative de PaDLAD, soulignant son rôle stimulant dans la création d'un débat passionné et la génération d'idées originales pour améliorer l'apprentissage en classe. Un participant a exprimé : « *L'approche participative de PaDLAD a vraiment encouragé un échange d'idées dynamique, ce qui a été crucial pour explorer des solutions innovantes aux défis éducatifs* ». L'outil PaDLAD, utilisé lors de la phase d'idéation, a été apprécié pour sa capacité à susciter des idées de conception originales, favorisées par la dynamique d'échange et de partage. Un autre participant a partagé : « *Les sessions d'idéation avec PaDLAD ont été particulièrement enrichissantes. L'emploi de cet outil a considérablement facilité la collaboration, nous permettant ainsi de générer des idées créatives de manière efficace* ».

Un défi majeur rencontré pendant l'idéation a été le processus de négociation nécessaire pour établir un persona, mettant en lumière les divers traits de personnalité, défis et aspirations des participants. Certains ont soulevé des interrogations sur le niveau de détail nécessaire dans la description du persona. Un participant a partagé son point de vue : « *La création du persona a été un défi, surtout pour déterminer le niveau de détail. Plus d'exemples pratiques auraient été utiles* ».

Une fois le persona établi, les groupes ont défini des objectifs, parfois déviés de ceux initialement préconçus, soulignant ainsi la nécessité d'une flexibilité dans la conception des tableaux de bord. Un participant a noté : « *La flexibilité dans la définition des objectifs a été bénéfique. Cela nous a permis d'explorer des idées différentes et de trouver des solutions adaptées à nos besoins spécifiques* ».

Bien que la spécification claire du tableau d'identification ait facilité la construction de l'image cible, les débats sur les représentations visuelles appropriées ont souligné le besoin de soutien à ce stade, notamment en raison des différents niveaux de littératie visuelle. Plusieurs participants ont exprimé leur besoin d'orientations plus claires sur le choix des représentations visuelles en fonction des données. Un participant a mentionné : « *Le choix des visualisations peut être délicat. Des conseils sur la correspondance entre les données et les représentations visuelles seraient utiles* ».

En résumé, il apparaît que renforcer la littératie en données et en visualisation est crucial pour une adoption plus efficace de PaDLAD. Néanmoins, cet outil s'est avéré utile pour surmonter la difficulté de concevoir des TBA malgré une culture limitée dans ces domaines. La construction des vues en fonction des niveaux de conscience a été particulièrement appréciée pour sa capacité à refléter les étapes du raisonnement et à permettre une projection dans des scénarios d'utilisation réels. Un participant a souligné : « *Ce qui est intéressant, c'est l'accent mis sur l'histoire que vous voulez raconter à travers les cartes, ce qui est une perspective très intéressante, voire innovante* ».

Cependant, un autre participant a soulevé des défis liés à la construction des panneaux associés aux niveaux de conscience de la situation : « *La possibilité de projeter le processus de raisonnement dans des représentations visuelles est attrayante, bien qu'elle ajoute de la complexité au fait de devoir déterminer les différentes étapes et de construire les écrans correspondants. De plus, parfois un seul écran suffit pour toutes les étapes* ». Certains participants ont partagé leurs expériences personnelles sur la manière dont ils ont réussi à simplifier ce processus, tandis que d'autres ont évoqué la nécessité d'outils complémentaires pour

rendre cette étape plus accessible. Un participant a suggéré : *« Intégrer des modèles préconçus pourrait rendre la construction des panneaux plus simple pour ceux qui débutent »*.

RETOURS ET COMMENTAIRES SUR LADSTUDIO. Les participants ont apprécié la stratégie de LADStudio pour relever les défis associés à la conception de TBA. Certains ont exprimé leur satisfaction quant à la capacité de l'outil à clarifier les attentes et à concrétiser les réponses. Un participant a souligné : *« Un tel outil permet de ne pas rester au niveau des idées et des croquis, mais de passer à des prototypes fonctionnels concrets, ce qui est essentiel pour concrétiser les concepts »*.

L'utilisation de LADStudio a été perçue comme nécessitant une compréhension approfondie du contexte et de l'objectif de l'outil. Un participant a partagé son expérience : *« J'ai réussi à utiliser l'outil correctement après un certain temps de pratique, mais il est essentiel de comprendre comment il s'inscrit dans le processus global de conception. C'est une sorte de transition des idées à des prototypes fonctionnels »*. Les participants ont également souligné l'accent positif mis par LADStudio sur la conception de TBA soutenant le processus de prise de sens de l'utilisateur. Un participant a partagé son point de vue : *« J'apprécie l'effort déployé pour concevoir des TBA qui soutiennent vraiment la manière dont les utilisateurs créent du sens. Cela donne une perspective très intéressante et innovante »*.

Plusieurs participants ont mentionné la facilité d'utilisation du module de spécification progressive de LADStudio pour décrire un TBA. Un participant a noté : *« La possibilité de décrire progressivement un TBA à travers des écrans séquentiels simplifie le processus de spécification, permettant ainsi une meilleure itération et test »*. En ce qui concerne la bibliothèque de composants, les participants ont apprécié son rôle dans la simplification de l'alimentation et la possibilité de capitaliser et réutiliser des composants. Un participant a partagé : *« La bibliothèque de composants est un ajout utile, facilitant la réutilisation et la capitalisation des composants créés. Cela rend le processus de conception plus efficace »*.

Cependant, certains participants ont signalé des difficultés similaires à celles de PaDLAD, notamment concernant l'utilisation de concepts théoriques liés au processus décisionnel. Selon un des participant : *« L'intégration de ces concepts peut être un peu complexe au début, ce qui pourrait être un obstacle pour certains utilisateurs lors de leurs premières interactions avec l'outil. Il serait bénéfique d'avoir des guides plus spécifiques sur ces concepts »*.

En résumé, bien que LADStudio ait été perçu comme un outil novateur pour résoudre des défis spécifiques, les commentaires des participants soulignent la nécessité d'une meilleure compréhension du contexte, d'une période d'apprentissage initiale, d'une attention particulière à l'intégration de concepts théoriques, ainsi que d'une appréciation positive des fonctionnalités telles que le module de spécification progressive et la bibliothèque de composants. Ces éléments sont cruciaux pour améliorer l'expérience globale des utilisateurs et favoriser une utilisation plus efficace de l'outil dans des contextes de conception de TBA.

4.6. DISCUSSION

Les évaluations révèlent que les participants ont utilisé les outils sans rencontrer de difficultés significatives, ce qui témoigne d'une perception positive de leur attrait et de leur facilité d'utilisation. Ceci répond à notre question de recherche *QR1*. L'étude SRLPS a démontré les capacités de PaDLAD à créer un environnement qui encourage la communication, l'échange et la créativité entre les participants (répondant à *QR2*). Enfin, l'expérience utilisateur offerte de LADStudio est d'un niveau acceptable dans l'ensemble et montre notamment que les participants considèrent l'outil comme très créatif, efficace et stimulant, ce qui nous a permis de répondre positivement à la question *QR3*.

L'évaluation de l'utilisabilité, mesurée par le questionnaire SUS, atteste d'une bonne performance de la boîte à outils PaDLAD, avec un score global de 73,5, situé dans une fourchette d'acceptabilité élevée. De manière similaire, LADStudio affiche une bonne utilisabilité avec un score SUS moyen de 71,15. Les résultats de l'UEQ confirment quant à eux une expérience utilisateur globalement positive, établissant ainsi la qualité des aspects évalués. Parallèlement, l'analyse du niveau de participation des intervenants souligne l'efficacité de la boîte à outils et de sa méthodologie associée pour encourager une collaboration fructueuse. Ces constats sont étayés par les retours positifs des participants, ce qui augure bien pour le développement futur de PaDLAD et de LADStudio.

Néanmoins, la discussion se doit d'explorer les limites inhérentes à ces outils. La méthode par carte, bien que novatrice, expose des défis pratiques, avec des utilisateurs éprouvant parfois des difficultés à manipuler certaines composantes de la boîte à outils. Ces entraves ont eu des répercussions sur la compréhension des informations synthétisées sur les différentes cartes. Pour pallier ces obstacles, il est impératif de fournir des instructions détaillées, des directives précises, des exemples illustratifs, et d'instaurer un encadrement attentif avec un soutien personnalisé. Cette nécessité souscrit à l'idée que la documentation exhaustive de la boîte à outils et le rôle du facilitateur doivent être intégrés à la conception (Grudin, 1994). De plus, la méthodologie qualitative employée expose des biais bien identifiés, tels que le biais d'auto-sélection, la pensée de groupe et l'influence des personnalités dominantes (Silverman & Marvasti, 2008). Le biais d'auto-sélection, particulièrement saillant dans notre étude, compromet la généralisation des résultats à une population plus vaste. L'admission franche de ces limitations souligne l'importance d'adopter une approche critique dans l'interprétation des résultats (Bryman, 2016). Pour renforcer la validité externe, l'expansion de la taille de l'échantillon est préconisée (Nielsen, 2000). Bien que des études antérieures confirment la fiabilité du SUS et de l'UEQ avec des groupes restreints (Schrepp et al., 2014; Tullis & Stetson, 2004), élargir la base d'utilisateurs renforcerait la robustesse des conclusions.

Enfin, il est impératif d'étendre la portée de l'évaluation au-delà de la convivialité. L'intégration d'autres aspects de l'expérience utilisateur, au-delà de la facilité d'utilisation, revêt une importance cruciale. La réalisation d'une enquête qualitative complémentaire, conjointement avec l'étude sur le niveau de participation (SRLPS), permettrait d'obtenir une compréhension approfondie de la variabilité des scores individuels. Une étude longitudinale de plus grande envergure permettrait une évaluation plus détaillée de la qualité des tableaux de bord construits, offrant ainsi une perspective sur l'impact de ces outils sur la conception pédagogique des TBA. Cette approche est en accord avec la recommandation d'une évaluation à long terme pour mesurer l'efficacité des technologies éducatives. Comme le soulignent Parry et al. (2018), il est important de prendre en compte la complexité, l'évolution dans le temps et l'interaction avec le contexte local lors de l'évaluation des initiatives d'amélioration. Ces principes peuvent être directement appliqués à l'évaluation des technologies éducatives.

5. CONCLUSION

L'impératif de placer l'utilisateur au centre du processus de conception se confirme comme une exigence cruciale pour le développement de produits véritablement adaptés à des besoins spécifiques (Vilpola, 2008). Notre contribution vise à renforcer cette approche dans le domaine complexe de la conception des TBA, en mettant un accent particulier sur l'amélioration de leur adoption, souvent entravée. Dans cette optique, nous avons élaboré le cadre DEFLAD, une proposition spécifique qui guide la création des TBA en intégrant des

capacités de création de sens dans le processus décisionnel. En cohérence avec DEFLAD, notre espace de conception des TBA intègre des éléments liés à la dimension de la création de sens, facilitant une décomposition précise des objectifs visés avec des niveaux de conscience de la situation. Les résultats des études révèlent l'intérêt de nos propositions destinées à accroître l'adoption des outils d'analyse de l'apprentissage. L'approche participative, soutenue par des outils spécialement conçus, a reçu un accueil favorable de la part des parties prenantes, surmontant avec succès deux obstacles majeurs : le manque d'implication des utilisateurs finaux et la complexité technique inhérente à la création des TBA.

Notre méthodologie de conception engage activement les parties prenantes dans le processus, autorisant les concepteurs à générer rapidement des prototypes conformes aux besoins des utilisateurs finaux. Pour soutenir ce processus participatif, nous avons introduit PaDLAD, une boîte à outils spécifique à la conception des TBA construite autour du cadre DEFLAD et de son espace de conception. Cette boîte à outils, rassemblant divers instruments, facilite la créativité partagée et permet l'expression des besoins des utilisateurs au travers de profils de personas, de cartes d'idéation et de croquis. L'utilisation de cartes structurées accélère le raffinement des idées, offrant une représentation persistante des échanges entre les participants et capturant la dimension cruciale de la création de sens.

Pour la phase de prototypage et de test, nous avons déployé LADStudio, aligné sur l'espace de conception DEFLAD, afin de fournir un appui concret à la prise de conscience et de décision des utilisateurs finaux. LADStudio offre une plateforme où les utilisateurs peuvent concrétiser les concepts générés pendant la phase d'idéation. Cette phase cruciale s'appuie sur la simplification de l'approche et des outils pour favoriser un développement génératif de prototypes fonctionnels. En mettant l'accent sur la convivialité et l'accessibilité, LADStudio permet aux utilisateurs de créer des prototypes interactifs de TBA de manière intuitive.

En conclusion, la collecte de propositions de TBA auprès des parties prenantes, facilitée par l'utilisation combinée de PaDLAD et de LADStudio, permet non seulement de recueillir des besoins supplémentaires, mais également d'identifier de nouveaux usages potentiels pour les TBA. Grâce à la méthodologie participative, les utilisateurs ont la possibilité d'exprimer leurs besoins spécifiques et de contribuer activement à la conception, ce qui enrichit la compréhension des scénarios d'utilisation et ouvre des perspectives pour des applications innovantes des TBA dans divers contextes éducatifs.

Les études menées ont confirmé l'innovation de l'approche et des outils développés, démontrant leur capacité à surmonter avec succès les obstacles majeurs à l'adaptation des TBA. Ces résultats ouvrent de nouvelles perspectives de recherche, notamment en ce qui concerne la transférabilité des TBA entre différents contextes d'utilisation et les invariants entre propositions issues de groupes d'utilisateurs variés, visant à répondre aux besoins diversifiés de la communauté d'apprentissage. Nous sommes convaincus que la capitalisation des connaissances et l'exploration de l'assistance à la conception participative représentent des axes de développement prometteurs pour l'avenir des TBA. En tirant parti des éléments produits lors du processus de conception et en facilitant la collaboration entre les utilisateurs, nous pouvons optimiser l'efficacité et la pertinence des TBA. De plus, en explorant davantage les possibilités d'assistance à la conception participative, nous pouvons rendre les outils encore plus accessibles et conviviaux, favorisant ainsi leur adoption et leur utilisation dans une variété de contextes éducatifs. Enfin, nous lançons un appel à une collaboration plus étroite avec la communauté pour approfondir la compréhension des dimensions de conception et leur application pratique dans le contexte des outils ayant pour objectif de soutenir l'éducation. En travaillant ensemble, chercheurs et praticiens peuvent continuer à innover et à faire progresser ces outils pour répondre aux besoins évolutifs des apprenants et des enseignants.

RÉFÉRENCES

- Alhadad, S. S. (2018). Visualizing data to support judgement, inference, and decision making in learning analytics : Insights from cognitive psychology and visualization science. *Journal of Learning Analytics*, 5(2), 60-85.
- Alhamadi, M. (2020). Challenges, Strategies and Adaptations on Interactive Dashboards. *Proceedings of the 28th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, 368-371.
- Alvarez, C. P., Martinez-Maldonado, R., & Shum, S. B. (2020). LA-DECK : A card-based learning analytics co-design tool. *Proceedings of the tenth international conference on learning analytics & knowledge*, 63-72.
- Bangor, A., Kortum, P., & Miller, J. (2009). Determining what individual SUS scores mean : Adding an adjective rating scale. *Journal of usability studies*, 4(3), 114-123.
- Bienkowski, M., Feng, M., & Means, B. (2012). *Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics : An issue brief* (rapp. tech.). Office of Educational Technology, US Department of Education.
- Bodily, R., & Verbert, K. (2017). Review of research on student-facing learning analytics dashboards and educational recommender systems. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(4), 405-418.
- Boscardin, C., Fergus, K. B., Hellevig, B., & Hauer, K. E. (2018). Twelve tips to promote successful development of a learner performance dashboard within a medical education program. *Medical Teacher*, 40(8), 855-861.
- Brooke, J., et al. (1996). SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194), 4-7.
- Bryman, A. (2016). *Social research methods*. Oxford University Press.
- Campos, F. C., Ahn, J., DiGiacomo, D. K., Nguyen, H., & Hays, M. (2021). Making sense of sensemaking : Understanding how k-12 teachers and coaches react to visual analytics. *Journal of Learning Analytics*, 1-21.
- Chatti, M. A., Muslim, A., Guliani, M., & Guesmi, M. (2020). The LAVA model : Learning analytics meets visual analytics. In *Adoption of data analytics in higher education learning and teaching* (p. 71-93). Springer.
- DiSalvo, B., Yip, J., Bonsignore, E., & DiSalvo, C. (2017). *Participatory design for learning : Perspectives from practice and research*. Taylor & Francis.
- Dollinger, M., Liu, D., Arthars, N., & Lodge, J. M. (2019). Working together in learning analytics towards the co-creation of value. *Journal of Learning Analytics*, 6(2), 10-26.
- Draper, A. K., Hewitt, G., & Rifkin, S. (2010). Chasing the dragon : developing indicators for the assessment of community participation in health programmes. *Social science & medicine*, 71(6), 1102-1109.
- Echeverria, V., Martinez-Maldonado, R., Granda, R., Chiluiza, K., Conati, C., & Shum, S. B. (2018). Driving data storytelling from learning design. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, 131-140.
- Endert, A., Hossain, M. S., Ramakrishnan, N., North, C., Fiaux, P., & Andrews, C. (2014). The human is the loop : new directions for visual analytics. *Journal of Intelligent Information Systems*, 43(3), 411-435.
- Endsley, M. (1995). Toward a theory of situation awareness in dynamic systems : Situation awareness. *Human Factors*, 37(1), 32-64.

- Ez-Zaouia, M., Tabard, A., & Lavoué, E. (2020). Emodash : A dashboard supporting retrospective awareness of emotions in online learning. *International Journal of Human-Computer Studies*, 139, 102411.
- Few, S. (2006). *Information dashboard design : The effective visual communication of data*. O'Reilly Media, Inc.
- Garrison, D. R., Anderson, T., & Archer, W. (2003). A theory of critical inquiry in online distance education. *Handbook of Distance Education*, 1(4), 113-127.
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget : Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64-71.
- Gaver, B., Dunne, T., & Pacenti, E. (1999). Design : cultural probes. *Interactions*, 6(1), 21-29.
- Gilliot, J.-M., Iksal, S., Medou, D. M., & Dabbebi, I. (2018). Conception participative de tableaux de bord d'apprentissage. *IHM'18 : 30e Conférence Francophone sur l'Interaction Homme-Machine*, pp-119.
- Gilliot, J.-M., & Sadallah, M. (2024). A framework for co-designing effective LADs supporting sensemaking and decision making. *International Journal of Learning Technology*, 19(1), 109-130.
- Gronier, G., & Baudet, A. (2021). Psychometric evaluation of the F-SUS : creation and validation of the French version of the system usability scale. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 37(16), 1571-1582.
- Grudin, J. (1994). *Computer-supported cooperative work : History and focus*. Academic Press.
- Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2017). Intelligent tutors as teachers' aides : Exploring teacher needs for real-time analytics in blended classrooms. *Proceedings of the 7th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, 257-266.
- Hutchins, E. (1995). *Cognition in the Wild*. MIT Press.
- Hyett, N., Bagley, K., Iacono, T., McKinstry, C., Spong, J., & Landry, O. (2020). Evaluation of a codesign method used to support the inclusion of children with disability in mainstream schools. *International Journal of Qualitative Methods*, 19, 1-12.
- Ifenthaler, D., & Widanapathirana, C. (2014). Development and validation of a learning analytics framework : Two case studies using support vector machines. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1), 221-240.
- Jivet, I., Scheffel, M., Drachsler, H., & Specht, M. (2017). Awareness is not enough : Pitfalls of learning analytics dashboards in the educational practice (É. Lavoué, H. Drachsler, K. Verbert, J. Broisin & M. Pérez-Sanagustín, Éd.), 82-96.
- Klein, G., Moon, B., & Hoffman, R. R. (2006). Making sense of sensemaking 1 : Alternative perspectives. *IEEE Intelligent Systems*, 21(4), 70-73.
- Laugwitz, B., Held, T., & Schrepp, M. (2008). Construction and evaluation of a user experience questionnaire. *Symposium of the Austrian HCI and usability engineering group*, 63-76.
- Liu, Z., Nersessian, N., & Stasko, J. (2008). Distributed cognition as a theoretical framework for information visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 14(6), 1173-1180.
- Lucero, A., Dalsgaard, P., Halskov, K., & Buur, J. (2016). Designing with Cards. In *Collaboration in Creative Design* (p. 75-95). Springer.
- Meyer, J., Thomas, J., Diehl, S., Fisher, B., & Keim, D. A. (2010). From visualization to visually enabled reasoning. *Dagstuhl Follow-Ups*, 1.

- Ndukwe, I. G., & Daniel, B. K. (2020). Teaching analytics, value and tools for teacher data literacy : A systematic and tripartite approach. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 17(1), 1-31.
- Newell, A., & Simon, H. A. (1972). *Human problem solving* (T. 104). Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ.
- Nielsen, J. (2000). Why you only need to test with 5 users.
- Park, Y., & Jo, I.-H. (2015). Development of the learning analytics dashboard to support students' learning performance. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 110.
- Parry, G., Coly, A., Goldmann, D., Rowe, A. K., Chattu, V., Logiudice, D., Rabrenovic, M., & Nambiar, B. (2018). Practical recommendations for the evaluation of improvement initiatives. *International Journal for Quality in Health Care*, 30(suppl_1), 29-36.
- Pirolli, P., & Card, S. (2005). The sensemaking process and leverage points for analyst technology as identified through cognitive task analysis. *Proceedings of International Conference on Intelligence Analysis*, 5, 2-4.
- Prieto-Alvarez, C. G., Martinez-Maldonado, R., & Anderson, T. D. (2018). Co-designing learning analytics tools with learners. In *Learning Analytics in the Classroom* (p. 93-110). Routledge.
- Robertson, T., & Simonsen, J. (2012). Participatory Design : an introduction. In *Routledge international handbook of participatory design* (p. 1-17). Routledge.
- Russell, D. M., Stefik, M. J., Pirolli, P., & Card, S. K. (1993). The cost structure of sensemaking. *Proceedings of the INTERACT'93 and CHI'93 Conference on Human Factors in Computing Systems*, 269-276.
- Sadallah, M., & Gilliot, J.-M. (2023). Generating LADs that make sense. *Proceedings of the 15th International Conference on Computer Supported Education - Volume 1 : CSEDU 2023*, 35-46.
- Sadallah, M., Gilliot, J.-M., Iksal, S., Quelenec, K., Vermeulen, M., Neyssensas, L., Aubert, O., & Venant, R. (2022). Designing LADs That Promote Sensemaking : A Participatory Tool. In I. Hilliger, P. J. Muñoz-Merino, T. De Laet, A. Ortega-Arranz & T. Farrell (Éd.), *Educating for a New Future : Making Sense of Technology-Enhanced Learning Adoption* (p. 587-593). Springer International Publishing.
- Sanders, E. B.-N., & Stappers, P. J. (2008). Co-creation and the new landscapes of design. *CoDesign*, 4(1), 5-18.
- Santoso, H. B., Schrepp, M., Isal, R., Utomo, A. Y., & Priyogi, B. (2016). Measuring user experience of the student-centered e-learning environment. *Journal of Educators Online*, 13(1), 58-79.
- Sarikaya, A., Correll, M., Bartram, L., Tory, M., & Fisher, D. (2019). What do we talk about when we talk about dashboards? *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 25(1), 682-692.
- Sarmiento, J. P., & Wise, A. F. (2022). Participatory and Co-Design of Learning Analytics : An Initial Review of the Literature. *Proceedings of the 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, 535-541.
- Schrepp, M., Hinderks, A., & Thomaschewski, J. (2014). Applying the user experience questionnaire (UEQ) in different evaluation scenarios. *International Conference of Design, User Experience, and Usability*, 383-392.
- Schuler, D., & Namioka, A. (1993). *Participatory design : Principles and practices*. CRC Press.
- Schulz, H.-J., Hadlak, S., & Schumann, H. (2011). The design space of implicit hierarchy visualization : A survey. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 17(4), 393-411.

- Schwendimann, B. A., Rodríguez-Triana, M. J., Vozniuk, A., Prieto, L. P., Boroujeni, M. S., Holzer, A., Gillet, D., & Dillenbourg, P. (2017). Perceiving Learning at a Glance : A Systematic Literature Review of Learning Dashboard Research. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 30-41.
- Sedrakyan, G., Mannens, E., & Verbert, K. (2019). Guiding the choice of learning dashboard visualizations : Linking dashboard design and data visualization concepts. *Journal of Computer Languages*, 50, 19-38.
- Shaw, M. (2012). The role of design spaces. *IEEE software*, 29(1), 46-50.
- Shneiderman, B. (2003). The eyes have it : A task by data type taxonomy for information visualizations, 364-371.
- Silverman, D., & Marvasti, A. (2008). *Doing qualitative research : A comprehensive guide*. Sage.
- Taffe, S. (2015). The hybrid designer/end-user : Revealing paradoxes in co-design. *Design Studies*, 40, 39-59.
- Tullis, T. S., & Stetson, J. N. (2004). A Comparison of Questionnaires for Assessing Website Usability. *Usability Professionals Association (UPA) 2004 Conference*.
- Verbert, K., Ochoa, X., De Croon, R., Dourado, R. A., & De Laet, T. (2020). Learning analytics dashboards : the past, the present and the future. In *Proceedings of the 10th International Conference on Learning Analytics & Knowledge* (p. 35-40).
- Vilpola, I. H. (2008). A method for improving ERP implementation success by the principles and process of user-centred design. *Enterprise Information Systems*, 2(1), 47-76.
- Visser, F. S., Stappers, P. J., van der Lugt, R., & Sanders, E. B.-N. (2005). Contextmapping : experiences from practice. *CoDesign*, 1(2), 119-149.
- Wang, F., & Hannafin, M. J. (2005). Design-based research and technology-enhanced learning environments. *Educational Technology Research and Development*, 53(4), 5-23.
- Wise, A. F., & Jung, Y. (2019). Teaching with analytics : Towards a situated model of instructional decision-making. *Journal of Learning Analytics*, 6(2), 53-69.
- Xhakaj, F., Aleven, V., & McLaren, B. M. (2016). How teachers use data to help students learn : Contextual inquiry for the design of a dashboard. *European Conference on Technology Enhanced Learning EC-TEL 2016*, 340-354.
- Yoo, Y., Lee, H., Jo, I.-H., & Park, Y. (2015). Educational dashboards for smart learning : Review of case studies. In G. Chen, V. Kumar, S. Kinshuk, R. Huang & S. C. Kong (Éd.), *Emerging Issues in Smart Learning. Lecture Notes in Educational Technology* (p. 145-155). Springer Berlin Heidelberg.