



Recebido: 12 de setembro de 2020
Revisão: 13 de novembro de 2020
Aceito: 28 de novembro de 2020


Endereço dos autores:

^{1,2,3} Centro de Informática (Cin).
Universidade Federal de
Pernambuco (UFPE). Av. Jorn.
Aníbal Fernandes, s/n - Cidade
Universitária, Recife - PE, 50740-560
(Brasil)

^{4,5,6} Departamento de Computação.
Universidade Federal Rural de
Pernambuco (UFRPE). Rua Dom
Manuel de Medeiros, s/n, Dois
Irmãos - CEP: 52171-900 - Recife-PE
(Brasil)

E-mail / ORCID

elsx@cin.ufpe.br

 <https://orcid.org/0000-0001-7439-9040>


fdfd@cin.ufpe.br

 <https://orcid.org/0000-0001-5303-6937>

vcg@cin.ufpe.br

 <https://orcid.org/0000-0001-6904-7470>


taciana.pontual@ufrpe.br

 <https://orcid.org/0000-0003-2775-4913>

elaine.marques557@gmail.com

 <http://orcid.org/0000-0002-5991-1672>

rafael.mello@ufrpe.br

 <https://orcid.org/0000-0003-3548-9670>

ARTIGO / ARTICLE

Avaliação de um Modelo de Maturidade para Adoção de Learning Analytics em Instituições de Ensino Superior

Evaluation of a Maturity Model for the Adoption of Learning Analytics in Higher Education Institutions

Elyda Laisa Soares Xavier Freitas¹, Fernando da Fonseca de Souza², Vinicius Cardoso Garcia³, Taciana Pontual da Rocha Falcão⁴, Elaine Cristina Moreira Marques⁵ e Rafael Ferreira Mello⁶

Resumo: Learning Analytics (LA) visa à análise dos dados gerados por estudantes e professores em ambientes online a fim de promover ações que conduzam à melhoria do ensino e aprendizagem. Os resultados dessas análises podem ajudar os professores a conhecer os processos de estudo empregados pelos seus estudantes, além de poder auxiliar na verificação e correção de atividades e práticas pedagógicas. Para os estudantes, LA pode ajudar na reflexão e autorregulação da aprendizagem. No entanto, apesar de seus benefícios, as instituições têm encontrado dificuldades na sua adoção. Nesse contexto, um instrumento que pode apoiar o emprego de LA é o Modelo de Maturidade (MM), o qual tem sido utilizado em diferentes áreas de conhecimento a fim de indicar um roteiro de melhoria para as organizações. Diante do exposto, este artigo visa apresentar os resultados da avaliação de um MM proposto para apoiar a adoção de LA em Instituições de Ensino Superior, denominado MMALA. A avaliação, focada na composição do modelo, foi realizada por meio de questionário dirigido a pesquisadores e profissionais da área de LA. Após a realização de análises, tanto qualitativa quanto quantitativa, foram identificadas sugestões de aprimoramento para o modelo proposto e este foi validado, embasando a continuação do seu desenvolvimento.

Palavras-chave: Educação Superior, Learning Analytics, Políticas Educacionais, Questionários, Modelos.

Abstract: Learning Analytics (LA) aims to analyze the data generated by both students and teachers in online environments in order to promote actions to improve teaching and learning processes. The results of such analyzes can help teachers to know their students' study processes, as well as being able to assist with the verification and correction of both educational activities and practices. For students, LA can help with reflection and self-regulation of learning. However, despite its benefits, institutions have difficulties in adopting it. In this sense, an instrument that can support the use of LA is the Maturity Model (MM), which has been used in different knowledge areas in order to indicate an improvement roadmap for organizations. Hence, this paper aims to present the assessment results of a MM proposed for the adoption of LA in Higher Education Institutions, called MMALA. The evaluation focused on the model composition and was carried out through a questionnaire addressed to LA researchers and professionals. After conducting analyzes, both qualitative and quantitative, suggestions for improvement for the proposed model were identified, and the model was validated, supporting its further development.

Keywords: Higher Education, Learning Analytics, Politics of Education, Questionnaires, Models.

1. Introdução

Conforme define a Society for Learning Analytics Research (SoLAR)¹, Learning Analytics (LA) é «a medição, coleta, análise e descrição de dados sobre estudantes e seus contextos, com o propósito de entender e otimizar o aprendizado e os ambientes em que ocorrem». Esses ambientes podem ser, por exemplo, os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA), os quais registram as atividades pedagógicas realizadas por professores e estudantes; ou mesmo outras fontes, como redes sociais (Kitto, Cross, Waters e Lupton, 2015) ou jogos (Tlili, Essalmi, Jemni e Kinshuk, 2015).

Segundo explicam Gewerc, Rodríguez-Groba e Martínez-Piñeiro (2016) as ações dos professores e estudantes deixam pistas que podem revelar como ocorrem os processos de aprendizagem, as quais podem ser exploradas por meio de ferramentas de LA, a fim de possibilitar a melhoria desses processos. É possível, por exemplo, prever o desempenho dos discentes, o que permite identificar aqueles com dificuldades com o intuito de realizar ações que evitem sua desistência; ou fornecer feedback aos estudantes sobre seus resultados (Tempelaar, Rienties e Giesbers, 2015), o que pode contribuir para o monitoramento e autorregulação de seu processo de aprendizagem. Um estudo conduzido por Arnold e Pistilli (2012) mostrou que alguns estudantes sequer perceberam que as mensagens de alerta recebidas eram automáticas, visto que as informações nelas contidas envolviam conteúdo personalizado.

Pode-se, também, compreender o comportamento e o perfil dos estudantes no ambiente de aprendizagem: quais os tipos de atividades mais adequadas àquele estudante, quais estão engajados e quais não colaboraram em atividades em grupo (Freitas, Souza e Garcia, 2019). LA pode ajudar os professores ainda na avaliação e readequação de objetos de aprendizagem bem como dar suporte ao redesenho de cursos (Lockyer, Heathcote e Dawson, 2013). É preciso ressaltar, no entanto, que tais análises devem ser usadas em benefício dos alunos (Johnson, Smith, Willis, Levine e Haywood, 2011), de modo que essa preocupação deve orientar as ações e decisões em iniciativas de LA.

Apesar dos benefícios que LA pode trazer para o ensino e aprendizagem, poucas instituições relatam sua utilização em projetos de larga escala (Tsai e Gasevic, 2017; Dawson, Joksimovic, Poquet e Siemens, 2019). A maior parte das iniciativas se refere a projetos liderados por pesquisadores que desejam avaliar ferramentas por eles desenvolvidas. No entanto, a simples utilização de ferramentas para LA sem considerar os aspectos necessários para uma adoção planejada e alinhada aos objetivos da instituição e às necessidades dos estudantes pode gerar impedimentos à continuidade dos projetos. Nesse sentido, Yassine, Kadry e Sicilia (2016) explicam que «qualquer foco em questões tecnológicas simplesmente gera 'urgência' em torno dos sistemas técnicos e das preocupações de integração e não lida com as complexidades e os problemas da cultura institucional e da mudança». Sendo assim, a instituição deve estar preparada para identificar e atuar de modo organizado nas áreas que requerem maior atenção para a adoção de LA.

Para apoiar as instituições no emprego de LA pode-se considerar a utilização de um Modelo de Maturidade (MM), o qual tem sido aplicado em diferentes áreas para

¹ SOLAR. <https://solaresearch.org>

auxiliar na melhoria de processos. Segundo (Freitas, Souza, Garcia, Ferreira e Gasevic, 2020), o MM funciona como um roteiro que identifica as atividades-chave que ajudam a instituição a alcançar níveis mais altos de maturidade. Assim, esse artigo expõe os resultados da avaliação de um MM cujo propósito é apoiar as instituições na adoção planejada de LA.

1.1. Modelo de Maturidade e sua Utilidade em Learning Analytics

De acordo com Almeida Neto et al. (2015), um MM é «uma estrutura conceitual, composta por processos bem estabelecidos, por meio do qual uma organização desenvolve-se de modo sistêmico a fim de atingir um estado futuro desejado». O estágio inferior [de maturidade] representa um estado inicial que pode ser caracterizado por uma organização com poucas capacidades no domínio em consideração. Por outro lado, o estágio mais alto representa uma concepção de maturidade total (Becker, Knackstedt e Pöppelbuß, 2009). Os MM identificam, ainda, ações que podem ser executadas a fim de que a organização avance a níveis cada vez mais altos de maturidade.

Um MM é composto por áreas de processos organizadas em categorias. Uma área de processo, de acordo com o CMMI (2010), «é um conjunto de melhores práticas relacionadas a uma área que, quando implementadas, satisfazem a um conjunto de metas consideradas importantes para realizar melhorias significativas naquela área». Considera-se que a organização atingiu determinado nível de maturidade quando todas as metas associadas à área de processo são satisfeitas (CMMI, 2010).

A utilização de um MM permite, portanto, que cada Instituição de Ensino Superior defina seus processos para que a adoção de LA seja planejada, abrangente e alinhada aos objetivos da instituição. Desse modo, os níveis de maturidade disponíveis permitem a avaliação da situação atual e indicam um caminho de melhoria visando alcançar níveis mais altos de maturidade progressivamente. Desse modo, é possível ampliar o alcance das ações de forma planejada e gradual, expandindo também os benefícios alcançados. Nesse sentido, o foco do modelo não é o gerenciamento do negócio mas o direcionamento para que a instituição usufrua de dados importantes para o aprendizado do estudante, enfatizando aspectos necessários para facilitar a adoção de LA e apoiando ações de melhoria do processo de ensino e aprendizagem.

2. Metodologia

Para a produção do MMALA (Modelo de Maturidade para Adoção de Learning Analytics), utilizou-se a metodologia para o desenvolvimento de Modelos de Maturidade estabelecida por Becker et al. (2009). Essa metodologia é composta por 7 etapas: (1) Definição do Problema, a fim de ressaltar a relevância do problema a ser solucionado, conforme especificado na primeira seção deste artigo; (2) Comparação entre Modelos de Maturidade existentes, visando fundamentar a necessidade de um novo MM para a área, visto que não é relevante o desenvolvimento de novos modelos para uma área se não houver contribuições significativas com relação aos anteriormente propostos; (3) Determinação da Estratégia de Desenvolvimento, a qual pode ser a criação de um modelo completamente novo ou a combinação de modelos existentes, por exemplo; (4) Desenvolvimento Iterativo do Modelo, ou seja, consiste na sua composição efetivamente; (5) Concepção de Transferência e Avaliação e (6)

Implementação do Meio de Transferência, essas duas etapas visam à definição e à execução da estratégia de divulgação do modelo às comunidades acadêmicas e de usuários, além de sua avaliação, a fim de que o modelo atenda às mudanças sugeridas pela comunidade; e (7) Avaliação, objetivando avaliar a versão final do modelo e podendo levar ainda a novas mudanças.

As etapas de 1 a 4 (até a definição das áreas do modelo) já foram discutidas e tiveram seus resultados publicados anteriormente. Todo o processo de desenvolvimento até então foi detalhado e foram analisados os trabalhos a este relacionados (Freitas et al., 2020). Este artigo resume essas etapas, porém, seu foco principal são as estratégias de transferência do modelo e os resultados de sua primeira avaliação (etapas 5 e 6). Para isso, foi utilizado um questionário (Becker et al., 2009), com dois objetivos: avaliar a importância de cada área de processo do modelo proposto e também sua completude – a fim de identificar possíveis omissões nas áreas definidas para o modelo. Os resultados foram avaliados qualitativamente e quantitativamente, utilizando-se os testes de Friedman ($\alpha=.05$) e Wilcoxon, Alpha de Cronbach, além da Análise Fatorial Exploratória e Confirmatória.

2.1. MMALA: Modelo de Maturidade para Adoção de Learning Analytics

Para a composição do MMALA foram utilizadas 3 fontes de informações:

- Revisão Sistemática de Literatura que indicou os desafios da implementação de LA, os quais deveriam ser cobertos pelo modelo;
- Comparação entre Modelos de Maturidade. Visto que não foram identificadas outras propostas de MM para Learning Analytics, a análise considerou áreas correlatas (Análise de Dados e Gerenciamento de Dados). Foram selecionados para a comparação os seguintes MM: Modelo de Maturidade para Gerenciamento de Dados (do inglês, Data Management Maturity Model, DMM, 2014), Modelo de Maturidade para Dados e Análises (originalmente Data & Analytics Maturity Model, Keystone Strategy, 2016) e Modelo de Maturidade para Análises TDWI (originalmente TDWI Analytics Maturity Model, Halper and Stodder, 2014). Além desses, o Corpo de Conhecimentos sobre Gerenciamento de Dados (DMBOK, do inglês, Data Management Body of Knowledge, DAMA, 2009) também foi incluído nesse estudo. A comparação proporcionou a identificação de áreas importantes para o MMALA; e
- Revisão Bibliográfica exploratória que examinou os resultados de pesquisas sobre a adoção de LA, como os do projeto SHEILA (Tsai et al., 2018) e LALA². Como resultado, foram identificadas áreas de processos especificamente relacionadas a LA, as quais também deveriam compor o modelo.

Desse modo, o MMALA é constituído de categorias e áreas de processos derivadas de outros MM e também de novas áreas de processos, específicas da área de Learning Analytics. O modelo proposto está exposto na Tabela 1.

2.2. Concepção e Implementação da Estratégia de Transferência

² Projeto LALA. <https://www.lalapproject.org>

A fim de atender a esta etapa da metodologia, duas estratégias foram elaboradas. A primeira foi a concepção e divulgação do questionário para avaliação do modelo apresentado na Tabela 1. Por meio dele, pesquisadores e profissionais que trabalham na área de LA puderam analisar o modelo proposto e apontar tópicos que permitiriam a sua evolução. A segunda estratégia consistiu na escrita de artigos científicos que expressam as etapas de seu desenvolvimento, permitindo que o mesmo seja analisado de maneira crítica também pela comunidade científica. Esta estratégia, igualmente, já obteve os resultados iniciais (Freitas et al., 2020)

Tabela 1. MMALA, suas categorias e áreas de processos (Freitas et al., 2020)

Categoria	Áreas de Processos, sigla e respectivo termo em inglês
Gestão dos Dados	<ul style="list-style-type: none">– Aquisição de Dados (DA, Data Acquisition)– Qualidade de Dados (DQ, Data Quality)– Propriedade dos dados (DO, Data Ownership)– Infraestrutura (Arquitetura / Integração de Dados) (INF, Infrastructure)
Administração e Capacitação	<ul style="list-style-type: none">– Financiamento (FUN, Funding)– Liderança (LEA, Leadership)– Identificação e envolvimento dos stakeholders (SII, Stakeholders Identification and Involvement)– Comunicação (COM, Communication)– Capacitação dos stakeholders (STR, Stakeholders' Training)
Apoio Pedagógico	<ul style="list-style-type: none">– Planejamento pedagógico das soluções (PPS, Pedagogical planning of solutions)– Alinhamento das necessidades da instituição às teorias e às evidências pedagógicas (ALI, Alignment of the institution's needs to theories and pedagogical evidence)– Apoio na interpretação dos resultados (SIR, Support in Interpreting Results)
Análise de Dados	<ul style="list-style-type: none">– Desenvolvimento de soluções próprias (DOS, Development of own solutions)– Aquisição de soluções prontas (ACQ, Acquisition of ready-made solutions)– Avaliação da eficácia das soluções (EVA, Evaluating the effectiveness of solutions)
Legislação, Privacidade e Ética	<ul style="list-style-type: none">– Política de uso dos dados (DUP, Data Usage Policy)– Permissões (informed consent/ opt-out) (PER, Permissions)– Adequação às leis e a normas locais e nacionais (LAW, Compliance with local and national laws and regulations)

2.3. Elaboração do Questionário para Avaliação

O questionário para avaliação do modelo foi dividido em 3 (três) seções³. Na primeira, foram dispostas as questões referentes à avaliação da importância de cada área de processo para a adoção de LA, além de uma questão na qual os respondentes poderiam informar se identificaram alguma área importante para a adoção de LA e que não havia sido considerada no modelo. Para avaliação da importância utilizou-se a

³ Questionário para avaliação do MMALA. <https://bit.ly/2WF2xD2>

escala Likert com 5 opções de resposta, entre “Nada Importante” até “Muito Importante”.

Na segunda parte, os respondentes poderiam indicar se algum tema importante para a adoção de LA havia sido desconsiderado no modelo. A preocupação, nesse caso, estava relacionada à identificação de tópicos que, embora não listados nos nomes das categorias ou das áreas de processos, deveriam estar presentes em quaisquer outras partes do modelo, por exemplo, nos seus níveis. Além disso, os respondentes deveriam informar se consideravam o modelo completo e justificar. Na terceira parte, constavam as perguntas relacionadas ao perfil dos respondentes, sendo o público-alvo pesquisadores e profissionais da área de LA.

3. Resultados

O questionário recebeu 31 respostas. Em sua maior parte, os respondentes são mestres e doutores (48% e 42%, respectivamente), na faixa etária entre 31 a 45 anos (42%). A maior parte é professor ou pesquisador (81%) e trabalha com LA há até 5 anos (81%), cabendo destaque à participação de pessoas que trabalham na área há mais de 11 anos (6%) – período que se aproxima ao tempo de existência da mesma (Ferguson, 2012).

3.1. Concepção e Implementação da Estratégia de Transferência

A análise quantitativa teve como objetivo central entender como os respondentes avaliaram a importância das áreas de processos propostas para o modelo, entendendo, por conseguinte, a importância de cada categoria. Os dados foram analisados por categoria e os resultados e análises são apresentados a seguir, iniciando pela Gestão dos Dados (Tabela 2).

Tabela 2. Medidas descritivas, comparações entre os itens, grupos homogêneos, Alpha de Cronbach e seu intervalo a 95% para a categoria Gestão dos Dados.

Gestão dos Dados	M	Md	DP	Valor-p Friedman	Grupos Homogêneos Wilcoxon	α de Cronbach	Índice de Confiança
DA	4.61	5.00	.62	<.001	DA	.732	.535 a .858
DQ	4.71	5.00	.53		DQ		
DO	4.26	4.00	.77		DO		
INF	4.13	4.00	.95		INF		
Gestão dos Dados	4.43	5.00	.77	-	-	-	-

A Tabela 2 expõe a média, mediana e desvio padrão das áreas de processos e, na última linha, a avaliação geral da categoria. O teste de Friedman mostra se existe diferença entre as áreas de processos da categoria. As seguintes hipóteses foram formuladas: (a) H_0 : Não existe diferença entre as áreas de processos da categoria; e (b) H_1 : Existe diferença entre as áreas de processos da categoria. Visto que o valor-p para esse teste foi menor que o nível de significância adotado (.05), a hipótese nula foi rejeitada e entende-se que há diferenças no nível de concordância sobre a importância

de cada área de processo. O teste de Wilcoxon, por sua vez, identificou que as áreas de processos podem ser divididas em duas categorias homogêneas, sendo DA (Aquisição de Dados) e DQ (Qualidade de Dados) consideradas mais importantes para a Gestão dos Dados. Por fim, a medida de fidedignidade Alpha de Cronbach apresenta valor razoável (Pedhazur e Schmelkin, 2013), dentro do intervalo de confiança, para a validação de construto desta categoria. Isso significa afirmar que estas questões foram formuladas de maneira adequada. Para as demais categorias foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 3.

Tabela 3. Medidas descritivas, comparações entre os itens, grupos homogêneos, Alpha de Cronbach e seu intervalo a 95% para as demais categorias.

Adminis- tração e Ca- pacitação	M	Md	DP	Valor-p Friedman	Grupos Homogêneos Wilcoxon	α de Cronbach	Índice de Confiança
FUN	4.00	4.00	.93		FUN		
LEA	4.00	4.00	.93		LEA		
SII	4.45	5.00	.67	.013	SII	.774	.618 a .879
COM	4.35	4.00	.71		COM		
STR	4.19	4.00	.87		STR		
Adm. e Capacitação	4.20	4.00	.84	-	-	-	-
Apoio Pedagógico	M	Md	DP	Valor-p Friedman	Grupos Homogêneos Wilcoxon	α de Cronbach	Índice de Confiança
PPS	4.55	5.00	.67		PPS		
ALI	4.55	5.00	.77	.839	ALI	.742	.531 a .867
SIR	4.61	5.00	.71		SIR		
Apoio Pedagógico	4.56	4.00	.71	-	-	-	-
Análise de Dados	M	Md	DP	Valor-p Friedman	Grupos Homogêneos Wilcoxon	α de Cronbach	Índice de Confiança
DOS	3.58	4.00	1.1 8		DOS		
ACQ	3.65	4.00	1.0 8	<.001	ACQ	.637	.342 a .813
EVA	4.71	5.00	.53		EVA		
Análise de Da- dos	3.97	4.00	1.0 9	-	-	-	-
Legislação. Privacidade e Ética	M	Md	DP	Valor-p Friedman	Grupos Homogêneos Wilcoxon	α de Cronbach	Índice de Confiança
DUP	4.58	5.00	.62		DUP		
PER	4.48	5.00	.85	.637	PER	.900	.818 a .948
LAW	4.55	5.00	.67		LAW		
Leg. ética e priv.	4.53	5.00	.71	-	-	-	-

As demais análises, disponíveis na Tabela 3, permitiram identificar que há diferenças no nível de concordância sobre a importância de cada área de processo também nas categorias de Administração e Capacitação e Análise de Dados. As áreas de processos mais importantes são aquelas que possuem maior média, agrupadas de acordo com o resultado do teste de Wilcoxon. Já as categorias de Apoio Pedagógico e Legislação, Privacidade e Ética não apresentam diferenças significativas quanto à importância das áreas para a categoria. Para todas as categorias, os resultados do Alpha de Cronbach podem ser considerados aceitáveis.

Cabe destacar, por fim, que as áreas de processos da categoria de Análise de Dados receberam as menores avaliações por parte dos respondentes. Essa questão será analisada em detalhes mais adiante. Para a análise dos dados também foi utilizada a Análise Fatorial Exploratória e Confirmatória, segundo o critério Kaiser (Hair, Black, Babin, Anderson e Tatham, 2009). Nesse caso, deseja-se entender se o número de categorias propostas na aplicação desta pesquisa pode ser considerado apropriado, dada esta amostra (n=31).

Tabela 4. Análise Fatorial Exploratória para o instrumento com 18 áreas de processos.

Categorias	Autovalor	% Variância	% Acumulado
1	5.728	31.820	31.820
2	2.679	14.885	46.705
3	2.072	11.513	58.219
4	1.662	9.233	67.451
5	1.204	6.690	74.141
KMO	-	.603	-
Bartlett	-	<.001	-

A Tabela 4 mostra que o instrumento aplicado apresentou 5 (cinco) Categorias. Segundo o critério Kaiser (Hair et al., 2009), confirmando a literatura acerca do instrumento utilizado, isso mostra que o instrumento cumpriu apropriadamente seu papel de avaliação para a sua composição do número de categorias. Para responder à questão da composição entre os itens e categorias com base nos 31 respondentes, isto é, para que se tenha veracidade de que as áreas de processos estão adequadas para a categoria, pode-se fazer uma análise fatorial confirmatória. Sua aplicação levou às seguintes medidas avaliativas da composição do instrumento das áreas por categorias, conforme Tabela 5.

Tabela 5. Índice de Ajuste para Análise Fatorial Confirmatória (AFC).

Índices	Valor	Valor Ideal
Qui-Quadrado (χ^2/gf)	1.723	< 3
Ajuste Comparativo (CFI)	.751	.95
Erro Quadrático Médio (RMSEA)	.103	< .08

Os índices de bondade de ajuste não foram razoáveis, com exceção do Qui-Quadrado. Esse fato deve-se à utilização da análise fatorial confirmatória em tamanhos

de amostras pequenos. Segundo Hair et al. (2009), em geral, o tamanho de amostra mínimo deveria ser aproximadamente de 5 a 10 vezes o número de variáveis utilizado. Isso significa que o tamanho da amostra para aplicar a Análise Fatorial Confirmatória deveria estar compreendido entre $n=90$ a $n=180$ respondentes. Então, pode-se considerar que estes índices para este tamanho de amostra são aceitáveis. Conclui-se, pois, que a composição das áreas de processos por categoria é razoável.

Pode-se afirmar, portanto, que o instrumento utilizado pode ser considerado adequado para avaliar o MM ora proposto. Além disso, as 5 categorias foram consideradas suficientes para o modelo. Por fim, as áreas de processos de 4 categorias foram consideradas importantes pelos respondentes, havendo divergência apenas quanto à importância das áreas de processos da categoria Análise de Dados. Quanto a esse fato, é necessário ressaltar que a análise de dados é uma tarefa de fundamental importância para LA – sendo um de seus pilares. No entanto, como as áreas de processos Desenvolvimento de Soluções Próprias e Aquisição de Soluções Prontas receberam avaliações mais baixas, pode-se concluir que os meios para análise de dados sugeridos no modelo são insuficientes. Pois, além dessas duas tarefas, a análise de dados pode ocorrer por meio da utilização de ferramentas gratuitas, já disponíveis atualmente. Assim, se faz necessária a atualização do modelo.

3.2. Análise Qualitativa

As questões abertas do questionário objetivavam à identificação de tópicos importantes para a adoção de LA que não foram listados no modelo mas que poderiam enriquecê-lo. As seguintes questões foram formuladas: (Q1) “Você identifica categorias necessárias para a adoção de LA que estão fora do modelo preliminar? Se sim, por favor informe abaixo”; (Q2) “Você identifica algum tópico importante para a adoção de LA que está faltando no modelo proposto? Se sim, por favor informe abaixo”; e (Q3) “Você considera que o modelo proposto está completo? Justifique”. Apenas a última questão foi estabelecida como obrigatória.

A Tabela 6 expõe uma síntese das sugestões dos respondentes e um parecer (com respectiva justificativa) sobre a inclusão ou não das mesmas no modelo. Ressalta-se que foram incluídas na Tabela 6 todas as respostas, a quaisquer perguntas, nas quais havia sugestões de tópicos faltantes. Conforme retratado na Tabela 6, a maior parte das sugestões será incluída nas áreas de processos já definidas para o modelo. Além disso, foi possível identificar a necessidade de inclusão de uma nova área de processo, na categoria de Apoio Pedagógico, a ser denominada de Intervenção Baseada nos Resultados. Seu objetivo é orientar as intervenções pedagógicas dos professores com base nos resultados das análises. É importante ressaltar, também, que o MMALA não é prescritivo, à semelhança dos demais MM. Isto é, nele deve constar a descrição das atividades a serem realizadas para alcançar cada nível de maturidade. No entanto, a instituição deverá definir o modo que considera mais adequado para sua execução. Assim, visto que algumas sugestões recebidas estão vinculadas a escolhas particulares da instituição, estas não serão incluídas no modelo.

Já no que se refere à completude do modelo, questão Q3, visto que a referida questão foi apresentada em formato aberto, houve uma grande diversidade de respostas. A maioria dos respondentes, no entanto, considera o modelo completo (52%). Daqueles que não o consideraram completo, 35% deram sugestões de melhorias, as quais foram em grande parte acatadas, conforme exposto na Tabela 6, e outros 10%

não informaram, em nenhuma de suas respostas, quais mudanças poderiam ser feitas ao modelo para torná-lo completo. Por fim, 3% dos respondentes não opinaram sobre a completude do modelo

Tabela 6. Síntese das sugestões recebidas por meio do questionário de avaliação.

Síntese das sugestões	Parecer sobre a sugestão e respectiva justificativa
Segurança de Dados e Gerenciamento de Continuidade de Negócios (BCM, do inglês Business Continuity Management)	Segurança dos Dados será adicionada como uma prática funcional de Infraestrutura. Já BCM (Hiles, 2010) não foi incorporada ao modelo, visto que entendeu-se como fora do escopo, uma vez que não se relata na literatura sobre LA sua utilização como direcionadora dos negócios, de modo a impedir a continuidade do mesmo em caso de falha.
Desenvolvimento de soluções gerais, uma solução em um lugar pode ser a mesma em outro	Entende-se que o tipo de solução desenvolvida é uma decisão institucional, não sendo necessário considerar essa recomendação no modelo, o qual deve apoiar o desenvolvimento de quaisquer tipos de soluções.
Economia baseada em dados, avaliação em sala de aula, análise de comportamento, evasão dos cursos.	Economia baseada em dados refere-se à utilização de dados a fim de, entre outras coisas, aumentar a competitividade (União Europeia, 2014). O tema não foi incluído devido à divergência com a finalidade do modelo. Quanto às demais sugestões, o modelo abrange a utilização de ferramentas com quaisquer objetivos, ficando a cargo da instituição defini-los.
Engenharia de Dados	O processo de Engenharia de Dados (Gallego e Corchuelo, 2020) poderá ser implementado na área de Desenvolvimento de Soluções Próprias, caso a instituição deseje.
Esquecimento digital (exclusão) de dados, na categoria de permissão	A questão sobre a remoção ou não dos dados será incluída no modelo na categoria de Legislação, Ética e Privacidade.
Cultura institucional do uso de dados para informar decisões	O tema é transversal ao MMALA. Espera-se que a adoção do modelo leve a instituição, gradualmente, à cultura de tomada de decisões educacionais baseada em dados.
Suporte técnico para o desenvolvimento e evolução de métricas e novos índices. Evolução do modelo.	O modelo orienta a definição dos objetivos para o uso de LA e a instituição deve definir quais métricas e índices são adequados para atingi-los. A evolução do modelo de LA deverá ocorrer na medida em que a instituição alcança níveis mais altos de maturidade.
Gerência de Projetos	Poderá ser aplicada na área de processo de Liderança, caso a instituição deseje empregar tal conceito.
Objetivos das ferramentas e avaliação de outros aspectos das mesmas (como facilidade de uso, utilidade os professores e outras partes interessadas)	Os objetivos pedagógicos para utilização de LA serão tratados na área de processo de Planejamento Pedagógico das Soluções. Os aspectos da avaliação da ferramenta serão tratados na área de processo de Avaliação da Eficácia das Soluções, sendo os critérios de avaliação definidos pela instituição.
Engajamento das partes interessadas (além do envolvimento) e ênfase às políticas institucionais	O comprometimento dos stakeholders será tratado na área de processo de Identificação e Envolvimento dos Stakeholders. As políticas institucionais, apesar de não definidas como categoria ou área de processo, serão amplamente discutidas e recomendadas ao longo de todo modelo.
Padronização (padronização dos dados)	Será tratada na área de processo de Infraestrutura.

Síntese das sugestões	Parecer sobre a sugestão e respectiva justificativa
Planejamento Estratégico	As práticas para que LA seja planejada e aderente aos objetivos estratégicos da instituição serão tratadas nas áreas de Aquisição de Dados, Financiamento, Liderança e Desenvolvimento de Soluções Próprias.
Projeto Efetivo, Suporte Técnico, Design Centrado no Ser Humano, Suporte para sense-making	Questões de abordagem do projeto das soluções de LA devem ser definidas pela instituição, observando os critérios de cada nível de maturidade. O suporte técnico será adicionado à área de processo de Infraestrutura. Sense-making, por sua vez, são processos que levam à compreensão por meio de raciocínio explícito e verbal (Rau, Alevén e Rummel, 2014). Desse modo, entende-se que a instituição pode definir quaisquer métodos para tal - ressaltando que a área de processo de Apoio na Interpretação de Resultados prevê o apoio pedagógico, independente do processo adotado.
Intenção de LA (com qual finalidade é conduzida) e intervenção com base nos resultados de LA	A sugestão sobre intenção será incluída no modelo na categoria Legislação, Ética e Privacidade. Já a intervenção será incluída no modelo em uma nova área de processo, denominada Intervenção Baseada nos Resultados.
Projeto e desenvolvimento de soluções de LA	O projeto de desenvolvimento de soluções de LA será tratado na área de processo Desenvolvimento de Soluções Próprias.

4. Conclusão

A adoção de Learning Analytics pode trazer diversos benefícios para as instituições de Ensino Superior, além de contribuir para o progresso do processo de ensino e aprendizagem. A utilização do MMALA, por sua vez, pode orientar essas instituições quanto aos processos necessários para adoção dessa nova tecnologia. Além disso, pode indicar o caminho para que a instituição evolua gradativamente na utilização de LA. Este artigo apresentou a primeira avaliação desse modelo, por meio de questionário, ressaltando as sugestões advindas de pesquisadores e profissionais da área para o seu aperfeiçoamento. O modelo foi amplamente divulgado, tendo estado aberto às sugestões da comunidade de LA, e acatando-as em sua maior parte.

A análise quantitativa demonstrou a adequabilidade do instrumento utilizado. Além disso, indicou um problema na categoria de Análise de Dados: a ausência de processos que norteiem a utilização de ferramentas gratuitas para essa tarefa, o que será corrigido no modelo final. Na análise qualitativa, a maioria dos respondentes considerou o modelo completo (52%). Outros 35% sugeriram a inclusão de novos conceitos ao modelo. Apesar de a maior parte das sugestões ter sido incluída nas áreas anteriormente definidas, foi adicionada ao modelo mais uma área de processo, a saber, Intervenção Baseada nos Resultados, na categoria de Apoio Pedagógico.

Por fim, tendo sido definidas todas as categorias e áreas de processos necessárias para a adoção de LA, de acordo com as sugestões da comunidade, será dada continuidade à produção do modelo. O MMALA em sua versão final deverá incluir os seguintes itens, para cada área de processo: propósito, o qual define a finalidade da área; objetivos, refere-se a cada um dos marcos que serão atingidos pela instituição se executadas as ações definidas naquela área; áreas de processos relacionadas, as quais

indicam uma ou mais áreas do modelo com operação conectada; práticas funcionais, a seção central do modelo, a qual define um conjunto de atividades, divididas em 4 níveis de maturidade, as quais permitem à instituição evoluir gradativamente na adoção de LA; e produtos de trabalho, os quais confirmam que as práticas recomendadas para aquele nível foram efetivamente executadas. Após a conclusão do modelo, a etapa final da metodologia consiste em nova avaliação do mesmo, a qual será realizada por meio de Opinião de Especialistas (Li e Smidts, 2003). Dessa vez, o objetivo da avaliação será analisar a consistência e adequação do MMALA ao problema da adoção de Learning Analytics (Becker et al., 2009).

5. Referências

- Almeida Neto, H., Magalhães, E., Moura, H., Teixeira Filho, J., Cappelli, C., & Martins, L. (2015). Avaliação de um Modelo de Maturidade para Governança Ágil em Tecnologia da Informação e Comunicação. *iSys – Revista Brasileira de Sistemas de Informação*, Rio de Janeiro, 8(4), 44-79. Recuperado a partir de <http://www.seer.unirio.br/index.php/isys/article/viewFile/5176/4938>
- Arnold, K., & Pistilli, M. (2012). Course signals at Purdue: using learning analytics to increase student success. *Proceedings of the International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '12*, New York, NY, USA, 267-270. <https://doi.org/10.1145/2567574.2567621>
- Becker, J., Knackstedt, R., & Pöppelbuß, J. (2009). Developing maturity models for IT management – A Procedure Model and its Application. *Business & Information Systems Engineering*, 1(3), 213–222. <https://doi.org/10.1007/s12599-009-0044-5>
- CMMI. (2010). *CMMI para Desenvolvimento (v1.3)*. Software Eng. Institute, Carnegie Mellon.
- Dawson, S., Joksimovic, S., Poquet, S., & Siemens, G. (2019). Increasing the Impact of Learning Analytics. *Proceedings of the International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK'19*, Tempe, Arizona, USA, 446-455. <https://doi.org/10.1145/3303772.3303784>
- DAMA International. (2009). *The DAMA guide to the data management body of knowledge (DAMA-DMBOK)*, Tech. Publications.
- DMM. (2014). *Data management maturity model – 1.0 version*. CMMI Institute.
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4 (5/6), 304-317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- Freitas, E. L. S. X., Souza, F. F., & Garcia, V. C. (2019). *Learning Analytics em Ação: Uma Revisão Sistemática de Literatura*. Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE, Brasília. <https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2019.1581>
- Freitas, E. L. S. X., Souza, F. F., Garcia, V. C., Mello, R. F., & Gasevic, D. (2020). *Towards a Maturity Model for Learning Analytics Adoption: An Overview of its Levels and Areas*. Proceedings of the International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT), Tartu, Estonia, 2020. <https://doi.org/10.1109/ICALT49669.2020.00059>
- Gallego, F. O., & Corchuelo, R. (2020). An encoder–decoder approach to mine conditions for engineering textual data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 91, 103568. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103568>
- Gewerc, A., Rodríguez-Groba, A., & Martínez-Piñeiro, E. (2016). Academic Social Networks and Learning Analytics to Explore Self-Regulated Learning: a Case Study. *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 11(3), 159-166. <https://doi.org/10.1109/RITA.2016.2589483>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados*. Bookman Editora.
- Halper, F., & Stodder, D. (2014). TDWI analytics maturity model guide. TDWI Research. Recuperado a partir de <https://tdwi.org/pages/maturity-model/analytics-maturity-model-assessment-tool>.

- Hiles, A. (2010). *The Definitive Handbook of Business Continuity Management*, 3ª Ed., Wiley.
- Johnson, L., Smith, R., Willis, H., Levine, A., & Haywood, K. (2011). The 2011 Horizon Report. Austin, Texas, The New Media Consortium. Recuperado a partir de <https://library.educause.edu/-/media/files/library/2011/2/hr2011-pdf.pdf>.
- Keystone Strategy. (2016). Data & analytics maturity model & business impact. White Paper. Recuperado a partir de <https://info.microsoft.com/rs/157-GQE-382/images/EN-CNTNT-SQL-Data%20Analytics%20Maturity%20Model-en-us.pdf>
- Kitto, K., Cross, S., Waters, Z., & Lupton, M. (2015). Learning analytics beyond the LMS: the connected learning analytics toolkit. *Proceedings of the International Conference on Learning Analytics And Knowledge - LAK '15*. New York, NY, USA, 11-15. <https://doi.org/10.1145/2723576.2723627>.
- Li, M., & Smidts, C. (2003). A ranking of software engineering measures based on expert opinion. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 29(9), 811-824. <https://doi.org/10.1109/TSE.2003.1232286>
- Lockyer, L., Heathcote, E., & Dawson, S. (2013). Informing Pedagogical Action: Aligning Learning Analytics With Learning Design. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1439-1459. <https://doi.org/10.1177/0002764213479367>.
- Pedhazur, E. J., & Schmelkin, L. P. (2013). *Measurement, design, and analysis: An integrated approach*. Psychology Press.
- Rau, M. A., Alevan, V., & Rummel, N. (2014). Sequencing Sense-Making and Fluency-Building Support for Connection Making between Multiple Graphical Representations. En J. Polman, E. Kyza, D. K. O'Neill, I. Tabak, W. R. Penuel, A. S. Jurow, K. O'Connor, T. Lee, L. D'Amico (Eds.). *Learning and Becoming in Practice: The International Conference of the Learning Sciences (ICLS)*, (2, 977-981).
- Tempelaar, D. T., Rienties, B., & Giesbers, B. (2015). In search for the most informative data for feedback generation: Learning Analytics in a data-rich context. *Computers in Human Behavior*, 47, 157-167. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.05.038>.
- Tlili, A., Essalmi, F., Jemni, M., & Kinshuk. (2015). An educational game for teaching computer architecture: Evaluation using learning analytics. *Proceedings of the International Conference on Information & Communication Technology and Accessibility (ICTA)*, Marrakech, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICTA.2015.7426881>.
- Tsai, Y. S., & Gašević, D. (2017). The State of Learning Analytics in Europe – Executive Summary – SHEILA. Recuperado a partir de <http://sheilaproject.eu/2017/04/18/the-state-of-learning-analytics-in-europe-executive-summary>.
- Tsai, Y., Moreno-Marcos, P., Jivet, I., Scheffel, M., Tammets, K., Kollom, K., & Gasevic, D. (2018). The SHEILA framework: informing institutional strategies and policy processes of learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 5(3), 5-20. <https://doi.org/10.18608/jla.2018.53.2>
- União Europeia. (2014). Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions. Towards a thriving data-driven economy, SWD(2014) 214 final. Brussels. Recuperado a partir de https://ec.europa.eu/information_society/news-room/cf/dae/document.cfm?doc_id=6216.
- Yassine, S., Kadry, S., & Sicilia, M. A. (2016). A framework for learning analytics in moodle for assessing course outcomes. *Proceedings of the IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, Abu Dhabi, 261-266. <https://doi.org/10.1109/EDUCON.2016.7474563>.

