

ANALÍTICA DA APRENDIZAGEM APLICADA À FORMAÇÃO DO PEDAGOGO A DISTÂNCIA NA ÁREA DA GESTÃO ESCOLAR

Marluce Torquato Lima Gonçalves*

Universidade Estadual do Ceará

<https://orcid.org/00000-0001-7483-1876>

João Batista Carvalho Nunes**

Universidade Estadual do Ceará

<https://orcid.org/0000-0002-1270-0026>

RESUMO

A analítica da aprendizagem (*learning analytics*) é um campo de pesquisa ainda em estágio inicial na América Latina, inclusive no Brasil. O artigo estabelece um modelo preditivo, com base na analítica da aprendizagem, para auxiliar no acompanhamento do desempenho dos alunos do curso de Licenciatura em Pedagogia, modalidade de educação a distância, de uma universidade localizada no Estado do Ceará (Brasil) e participante do Sistema UAB, no tocante à formação na área da gestão escolar. Adotou-se o método estatístico, mediante a aplicação da técnica de regressão logística multinomial a categorias de ações realizadas no Moodle por 274 estudantes em duas disciplinas da área da gestão escolar, distribuídos em sete polos. Os resultados evidenciaram categorias de ações que interferem diretamente no desempenho do aluno, seja para ser aprovado, reprovado por nota ou por falta, revelando a necessidade de mudanças no *design* do curso.

Palavras-chave: Analítica da Aprendizagem – Formação de Professores – Educação a Distância – Gestão Escolar.

ABSTRACT

LEARNING ANALYTICS APPLIED TO DISTANCE INITIAL TRAINING FOR PEDAGOGUES IN THE SCHOOL MANAGEMENT AREA

Learning analytics is a research field still in the early stage in Latin America, including Brazil. The article establishes a predictive model, based on the learning analytics, which helps to monitor the students' performance in the distance learning degree in Pedagogy, at a university located in the State of Ceará (Brazil) and participating of the UAB System, with regard to training in school

* Doutora em Educação pela Universidade Estadual do Ceará (UECE). Professora do Centro de Educação, Ciências e Tecnologia da Região dos Inhamuns (CECITEC) da Universidade Estadual do Ceará. Vice-coordenadora do grupo de pesquisa Laboratório de Analítica, Tecnologia Educacional e Software Livre (LATES). Tauá, Ceará, Brasil. E-mail: marluce.torquato@uece.br.

** Doutor em Filosofia e Ciências da Educação pela Universidad de Compostela (Espanha). Professor do Programa de Pós-Graduação em Educação (PPGE) da Universidade Estadual do Ceará (UECE). Coordenador do grupo de pesquisa Laboratório de Analítica, Tecnologia Educacional e Software Livre (LATES). Pesquisador com bolsa de produtividade em pesquisa (PQ) do CNPq. Fortaleza, Ceará, Brasil. E-mail: joao.nunes@uece.br.

management. The statistical method was adopted, by applying the multinomial logistic regression technique to action categories carried out in Moodle by 274 students in two disciplines in the school management area, distributed in seven centers. The results showed action categories that directly interfere in the student's performance, whether to approve, fail for grade or fail for missing classes, revealing the need for changes in the course design.

Keywords: Learning Analytics – Teacher Education – Distance Education – School Management.

RESUMEN

ANÁLITICA DEL APRENDIZAJE APLICADA A LA FORMACIÓN DEL PEDAGOGO A DISTANCIA EN EL ÁREA DE LA GESTIÓN ESCOLAR

La analítica del aprendizaje (*learning analytics*) es un campo de investigación que aún se encuentra en una etapa temprana en América Latina, incluido Brasil. El artículo establece un modelo predictivo, basado en la analítica del aprendizaje, para ayudar en el seguimiento del desempeño de los estudiantes de la Licenciatura en Pedagogía, modalidad de educación a distancia, de una universidad ubicada en el Estado de Ceará (Brasil) y participante del sistema de la UAB, en lo que respecta a la formación en el ámbito de la gestión escolar. Se adoptó el método estadístico, aplicando la técnica de regresión logística multinomial a categorías de acciones realizadas en Moodle por 274 estudiantes de dos disciplinas del área de gestión escolar, distribuidos en siete centros. Los resultados mostraron categorías de acciones que interfieren directamente en el desempeño del alumno, ya sea para aprobar, reprobar o reprobar por faltas, revelando la necesidad de cambios en el diseño del curso.

Palabras-clave: Analítica del Aprendizaje – Formación de Profesores – Educación a Distancia – Gestión Escolar.

Introdução¹

A pandemia da COVID-19 transformou abruptamente a realidade mundial, com destaque para a área da educação. A exigência de isolamento, bem como o necessário distanciamento social, na condição de medidas de proteção contra a contaminação pelo vírus, resultaram na adoção de tecnologias digitais para possibilitar o ensino e a aprendizagem (VARGO *et al.*, 2021).

No Brasil, ao lado dos cursos a distância que já eram ofertados, instituições de ensino públicas e privadas, da educação infantil à edu-

cação superior, precisaram recorrer a diversas tecnologias digitais para minimizar a influência negativa da pandemia sobre a formação de milhões de estudantes de cursos presenciais. Ambientes virtuais de aprendizagem, sistemas de gerenciamento de conteúdo, plataformas de comunicação baseadas em vídeo, aplicativos de mensagens instantâneas e de compartilhamento de texto, imagem, áudio e vídeo, redes sociais, entre outras tecnologias, estão sendo utilizadas para favorecer a interação de professores e estudantes.

Em tais circunstâncias, estamos cada vez mais imersos em um mundo de indicadores. Produzimos, constantemente, dados que são

¹ Esta publicação foi realizada com apoio da Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP). Texto revisado e normalizado por João Vianney Costa de Mesquita.

armazenados em algum dispositivo ou servidor. No momento em que digitamos uma consulta em um buscador na internet, essa busca é armazenada; quando fazemos uma ligação para um amigo, novo dado é criado; ao enviar uma mensagem em um fórum de um curso a distância ou de ensino remoto, essa ação é registrada.

No mundo contemporâneo, a crescente disponibilidade de *big data* exige novas modalidades de armazenamento, tratamento e gestão, em decorrência da complexidade dos sistemas de informação. As instituições que executam esses sistemas têm interesse em encontrar maneiras de extrair valor (econômico, social, político etc.) com base em seus grandes conjuntos de dados (MAYER-SCHÖNBERGER; CUKIER, 2013).

No âmbito da educação, as instituições de ensino estão cada vez mais empenhadas em avaliar, medir, comparar, discutir e melhorar o desempenho educacional (FERGUSON, 2013). As instituições governamentais utilizam suas áreas administrativas e de planejamento com o objetivo de colher maneiras de identificar as melhores práticas, a fim de aperfeiçoar o aprendizado e os resultados educacionais.

Com efeito, não basta apenas obter e armazenar dados educacionais, pois é imprescindível saber utilizá-los no sentido de apoiar o ensino e a aprendizagem. Na educação, desponta a área denominada de *learning analytics* (LA), acerca da qual cuidamos neste artigo como analítica da aprendizagem. Cambuzzi (2014) ressalta que a analítica da aprendizagem não é uma seara nova de pesquisa, mas uma síntese de técnicas de áreas convergentes com o uso da tecnologia para a melhoria da aprendizagem. Com base em Chatti *et al.* (2012), a analítica da aprendizagem congrega a pesquisa-ação², mineração de dados educacionais, sistemas de recomendação e aprendizagem personalizada e adaptativa.

2 A pesquisa-ação, comumente um método qualitativo, é componente da LA. Booth (2012) argumenta que a analítica da aprendizagem associada à pesquisa-ação constitui um conjunto de práticas e meios transformadores para melhorar a aprendizagem do estudante.

Conforma um tema desafiador e instigante, em face de ainda existirem poucos estudos na América Latina (CECHINEL *et al.*, 2020; NUNES, 2015; SANTOS, *et al.* 2017). Segundo a *1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, realizada em Banff, Alberta (Canadá), em 2011, a LA é concebida como a “[...] medição, coleta, análise e divulgação de dados sobre os alunos e seus contextos, com o propósito de compreender e otimizar a aprendizagem e os ambientes em que ela ocorre”³. Os docentes recorrem à analítica da aprendizagem para monitorar a aprendizagem, explorando os dados dos alunos, identificando problemas, descobrindo padrões, verificando possíveis sinais de sucesso, de insucesso ou de abandono e evasão, além de avaliar a utilidade dos materiais de aprendizagem, promover consciência, reflexão e entendimento de ambientes de aprendizagem (FERGUSON, 2013).

Utilizada na educação a distância (EaD), visa a possibilitar uma tomada de decisão rápida e fundamentada. Mostra seu potencial na coleta e análise de dados produzidos por alunos, professores, tutores ou gestores, de modo associado com a aprendizagem discente, a fim de se observar e compreender os comportamentos dos distintos agentes, permitindo a intervenção apropriada ao aprendiz.

A analítica da aprendizagem é aplicada para pesquisar e criar modelos em diversas áreas passíveis de influenciar sistemas de aprendizagem *on-line*; tem o potencial de tornar os dados visíveis, no sentido de desenvolver uma cultura de uso de indicadores para a tomada de decisões instrucionais (BIENKOWSKI; FENG; MEANS, 2012). Essa prática abre a possibilidade para os alunos desenvolverem autonomia e habilidades a serviço de sua aprendizagem e verem diretamente como seu esforço melhora o sucesso. Ali *et al.* (2012) enfatizam que a analítica da aprendizagem combina princípios de áreas diversas da Computação (mineração de dados e texto, análise visual e visualização de

3 Disponível em: <<https://tekri.athabasca.ca/analytics/>>.

dados) com os de Ciências Sociais, Pedagogia e Psicologia. Na perspectiva de Nunes (2016), a LA articula conhecimentos da Educação, Psicologia, Computação e Estatística.

A analítica da aprendizagem é focada, especificamente, nos alunos e em sua aprendizagem (LONG; SIEMENS, 2011). Preconiza utilizar os avanços da mineração de dados, interpretação e modelagem preditiva para melhorar o entendimento sobre o ensino-aprendizagem, a fim de adequar esse processo de ensino aos estudantes individuais, de modo mais eficaz. Possibilita identificar alunos em risco de insucesso acadêmico, de modo a proporcionar intervenções positivas destinadas a diminuir o abandono e a evasão e aumentar a aprovação, fornecer recomendações para os alunos em relação ao material de estudo e atividades de aprendizagem, bem como avaliar os resultados de estratégias pedagógicas (HARMELEN, 2012; HARMELEN; WORKMAN, 2012). O desafio é reunir conjuntos de dados e conhecimentos de dentro e fora da instituição, a fim de aplicar ferramentas de análise que tenham influxo positivo e mensurável sobre o ensino-aprendizagem.

Em função de seu potencial, a analítica da aprendizagem é aplicável para melhorar a qualidade da formação de professores por meio da modalidade de EaD. No Brasil, marco dessa modalidade foi a criação, por meio do Decreto nº 5.800/2006, do Sistema Universidade Aberta do Brasil (UAB), com financiamento público e viabilizado pelo regime de colaboração, a ser executado por instituições públicas de educação superior. Exprime como prioridade a oferta de cursos de licenciatura e formação inicial de professores e gestores nas diversas áreas do conhecimento (NUNES; SALES, 2013).

Desde 2015, há registros de pesquisas desenvolvidas no Brasil, procurando articular a analítica da aprendizagem com a formação de professores, tomando por base cursos de licenciatura do Sistema UAB (AGUIAR, 2016; BARBOSA, 2019; BARBOSA; NUNES; CHAVES, 2019; CHAVES, 2015, 2020; GONÇALVES,

2018; NUNES; SALES; CHAVES, 2019; SALES, 2017).

A UAB consolida a temática da EaD na agenda governamental e a expansão do ensino superior. Exige que haja polos presenciais, credenciamento, regulamentação específica e parte da carga horária presencial. Funciona em parceria com estados e municípios. Oferece cursos de graduação, sequencial, pós-graduação *lato e stricto sensu*, prioritariamente orientados para a formação de professores e para a Administração Pública.

A implementação desses cursos a distância ocorre por meio das instituições de educação superior que possuem, como ponto de apoio presencial, os polos localizados em diversos municípios que tiveram suas propostas de criação de guias aprovadas pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES)⁴.

Entre os cursos de licenciatura ofertados pelas diversas instituições participantes do Sistema UAB, destaca-se o curso de Pedagogia, destinado à formação de professores para o magistério na Educação Infantil e nos anos iniciais do Ensino Fundamental, e na área de apoio escolar, que exijam conhecimentos pedagógicos, conforme define a Resolução CNE/CP⁵ nº 1, de 15 de maio de 2006 (BRASIL, 2006).

A formação do pedagogo para a gestão escolar é uma das áreas de sua atuação profissional, entendida como organização do trabalho pedagógico em termos de planejamento, coordenação, acompanhamento e avaliação nos sistemas educativos formais e não formais (PIMENTA, 2002). Pesquisa de Vieira e Vidal (2015, p. 121) mostram o perfil de formação dos gestores escolares no Brasil, revelando que apenas 47,3% possuem o curso superior de Pedagogia. Os demais são oriundos de outras licenciaturas e “[...] apresentam outro tipo de formação inicial diferente do que recomenda

4 A CAPES é uma fundação do Ministério da Educação do Brasil, com atuação na expansão e consolidação dos cursos de mestrado e doutorado, assim como na formação de professores da educação básica.

5 Conselho Nacional de Educação/Conselho Pleno.

a legislação”. Observa-se que a gestão das unidades escolares, sejam estaduais ou municipais, precisam ser fortalecidas por meio de profissionais capazes de compreender a função e agir para sua melhoria. Outro dado relevante na pesquisa de Vieira e Vidal (2015) é a existência dos gestores sem formação em nível superior, muitas vezes com nível médio incompleto, o que é injustificável em face dos avanços registrados nas últimas décadas relacionados à formação docente.

A Resolução nº 460/2017, do Conselho de Educação do Ceará, recomenda no art. 1º que, para o exercício do cargo em direção das instituições de ensino de educação básica, “[...] será exigida a formação do gestor/administrador escolar em curso de graduação em Pedagogia”. Preconiza, ainda que “[...] os profissionais de educação graduados em Pedagogia deverão apresentar comprovação em histórico escolar, de disciplinas cursadas na área de gestão, totalizando, no mínimo, duzentas e quarenta horas-aula”. (CEARÁ, 2017, art. 1º, parágrafo único). Aos profissionais que tenham a formação inicial em outra licenciatura, a Resolução recomenda a pós-graduação na área da gestão ou administração escolar.

No âmbito federal, a Resolução CNE/CP nº 2, que define as diretrizes curriculares nacionais para a formação de professores, no capítulo VII, trata da formação para atividades pedagógicas e da gestão. Exige que os cursos de graduação em Pedagogia com aprofundamento de estudos nas áreas da gestão devem formar com uma carga horária mínima de 3.600 (três mil e seiscentas) horas. Por conseguinte, a carga horária destinada às disciplinas da área em apreço é de 400 horas (BRASIL, 2019).

O experimento sob relato, por conseguinte, traz os resultados de uma pesquisa cujo objetivo foi estabelecer um modelo preditivo, com base na analítica da aprendizagem, que auxilie no acompanhamento do desempenho dos alunos do curso de Licenciatura em Pedagogia na modalidade de educação a distância, de uma universidade localizada no Estado

do Ceará (Brasil) e participante do Sistema UAB, no tocante à formação na área da gestão escolar.

Metodologia

Para dar resposta ao objetivo da pesquisa, adotamos o método estatístico, conduzindo-nos ao entendimento da relação entre as variáveis, buscando a adequada modalidade de análise e interpretação dos dados (AGRESTI; FINLAY, 2012). Empregamos, ademais, o ciclo proposto por Chatti *et al.* (2012) para a analítica da aprendizagem, que possui três etapas básicas: (1) coleta de dados e pré-processamento; (2) analítica e ação; e (3) pós-processamento. Nesta pesquisa, foram cumpridas as duas primeiras etapas desse ciclo. O pós-processamento, para ser realizado, implicaria a inserção de novos elementos, introdução de variáveis, entre outros aspectos, o que não constituiu finalidade deste relato.

A investigação está circunscrita ao Estado do Ceará, tendo como área estudada o curso de Licenciatura em Pedagogia na modalidade de EaD, oferecido por uma das universidades localizadas no Estado, por meio do Sistema UAB. O curso utiliza o ambiente virtual de aprendizagem (AVA) *Moodle*.

A oferta do curso teve início no ano 2009, em oito polos. Em 2010, passou a ser oferecido em sete: Beberibe, Brejo Santo, Campos Sales, Jaguaribe, Maranguape, Mauriti e Quixeramobim. O curso possui periodicidade semestral, com integralização em oito módulos/semestres e carga horária de 3.230 horas/aula (h/a), agrupadas em 190 créditos, incluindo 408 horas de estágio supervisionado.

Do conjunto de disciplinas do curso, foram identificadas apenas duas cujos ementários são relativos a gestão escolar: Estrutura e Funcionamento da Educação Básica e Política, Planejamento e Gestão Educacional. Essas disciplinas são de quatro créditos, totalizando 68 h/a cada qual, compondo, respectivamente, o 3º e o 4º módulos/semestres do curso.

Como a LA trabalha com grandes conjuntos de dados, o universo da pesquisa está constituído pelos alunos do período 2010-2014 no referido curso, nos sete polos onde é ofertado. Esta demanda limitou-se, contudo, apenas às interações dos alunos das citadas duas disciplinas. Procedemos à análise dos dados dos alunos de todos os polos.

A extração dos dados foi baseada nas experiências de Chaves (2015), Aguiar (2016) e Sales (2017), codificando polos, estudantes e categorias de ações⁶, fazendo as adaptações necessárias à adequação do objeto em estudo. Como parte da fase de pré-processamento, foram organizadas planilhas no *LibreOffice Calc*⁷, contendo: relação das sete turmas do curso de Licenciatura em Pedagogia objeto do estudo (2010-2014), por polo, que realizaram as disciplinas retrocitadas; relação de todos os estudantes do curso, segundo estão registrados no *Moodle*, por turma e polo; e relatórios de notas, acesso, recursos e atividades do *Moodle* nas disciplinas. Foram inseridas as notas dos alunos, de cada disciplina, com apoio no rendimento acadêmico oficial. Essas notas foram transformadas em resultados (aprovado, reprovado por nota, reprovado por falta).

As planilhas foram sistematizadas em apenas uma, contendo 549 linhas, incluindo a linha de cabeçalho, e 34 colunas, sendo uma de identificador geral, 32 de categorias de ações (variáveis independentes X_i) e uma de resultado (variável dependente Y). Na coluna do identificador geral, constam o código do aluno, o polo e a disciplina, a fim de se dispor da quantidade de interações desses sujeitos, em cada ação disponibilizada no AVA. Por exemplo: E01BB_S4D1 – corresponde ao aluno E01, do polo de Beberibe (BB), na disciplina Política, Planejamento e Gestão Educacional (S4D1 –

disciplina 1 do semestre 4). As 32 categorias de ações receberam códigos de A04 a A75, não sequenciados, em virtude de haver categorias de ações não incluídas por não haver nenhum registro. O resultado obedeceu à classificação nas categorias 0 (aprovado), 1 (reprovado por nota) e 2 (reprovado por falta), de acordo com a ocorrência dos eventos.

Para cumprir a etapa de Analítica e Ação, apelamos para a técnica multivariada denominada regressão logística multinomial (RLM). Essa etapa envolve ações que incluem monitoramento, análise, previsão, intervenção, avaliação, adaptação, personalização, recomendação e reflexão (CHATTI *et al.*, 2012). Nesta pesquisa, essa etapa se limitou a análise, previsão, recomendações e reflexões.

Os modelos de regressão logística são utilizados quando o fenômeno a ser estudado se mostra de maneira qualitativa e é representado por uma ou mais variáveis *dummy*, dependendo da quantidade de possibilidades de resposta (categorias) da variável dependente (FÁVERO, 2015).

Recorremos ao programa de análise estatística *Stata*, versão 15, capaz de realizar de tarefas simples até estatísticas mais complexas, como regressão logística, regressão linear múltipla, regressão não linear, dentre outras. Uma das funcionalidades desse *software* está nos comandos utilizados para obter a análise estatística, além de gerar gráficos, tabelas etc.

Esta pesquisa, desde sua concepção até a divulgação dos resultados, procura guiar-se por princípios e procedimentos éticos (BROOKS; RIELE; MAGUIRE, 2017). Obtivemos consentimento institucional para acesso aos dados dos estudantes, cujo anonimato foi garantido por meio de codificação. Ademais, segundo a Resolução CNS nº 510/2016, que se reporta às especificidades das investigações em Ciências Humanas e Sociais, não é necessário submeter ao sistema CEP/CONEP “[...] pesquisa com bancos de dados, cujas informações são agregadas, sem possibilidade de identificação individual [...]” (BRASIL, 2016, art. 1º, parágrafo único, alínea V).

6 Empregamos a expressão “categoria de ação” para denominar o conjunto de ações de mesma natureza realizadas pelos estudantes no AVA *Moodle*, conforme Chaves (2015) e Sales (2017).

7 A obtenção dos dados foi possível com base em uma cópia exata do *Moodle* usado no sistema da Universidade, tendo sido realizada pelas bolsistas de iniciação científica do grupo de pesquisa do qual fazemos parte.

Análise e discussão

A quantidade das ações é observada como fator relevante na tomada de decisão, pois fornece a visão das interações com maior frequência. Realizamos a análise dessas frequências, visando a compreendê-las com base no entendimento de que a RLM considera que “[...] a variável predita Y seja categórica de múltiplas categorias [...]” (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012, p. 98).

Do total de frequências de interações realizadas, 56,2% ocorreram na disciplina Estrutura e Funcionamento da Educação Básica e 43,8% na disciplina Política Planejamento e Gestão Educacional. As atividades mais frequentes são relacionadas a “logar”, tarefa e fórum, representadas pelas categorias de ações A31 (visualizar a página principal de um curso), A05 (visualizar o *link* de uma tarefa), A46 (clique em um tópico de discussão em um fórum) e A47 (clique no *link* que dá acesso a um fórum). As categorias de ações com menor frequência foram, respectivamente, A68 (visualizar todos os recursos em uma mesma tela), A72 (modificar senha), A40 (receber mensagem do fórum por *e-mail*), A42 (retirar a inscrição de todos os usuários de um fórum), A64 (visualizar todos os questionários em uma mesma tela) e A35 (excluir um tópico de discussão dentro de um fórum).

Essa constatação indica a necessidade de os profissionais responsáveis pelo planejamento

do curso atentarem “[...] para assegurar um aprendizado apropriado e eficaz, definindo estratégias de apoio pertinentes aos alunos”. (GAMEZ, 2012, p. 79). É preciso haver mais dinamismo da parte dos planejadores, gestores, professores conteudistas, docentes formadores e tutores, no sentido de incentivar os estudantes para que busquem recursos alternativos, sejam criativos na superação das dificuldades estruturais, expressem compromisso e motivação para participar das atividades e estabelecer metas de participação nas atividades propostas. Nesse sentido, a LA é capaz de contribuir na utilização de sistemas de alerta, para sinalizar quando os alunos estão com pouca interação em determinada atividade, fornecendo *feedback* para os tutores, objetivando subsidiar o trabalho.

A instituição formadora deve prever caminhos adequados aos perfis dos estudantes, acompanhar as atividades de interação das pessoas, mapeando suas características e necessidades, objetivando que alcancem o sucesso escolar. Para tanto, o uso da LA é importante ferramenta de apoio para interpretação dos indicadores, já que fornece elementos para a gestão dos dados educacionais e intervenção dos processos (KAY; HARMELEN, 2012).

Realizamos a análise do desempenho dos estudantes, expresso por meio da aprovação ou reprovação (por nota ou por falta). A Tabela 1 demonstra esses indicadores em cada polo, por disciplina.

Tabela 1 - Desempenho dos alunos nos componentes curriculares da gestão escolar do curso de Pedagogia a distância da Universidade participante da pesquisa (admitidos em 2010)

Polo	Disciplinas									
	Estrutura e Funcionamento da Educação Básica					Política, Planejamento e Gestão Educacional				
	Total	Ap.	%	Rep. Total	%	Total	Ap.	%	Rep. Total	%
Beberibe	46	44	95,65	2	4,35	46	43	93,48	3	6,52
Brejo Santo	34	33	97,05	1	2,95	34	33	97,05	1	2,95
Campos Sales	34	32	94,12	2	5,88	34	30	88,24	4	11,76
Jaguaribe	43	43	100,0	-	-	43	42	97,67	1	2,33

Maranguape	33	25	75,76	8	24,24	35	28	80,00	7	20,00
Mauriti	43	38	88,37	5	11,63	42	32	76,20	10	23,80
Quixeramobim	41	37	90,24	4	9,76	40	34	85,00	6	15,00
Total	274	252	91,97	22	8,03	274	242	88,32	32	11,68

Fonte: Elaboração própria.

Comprovamos que a disciplina Estrutura e Funcionamento da Educação Básica denotou maior percentual de aprovação, com destaque para os polos de Jaguaribe (100%), Brejo Santo (97,05%) e Beberibe (95,65%). Esses exprimem melhor desempenho também na disciplina Política, Planejamento e Gestão Educacional. O mais baixo desempenho é registrado nos polos de Maranguape (75,76% na disciplina Estrutura e Funcionamento da Educação Básica e 80,00% na disciplina Política, Planejamento e Gestão Educacional) e Mauriti (88,37% e 76,20%, respectivamente).

Os dados de interação analisados nesta pesquisa, após a consolidação da planilha final, foram salvos no formato csv⁸, a fim de possibilitar a leitura no *software Stata*. Observemos que os dados são compostos por 548⁹ observações de alunos, 32 variáveis independentes (X_i) e uma variável dependente (Y). Os dados evidenciam que aproximadamente 90% (493) dos alunos foram aprovados nas disciplinas sob análise. Os alunos reprovados por nota são 3,5% (19) e os reprovados por falta 6,5% (36), o que é conducente à reflexão: quais os motivos que levam um estudante a ficar reprovado por falta em um curso a distância? De que maneira a instituição é passível de organizar um curso, a fim de que não aconteça esse tipo de situação? Abandono, retenção, taxas de sucesso/insucesso, alunos que necessitam de maiores desafios são dados observáveis por meio da LA, fornecendo elementos da gestão e intervenção (AGUIAR, 2016; FERGUSON, 2013).

8 Formato de arquivo que organiza dados tabelados separados por algum delimitador (tabulação, ponto e vírgula, entre outros) e é lido por diversos *softwares* estatísticos (*Stata*, *SPSS*, *R* etc.).

9 Resultante das observações de 274 alunos, nas duas disciplinas: Estrutura e Funcionamento da Educação Básica e Política, Planejamento e Gestão Educacional.

Antes de proceder à RLM, detectamos a multicolinearidade entre as variáveis A54 e A55, denotando uma correlação linear aproximadamente perfeita (0,9958). Com suporte nas recomendações de Prearo, Gouvea e Monari (2009), as sugestões para resolver a multicolinearidade são: (1) eliminar variáveis; (2) reformular o modelo – usando, por exemplo, a razão entre variáveis, e (3) aumentar o tamanho da amostra. Optamos pela eliminação de variáveis.

Efetuamos, por conseguinte, a experiência retirando do cálculo a variável A55¹⁰, resultando na obtenção dos coeficientes da RLM. Ao analisarmos a significância estatística¹¹, no entanto, notamos que a variável A04 (fazer um *upload* de um arquivo para uma tarefa) apresentou o valor de $P > |z| = 0,055$, na categoria 1 (reprovado por nota), situando-se no limite do arredondamento¹². Resolvemos, então, adotar critérios para a exclusão de variáveis. Decidimos analisar as frequências das 31 categorias de ações com base nos quartis.

O ponto de corte estabelecido foi a frequência 53, correspondendo ao primeiro quartil, ou seja, compreendendo aproximadamente 25% das categorias de ações com menor frequência. Por conseguinte, foram eliminadas as

10 Foi realizada a experiência, retirando apenas a variável A54 e, posteriormente, retirando somente a A55. Nas duas tentativas, foi possível obter os coeficientes. Decidimos eliminar a que tivesse menor frequência (A55 – 372 ações registradas).

11 A variável foi considerada com significância estatística quando o valor de p fosse igual ou inferior a 0,05.

12 Ao estabelecer o comando do *Stata mlogit*, nas diversas tentativas de encontrar significado para os dados, observamos que a variável A04 sempre apresentava significância estatística. Na experiência retirando apenas a variável A55, a variável A04 apresentou o valor de $p = 0,055$, podendo ser arredondado para 0,06, o que representaria a classificação da variável como sem significância estatística, tornando-se passível de questionamentos. Assim, tomamos a decisão de analisar as variáveis com menor frequência de ações, para fundamentar nova tomada de decisão.

variáveis A68 (visualizar os recursos em uma mesma tela); A72 (modificar sua senha); A64 (visualizar todos os questionários em uma mesma tela); A40 (assinar um fórum, receber mensagens do fórum por *e-mail*); A42 (retirar a inscrição de todos os usuários de um fórum); A35 (excluir um tópico de discussão dentro de um fórum) e A73 (modificar o seu perfil), com frequência menor que 53, a fim de se aplicar novamente a RLM a esse novo conjunto de variáveis.

No total, foram necessárias 12 iterações para estimar o modelo (TABELA 2). O valor-p da estatística qui-quadrado foi 0,0000, ou seja, $p < 0,05$, indicando que podemos rejeitar a hipótese nula de que todos os coeficientes sejam iguais a zero. Isso significa que, no mínimo, uma variável independente é estatisticamente significativa para explicar a probabilidade de ocorrência de, no mínimo, uma das situações (aprovado, reprovado por nota, reprovado por falta).

Tabela 2 - Coeficientes das variáveis que compõem o modelo de RLM

AÇÃO	COEFICIENTES	ERRO PADRÃO	z	P> z	INTERVALO DE CONFIANÇA 95%	
					Mínimo	Máximo
Categoria 1 (Reprovado por nota)						
A04	-1,891322	0,839357	-2,25	0,024	-3,536432	-0,2462125
A46	0,0195259	0,0089463	2,18	0,029	0,0019915	0,0370603
A67	0,1082795	0,0423904	2,55	0,011	0,0251959	0,1913632
Categoria 2 (Reprovado por falta)						
A04	-0,7998593	0,3880496	-2,06	0,039	-1,560423	-0,039296
A06	0,1576741	0,0749648	2,10	0,035	0,0107457	0,3046024

Fonte: Elaboração própria.

A interpretação do Pseudo R² de McFadden é similar ao do R² convencional, utilizado na regressão linear, e mede o poder explicativo do modelo. É uma medida que fornece indícios sobre a qualidade do ajuste do modelo obtido (RODRIGUES; MEDEIROS GOMES, 2013). Em regressão linear, o coeficiente de determinação R² expressa a proporção da variância determinada pelas variáveis explicativas (FÁVERO, 2015). Em RLM, o Pseudo R² serve para resumir a força global de um modelo, oscilando de 0 a 1. Se o valor for igual a 0, indica um modelo sem valor preditivo, se for igual a 1, indica um ajuste perfeito do modelo de regressão logística (HU; SHAO; PALTA, 2006). No presente caso, o Pseudo R² de McFadden resultou em 0,338, indicando um excelente ajuste do modelo por estar entre 0,2 e 0,4 (MCFADDEN, 1977).

A categoria adotada como referência pelo *Stata* é a com maior frequência. Nesta pesquisa, foi a categoria 0 (aprovado). Há, portanto, duas outras possibilidades de situação relativamente a essa categoria de referência, representadas pelas categorias 1 (reprovado por nota) e 2 (reprovado por falta). Assim, semelhante a Fávero (2015, p. 130), “[...] serão definidos dois vetores de variáveis explicativas com os respectivos parâmetros estimados, ou seja, dois logitos¹³ [...]”. Pela análise da Tabela 2, identificamos quais variáveis denotam valores menores do que z=-1,96 ou maiores do que z=1,96, e o correspondente p (coluna P>|z|) menor que 0,05, cujos resultados estão nos Quadros 1 e 2.

13 O logito é um “[...] vetor de variáveis explicativas, com respectivos parâmetros estimados [...]” (FÁVERO, 2015, p. 104), mais uma constante.

Quadro 1 - Variáveis com significância estatística na Categoria 1 (reprovado por nota)

AÇÃO	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL
A04	Fazer um <i>upload</i> de um arquivo para uma tarefa
A46	Clicar em um tópico de discussão em um fórum
A67	Visualizar um recurso (um arquivo em PDF, por exemplo)

Fonte: Elaboração própria.

Quadro 2 - Variáveis com significância estatística na Categoria 2 (reprovado por falta)

AÇÃO	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL
A04	Fazer um <i>upload</i> de um arquivo para uma tarefa
A46	Visualizar todas as tarefas em uma mesma tela

Fonte: Elaboração própria.

Passam a compor o modelo, por conseguinte, as variáveis dos Quadros 1 e 2, pois exprimem significância estatística, ao nível de confiança de 95%, para explicar as diferenças de ser reprovado por nota ou por falta, em relação a ser aprovado. Observamos que o envio das tarefas integra o modelo para as categorias 1 e 2 (variável A04), adquirindo relevância a participação nos fóruns e o acesso a recursos do AVA.

Esse resultado coaduna-se com os relatos de Dietz-Uhler e Hurn (2013), em relação às pesquisas de Smith, Lange e Huston (2012), que utilizaram dados extraídos de um AVA e analisaram variáveis como frequência, *login*, engajamento local, ritmo do estudante, objetivando prever o resultado do curso. De modo análogo, Macfadyen e Dawson (2010) analisaram a frequência de utilização de mensagens enviadas e de postagem nos fóruns para prever o desempenho do estudante. Minaei-Bidgoli *et al.* (2003) descobriram que o número de tentativas de fazer as tarefas, o tempo empregado e

a leitura de material são relevantes na previsão do desempenho. Na pesquisa de Falakmasir e Jafar (2010, citado em DIETZ-UHLER; HURN, 2013), o fórum para discussão foi o melhor preditor de desempenho.

Esses resultados diferem daqueles da investigação de Sales (2017), que apontou as variáveis A34 (adicionar uma postagem em um fórum), A37 (erro de mensagem enviada a *e-mail*) e A71 (fazer o *upload* de um arquivo) como estando no modelo do polo de Mauriti: “[...] postar uma mensagem no fórum de discussão; fazer *upload* de um arquivo e indicar erro de mensagem enviada a *e-mail* interferem significativamente no resultado (aprovação/reprovação) dos estudantes do curso de licenciatura em Pedagogia [...] do polo de Mauriti.” (SALES, 2017, p. 177).

Com base na Tabela 2, escrevemos as expressões finais das probabilidades médias estimadas de ocorrência de cada uma das três categorias da variável dependente.

Probabilidade de um estudante *i* ser aprovado (categoria 0):

$$P_{i_0} = \frac{1}{1 + e^{(-1,19237 - 1,891322*A04 + 0,0195259*A46 + 0,1082795*A67) + e^{(-0,1026205 - 0,7998593*A04 + 0,1576741*A06)}}$$

Probabilidade de um estudante *i* ficar reprovado por nota (categoria 1):

$$P_{i_1} = \frac{e^{(-1,19237 - 1,891322*A04 + 0,0195259*A46 + 0,1082795*A67)}}{1 + e^{(-1,19237 - 1,891322*A04 + 0,0195259*A46 + 0,1082795*A67)} + e^{(-0,1026205 - 0,7998593*A04 + 0,1576741*A06)}}$$

Probabilidade de um estudante *i* ficar reprovado por falta (categoria 2):

$$P_{i_2} = \frac{e^{(-0,1026205 - 0,7998593*A04 + 0,1576741*A06)}}{1 + e^{(-1,19237 - 1,891322*A04 + 0,0195259*A46 + 0,1082795*A67)} + e^{(-0,1026205 - 0,7998593*A04 + 0,1576741*A06)}}$$

Para finalizar a análise dos dados quantitativos, realizamos o procedimento de estimar o modelo da RLM (Tabela 3), de modo que sejam fornecidas as chances de ocorrência de cada um dos eventos (aprovação, reprovação por nota, reprovação por falta), alterando uma unidade correspondente à variável explicativa. Trata-se da razão de risco relativo (*relative risk ratio – RRR*), segundo Fávero (2015).

O *RRR* informa quanto se altera (aumenta ou diminui) a chance de um evento acontecer

em relação ao evento de referência, dado o acréscimo de uma unidade da variável explicativa (independente/previsora), mantidas as demais constantes. Se o valor de *RRR* é maior do que 1, significa que, quando a variável explicativa aumenta em uma unidade, a chance de o evento acontecer aumenta. Caso o valor de *RRR* seja menor do que 1, significa que, quando a variável explicativa (independente/previsora) aumenta em uma unidade, a chance de o evento acontecer diminui (FÁVERO, 2015).

Tabela 3 – Razão de risco relativo (*RRR*) da regressão logística multinomial

RESULTADO	<i>RRR</i>	ERRO PADRÃO	z	P> z	INTERVALO DE CONFIANÇA 95%	
Aprovado (0)	(categoria de referência)					
Reprovado por nota (1)						
A04	0,1508722	0,1263357	-2,25	0,024	0,029117	0,7817561
A46	1,019718	0,0091227	2,18	0,029	1,001993	1,037756
A67	1,114359	0,0472381	2,55	0,011	1,025516	1,210899
Reprovado por falta (2)						
A04	0,4493922	0,1743865	-2,06	0,039	0,2100473	0,9614661
A06	1,170785	0,0877677	2,10	0,035	1,010804	1,356086

Fonte: Elaboração própria.

Aumentando-se uma ação de fazer *upload* de arquivo para uma tarefa (A04), mantidas as demais constantes, a chance de o aluno ser reprovado por nota em relação a ser aprovado cai 84,91% (1 – 0,1508722 = 0,8491278 ||| 0,8491278 x 100% = 84,91%). Esse resultado referenda o fato de que fazer o *upload* de um

arquivo para uma tarefa é uma atividade relevante para o sucesso do aluno.

Com relação à variável A46 (clique em um tópico para discussão em um fórum), o risco relativo é de 1,019718. Significa que, quando a variável A46 aumenta em uma unidade, mantidas as demais constantes, a chance de o

aluno ser reprovado por nota em relação a ser aprovado aumenta aproximadamente 1,97%, ou seja, um valor de acréscimo bem pequeno. Apesar de parecer estranho esse resultado, por meio da análise do comportamento das probabilidades de cada um dos eventos em função de cada variável explicativa que compõe o modelo, verificamos que isso acontece na medida em que se atingem determinadas quantidades de cliques. Esse achado acende o alerta para como o curso está estruturando o fórum como atividade formativa.

Analisando a variável A67, é depreensível o $RRR=1,114359$, que denota o aumento da chance de o estudante ser reprovado por nota em 11,44% em relação a ser aprovado, a cada acréscimo de visualização de um recurso, mantidas as demais constantes. Se a visualização de material disponibilizado no AVA (por exemplo, vídeos e textos em PDF) contribui negativamente para a aprovação do aluno, isso submete a xeque sua capacidade como elemento formativo na área da gestão, necessitando ser redefinido.

Na categoria 2 (reprovado por falta), a chance de um estudante ser reprovado por falta em relação a ser aprovado, quando faz o *upload* de um arquivo para uma tarefa (categoria de ação A04), cai 55,06% ($1 - 0,4493922 = 0,5506078$ || $0,5506078 \times 100\% = 55,06\%$), dado o crescimento de uma unidade nessa categoria de ação, mantendo-se as demais condições constantes.

O valor de RRR da variável A06 (visualizar todas as tarefas em uma mesma tela) é 1,170785, denotando o fato de que, aumentando em uma unidade essa categoria de ação, a chance de um aluno ser reprovado por falta em relação a ser aprovado cresce em 17,08%. Nesse caso, levanta-se a hipótese para ser verificada por outros estudos de que essa ação é factível de vir a dispersar os alunos.

Depreendemos que as variáveis componentes do modelo de RLM expressas nas categorias 1 (reprovado por nota) e 2 (reprovado por falta) representam categorias de ação capazes de ser promovidas (quando diminuem a chan-

ce de reprovação por nota ou falta) ou devem ser evitadas (quando aumentam a chance de reprovação por nota ou falta) na oferta das disciplinas do eixo da gestão da Licenciatura em Pedagogia a distância da Universidade estudada, devendo ser realizados outras pesquisas que traduzam as especificidades da formação e incidam no aperfeiçoamento do curso.

Convém salientar os resultados de outra investigação que revelaram como as ações referentes a visualizar todas as tarefas em uma mesma tela (A06), pesquisar termos nos fóruns, visualizar relatório de usuário de fórum e visualizar todos os recursos em uma mesma tela não influenciaram positivamente na probabilidade de aprovação. A autora expressou “[...] que elas podem conduzir o estudante a perder o foco no que está realizando no AVA Moodle.” (SALES, 2017, p. 187).

Destarte, concluímos que o modelo de predição obtido por meio da RLM para este conjunto de dados evidencia que os recursos e atividades utilizados no processo de aprendizagem são passíveis de incitar os estudantes a alcançar o bom resultado, com a consequente aprovação; entretanto, conforme salienta Sales (2017, p. 188), “[...] o modelo estatístico está subordinado ao desenho do curso”. Elementos como respeito ao ritmo do aluno, autonomia, flexibilidade, incentivo à interação, à formação de comunidades de aprendizagem e a redes de convivência são alguns fatores relevantes para se considerar na elaboração dos modelos pedagógicos para o desenvolvimento de conhecimentos, habilidades e atitudes na formação via EaD (VENDRÚSCOLO; BEHAR, 2016).

Considerações finais

Ao demandarmos estabelecer um modelo preditivo que auxilie no acompanhamento do desempenho dos estudantes do curso de Licenciatura em Pedagogia a distância de uma universidade localizada no Estado do Ceará (Brasil) e participante do Sistema UAB, no tocante à formação na área da gestão escolar,

ficaram evidentes as categorias de ações que interferem diretamente no desempenho do estudante, seja para ser aprovado, reprovado por nota ou por falta. A RLM elucidou a probabilidade de ocorrência de cada categoria, revelando a necessidade de mudanças no *design* do curso, nos componentes curriculares da área da gestão, no sentido de garantir a diversidade de ações ensejadoras da aprendizagem dos alunos.

Resta evidente o fato de que as variáveis que compõem o modelo preditivo na categoria “reprovado por nota” – A04 (fazer *upload* de um arquivo para uma tarefa), A46 (clicar em um tópico de discussão em um fórum) e A67 (visualizar um recurso) – interferem no desempenho do estudante. A probabilidade de o aluno ser reprovado por nota, em comparação a ser aprovado, diminui em 85% com o envio da tarefa (A04), aumenta em aproximadamente 2%, ao clicar em um tópico para discussão em um fórum (A46); e aumenta em 11,43% com a visualização de recursos (A67), mantidas as demais condições constantes.

Na categoria “reprovado por falta”, as probabilidades são diferentes mantidas as demais condições constantes, uma vez que, para a ação A04 (fazer *upload* de um arquivo para uma tarefa), as chances de o aluno ser reprovado por falta diminuem em 55,06% em comparação a ser aprovado. Para a variável A06 (visualizar todas as tarefas em uma mesma tela), a probabilidade de ser reprovado aumenta aproximadamente 17%.

A analítica da aprendizagem resta viabilizada por meio da aplicação do modelo preditivo, ou aperfeiçoamento deste em futuros alunos do curso de Licenciatura em Pedagogia a distância da Universidade estudada. Com base nos resultados obtidos nesta pesquisa, a equipe do curso tem a ousadia de ampliar, para as disciplinas da área da gestão escolar, a quantidade da atividade tarefa no ambiente *Moodle*, de modo a aumentar a necessidade do envio de tarefa (A04), favorecendo a aprovação e diminuindo a reprovação por nota e por falta.

Também deveria atentar para o *design* dessas disciplinas no curso, particularmente para a atividade fórum e os recursos disponibilizados (textos, vídeos, áudios etc.), que deveriam influenciar positivamente na aprovação e não o contrário. Inclusive, a visualização de todas as tarefas em uma mesma tela é factível de trazer dispersão aos estudantes, favorecendo a reprovação por falta.

Defendemos o argumento de que os benefícios das análises aqui expressas vão servir de reflexão para todos os níveis da administração da Universidade sob estudo, a fim de que a formação de professores/gestores no curso de Licenciatura em Pedagogia a distância seja replanejada no plano da instituição, do currículo, professor conteudista, tutor, entre outros. O micronível da analítica da aprendizagem centra-se no suporte das atividades de aprendizagem individuais e colaborativas e o modelo preditivo pode otimizar os caminhos do aprendizado, adaptar-se às recomendações e aumentar o engajamento.

É possível delinear o caminho da formação no citado curso de Pedagogia a distância, de modo a evitar as reprovações por falta? São inseríveis elementos capazes de identificar as dificuldades dos alunos e promover intervenções para minimizá-las? É importante inserir algumas mudanças no AVA *Moodle*, de maneira que esse ambiente de aprendizagem se torne mais detalhado, visto que estudos indicam a preferência dos alunos por sistemas mais detalhados, com análises elaboradas e recomendações personalizadas para seus aprendizes. Para inserir recursos personalizados, é necessário utilizar os dados sociodemográficos dos estudantes, visando a mapear suas preferências e incluir recursos que favoreçam seu aprendizado. São necessárias mudanças na lógica perceptiva do sistema de EaD, demandando a composição de equipes bem formadas, dedicadas à educação a distância, integralmente.

Impõe-se registrar o fato de que, limitando a formação na área da gestão escolar a duas disciplinas com carga horária total de 136 h/a,

o curso de Licenciatura em Pedagogia analisado não está cumprindo com o que preceitua a legislação do Conselho Estadual de Educação do Ceará. Demanda, pois, redefinição da matriz curricular para atender a essa legislação, bem como é preciso ampliar a formação para a gestão educacional com base nas recomendações da legislação nacional, que prevê carga de 400 horas para essa área.

A análise resultante da aplicação de um processo de LA, semelhante ao realizado nesta pesquisa, recorrendo à regressão logística multinomial ou a outras técnicas estatísticas, é individualizável por disciplina, por turma, estendível para todo um curso ou para vários cursos, abrangendo uma universidade ou todo um sistema de ensino, não restrita à modalidade de educação a distância. Essa aplicação está receptiva a reunir outras variáveis quantitativas e qualitativas, provenientes do emprego de instrumentos de pesquisa ou de bancos de dados institucionais, que favoreçam a ampliação das características e condições disponíveis para o estabelecimento de modelos preditivos cada vez mais robustos e adequados à realidade estudada.

A LA abre, por conseguinte, possibilidades para a organização de ambientes de aprendizagem personalizados, capazes de ajudar a promover as habilidades dos alunos para gerenciar, monitorar e refletir sua aprendizagem. Utiliza informações estáticas e dinâmicas sobre aprendentes e ambientes de aprendizagem, avaliando, provocando e analisando, para modelagem em tempo real, além de previsão e otimização de processos de aprendizagem, ambientes de aprendizagem e tomada de decisão educacional. Cabe à equipe responsável pelos cursos na modalidade de EaD fazer uso dessa área, definindo as estratégias para garantir a melhoria do ensino-aprendizagem.

REFERÊNCIAS

AGRESTI, Alan; FINLAY, Barbara. **Métodos estatísticos para as Ciências Sociais**. 4. ed. Porto Alegre: Penso, 2012.

AGUIAR, Amanda Nobre. **Evasão no curso de Licenciatura em Matemática a distância da UECE sob a perspectiva da analítica da aprendizagem**. 2016. 115 f. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Educação) – Centro de Educação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2016.

ALI, Liaqat; HATALA, Marek; GAŠEVIĆ, Dragan; JOVANOVIĆ, Jelena. A qualitative evaluation of evolution of a learning analytics tool. **Computers & Education**, v. 58, n. 1, p. 470-489, 2012. doi: 10.1016/j.compedu.2011.08.030.

BARBOSA, Gláucia Mirian de Oliveira Souza. **Ação dos tutores e sua relação com o desempenho dos estudantes em curso de licenciatura da UAB/UECE sob a perspectiva da analítica da aprendizagem**. 2019. 229 f. Tese (Doutorado em Educação) – Centro de Educação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2019.

BARBOSA, Gláucia Mirian de Oliveira Souza; NUNES, João Batista Carvalho; CHAVES, João Bosco. Ação dos tutores e sua relação com o desempenho dos estudantes em curso de Licenciatura em Química sob a perspectiva da analítica da aprendizagem. **Revista Iberoamericana de Educación**, v. 80, n. 1, p. 167-191, 2019. doi: 10.35362/rie8013469.

BIENKOWSKI, Marie.; FENG, Mingyu.; MEANS, Barbara. **Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: an issue brief**. Washington, D.C.: U.S. Department of Education, 2012. Relatório. Disponível em: <<https://tech.ed.gov/wp-content/uploads/2014/03/edm-la-brief.pdf>>. Acesso em: 12 abr. 2021.

BRASIL. Conselho Nacional de Educação. **Resolução CNE/CP nº 1**, de 15 de maio de 2006. Institui Diretrizes Curriculares Nacionais para o Curso de Graduação em Pedagogia, licenciatura. Brasília, 2006. Disponível em: <http://portal.mec.gov.br/cne/arquivos/pdf/rcp01_06.pdf>. Acesso em: 9 abr. 2021.

BRASIL. Conselho Nacional de Educação. **Resolução CNE/CP nº 2**, de 20 de dezembro de 2019. Define as Diretrizes Curriculares Nacionais para a Formação Inicial de Professores para a Educação Básica e institui a Base Nacional Comum para a Formação Inicial de Professores da Educação Básica (BNC-Formação). Brasília, 2019. Disponível em: <<http://portal.mec.gov.br/docman/dezembro-2019-pdf/135951-rcp002-19/file>>. Acesso em: 9 abr. 2021.

BRASIL. Ministério da Saúde. Conselho Nacional

de Saúde. **Resolução nº 510**, de 7 de abril de 2016. Brasília, 2016. Disponível em: <http://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/cns/2016/res0510_07_04_2016.html>. Acesso em: 9 abr. 2021.

BROOKS, Rachel; RIELE, Kitty te; MAGUIRE, Meg. **Ética e pesquisa em educação**. Ponta Grossa: Ed. UEPG, 2017.

CAMBRUZZI, Wagner Luiz. **GVWISE: uma aplicação de learning analytics para a redução da evasão na educação a distância**. 2014. 76 f. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2014.

CHATTI, Mohamed Amine; DYCKHOFF, Anna Lea; SCHROEDER, Ulrik; THÜS, Hendrick. A reference model for learning analytics. **International Journal of Technology Enhanced Learning**, v. 4, n. 5/6, p. 318-331, 2012. doi: 10.1504/IJTEL.2012.051815.

CHAVES, João Bosco. **Formação a distância de professores em Matemática pela UAB/UECE: relação entre interação e desempenho à luz da analítica da aprendizagem**. 2015. 120 f. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Educação) – Centro de Educação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2015.

CHAVES, João Bosco. **Analítica da aprendizagem na Licenciatura em Matemática a distância da UAB/UECE: criação e aplicação de um modelo preditivo de desempenho acadêmico**. 2020. 211 f. Tese (Doutorado em Educação) – Centro de Educação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2020.

CEARÁ. Conselho Estadual de Educação. **Resolução nº 460/2017**, de 25 de janeiro de 2017. Dispõe sobre o exercício do cargo de direção de instituições de ensino da educação básica e dá outras providências. Fortaleza, 2017. Disponível em: <<https://www.cee.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/49/2017/03/resoluo-n-460.2017.pdf>>. Acesso em: 9 abr. 2021.

CECHINEL, Cristian; OCHOA, Xavier; SANTOS, Henrique Lemos dos; NUNES, João Batista Carvalho; RODÉS, Virginia; QUEIROGA, Emanuel Marques. Mapping learning analytics initiatives in Latin America. **British Journal of Educational Technology**, v. 51, n. 4, p. 892-914, 2020. doi: 10.1111/bjet.12941.

DIETZ-UHLER, Beth; HURN, Janete. Using learning analytics to predict (and improve) student success: a faculty perspective. **Journal of Interactive Online Learning**, v. 12, n. 1, p. 17-26, 2013.

Disponível em: <<http://www.ncolr.org/jiol/issues/pdf/12.1.2.pdf>>. Acesso em: 12 abr. 2021.

FÁVERO, Luis Paulo. **Análise de dados: modelos de regressão com Excel, Stata e SPSS**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2015.

FERGUSON, Rebeca. Learning analytics for open and distance education. **CEMCA EdTech Notes**, v. 5, n. 2, 2013. Disponível em: <https://www.cemca.org/ckfinder/userfiles/files/EdTech%20Notes_LA_Rebecca_15%20May.pdf>. Acesso em: 12 abr. 2021.

GONÇALVES, Marluce Torquato Lima. **Formação do pedagogo para a gestão escolar na UAB/UECE: a analítica da aprendizagem na educação a distância**. 2018. 225 f. Tese (Doutorado em Educação) – Centro de Educação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2018.

GAMEZ, Luciano. A estruturação de cursos em EaD. In: LITTO, Fredric Michael; FORMIGA, Marcos (Org.). **Educação a distância: o estado da arte**. v. 2. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2012. p. 75-82.

HARMELEN, Mark van. Analytics for understanding research. **CETIS Analytics Series**, v. 1, n. 4, p. 1-59, 2012. Disponível em: <<http://publications.cetis.org.uk/wp-content/uploads/2012/12/Analytics-for-Understanding-Research-Vol1-No4.pdf>>. Acesso em: 10 fev. 2017.

HARMELEN, Mark van; WORKMAN, David. Analytics for learning and teaching. **CETIS Analytics Series**, v. 1, n. 3, p. 1-41, 2012. Disponível em: <<http://publications.cetis.ac.uk/wpcontent/uploads/2012/11/Analytics-for-Learning-and-Teaching-Vol1-No3.pdf>>. Acesso em: 10 fev. 2017.

HU, Bo; SHAO, Jun; PALTA, Mari. Pseudo-R² in logistic regression model. **Statistica Sinica**, v. 16, p. 847-860, 2006. Disponível em: <<http://www3.stat.sinica.edu.tw/statistica/oldpdf/A16n39.pdf>>. Acesso em: 12 abr. 2021.

KAY, David; HARMELEN, Mark van. Analytics for the whole institution: balancing strategy and tactics. **CETIS Analytics Series**, v.1, n. 2, p. 1-39, 2012.

LOESCH, Claudio; HOELTGEBAUM, Marianne. **Métodos estatísticos multivariados**. São Paulo: Saraiva, 2012.

LONG, Phil; SIEMENS, George. Penetrating the fog: analytics in learning and education. **EDUCAUSE Review**, v. 46, n. 5, p. 31-40, 2011. Disponível em: <<https://er.educause.edu/-/media/files/article->

[downloads/erm1151.pdf](#)>. Acesso em: 12 abr. 2021.

MANAEI-BIDGOLI, Behrouz; KASHY, Deborah A.; KORTMEYER, Gerd; PUNCH, William F. Predicting student performance: an application of data mining methods with an educational web-based system (LON-CAPA). In: ASEE/IEEE FRONTIERS IN EDUCATION CONFERENCE, 33., 2003, Boulder/CO. **Proceedings of 33rd ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference**. Piscataway/EUA: IEEE, 2003. p. 1-6. Disponível em: <<http://lon-capa.org/papers/v5-FIE-paper.pdf>>. Acesso em: 12 abr. 2021.

MCFADDEN, Daniel. Quantitative methods for analyzing travel behaviour on individuals: some recent developments. **Cowles Foundation Discussion Papers**, n. 474, p. 1-47, 1977.

MACFADYEN, Leah P.; DAWSON, Shane. Mining LMS data to develop an 'early warning system' for educators: a proof of concept", **Computers & Education**, v. 54, n. 2, p. 588-599, 2010. doi: 10.1016/j.compedu.2009.09.008.

MAYER-SCHÖNBERGER, Victor; CUKIER, Kenneth. **Big data**: como extrair volume, variedade, velocidade e valor da avalanche de informação cotidiana. Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2013.

NUNES, João Batista Carvalho. Estado da arte sobre analítica da aprendizagem na América Latina. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO, 4., 2015, Maceió. **Anais dos workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2015. p. 1024-1033. doi: 10.5753/cbie.wcbie.2015.1024.

NUNES, João Batista Carvalho. A analítica da aprendizagem: contribuições tecnologias digitais para a educação superior. In: SCHNEIDER, Henrique Nou; CARVALHO, Geovânia. (Org.). **V Ciclo de Conferências: "TIC & Educação"**. Aracaju: Ed. Criação, 2016. p. 45-56.

NUNES, João Batista Carvalho; SALES, Viviani Maria Barbosa. Formação de professores de licenciatura a distância: o caso do curso de pedagogia da UAB/UECE. **Educ. Pesqui.**, São Paulo, v. 39, n. 3, p. 757-773, jul./set. 2013. doi: 10.1590/S1517-97022013000300013.

NUNES, João Batista Carvalho; SALES, Viviani Maria Barbosa; CHAVES, João Bosco. Learning analytics in mathematics teacher education at the Ceará State University. In: LATIN AMERICAN CONFERENCE ON

LEARNING ANALYTICS - LALA, 2., 2019, Valdivia/Chile. **Proceedings of the 2nd Latin American Conference on Learning Analytics**. Online: CEUR-WS.org, 2019, p. 100-109. Disponível em: <<http://ceur-ws.org/Vol-2425/paper15.pdf>>. Acesso em: 20 jan. 2020.

PIMENTA, Selma Garrido (Org.). **Pedagogia e pedagogos**: caminhos e perspectivas. São Paulo: Cortez, 2002.

PREARO, Leandro Campi; GOUVEIA, Maria Aparecida; MONARI, Carolina. Avaliação do emprego da técnica de análise de regressão logística em teses e dissertações de algumas instituições de ensino superior. **Semina: Ciências Sociais e Humanas**, Londrina, v. 30, n. 2, p. 123-140, maio/ago, 2009.

RODRIGUES, Rodrigo Lins; MEDEIROS, Francisco Petrônio Alencar de; GOMES, Alex Sandro. Modelo de regressão linear aplicado a previsão de desempenho de estudantes em ambiente de aprendizagem. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO, 24, Campinas. **Anais do XXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2013. p. 607-616. doi: 10.5753/cbie.sbie.2013.607.

SALES, Viviani Maria Barbosa. **Analítica da aprendizagem como estratégia de previsão de desempenho de estudantes de curso de Licenciatura em Pedagogia a distância**. 2017. 223 f. Tese (Doutorado em Educação) – Centro de Educação, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2017.

SANTOS, Henrique Lemos dos; CECHINEL, Cristian; NUNES, João Batista Carvalho; OCHOA, Xavier. An initial review of learning analytics in Latin America. In: LATIN AMERICAN CONFERENCE ON LEARNING OBJECTS AND TECHNOLOGY, 12., 2017, La Plata. **Proceedings of 2017 Twelfth Latin American Conference on Learning Technologies (LACLO 2017)**. Piscataway/EUA: IEEE, 2017. p. 175-183. doi: 10.1109/LACLO.2017.8120913.

SMITH, Vernon C; LANGE, Adam; HUSTON, Daniel R. Predictive modeling to forecast student outcomes and drive effective interventions in online community college courses. **Journal of Asynchronous Learning Networks**, v. 16, n. 3, p. 51-61, 2012.

VARGO, Deedra; ZHU, Lin; BENWELL, Briana; YAN, Zheng. Digital technology use during COVID-19 pandemic: a rapid review. **Hum Behav & Emerg Tech**, v. 3, p. 13-24, 2021. doi: 10.1002/hbe2.242.

VIEIRA, Sofia Lerche; VIDAL, Eloisa Maia. Gestão escolar: formar o diretor a partir do professor? **Dialogia**, São Paulo, n. 22, p. 115-130, jul./dez, 2015. doi: 10.5585/dialogia.N22.6078.

VENDRUSCOLO, Maria Ivanice; BEHAR, Patrícia Alejandra. Investigando modelos pedagógicos

para educação a distância: desafios e aspectos emergentes. **Educação**, v. 39, n. 3, p. 302-311, set./dez, 2016. doi: 10.15448/1981-2582.2016.3.20666.

Recebido em: 05/06/2021
Aprovado em: 14/12/2021



Este é um artigo publicado em acesso aberto sob uma licença Creative Commons.