

ANALÍTICA DA APRENDIZAGEM APLICADA AO DESIGN DA APRENDIZAGEM: AS ATIVIDADES AVALIATIVAS

*Jones Baroni Ferreira de Menezes**
Universidade Estadual do Ceará
<https://orcid.org/0000-0002-9193-3994>

*João Batista Carvalho Nunes***
Universidade Estadual do Ceará
<https://orcid.org/0000-0002-1270-0026>

RESUMO

Analisa a influência do *design* da aprendizagem das variadas atividades avaliativas, à luz da analítica da aprendizagem, no desempenho acadêmico dos estudantes de um curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância ofertado por uma universidade cearense, em parceria com o Sistema UAB. Na metodologia, decidiu-se adotar os métodos da pesquisa documental e estatístico. Identificaram-se 18 tipos de atividades avaliativas, categorizadas segundo o modo como foram realizadas: i) individual, ii) em grupo e iii) individual e/ou em grupo. Apoiando-se nas técnicas de análise de componentes principais e regressão logística binária, foram desenvolvidos dois modelos preditivos. Concluiu-se que o melhor padrão foi aquele constituído de dois fatores, destacando a importância de diversificar as estratégias de avaliação realizadas em grupo no desenho de aprendizagem do curso, favorecendo o desempenho satisfatório dos estudantes.

Palavras-chave: Educação a distância. Formação de professores. Avaliação educacional. Analítica da aprendizagem. *Design* da aprendizagem.

ABSTRACT

LEARNING ANALYTICS APPLIED TO LEARNING DESIGN: THE ASSESSMENT ACTIVITIES

The objective of this research was to analyze the influence of the learning design of different assessment activities, in light of learning analytics, on the

* Doutor em Educação (Universidade Estadual do Ceará – UECE). Professor Adjunto da Universidade Estadual do Ceará. Líder do Grupo de Ensino e Pesquisa em Tecnologias Educacionais (EPTEDUC). Docente permanente do Programa de Pós-Graduação em Ensino de Biologia (PROFBIO/UECE) e Rede Nordeste em Ensino (RENOEN/UFC). Fortaleza, Ceará, Brasil. E-mail: jones.baroni@uece.br

** Doutor em Filosofia e Ciências da Educação (Universidade de Santiago de Compostela – Espanha). Professor Associado da Universidade Estadual do Ceará (UECE). Líder do grupo de pesquisa Laboratório de Analítica, Tecnologia Educacional e *Software* Livre (LATES). Docente permanente do Programa de Pós-Graduação em Educação (Universidade Estadual do Ceará – UECE). Fortaleza, Ceará, Brasil. E-mail: joao.nunes@uece.br

academic performance of students in a distance education Bachelor's Degree in Biological Sciences with a teaching qualification offered by a university in Ceará, in partnership with the UAB System. The methodology adopted documentary and statistical research methods. Eighteen types of assessment activities were identified and categorized according to the way they were performed: individual; group; or individual and/or group. Utilizing principal component analysis and binary logistic regression techniques, two predictive models were developed. It was concluded that the best model was the one consisting of two factors, highlighting the importance of diversifying group-based assessment strategies in the course's learning design, fostering satisfactory undergraduate performance of the students.

Keywords: Distance education. Teacher education. Educational assessment. Learning analytics. Learning design.

RESUMEN

ANÁLITICA DE APRENDIZAJE APLICADA AL DISEÑO DE APRENDIZAJE: LAS ACTIVIDADES DE EVALUACIÓN

El objetivo de esta investigación fue analizar la influencia del diseño de aprendizaje de diferentes actividades de evaluación, a la luz de la analítica de aprendizaje, en el rendimiento académico de los estudiantes de la Licenciatura en Ciencias Biológicas a distancia, ofrecida por una universidad en Ceará, en colaboración con el Sistema UAB. La metodología adoptó métodos de investigación documental y estadística. Se identificaron 18 tipos de actividades de evaluación, categorizadas según la forma en que se realizaron: individual; en grupo; o individual y/o en grupo. Apoyándose en las técnicas de análisis de componentes principales y regresión logística binaria, se desarrollaron dos modelos predictivos. Se concluyó que el mejor modelo fue el compuesto por dos factores, lo que destaca la importancia de diversificar las estrategias de evaluación en grupo en el diseño de aprendizaje del curso, favoreciendo un rendimiento académico satisfactorio de los estudiantes.

Palabras-clave: Educación a distancia. Formación docente. Evaluación educativa. Analítica de aprendizaje. Diseño de aprendizaje.

1 INTRODUÇÃO¹

Haja vista a realidade digital fluente no dia a dia, aliada a gerações que se encontram imbricadas na “digitalidade”, observamos um desafio a ser transposto: difusão e uso das tecnologias de informação e comunicação (TICs) no processo educacional (Nunes *et al.*, 2014). Ainda hoje, percebemos limitações de professores e gestores na inserção das ferramentas tecnológicas em práticas de ensino escolar, por vezes, pela inexistência de formação inicial e/ou continuada dos docentes para a utilização desses recursos no processo educacional, gerando a necessidade de desenvolvimento de novo fazer docente adequado às TIC (Moura; Sousa; Menezes, 2019).

Nesse contexto, uma cultura digital deve se consolidar como elemento estruturante das práticas sociais e educativas, tornando-se imprescindível repensar o currículo para além de sua concepção tradicional, baseada na organização linear de conteúdos. A nova configuração curricular deve ser dinâmica e conectiva, caracterizada por múltiplas linguagens, interações em rede e processos contínuos de produção colaborativa do conhecimento (Carrillo-Hernández; Benavides-Martínez, 2022).

Dentre os progressos que as tecnologias na educação propiciam, um deles é o avanço da Educação a Distância (EaD) como modalidade de ensino legitimada pela Lei nº 9.394/1996 – Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (Brasil, 1996). Singularmente, se fazendo referência aos cursos ofertados na modalidade EaD em instituições públicas, a regulamentação da oferta e difusão dos programas nessa modalidade deu-se por meio do Sistema Universidade Aberta do Brasil (UAB), com base no Decreto nº 5622, de 19 de dezembro de 2005, que prevê a parceria entre as instituições de ensino su-

perior e os governos estaduais e municipais (Brasil, 2005).

O Sistema UAB visa a ampliar e interiorizar a educação superior gratuita e de qualidade no Brasil, alinhada, especialmente, ao Plano Nacional de Formação de Professores para a Educação Básica, mediante ações direcionadas a docentes que não possuem formação adequada (Almeida; Iannone; Silva, 2012).

A expansão da EaD deve ser qualificada, comprometida com o aprimoramento da qualidade educacional. Para Moore e Kearsley (2011), também estão nessa qualificação as investigações acerca do desempenho acadêmico dos alunos, seara na qual este estudo se insere, em especial no que tange à melhoria dos desenhos pedagógicos dos cursos. Sublinha-se a ideia de que a produção e a escolha dos materiais didáticos e avaliativos a serem utilizados nas disciplinas devem ser algumas das preocupações dos gestores dos cursos na modalidade EaD. Tal ação deve ser realizada por equipes interdisciplinares, cujas pessoas atuem em distintos papéis para se obter integração e diversificação de visões técnicas, gráficas e pedagógicas, de modo a guiar e fundamentar as atividades didáticas, articulando conteúdos, práticas pedagógicas e o contexto social no qual se está inserido, somando competências e habilidades próprias do conhecimento científico (Torrezzan; Behar, 2013; Silva; Diana; Spanhol, 2020). Aqui, portanto, se conforma um campo de saberes: o *design* da aprendizagem (tradução do inglês *Learning Design* – LD).

Esse campo tem como objetivo a melhoria da qualidade de ensino, com base no apoio aos profissionais envolvidos na educação, planejando as melhores situações de aprendizagens baseadas na proposta pedagógica do curso e/ou disciplina (Hernández-Leo *et al.*, 2018). O desenho deve levar em consideração os objetivos de aprendizagem propostos pela disciplina/curso e as características das atividades indicadas, a fim de possibilitar o fortalecimento de habilidades e competências dos discentes,

¹ Texto revisado e normalizado por João Vianney Campos de Mesquita (acadêmico titular da Academia Cearense de Língua Portuguesa). Tradução do título, resumo e palavras-chave para os idiomas inglês e espanhol sob a responsabilidade de João Batista Carvalho Nunes.

clarificando a necessidade de diversificar o tipo de atividades expressas durante o curso, garantindo estímulos variados para pessoas, também distintas, cujas estratégias individuais de aprendizagem são diversas (Paixão; Menezes; Arruda-Filho, 2015; Costa, 2017).

A mediação didático-pedagógica nos processos de ensino e aprendizagem é realizada por meio de Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA), que, mediante os dados contidos nele, é habilitado a contribuir para desvelar essa relação entre as ferramentas/recursos/atividades e o desempenho dos alunos. Essas informações não devem ser destinadas exclusivamente a propiciar momentos de avaliação, mas precisam se constituir de modo a favorecer uma reflexão que contribua nas tomadas de decisões dos cursos, a fim de haver melhoria contínua na qualidade do ensino e da aprendizagem, formando, por conseguinte, profissionais cada vez mais qualificados. Tal ação é suscetível de ser realizada tomando por base os princípios da analítica da aprendizagem (*Learning Analytics - LA*), baseando-se nas interações e nos registros de desempenho da vida acadêmica dos discentes (Siemens; Long, 2011; Jones, 2012).

O terreno de estudo da LA elevou-se com suporte em discussões em 2011, quando aconteceu a primeira *International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK)*, organizada pela *Society for Learning Analytics Research (SoLAR)*. Naquele momento, a LA foi sedimentada e havida como terreno de convergência no que se refere à aprendizagem, analítica e *design* centrado nas pessoas. Para tanto, a SoLAR a define como “a medição, coleta, análise e comunicação de dados sobre os alunos e seus contextos, para fins de compreensão e otimização da aprendizagem e os ambientes em que ocorre [...]”² (Solar, S/D). Na América Latina e no Brasil, estudos na área de analítica

da aprendizagem ainda são incipientes, conforme demonstram Cechinel *et al.* (2020) e Nunes (2015), sendo considerada uma área fértil para a investigação acadêmica.

Ciente da importância da LA para a melhoria do processo de ensino e aprendizagem e do LD, como a planificação e o encadeamento de ações e atividades de aprendizagem, seja para ensino presencial ou a distância, mostra-se promissor investigar a possibilidade de (inter)relacionar a LA e o LD. Diante do exposto, propõe-se o seguinte problema de pesquisa: como o *design* da aprendizagem das disciplinas de um curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância influencia no desempenho acadêmico dos estudantes?

Com base nessa problematização, esta investigação possui o objetivo de analisar a influência do *design* da aprendizagem das distintas atividades avaliativas, à luz da analítica da aprendizagem, no desempenho acadêmico dos estudantes de um curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância ofertado por uma universidade cearense, em parceria com o Sistema UAB.

2 PERCURSO METODOLÓGICO

Com vistas a compreender e proporcionar a resolução de um problema prático, a pesquisa neste passo relatada ancora-se no paradigma pragmático. No tocante à abordagem, a investigação assentou-se, por conseguinte, num enfoque misto. Esse tipo de abordagem é, com recorrência, reconhecido como importante nas pesquisas em educação. Ela denota aspectos sistemáticos que implicam a coleta de dados quantitativos e qualitativos, integrando-os e discutindo-os conjuntamente. Dá ensejo, então, a uma óptica mais ampla e aprofundada do fenômeno estudado (Sampieri; Callado; Lucio, 2013).

A pesquisa está circunscrita ao Ceará, em especial, a um curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância, ofertado por uma das universidades localizadas no Estado, por

2 Texto original: “the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimising learning and the environments in which it occurs [...]”. Informações estão disponíveis no sítio eletrônico da SoLAR (<https://www.solaresearch.org/about/what-is-learning-analytics/>).

meio do Sistema UAB. Ele começou as atividades em 2009, contudo, para esta investigação, foram selecionadas as turmas iniciadas em 2014, nos polos dos municípios de Beberibe, Quixeramobim e Russas, que finalizaram seu percurso formativo no semestre 2018.1, compreendendo 62 estudantes. A escolha dessas turmas de 2014 assenta-se no fato de elas possuírem, durante todo o curso, modelo único no *design* da aprendizagem das disciplinas disponibilizadas no AVA.

Referindo-se aos procedimentos de coleta e análise de dados, consideramos as etapas de aplicação de um processo de analítica da aprendizagem sugeridas por Chatti *et al.* (2012). No primeiro momento, foram desenvolvidas uma pesquisa documental, mediante análise em documentos dos planejamentos das disciplinas, e, em seguida, coleta de dados no AVA Moodle, extraindo os desempenhos acadêmicos dos estudantes nas atividades e nas disciplinas.

De posse dos planejamentos das disciplinas, obtivemos os dados das atividades utilizadas durante o curso, suas finalidades pedagógicas e a modalidade de realização dessas tarefas. Para análise desse material, recorreremos ao exame de conteúdo com base em Gibbs (2009), que organiza esse procedimento em três etapas: i) preparação dos dados; ii) codificação e categorização temática; e iii) a fase analítica.

Seguidamente, utilizamos o método estatístico associado à perspectiva da analítica da aprendizagem. Foi coletado o desempenho acadêmico em todas as disciplinas do curso, excetuando-se as de estágios, projeto de trabalho de conclusão de curso (TCC) e TCC, pois, ao final, os alunos não recebem notas nessas disciplinas, somente conceito (satisfatório ou insatisfatório).

O desempenho acadêmico dos alunos é representado pelas notas que lhes foram atribuídas pelos professores no âmbito da avaliação somativa e formativa. Para ser aprovado na disciplina, o estudante deve obter média ponderada final igual ou maior do que 70 (setenta). Caso alcance valor inferior a 70

(setenta) e maior do que 40 (quarenta), deverá ser submetido a exame final. Os alunos que obtiverem média abaixo do limite inferior citado (40), são considerados reprovados sem chance de realização de prova final. Após a obtenção da nota de exame final (NEF), o estudante será considerado aprovado na disciplina se obtiver média final igual ou superior a 50 (cinquenta)³.

Ao final do curso, outro indicador aparece, que é a média final do aluno, a qual foi utilizada na investigação. Esse dado é um dos índices alcançados pelos estudantes durante a graduação e é encontrado no histórico escolar. É calculado pelo sistema de gerenciamento de notas dos alunos e resulta da média aritmética das médias gerais nas disciplinas.

De posse desses dados, passamos para a segunda etapa do ciclo proposto por Chatti *et al.* (2012). Utilizando o *software* de análise estatística *Stata*, versão 16, foram aplicadas duas técnicas de análise estatística: análise de componentes principais e regressão logística binária. Com tal intento, definimos a média final do aluno como variável dependente do estudo e, como variáveis independentes, as médias das notas de cada um dos 18 tipos de atividades avaliativas desenvolvidas no decorrer do curso. Utilizamos a média, pois algumas atividades identificadas foram disponibilizadas mais de uma vez.

Em decorrência da grande quantidade de variáveis independentes encontradas no estudo, optamos por efetivar, a princípio, uma análise de componentes principais (*principal component analysis* – PCA) exploratória do tipo R, de modo a compreender a inter-relação dessas variáveis, possibilitando encontrar um número menor de variáveis unificadoras, chamadas fatores. Com isso, desvelaria com clareza o(s) fator(s) – conjunto de atividades – que têm significância estatística no desempenho dos estudantes (Mooi; Sarstedt; Mooi-Reci, 2018).

Em seguida, foi aplicado o teste de regressão

³ Oficialmente, a Universidade campo do estudo trabalha com notas de 0,0 a 10,0. No Moodle, como não é possível ter notas decimais, usa-se 0 a 100.

logística binária. Para isso, houve o acréscimo da variável *dummy* Y, denominada de desempenho, relacionada à média final do estudante ser acima de 70 (valor 1 para evento) ou abaixo deste valor (valor 0 para não evento). Essa técnica estatística produziu um modelo preditivo, indicando quais fatores possuem maior influência no desempenho acadêmico final dos estudantes, importante para considerarmos o grupo de atividades que, se inseridas no *design*, levará a um melhor aproveitamento dos estudantes.

Tendo sido realizada antes da Lei nº 14.874/2024 (Brasil, 2024), não houve necessidade de esta investigação ser registrada em um Comitê de Ética em Pesquisa (CEP), de acordo com a Resolução CNS nº 510/2016, por se tratar de “[...] pesquisa com bancos de dados, cujas informações são agregadas, sem possibilidade de identificação individual [...]” (Brasil, 2016, art. 1º, parágrafo único, alínea V). Além do compromisso com a garantia do anonimato, também foram observados os princípios éticos estabelecidos pela American Educational Research Association (Aera, 2011) e por parte de Rodríguez-Triana, Martínez-Monés e Villagrà-Sobrino (2016), com destaque para capacidade profissional, integridade, responsabilidade social, profissional, educacional e científica, respeito aos direitos, dignidade e diversidade dos participantes. Prevaleceram a confidencialidade, a transparência no armazenamento e no manuseio, bem como a precisão no emprego de dados, sem haver sua falsificação, fabricação de resultados, tampouco plágio. Os dados foram utilizados, ademais, para fins estritamente acadêmicos.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Esta seção está dividida em duas subseções. Inicialmente, foram indicadas as atividades realizadas durante a implementação do curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância e acontecidas nos planejamentos das disciplinas, bem como seu agrupamento

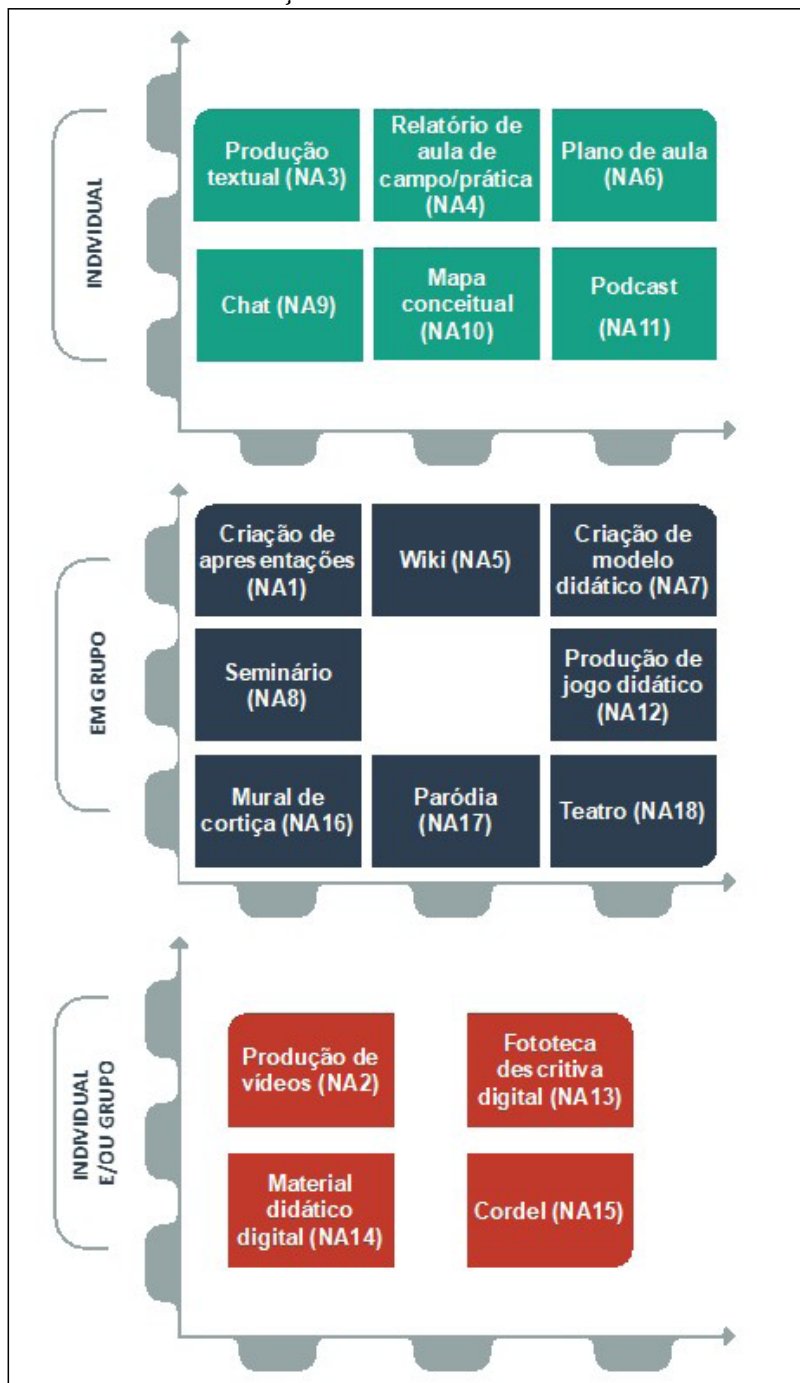
e categorização propostos nesta investigação. Em seguida, baseando-se nos princípios da analítica da aprendizagem, examinamos a influência das categorias e/ou atividades isoladas no desempenho final dos alunos no curso por meio da aplicação das técnicas de análise de componentes principais e regressão logística binária.

3.1 Atividades didático-pedagógicas utilizadas no curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância

Os planejamentos das disciplinas possibilitaram identificar unicidade do *design* de aprendizagem proposto pelo curso. É importante salientar que os planejamentos foram implantados no *Moodle*, não havendo alteração das atividades avaliativas no decorrer das disciplinas. À extensão do curso, foram ofertadas 40 disciplinas, entre obrigatórias e optativas, tendo sido utilizados 25 tipos de atividades avaliativas. Cada atividade identificada possui características conceituais e objetivos pedagógicos distintos. Elas pretendem estimular e propiciar o desenvolvimento das diversas competências e habilidades inerentes ao profissional docente de Ciências e Biologia.

Analisando individualmente a natureza conceitual, os preceitos pedagógicos e o comando de cada atividade, constatamos similaridade na finalidade pedagógica de algumas atividades e/ou no formato de produção e socialização dessas tarefas. Com o apoio, ademais, da validação de um dos responsáveis pelo planejamento das disciplinas no curso, essas atividades foram agrupadas, ao final, em 18 tipos de atividades. Em seguida, elas se categorizaram em três grupos, com base no modo como os estudantes seriam capazes de desenvolver as atividades propostas: 1) atividades ofertadas exclusivamente para serem realizadas de maneira individual; 2) atividades ofertadas exclusivamente para serem efetivadas em grupo; e 3) atividades passíveis de realização individual ou em grupo (Figura 1).

Figura 1 – Atividades avaliativas do curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância, categorizadas de acordo com sua modalidade de realização



Fonte: Elaboração própria.

A diversidade de maneiras avaliativas propostas pelo curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância vai ao encontro da perspectiva educacional da diversificação das estratégias e recursos didáticos no ensino e aprendizagem (Menezes *et al.*, 2014). Essa circunstância sobrepõe-se no ensino de Biologia, pois a abstração é necessária para

compreender os conteúdos e conceitos abordados, sendo este um fator complicador. Assim, o professor deve se utilizar de métodos e técnicas que possibilitem torná-los mais concretos e tangíveis, favorecendo melhor entendimento destes (Almeida; Guimarães, 2017).

As atividades identificadas compreendem a escrita, a oralidade e a produção de materiais

didáticos – digitais ou não. As proposições delas estão assentadas no desenvolvimento reflexivo, crítico e de uma aprendizagem ativa centrada nos estudantes. Baseiam-se no modelo construcionista, em que o aluno está na centralidade do processo educacional, o professor é considerado mediador desse processo e a proposta está dirigida a aprender fazendo (*learning by doing*), estimulando uma aprendizagem significativa (Mattar, 2017).

Com base no que foi pontuado nesta subseção, a próxima tenciona compreender, relacionar e mensurar a influência das atividades e/ou categorias no desempenho acadêmico dos estudantes, elucidando o papel delas no *design* da aprendizagem do curso.

3.2 O que os dados quantitativos nos revelam sobre a relação atividade e desempenho?

Como explicitado anteriormente, os dados quantitativos do AVA Moodle foram organizados para a realização da análise estatística. De início, utilizamos a técnica de análise de componentes principais (*Principal Component Analysis* – PCA). Para esse momento, as variáveis analisadas foram as médias das notas de cada um dos 18 tipos de atividades para cada um dos 62 estudantes participantes desta investigação.

Verificamos a correlação linear (r) entre as variáveis, considerando o nível de significância de 0,05 ($\alpha = 0,05$). Por meio da matriz de correlação, todas as correções entre as variáveis (tipos de atividades) possuem significância estatística ($p < 0,05$). Dentre as correlações encontradas, criação de apresentações (NA1) e chat (NA9) ($r = 0,2027$), chat (NA9) e paródia (NA17) ($r = 0,2278$), e cordel (NA15) e paródia (NA17) ($r = 0,2991$) são consideradas positivas, porém fracas. As demais variam de moderada a forte, com coeficiente de correlação de Pearson acima de 0,5. Esses dados demonstram a possibilidade do uso do teste estatístico PCA (Mooi; Sarstedt; Mooi-Reci, 2018).

Em seguida, observamos a adequação global da PCA por meio do teste de Kaiser-Me-

yer-Olkin (KMO) e do teste de esfericidade de Bartlett. A estatística *KMO* fornece a proporção de variância comum entre todas as variáveis na amostra, atribuível à existência de um fator comum. Já o teste de esfericidade de Bartlett enseja, com procedência no X^2_{Bartlett} , afirmar que as correlações de Pearson entre as variáveis são diferentes de zero e que, por isso, é possível haver extração de fatores (Mooi; Sarstedt; Mooi-Reci, 2018).

Os dados demonstraram que o teste de esfericidade de Bartlett (X^2_{Bartlett}) possui significância estatística com $p < 0,001$, enquanto, para o teste KMO, se encontrou o valor de 0,861. Fávero e Belfiore (2018) informam que o resultado do teste de Bartlett deve ser $p < 0,05$; ao passo que o valor de KMO entre 0,80 e 0,90 é considerado como uma boa adequação. É a nós dado considerar, portanto, que há uma boa adequação global da PCA, sendo favorável prosseguir com a redistribuição das variáveis em fatores.

Superada a primeira etapa, iniciamos a demanda pela obtenção dos fatores/componentes do estudo. Primeiramente, estabelecemos a análise por componentes principais por meio do comando *factor* no *software Stata*, obtendo-se a quantidade de fatores passíveis de ser formados. No caso pesquisado, formaram-se dois componentes, cuja variância acumulada é capaz de explicar 72,27% da variância total.

Para melhor visualizar as variáveis que compõem cada fator, recorreremos à rotação de fatores. Esse procedimento visa a “[...] redistribuir a variância dos primeiros fatores para o último, com o objetivo de atingir um padrão fatorial mais simples e teoricamente mais significativo” (Hair *et al.*, 2009, p. 116).

Utilizamos a rotação ortogonal *Varimax*, a mais amplamente empregada na literatura, levando “[...] a minimizar a quantidade de variáveis que apresentam elevadas cargas em determinado fator por meio da redistribuição das cargas fatoriais e maximização da variância compartilhada em fatores correspondentes e autovalores mais baixos” (Fávero; Belfiore,

2018, p. 394). Conforme é observável na Figura 2, o comando no *Stata* 16 para realizar esse procedimento é *rotate, varimax horst*.

As variáveis foram agrupadas em dois fatores ortogonais (Figura 3), que exprimem

coeficiente de correlação de Pearson igual a 0 (zero). No Fator 1, há dez variáveis (Figura 4), enquanto o Fator 2 possui oito (Figura 5). Todas as cargas fatoriais mostradas são positivas e com valores acima de 0,5.

Figura 2 – Rotação dos componentes obtidos pelo método Varimax

```

. rotate, varimax horst

Factor analysis/correlation
Method: principal-component factors
Rotation: orthogonal varimax (Kaiser on)
Number of obs = 62
Retained factors = 2
Number of params = 35
    
```

Factor	Variance	Difference	Proportion	Cumulative
Factor1	7.13234	1.25593	0.3962	0.3962
Factor2	5.87641	.	0.3265	0.7227

LR test: independent vs. saturated: chi2(153) = 1892.67 Prob>chi2 = 0.0000

Fonte: Elaboração própria.

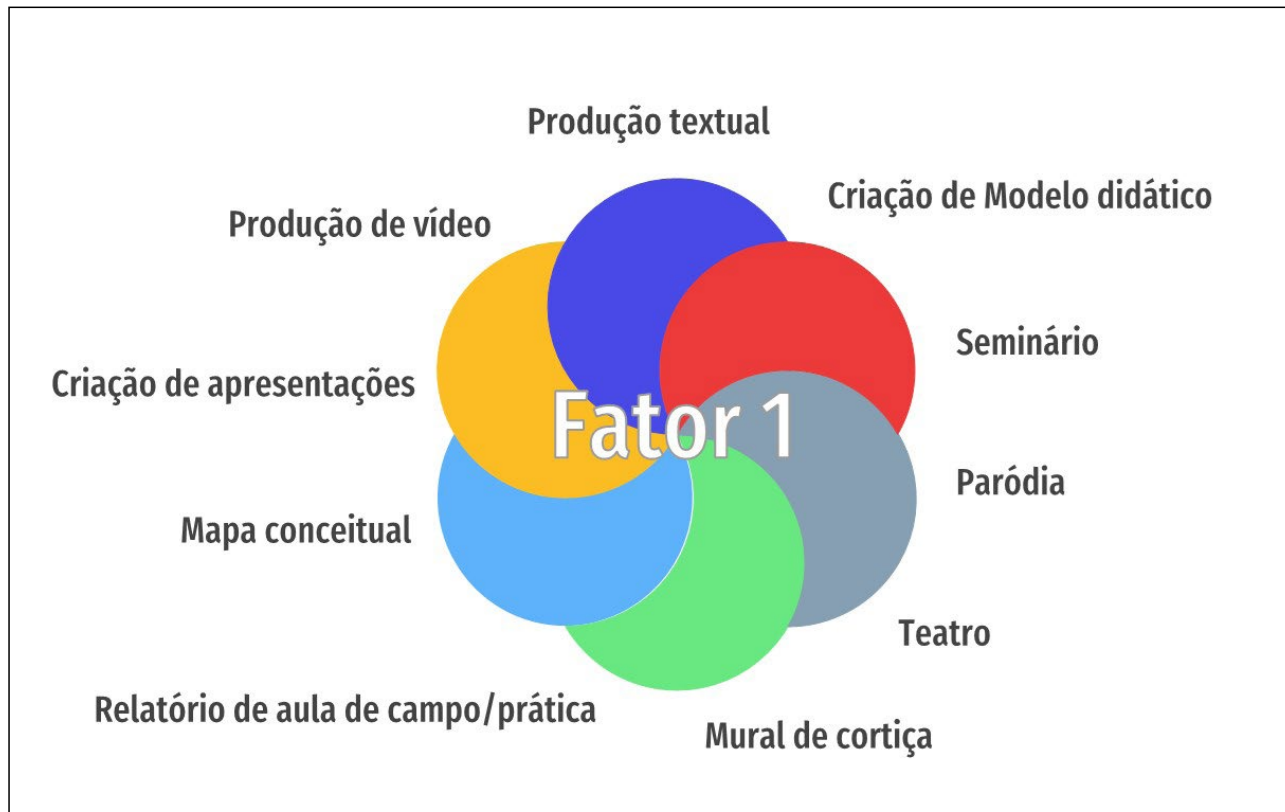
Figura 3 – Carga fatorial final das variáveis em cada fator gerado pela análise de componentes principais

Factor loadings

Variable	Rotated		Unrotated	
	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2
NA1	0.6610	0.1951	0.6239	-0.2928
NA2	0.8061	0.4381	0.8938	-0.2073
NA3	0.5796	0.3330	0.6546	-0.1356
NA4	0.7623	0.5230	0.9173	-0.1147
NA5	0.4468	0.7434	0.8276	0.2596
NA6	0.5776	0.6220	0.8448	0.0819
NA7	0.6188	0.5803	0.8480	0.0234
NA8	0.5162	0.4216	0.6659	-0.0272
NA9	0.0544	0.8037	0.5741	0.5651
NA10	0.7342	0.5616	0.9219	-0.0672
NA11	0.5918	0.6839	0.8966	0.1188
NA12	0.5969	0.6679	0.8898	0.1034
NA13	0.6270	0.7081	0.9390	0.1136
NA14	0.6668	0.6989	0.9626	0.0802
NA15	0.2005	0.7930	0.6763	0.4602
NA16	0.5599	0.5103	0.7575	0.0101
NA17	0.8907	0.1433	0.7614	-0.4840
NA18	0.8441	0.1822	0.7523	-0.4239

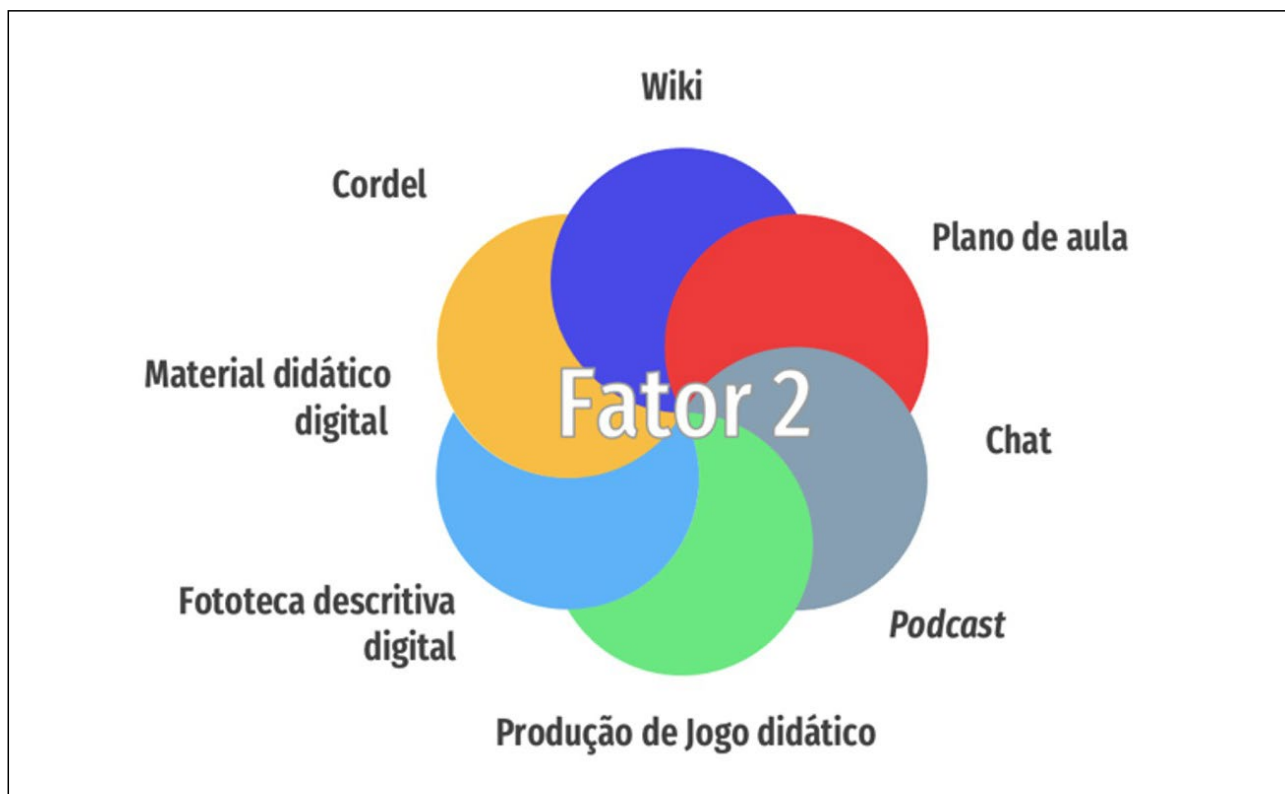
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4 – Atividades avaliativas que integram o Fator 1 após a aplicação da PCA



Fonte: Elaboração própria.

Figura 5 – Atividades avaliativas que integram o Fator 2 após a aplicação da PCA



Fonte: Elaboração própria.

Analisando quantitativamente os fatores, com base nas categorias de atividades indicadas anteriormente, 60% das atividades do Fator 1 foram ofertadas para serem desenvolvidas em grupo (criações de apresentações e de modelo didático; seminário; mural de cortiça; paródia; teatro), 30% para serem realizadas individualmente (produção textual; relatório de aula de campo/prática; mapa conceitual) e 10% para oferta individual ou em grupo (produção de vídeos). Já no Fator 2, 25% das atividades foram ofertadas para serem realizadas em grupo (*wiki*; produção de jogo didático), 37,5% para serem desenvolvidas individualmente (plano de aula; *chat*; *podcast*) e 37,5% para execução de modo individual ou em grupo (fototeca descritiva digital; material didático digital; cordel).

Desse modo, é a nós autorizado inferir que a formação dos fatores/componentes levou em consideração a modalidade de proposição da atividade. O Fator 1 tem predominância de atividades realizadas em grupo, enquanto o Fator 2 agrupa, em maior parte, as atividades desenvolvidas de maneira individual ou aquelas passíveis de ser implementadas individualmente e/ou em grupo.

Com amparo nos fatores rotacionados obtidos pela PCA, foram criadas duas variáveis correspondentes a esses fatores, denominadas de f1 e f2, para cada uma das 62 observações (linhas de dados), por meio do uso do comando *predict f1 f2*. Com base nos valores dessas novas variáveis (f1 e f2), foi realizada a aplicação da técnica de regressão logística binária para criação do modelo preditivo, demonstrando o impacto de cada fator no desempenho acadêmico dos licenciandos. Para isso, utilizamos *scripts* baseados em Fávero e Belfiore (2017). Cada uma dessas variáveis foi associada diretamente à média final do discente durante o curso, nossa variável dependente. Essa variável foi transformada em *dummy* para seguir os preceitos do teste estatístico utilizado.

Observamos que f1 e f2 possuem significância no modelo preditivo ($p < 0,05$) obtido, após aplicação do *stepwise*. O valor do intercepto é 0,6516372 e dos coeficientes de f1 e f2 são, respectivamente, 4,018366 e 2,361708. O intercepto, contudo, não alcança significância estatística, conforme expresso na Figura 6, embora esse fato não deva gerar alteração no modelo decorrente de acordo com Fávero e Belfiore (2017).

Figura 6 – Resultado da regressão logística binária para as variáveis dos fatores rotacionados

```
. stepwise, pr(0.05): logit desempenho f1 f2
                        begin with full model
p < 0.0500             for all terms in model
```

Logistic regression		Number of obs	=	62
		LR chi2(2)	=	60.56
		Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -11.883545		Pseudo R2	=	0.7182

desempenho	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
f1	4.018366	1.070677	3.75	0.000	1.919878 6.116854
f2	2.361708	.8654334	2.73	0.006	.6654898 4.057927
_cons	.6516372	.5567522	1.17	0.242	-.439577 1.742851

Fonte: Elaboração própria.

Por meio do modelo preditivo, também é possível estimar a chance (*odds*) de o estudante possuir melhor desempenho, a depender das atividades elencadas no *design* de aprendizagem do curso. Para Fávero e Belfiore (2017), chance e probabilidade são utilizadas como sinônimos, todavia, possuem conceitos diferentes. A chance de ocorrência de um evento é a probabilidade de ocorrência desse evento dividida pela probabili-

dade da não ocorrência do mesmo evento. Para definirmos a chance (*odds*), precisamos calcular o fator de chance (*odds ratio*) com suporte no cálculo do número exponencial elevado ao logito Z, representado por Fávero (2015, p. 122) pela seguinte equação: $chance_{y_i=1} = e^{z_i}$. A mensuração dos fatores de chance deu-se por meio do comando *stepwise, pr(0.05): logistic desempenho f1 f2* (Figura 7).

Figura 7 – Resultado da chance de ocorrência de desempenho satisfatório para as variáveis dos fatores rotacionados

```
. stepwise, pr(0.05): logistic desempenho f1 f2
                        begin with full model
p < 0.0500             for all terms in model

Logistic regression
                        Number of obs   =      62
                        LR chi2(2)       =     60.56
                        Prob > chi2      =     0.0000
Log likelihood = -11.883545      Pseudo R2       =     0.7182
```

desempenho	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
f1	55.61017	59.54052	3.75	0.000	6.820128 453.436
f2	10.60906	9.181433	2.73	0.006	1.945443 57.85423
_cons	1.91868	1.068229	1.17	0.242	.6443089 5.713612

Note: _cons estimates baseline odds.

Fonte: Elaboração própria.

O fator de chance nos diz como, em média, a chance de possuir desempenho acadêmico satisfatório, acima de 70 pontos na média final do curso, se modifica em função do acréscimo de uma unidade em um fator, mantido constante o outro. Como os fatores são combinações lineares das variáveis originais, isso significa o acréscimo de uma unidade na nota padronizada do fator, distribuída por uma ou mais variáveis originais que compõem o fator.

Percebemos que o conjunto de atividades, quando ofertados energicamente com outras que compõem os respectivos fatores, possui grande chance de influência na predição do desempenho do aluno. Ocorre, então, que, para as variáveis analisadas, conservadas as demais

condições constantes, a chance de o aluno alcançar média geral no curso acima de 70 é mais de cinco vezes superior quando se acrescenta uma unidade no Fator 1 em comparação a quando isso acontece no Fator 2. Por conseguinte, no momento em que o desenho da disciplina privilegia atividades avaliativas mais correlacionadas (maiores cargas fatoriais) ao Fator 1, há maior chance de desempenho satisfatório do que quando o desenho prioriza atividades avaliativas mais correlacionadas ao Fator 2.

Demais disso, considerando a composição dos fatores quanto à maneira de realização das atividades avaliativas discutidas anteriormente, atividades avaliativas desenvolvidas em grupo, que privilegiam a maior parte do Fator

1 (60%), devem favorecer maior chance de desempenho satisfatório. É salutar, contudo, ressaltar, ainda, a importância das atividades avaliativas implementadas de modo individual alocadas neste Fator (produção textual; relatório de aula prática/campo; mapa conceitual). Elas possibilitam o desenvolvimento de habilidades de escrita, criticidade, reflexão e síntese, fundamentais para a formação cognitiva dos estudantes e para a atividade docente a ser exercida futuramente.

Examinamos, em seguida, o desempenho dos estudantes na perspectiva das categorias de atividades (atividades desenvolvidas em grupo; atividades individuais; atividades individuais ou em grupo) por meio de uma regressão logística binária. Para essa etapa, também tomamos como referência as 62 observações

(linhas de dados). Cada linha relacionava-se a um aluno do curso e continha a média das notas em cada categorização (variáveis independentes), associadas diretamente à média final do discente no decorrer do curso, nossa variável dependente. Essa variável foi transformada em *dummy*, a fim de cumprir com os pressupostos do teste estatístico utilizado.

Das três variáveis que representam as categorias (nomeadas de “individual”, “grupo” e “ambos”), apenas o conjunto de atividades avaliativas que foram solicitadas para serem desenvolvidas em grupo compõe o modelo preditivo produzido, conforme observado na Figura 8. Os dados demonstram que a categoria possui impacto positivo no modelo de predição e, por conseguinte, no desempenho acadêmico dos estudantes.

Figura 8 – Resultado da regressão logística binária para as variáveis que representam as categorias de atividades avaliativas.

```

. stepwise, pr(0.05): logit desempenho individual grupo ambos
                        begin with full model
p = 0.5015 >= 0.0500 removing ambos
p = 0.2401 >= 0.0500 removing individual

Logistic regression
Log likelihood = -13.147241
Number of obs      =          62
LR chi2(1)         =          58.04
Prob > chi2        =          0.0000
Pseudo R2          =          0.6882

```

desempenho	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
grupo	.2147524	.0580523	3.70	0.000	.1009719 .3285329
_cons	-11.87881	3.327705	-3.57	0.000	-18.40099 -5.356625

Fonte: Elaboração própria.

Para esse modelo preditivo, também foi verificado o fator de chance, utilizando o comando *stepwise, pr(0.05): logistic desempenho grupo individual ambos* (Figura 9). Aqui, os dados nos mostram, em média, a chance de se obter

desempenho acadêmico satisfatório, acima de 70 pontos na média final do curso, em função do acréscimo de uma unidade na nota da categoria, distribuída por uma ou mais variáveis originais que a compõem.

Figura 9 – Resultado da chance de ocorrência de desempenho satisfatório para as variáveis que representam as categorias de atividades avaliativas.

```

. stepwise, pr(0.05): logistic desempenho grupo individual ambos
                        begin with full model
p = 0.5015 >= 0.0500  removing ambos
p = 0.2401 >= 0.0500  removing individual

Logistic regression
Number of obs       =          62
LR chi2(1)          =          58.04
Prob > chi2         =          0.0000
Pseudo R2          =          0.6882

Log likelihood = -13.147241
    
```

desempenho	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
grupo	1.239555	.0719591	3.70	0.000	1.106246	1.388929
_cons	6.94e-06	.0000231	-3.57	0.000	1.02e-08	.0047168

Note: _cons estimates baseline odds.

Fonte: Elaboração própria.

A categoria de atividades avaliativas desenvolvidas em grupo possui uma influência positiva no alcance de um desempenho do aluno acima de 70 pontos na média final. Esse resultado apoia o obtido anteriormente na regressão logística dos fatores rotacionados, cujo Fator 1, que possui superioridade na quantidade de atividades avaliativas em grupo, exprime fator de chance maior do que o Fator 2. Essa realidade demonstra a importância da aprendizagem por meio de atividades em grupo no processo formativo do curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância sob análise.

Atividades como criação de apresentações (NA1), *wiki* (NA5), criação de modelo didático (NA7), seminário (NA8), produção de jogo didático (NA12), mural de cortiça (NA16), paródia (NA17) e teatro (NA18) encaixam-se nessa categoria. É possível considerar que elas possibilitam uma contextualização do conteúdo abordado por meio de um estudante ativo no ensino e aprendizagem (Diesel; Baldez; Martins, 2017).

É saudável destacar, também, a importância de promover escuta e partilha de vivências, experiências e conhecimentos entre estudantes, por meio de processos colaborativos. Esses tipos de condutas em sala de aula são fundamentais para a formação pessoal e profissional dos futuros professores e estão em consonância com os preceitos legais da educação brasileira, como a Base Nacional Comum Curricular (Brasil, 2017).

A aprendizagem colaborativa possui pressupostos da Escola Nova e das ideias de John Dewey, na Teoria da Epistemologia Genética de Piaget, Teoria Sociocultural de Vygotsky e na Pedagogia Progressista. A interação dos pares desencadeia reflexões que levam à aprendizagem, ao aprofundamento e à articulação teoria e prática, com apoio em atividades que as favoreçam. Essa colaboração no meio digital torna-se ainda mais relevante, desenvolvendo, colaborativamente, outras modalidades de aprendizado e saberes (Carneiro; Garcia, Barbosa, 2020; Menezes *et al.*, 2020).

Embora tenhamos analisado o fator de chance para distintas circunstâncias de produção de um modelo preditivo, o resultado positivo no desempenho do estudante depende da adequação desse modelo preditivo. Calculamos a eficiência global do modelo (EGM), a sensibilidade e a especificidade, além de verificar a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) e o valor da AUC (*Area Under the ROC curve* – área embaixo da curva ROC), e o Pseudo R² de McFadden, segundo pontuado por Fávero e Belfiore (2017). Elaboramos essa análise com amparo em um *cutoff* de 0,5 (valor-padrão geralmente utilizado em regressão logística).

Os modelos preditivos pontuados nas Figuras 6 e 8 estão adequados a todos os parâmetros analisados, possuindo altos valores na análise de sensibilidade, com eficiência global e sensibilidade. Ademais, os valores do AUC acima de 0,9 indicam excelente discriminação dos modelos estimados, baseados em fatores ou em variáveis que representam as categorias de atividades avaliativas, para os efeitos de previsão do desempenho acadêmico (Hosmer; Lemeshow, 2000). Similarmente, os valores para o Pseudo R² de McFadden também indicam que os dois modelos são eficientes na previsão de desempenho (Tabela 1).

Tabela 1. Valores dos critérios de sensibilidade dos modelos preditivos (*cutoff* = 0,5)

CRITÉRIOS DE SENSIBILIDADE DO MODELO	VALORES CONFORME MODELOS	
	FATORES ROTACIONADOS (FIGURA 6)	CATEGORIAS DE ATIVIDADES (FIGURA 8)
Eficiência global do modelo	93,55%	93,55%
Sensibilidade	94,44%	94,44%
Especificidade	92,31%	92,31%
AUC	0,9722	0,9663
Pseudo R ²	0,7182	0,6882

Fonte: Elaboração própria.


Haja vista tal similaridade entre modelos, qual o mais eficiente? Para isso, precisamos analisar inicialmente o Pseudo R² de McFadden. Dentre os modelos produzidos, o modelo preditivo por fatores rotacionados (AUC = 0,7182) é melhor do que o de variáveis que representam categorias de atividades avaliativas. Já tomando como critério a área abaixo da curva ROC, a AUC de ambos os modelos superou 96%, estando a Curva ROC bem distante da diagonal, o que possibilita melhor poder discriminatório.

Analisando os dois modelos preditivos formados e levando em conta todos os parâmetros descritos na Tabela 1, consideramos o modelo preditivo por fatores rotacionados como o melhor para prever o desempenho acadêmico final dos estudantes. Embora ambos possuam a mesma eficiência global do modelo, sensibili-

dade e especificidade, ele exprime maior valor de AUC e de Pseudo R².

Partindo dos resultados obtidos, somos autorizados a escrever o melhor modelo preditivo obtido do desempenho final do estudante com base nos fatores rotacionados. Esse padrão expressa a probabilidade estimada de ocorrência de a média final do curso ser superior ou igual a 70 (Fávero; Belfiore, 2017). Salienta-se que, na equação, α (alfa) é o intercepto fornecido pela regressão logística binária, enquanto os parâmetros β (beta, β_1 [f1] e β_2 [f2]) são os coeficientes das variáveis independentes. Apesar de o intercepto não possuir significância estatística, ele deve ser mantido na equação final do modelo, a fim de evitar vieses, conforme alertam Fávero e Belfiore (2017) (Figura 10).

Figura 10. Modelo preditivo de desempenho dos estudantes baseado nos fatores rotacionados

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 * f_1 + \beta_2 * f_2)}}$$


$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(0,6516372 + 4,018366 * f_1 + 2,361708 * f_2)}}$$

Fonte: Elaboração própria.

Esse modelo mostra, por meio do coeficiente, que o Fator 1 possui maior peso no desempenho acadêmico dos estudantes e, por conseguinte, as atividades avaliativas alocadas neste fator. Dessas, há preponderância das que são propostas para serem elaboradas em grupo. Malgrado essa prevalência, todavia, as demais atividades também possuem impacto positivo no desempenho acadêmico, porém de maneira reduzida.

Isso reafirma, como exposto anteriormente, a necessidade e a importância da diversificação das estratégias avaliativas no ambiente virtual de aprendizagem do curso, que predisponha o desenvolvimento de múltiplas competências e habilidades dos estudantes, requerendo readequações do seu *design* de aprendizagem.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa teve o intento de conceder resposta ao seguinte problema: como o *design* da aprendizagem das disciplinas de um curso de Licenciatura em Ciências Biológicas a distância influencia o desempenho acadêmico dos estudantes? Com fundamento neste interrogante, a pesquisa teve como objetivo analisar a influência do *design* da aprendizagem das distintas atividades avaliativas, à luz da analítica da aprendizagem, no desempenho acadêmico de estudantes de um curso de Licenciatura em

Ciências Biológicas a distância ofertado por uma universidade cearense, em parceria com o Sistema UAB.

Para isso, identificamos, inicialmente, 25 proposições distintas de atividades avaliativas utilizadas no curso. Após análise dos planejamentos das disciplinas nos quais constavam essas atividades, assim como apoiados na validação de um dos responsáveis pelo planejamento pedagógico, foram consolidadas 18 atividades, categorizadas com base na forma de realização pelos estudantes: exclusivamente individuais, exclusivamente em grupo, ou passíveis de realização individual e/ou em grupo.

Com alicerce nessas categorias, e empregando os pressupostos da analítica da aprendizagem, efetuamos uma análise de componentes principais (PCA) que agrupou as atividades em dois fatores. O Fator 1 agregou, predominantemente, atividades realizadas em grupo, enquanto o Fator 2 concentrou aquelas de caráter individual ou aquelas passíveis de ser implementadas individualmente e/ou em grupo. A seguir, estimamos dois modelos preditivos, utilizando regressão logística binária, a fim de verificar o impacto dessas atividades no desempenho final dos licenciandos, mensurado pela média geral obtida ao final do curso.

O primeiro modelo, baseado nos fatores rotacionados extraídos da PCA (f_1 e f_2), ofereceu resultados estatisticamente significativos, com

elevada capacidade preditiva: AUC de 97,22%, Pseudo R^2 de 0,7182, e eficiência global de 93,55%. Demais disso, ao se acrescentar uma unidade no Fator 1, mantendo-se as demais condições constantes, a chance de o estudante alcançar desempenho satisfatório (média final ≥ 70) é multiplicada por 55,610 (chance 5461,0% maior). Repetindo-se esse procedimento para o Fator 2, embora com menor impacto, essa chance é multiplicada por 10,609 (chance 960,9% maior).

O segundo modelo, baseado diretamente nas categorias das atividades avaliativas (grupo, individual, ambos), indicou que apenas as atividades realizadas em grupo foram estatisticamente significativas na predição do desempenho. Apesar de similar eficácia global e AUC também elevada (96,63%), esse modelo exibiu Pseudo R^2 inferior (0,6882), confirmando que a modelagem por fatores rotacionados é mais eficiente.

Com fundamento nos dados analisados, chegamos ao entendimento da relação entre o *design* da aprendizagem implementado no AVA do curso e o desempenho final dos estudantes, confirmando o potencial da analítica da aprendizagem como expediente para qualificação de processos educativos em contextos digitais. Reconhecemos, entretanto, as limitações deste estudo. A análise se restringiu à turma de 2014, de curso único, o que limita a generalização dos achados. Os resultados da PCA são específicos à base de dados utilizada, sendo necessária nova análise para distintas turmas ou cursos. Não foram considerados, ademais, recursos não avaliativos, que também são capazes de influenciar no desempenho dos estudantes.

Os resultados deste estudo permitem afirmar que a analítica da aprendizagem pode se constituir como um importante instrumento para a reconfiguração curricular na EaD, especialmente quando compreendida no contexto da cultura digital. A incorporação de dados gerados nos ambientes virtuais, articulada a uma concepção de currículo em rede, pode favorecer processos contínuos de

revisão, adaptação e qualificação das práticas pedagógicas, fortalecendo modelos formativos mais interativos, participativos e alinhados às competências digitais necessárias à docência contemporânea.

Para pesquisas futuras, recomenda-se a ampliação da amostra, incluindo mais turmas do curso analisado, bem como a aplicação de igual metodologia a outros cursos da universidade participante da pesquisa e de instituições parceiras. Isso vai ensejar que sejam refinados os modelos preditivos aqui propostos, alimentar ciclos contínuos da analítica da aprendizagem e contribuir para o aprimoramento da qualidade da educação a distância no Brasil.

Espera-se, portanto, que os resultados obtidos sirvam de subsídio para que gestores, coordenadores, professores e equipes multidisciplinares de licenciaturas na modalidade de educação a distância reflitam criticamente sobre o *design* da aprendizagem de seus cursos, atendendo para o potencial de estratégias avaliativas colaborativas como meio de promover formação docente mais sólida, contextualizada e eficaz.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, I.; GUIMARÃES, C. R. P. Pluralismo didático: contribuições na aprendizagem dos conteúdos de Ciências e Biologia. **Experiências em Ensino de Ciências**. Cuiabá, v. 12, n. 5. 2017.
- ALMEIDA, M. E. B.; IANNONE, L. R.; SILVA, M. G. M. Educação a Distância: oferta, características e tendências dos cursos de licenciatura em Pedagogia. **Estudos e pesquisas educacionais**, v. 3, p. 279-354, 2012.
- AMERICAN EDUCATION RESEARCH ASSOCIATION (AERA). Code of Ethics. **Educational Researcher**, v. 40, n. 3, p. 145-156, 2011.
- BRASIL. Decreto no 5.622, de 19 de dezembro de 2005. Regulamenta o art. 80 da Lei no 9.394, de 20 de dezembro de 1996. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 19 dez. 2005.
- BRASIL. Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996. Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 23 dez. 1996, 1996.

- BRASIL. Ministério da Educação. **Portaria Normativa nº 11, de 20 de junho de 2017**. Estabelece normas para o credenciamento de instituições e a oferta de cursos superiores a distância, em conformidade com o Decreto nº 9.057, de 25 de maio de 2017. 2017.
- CARNEIRO, L.A.; GARCIA, L. G.; BARBOSA, G.V. Uma Revisão Sobre Aprendizagem Colaborativa Mediada Por Tecnologias. Desafios. **Revista Interdisciplinar da Universidade Federal do Tocantins**, v. 7, n. 2, p. 52-62, 2020.
- CARRILLO-HERNÁNDEZ, M.T.S; BENAVIDES-MARTÍNEZ, B. El currículo en el siglo XXI: competencias, identidades y profesiones. **Pedagogía y Saberes**, n. 57, p. 25-37, 2022.
- CECHINEL, C.; OCHOA, X.; LEMOS DOS SANTOS, H.; NUNES, J. B.C.; RODÉS, V.; QUEIROGA, E M. Mapping learning analytics initiatives in Latin America. **British Journal of Educational Technology**, v. 51, n. 4, p. 892-914, 2020.
- CHATTI, M. A.; DYCKHOFF, A. L.; SCHROEDER, U.; THÜS, H. A Reference Model for Learning Analytics. **International Journal of Technology Enhanced Learning**. v. 4, n. 5, p.318-331, may. 2012.
- COSTA, R. M. S. Ambiente virtual de ensino e aprendizagem como software educacional centrado no usuário. **Revista Educação & Tecnologia**, v. 15, n. 15, 2017.
- DIESEL, A.; BALDEZ, A. L. S.; MARTINS, S. N. Os princípios das metodologias ativas de ensino: uma abordagem teórica. **Revista Thema**, [S. l.], v. 14, n. 1, p. 268-288, 2017. DOI: 10.15536/thema.14.2017.268-288.404
- FAVERO, L.P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.
- GIBBS, Graham. **Análise de dados qualitativos**. Porto Alegre: Artmed, 2009.
- HAIR-JÚNIOR, J.F.; BLACK, W.C.; BABIN, B.J.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Brookman, 2009.
- HERNÁNDEZ-LEO, D.; NASESIO-PEREZ, J.I.; DENRTL, M.; POZZI, F.; CHACÓN, J.; PIETRO, L. P.; PERSICO, D. An integrated environment for learning design. **Frontiers in ICT**, v. 5, p. 9, 2018.
- HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. **Applied Logistic Regression**. 2nd ed. New York: Wiley, 2000.
- JONES, S. J. Technology review: the possibilities of learning analytics to improve learner-centered decision-making. **The Community College Enterprise**, v. 18, n.1, p. 89-92, 2012.
- MATTAR, J. **Metodologias ativas: para a educação presencial, blended e a distância**. São Paulo: Artesanato Educacional, 2017.
- MOURA, F. N. S.; SOUSA, S. A.; MENEZES, J. Percepção da importância das tecnologias digitais por docentes dos cursos de formação inicial de professores no município de Crateús-CE. **Educação por Escrito**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. e29525, 2019.
- MENEZES, J. B. F.; SARAIVA, A. M.; MARTINS JÚNIOR, F. R. R.; FERREIRA, H. P.; SILVA, R. R.; SILVA, T. M. R.; SOUSA, T. M. Teoria do conhecimento de John Dewey e o lugar do professor no processo educativo. **Educação por Escrito**, v. 11, n. 2, p. e35142, 2020.
- MENEZES, J. B. F.; SILVA, J. B.; ALENCAR, M. M. R.; LEMOS, A. F.; MARTINS, M. M. M. C.; SILVA, R. R.; SILVA, F. R. F. Metodologias alternativas para o ensino de evolução e ecologia: uma experiência de bolsistas do Programa de Bolsas de Iniciação à Docência (Pibid) da Fecli/Uece. *In: Anais do Congresso Nacional de Formação de Professores*, Águas de Lindoia, 2014.
- MOOI; E; SARSTEDT, M.; MOOI-RECI, I. **Market Research: The Process, Data, and Methods Using Stata**. Springer. 2018.
- MOORE, M. G., KEARSLEY, G. **Educação a distância: uma visão integrada**. São Paulo: Cengage Learning, 2011.
- NUNES, J. B. C.; NUNES, A. I. B. L.; OLIVEIRA, L. X.; SANTOS, V. P. A. **Cultura digital: retrato do uso das tecnologias no Estado do Ceará**. Fortaleza: EdUece, 2014.
- PAIXÃO, G. C.; MENEZES, J. B. F.; ARRUDA FILHO, J. N. Escolha de ferramentas multimídias para atividades a distância a partir de características pedagógicas e tecnológicas. *In: 6º Seminário Nacional do EDaPECI*. 2015.
- RODRÍGUEZ-TRIANA, María Jesús; MARTÍNEZ-MONÉS, Alejandra; VILLAGRÁ-SOBRINO, Sara. Learning Analytics in Small-Scale Teacher-Led Innovations: Ethical and Data Privacy Issues. **Journal of Learning Analytics**, v. 3, n. 1, p. 43-65, 2016.
- SAMPIERI, R. H.; CALLADO, C. F.; LUCIO, M. P. B. **Metodologia de Pesquisa**. 5 ed. Porto Alegre: Penso, 2013.

SIEMENS, G; LONG, P. Penetrating the fog: Analytics in learning and education. **EDUCAUSE Review**, v. 5, p. 31-40, set./out., 2011.

SILVA, R. R. L.; DIANA, J. B.; SPANHOL, F. J. Diretrizes para Concepção de Cursos em EAD. **Revista Brasileira de Aprendizagem Aberta e a Distância**, v. 19, n. 1, p. 17-17, 2020.

TORREZZAN, C. A. W.; BEHAR, P. A. Competências para construção de materiais educacionais digitais, baseados no design pedagógico. *In*: BEHAR, P. A. (Org.) **Competências em Educação a distância**. Porto Alegre: Penso, 2013.

Recebido em: 01/09/2025
Aprovado em: 08/12/2025



Esta obra está licenciada com uma Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional que permite o uso irrestrito, distribuição e reprodução em qualquer meio, desde que a obra original seja devidamente citada.