

Dinâmica de afetos em um Sistema Tutor Inteligente de matemática no contexto brasileiro: uma análise da transição de emoções acadêmicas

Title: *Affect dynamics in an Intelligent Tutoring System for math in the Brazilian context: an analysis of academic emotions transitions*

Felipe de Moraes
PPG em Computação Aplicada (PPGCA)
Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS)
felipmoraes@edu.unisinos.br

Patrícia A. Jaques
PPG em Informática (PPGInf)
Universidade Federal do Paraná (UFPR)
ORCID:0000-0002-2933-1052
patricia@inf.ufpr.br

Resumo

A pesquisa em dinâmica de afetos estuda como as emoções dos alunos se desenvolvem e se manifestam durante a aprendizagem. Trabalhos recentes mostraram que essa dinâmica não é universal e que depende do contexto dos alunos, principalmente seu país de origem. Identificamos que nenhuma pesquisa desenvolveu um modelo de dinâmica de afetos validado no contexto brasileiro. Ainda, pesquisas na área de dinâmica de afetos não consideram as características de cada estudante. Este trabalho apresenta o primeiro modelo de dinâmica de afetos utilizando dados de alunos brasileiros aprendendo com um Sistema Tutor Inteligente de matemática baseado em passos. Este modelo possibilitou a descoberta de transições significativas entre as emoções acadêmicas confusão, frustração, tédio e engajamento. Além disso, este trabalho apresenta uma análise da dinâmica de afetos considerando o sexo dos alunos. Por meio desta análise, foi possível identificar que existem transições significativas dependentes do sexo do aluno, como a transição de tédio para engajamento que só é significativa para alunos do sexo feminino.

Palavras-chave: Dinâmica de afetos; Sistemas Tutores Inteligentes; Emoções de Aprendizagem, Sexo dos Alunos

Abstract

Affect dynamics research studies how students' emotions develop and manifest during the use of computer-based learning environments. Recent research has shown that the affect dynamics is not universal and depends on the students' context, mainly their country. When analyzing the Brazilian research literature, we have not found previous work on affect dynamics that developed a statistically validated model in the Brazilian context. Still, research in the area of affect dynamics has not taken into account the characteristics of each student, such as gender. This paper presents the first affect dynamics model, with statistical validity, using data from Brazilian students learning with a step-based ITS for math. This model enabled the discovery of significant transitions between the academic emotions of confusion, frustration, boredom, and engagement. In addition, this work presents an analysis of the affective dynamics considering the students' gender. Through this analysis, it was possible to identify that there are significant transitions depending on the student's gender, such as the transition from boredom to engagement that is only significant for female students.

Keywords: Affect Dynamics; Intelligent Tutoring Systems; Academic Emotions, Students' Gender

1 Introdução

Os estados afetivos têm um papel fundamental nos alunos, pois podem influenciar a cognição, interferindo no processo de aprendizagem (R. Azevedo & Alevén, 2013). Mais especificamente, as emoções, um tipo de estado afetivo (Scherer, 2005), podem influenciar a aprendizagem tanto de forma positiva quanto negativa, pois conseguem controlar atenção, motivação, cognição, modelagem de estratégias e autorregulação da aprendizagem (Pekrun, 2014). Emoções positivas, como alegria, engajamento e curiosidade podem afetar aspectos físicos, sociais, intelectuais e criativos, influenciando positivamente no desenvolvimento destas capacidades (Fredrickson, 1998). Por outro lado, as emoções negativas, como frustração e tédio, podem afetar negativamente o processo de aprendizagem (Graesser & D’Mello, 2011). A confusão tem sido vista como um caso particular, pois pode influenciar positivamente a aprendizagem quando for apropriadamente regulada e resolvida ou negativamente, caso contrário (D’Mello, Lehman, Pekrun, & Graesser, 2014). Desta forma, é importante que ambientes educacionais de aprendizagem, baseados em computador, consigam detectar e adaptar suas estratégias pedagógicas conforme as emoções dos alunos (Arroyo et al., 2014).

As emoções encontradas com mais frequência em ambientes computacionais de aprendizagem são: confusão, frustração, tédio e engajamento (Calvo & D’Mello, 2010; D’Mello, 2013), também conhecidas como emoções de aprendizagem (*learning-centered emotions*) (Graesser, D’Mello, & Strain, 2014) ou emoções acadêmicas (*academic emotions*) (Pekrun, 2016). A *confusão* acontece quando os alunos têm dificuldade em entender um material ou resolver uma tarefa. Ela emerge quando há uma lacuna entre o conhecimento necessário para resolver a tarefa atual e o conhecimento prévio do aluno (D’Mello et al., 2014). A *frustração* surge porque uma consequência desejável esperada para um determinado evento (situação) não aconteceu (Ortony, Clore, & Collins, 1990); por exemplo, o aluno não obteve uma nota esperada. O *tédio*, por sua vez, é causado pela falta de valor em uma determinada situação ou atividade (Pekrun, Goetz, Daniels, Stupnisky, & Perry, 2010). E, finalmente, o *engajamento* ocorre quando os alunos estão focados na(s) tarefa(s) sendo realizada(s) (D’Mello & Graesser, 2012).

D’Mello and Graesser (2012) desenvolveram um modelo teórico de transição entre as emoções de aprendizagem, conhecido como modelo de dinâmica de afetos (*affect dynamics model*) (Kuppens, 2015). Nesse modelo, os autores apontam que quando o aluno entra em emoções negativas, como tédio, é improvável que este aluno se recupere e volte para uma emoção positiva. Segundo os autores, este estado ‘estacionário’ pode influenciar negativamente na aprendizagem. Por isso, as emoções dos alunos precisam ser reguladas com base em intervenções pedagógicas.

Para o desenvolvimento do modelo de dinâmica de afetos, D’Mello, Graesser, and Taylor (2007) propuseram a métrica L , que tem o objetivo de identificar a probabilidade de transição entre duas emoções, considerando a probabilidade ao acaso de cada emoção. Além disso, pode ser usada em testes de significância estatística para inferir se uma transição é significativamente mais provável do que o acaso. Desde o desenvolvimento desse modelo teórico (D’Mello & Graesser, 2012), trabalhos vêm se baseando nesses resultados para examinar como as emoções transitam entre si durante as atividades de aprendizagem (Bosch & D’Mello, 2013; J. M. Andres & Rodrigo, 2014; Ocumpaugh et al., 2017). Entretanto, pesquisas mais recentes apontam que muitos desses trabalhos aplicaram a métrica L incorretamente, levando a conclusões inválidas (Karumbaiah, Andres, Botelho, Baker, & Ocumpaugh, 2018; Karumbaiah, Baker, & Ocumpaugh, 2019). Re-

centemente, a pesquisa de Karumbaiah, Baker, Ocumpaugh, and Andres (2021) apresenta uma reanálise dos trabalhos que utilizaram a métrica L para o desenvolvimento de dinâmica de afetos. Os autores apontam que os resultados encontrados divergem do modelo teórico apresentado por D’Mello and Graesser (2012). Por fim, ao comparar os resultados de dados de alunos provenientes de diferentes países, os autores ainda ressaltam que o modelo de dinâmica de afetos é culturalmente dependente.

Sabendo que a transição de emoções dos alunos parece ser sistêmica (D’Mello & Graesser, 2012), mas que essa dinâmica depende do contexto cultural dos alunos (Karumbaiah et al., 2021), é importante estudar a dinâmica de afetos dos estudantes no contexto onde vivemos, visto que nenhuma pesquisa tenha apresentado tais resultados. Diante disto, constatamos a necessidade de realizar uma análise da dinâmica de afetos no contexto brasileiro. Para isso, inicialmente realizamos uma coleta de dados com alunos utilizando PAT2Math, um Sistema Tutor Inteligente (STI) gamificado baseado em passos, que vem auxiliando centenas de alunos no Brasil com o conteúdo de equações de primeiro grau (Jaques et al., 2013; O. Azevedo, Morais, & Jaques, 2018; Morais & Jaques, 2022). Após, as emoções dos alunos foram capturadas através do protocolo EmAP-ML, em que anotadores humanos treinados codificaram as emoções *confusão*, *frustração*, *tédio*, *engajamento* e “*outros*” por meio da análise de vídeos do rosto com áudio e da tela dos alunos (Morais, Kautzmann, Bittencourt, & Jaques, 2019). Por fim, as emoções dos alunos foram utilizadas para o cálculo da estatística L, considerando as quatro emoções mais vistas nesses tipos de ambientes (Calvo & D’Mello, 2010; D’Mello, 2013). Nesta etapa, consideramos a métrica L ajustada, conforme proposto por Karumbaiah et al. (2021).

Como descrito anteriormente, as emoções por si só podem afetar as emoções subsequentes a serem vivenciadas (D’Mello & Graesser, 2012; D’Mello et al., 2014; Bosch & D’Mello, 2017; Sinclair et al., 2018; J. Andres et al., 2019). No entanto, vários fatores também podem influenciar a transição das emoções do aluno durante a aprendizagem, como o sexo¹ dos alunos. Portanto, este trabalho também investiga se essa informação pode influenciar os modelos de dinâmica de afeto. Há muito tempo, pesquisas investigam como o sexo (masculino e feminino) pode influenciar as emoções dos alunos. Em (Hembree, 1988) e (Zeidner, 1998), os autores relatam que a ansiedade prévia aos testes é geralmente maior para estudantes do sexo feminino do que para os homens. O mesmo se verificou em disciplinas escolares, como a matemática (Hyde, Fennema, Ryan, Frost, & Hopp, 1990). Em outro estudo, Frenzel, Pekrun, and Goetz (2007) descobriram que estudantes do sexo feminino que estudavam matemática relataram mais vergonha, desesperança e ansiedade do que os do sexo masculino, mas menos orgulho, prazer e tédio. Pekrun (2016) também descreve que o *appraisal*² dos alunos diferem entre os sexos, sugerindo que o sexo e *appraisal* dos alunos são importantes para explicar as diferenças nas emoções acadêmicas.

Desse modo, este trabalho relata a coleta das emoções dos alunos, o método e o código-fonte utilizados para o cálculo da dinâmica de afetos e os resultados desse modelo no contexto brasileiro. Além disso, este trabalho também realiza uma análise considerando a dinâmica de afetos dos alunos conforme o sexo. Nesta etapa, dois modelos de dinâmica de afetos foram desenvolvidos, sendo estes divididos conforme o sexo dos alunos (feminino e masculino). Assim, foi possível

¹Neste trabalho utilizamos o termo sexo para remeter as categorias inatas da biologia humana, feminino e masculino, diferindo do gênero que remete aos papéis sociais da mulher e do homem na sociedade (Oakley, 2016).

²O *appraisal* é um processo cognitivo de avaliação dos aspectos de um evento conforme os objetivos da pessoa que elicitava emoções (Scherer, 2005).

comparar as transições que são significativas de acordo com cada sexo.

Este trabalho apresenta uma extensão do artigo publicado nos anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação de 2021 (Morais & Jaques, 2021), que recebeu o prêmio de terceiro melhor artigo do evento, sendo esse convidado a submeter uma versão estendida. Essa versão do trabalho estende a versão anterior ao desenvolver modelos de dinâmica de afetos específicos conforme o sexo dos alunos. Desta forma, adicionamos os conceitos e a literatura relacionada à interligação da educação com o sexo dos alunos. Ainda, atualizamos os trabalhos relacionados segundo os trabalhos publicados mais recentemente. Também apresentamos o desenvolvimento dos modelos de dinâmica de afetos com base no sexo dos alunos, os resultados destes modelos e suas implicações em relação à literatura. Por fim, a seção de discussões e de conclusões foram expandidas, trazendo implicações das abordagens adotadas neste trabalho e apresentações de novos trabalhos futuros. O artigo original disponibiliza o código-fonte para o desenvolvimento do modelo de dinâmica de afetos. Nesta versão estendida, também atualizamos o código-fonte, tornando este habilitado a separar os dados do aluno conforme o sexo. Além de estar disponível *online*, todo código foi documentado para que pesquisas futuras possam utilizar em seus trabalhos.

2 Trabalhos Relacionados

Realizamos uma busca na literatura brasileira, visando identificar as pesquisas que vêm trabalhando na área de dinâmica de afetos. Para isso, utilizamos o sistema de busca do Portal de Publicações da Comissão Especial de Informática na Educação (CEIE)³. Esse portal possui um sistema de busca em trabalhos publicados na 1) Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE), 2) Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), 3) Workshop de Informática na Escola (WIE), 4) Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE), 5) Jornada de Atualização em Informática na Educação (JAIE), 6) Workshop de Desafios da Computação Aplicada à Educação (DesafIE) e 7) Workshop on Advanced Virtual Environments and Education (WAVE2). Esse sistema de busca permite realizar pesquisas por artigos com base em palavras chaves e operadores lógicos, como E (*AND*), OU (*OR*) e o caractere coringa (*). Assim, construímos a seguinte *string* de busca: (*transição OR transições OR transition OR dinâmico* OR dynamic**) *AND* (*emoções OR emoção OR emotion OR afeto OR afetiv* OR affect*)⁴ para contemplar a busca por trabalhos na área de dinâmica de afetos ou transição de emoções.

Ao todo, obtivemos 11 resultados, com publicações entre 2014 e 2021. Desses, seis trabalhos apresentam resultados sobre a detecção das emoções. Dantas, Melo, Moura, and Fernandes (2015) apresentam um detector dinâmico de emoções básicas através da análise de expressões faciais por vídeo utilizando árvores de decisão. Após, em (Dantas, Melo, Fernandes, & Takahashi, 2015), os autores descrevem a aplicação do modelo desenvolvido na plataforma Moodle, apresentando o impacto que informações apresentadas pelo professor podem produzir no aluno. Ainda nesta área, Gottardo and Pimentel (2018) apresentam um modelo híbrido de detecção de emoções básicas com base em análise de vídeos e análise cognitiva por meio da interação dos alunos com o

³Portal da CEIE: <https://www.br-ie.org/pub/index.php/index>. A análise também foi realizada na nova base - SBC OpenLib: <https://sol.sbc.org.br/index.php/cbie>

⁴Consideramos os termos da *string* de busca em português e inglês, pois esses veículos de publicação também aceitam artigos escritos em inglês.

sistema. Mais recentemente, Morais and Jaques (2019b, 2019a, 2020a) apresentam a detecção de emoções baseada em mineração de dados (*sensor-free affect detection*) e utilizam apenas dados de interação dos alunos com o sistema (*logs*) para a detecção. Nesses trabalhos, os autores relatam a utilização de informações das transições de emoções e da personalidade dos alunos para melhorar a acurácia dos detectores de confusão, frustração, tédio e engajamento.

Os outros cinco trabalhos não apresentam um modelo de dinâmica de afetos ou de informações sobre as transições entre emoções. Mais especificamente, Melo, Dantas, and Fernandes (2017) descrevem o desenvolvimento de um modelo de aluno afetivo com base em um reconhecedor de emoções baseado em vídeos. Gonzalez and Tamariz (2014) apresentam a inferência de emoções baseado em eventos do sistema para o ensino de programação, considerando as emoções alegria, tristeza, satisfação e frustração com base em regras fixas do tipo *if-else*. Marques, Cavalheiro, Foss, Avila, and Bordini (2017) propõem um modelo conceitual sobre pensamento computacional na educação básica seguindo a taxonomia de Bloom. Corrêa, Mello, Ficheman, and Lopes (2016) relatam os resultados de questionários específicos, destacando ganhos afetivos e cognitivos dos alunos com os jogos interativos aplicados a museus. E, por fim, Krassmann, Tarouco, and Bercht (2021) descrevem o desenvolvimento do Mundo Virtual OpenSim e sua aplicação na investigação do senso de presença, considerado um construto afetivo definido como a sensação de “estar lá”.

A maioria dos trabalhos relacionados ainda é baseada na teoria das emoções básicas (Ekman, 1994), conforme anteriormente destacado em outros trabalhos de Computação Afetiva no Brasil (Morais, da Silva, Reis, Isotani, & Jaques, 2017). Entretanto, se sabe que essas emoções possuem pouca relevância em sessões de alunos interagindo com ambientes computacionais de aprendizagem (D’Mello, Picard, & Graesser, 2007; Lehman & et al., 2008; Baker, D’Mello, Rodrigo, & Graesser, 2010; D’Mello & Calvo, 2013). Além disso, dos 11 trabalhos, apenas (Gottardo & Pimentel, 2018) e (Morais & Jaques, 2020a) apresentam informações sobre a quantidade, probabilidade e representatividade de cada uma das transições entre emoções. Desses, somente (Morais & Jaques, 2020a) apresenta dados especificamente sobre as emoções de aprendizagem. Assim, nenhum trabalho relacionado apresentou um modelo de dinâmica de afetos validado estatisticamente no contexto brasileiro.

Ao analisar a literatura internacional, o modelo teórico de dinâmica de afetos proposto por D’Mello and Graesser (2012), desenvolvido com base na métrica L, é o mais conhecido na área, possuindo centenas de citações, segundo o *Google Scholar*⁵. Nesse modelo, traduzido na Figura 1.A, os autores apontam que alunos engajados enfrentam impasses durante o aprendizado e vivenciam confusão causada por um desequilíbrio cognitivo. Se essa confusão for regulada, os alunos se engajam novamente e aprendem com essa experiência. Caso contrário, essa confusão torna-se uma frustração, em que o aluno fica bloqueado, sem saber como proceder. Novamente, se nenhuma intervenção for realizada, o aluno enfrentará o tédio, perdendo a esperança de aprender, impactando negativamente no processo de aprendizagem do aluno.

Conforme os resultados apresentados por D’Mello and Graesser (2012), existem dois principais aspectos que devem ser considerados desse modelo: *i*) o desequilíbrio cognitivo⁶ e a confusão

⁵708 citações, segundo <https://scholar.google.com.br>, em 15 de março de 2022.

⁶De acordo com D’Mello and Graesser (2012), “desequilíbrio cognitivo é um estado de incerteza que ocorre quando um indivíduo é confrontado com obstáculos aos objetivos, interrupções de sequências de ação organizadas, impasses, contradições, eventos anômalos, dissonância, incongruências, *feedback* inesperado, incerteza, desvios das

desempenham um papel central na aprendizagem dos alunos. Assim, os autores afirmaram que os ambientes de aprendizagem devem desafiar os alunos a suscitar o pensamento crítico e a investigação profunda; *ii*) Emoções negativas, como frustração e tédio, precisam ser reguladas com base em intervenções pedagógicas. Portanto, os autores concluem que o ambiente de aprendizagem precisa detectar esses estados para responder e adaptar suas estratégias para engajá-los novamente.

Recentemente, Karumbaiah et al. (2021) realizaram um levantamento dos trabalhos que aplicaram a métrica L incorretamente e fizeram uma reanálise dos dados desses trabalhos considerando uma versão ajustada da métrica L. Os autores descrevem que os resultados dessa reanálise diferem significativamente dos resultados previamente reportados nos artigos primários. Além disso, os autores também apontam que poucos trabalhos relataram as mesmas transições reportadas no modelo teórico de dinâmica de afetos descrito em (D’Mello & Graesser, 2012), conforme mostra o modelo desenvolvido por eles, traduzido na Figura 1.B.

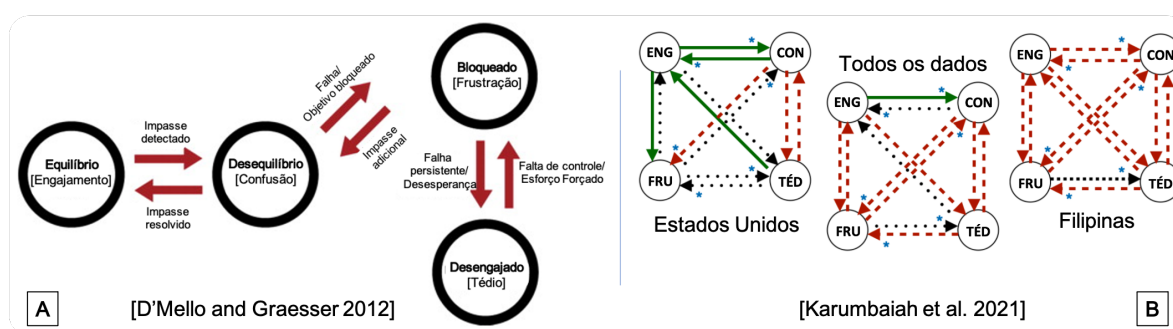


Figura 1: Modelo de dinâmica de afetos de D’Mello and Graesser (2012) (A) e Karumbaiah et al. (2021) (B).

Na Figura 1.B, o modelo *Todos os dados* foi desenvolvido considerando os dados de todos os trabalhos. O modelo *Estados Unidos* considera apenas os dados obtidos nos Estados Unidos e o modelo *Filipinas* considera apenas os dados obtidos nas Filipinas. As flechas verdes indicam transições significativamente prováveis, as vermelhas indicam transições significativamente improváveis e as pretas indicam as transições nulas. Por fim, um ‘*’ azul indica as transições hipotéticas, conforme (D’Mello & Graesser, 2012).

O trabalho de Karumbaiah et al. (2021) apresenta uma análise detalhada e atual do estado da arte sobre pesquisas em dinâmica de afetos ao nível internacional⁷. Assim, neste trabalho partimos dos achados e dos trabalhos relacionados anteriormente reportados pelos autores. Com base nesses resultados e na busca realizada neste trabalho na literatura brasileira, podemos delinear as seguintes conclusões: *i*) o modelo de dinâmica de afetos descrito por D’Mello and Graesser (2012) não é generalizável para todos os casos, *ii*) o contexto, principalmente o país de origem de coleta dos dados dos alunos, pode influenciar significativamente no modelo, e *iii*) nenhuma pesquisa desenvolveu o modelo de dinâmica de afetos, com significância estatística, no contexto brasileiro, *iv*) nenhuma das pesquisas relacionadas considerou as informações sobre o sexo dos alunos durante o desenvolvimento do modelo de dinâmica de afeto. Desse modo, este trabalho apresenta o primeiro modelo de dinâmica de afetos considerando as emoções de alunos utilizando um STI

normas e novidade.”

⁷Karumbaiah et al. (2021) apresentam uma análise atual do estado da arte, a qual não identificou nenhum trabalho sobre a dinâmica de afetos no contexto brasileiro publicado internacionalmente.

de matemática no contexto brasileiro. Além disso, diferentemente de pesquisas relacionadas, este trabalho também considera o sexo dos alunos durante o desenvolvimento do modelo.

3 Método

Para o desenvolvimento do modelo de dinâmica de afetos, foi necessário realizar a coleta das emoções dos alunos. Essas emoções foram organizadas em ordem cronológica, para que fosse possível contabilizar cada transição de uma emoção para outra, de cada um dos alunos. Posteriormente, o cálculo da métrica L e a aplicação dos resultados obtidos às análises estatísticas foram realizados para a identificação das transições significativas, considerando os dados de todos os alunos. Após, os dados foram divididos conforme o sexo dos alunos, permitindo comparar os novos modelos com o modelo geral. Portanto, esta seção descreve os procedimentos e métodos aplicados para coletar as emoções dos alunos e desenvolver o modelo de dinâmica dos afetos.

3.1 Coleta de dados

Realizamos uma coleta de dados com 55 alunos (29 feminino e 26 masculino), com idade entre 12 e 13 anos de duas turmas do sétimo ano do ensino fundamental de uma escola privada na grande Porto Alegre. Esses alunos utilizaram o STI PAT2Math durante 10 sessões no laboratório da escola, uma vez por semana, com duração média de 40 minutos por sessão. As tarefas realizadas pelos alunos foram resolução de equações de primeiro grau, com auxílio constante do STI, que fornece *feedback* mínimo (indicando se o passo está certo ou errado) e também pode prover dicas especializadas, caso o estudante erre o passo ou não saiba como prosseguir. Durante as sessões, alguns alunos (selecionados aleatoriamente) tiveram seus rostos filmados com uma webcam, também capturando o áudio. De forma simultânea, esses mesmos alunos tiveram a tela de seus computadores gravadas. Ao todo, 230 vídeos completos (rosto + áudio + tela do computador) foram obtidos durante as sessões de coleta de dados. Todos os alunos participantes dessa coleta entregaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) (validado pelo Comitê de Ética da universidade dos autores) assinado por um responsável.

Todo o processo de coleta dos dados e anotação das emoções seguiu o protocolo EmAP-ML (Morais et al., 2019). Três anotadores humanos, treinados conforme o protocolo EmAP-ML, codificaram 30 vídeos completos. Esse protocolo possui fases de treinamento e teste de codificadores e permite a anotação das emoções e dos comportamentos dos alunos em cliques de cinco segundos com base na análise de vídeos, contendo informações do rosto com áudio sincronizados com a tela do computador do aluno. Os três anotadores, sendo dois doutorandos (incluindo o primeiro autor deste artigo) e uma pesquisadora (segunda autora do artigo) na área de computação afetiva aplicada à educação, atingiram um índice de concordância Kappa médio de 0,7 na fase de teste do protocolo. Após a fase de teste, os rótulos foram anotados individualmente por um único anotador, conforme o protocolo EmAP-ML⁸. Assim, um total de 2099 rótulos de emoções foram

⁸Essa abordagem, de cada emoção ser anotada por um único codificador treinado, também é empregada por outros trabalhos, por exemplo, aqueles que seguem o protocolo BROMP (Ocumpaugh, 2015). A ideia por trás dessa escolha é que humanos podem inferir com segurança estados emocionais a partir de expressões em rostos, como defendido por Ekman and Friesen; Ekman (1971; 1984).

obtidos, provenientes de 30 alunos diferentes, sendo eles 1.118 rótulos de *engajamento* (53,3%), 463 de *confusão* (22,1%), 90 de *tédio* (4,3%) e 51 de *frustração* (2,4%). Além disso, 377 rótulos foram classificados como “*outro*”, que identifica um estado diferente desses quatro ou um estado não identificado pelos codificadores. Embora os codificadores não tenham anotado as emoções específicas rotuladas como “*outro*”, eles relataram que uma das emoções mais presentes, além das quatro estudadas nesse artigo, foi a surpresa. Possivelmente, isso se deve ao fato que o PAT2Math provê *feedback* mínimo (de certo ou errado) para cada passo dado pelo aluno. Muitas vezes, os alunos expressavam surpresa quando o *feedback* era de passo errado e eles, aparentemente, esperavam um acerto.

3.2 Métrica L

D’Mello, Graesser, and Taylor (2007) propuseram a métrica **L** para calcular a probabilidade de transição entre duas emoções. Essa métrica é adequada porque aborda a influência da taxa base (frequência proporcional de uma única emoção), penalizando associações que não são maiores que uma quantidade esperada de associação. Dada uma sequência de emoções, essa equação calcula a probabilidade de que uma emoção (*anterior*) transite para uma emoção subsequente (*próxima*), considerando a taxa base da próxima emoção.

De acordo com D’Mello, Graesser, and Taylor (2007), L maior do que 0 indica maior probabilidade de transição, L menor do que 0 indica menor probabilidade de transição e L igual a zero indica probabilidade ao acaso⁹. O problema metodológico, reportado por Karumbaiah et al. (2018, 2019, 2021), que afetou os resultados de várias pesquisas, se refere ao pré-processamento das emoções. Segundo os autores, quando as transições de um estado para ele mesmo (*self-transitions*) são desconsideradas, o valor de L que define a probabilidade ao acaso deve ser ajustado. Assim, os autores propuseram um ajuste para esse valor, seguindo a fórmula $1/(n - 1)^2$, onde *n* é o número de emoções consideradas. Neste trabalho, além das quatro emoções de aprendizagem (confusão, frustração, tédio e engajamento), nós também consideramos a transição para o estado *outro*, totalizando *n* igual a cinco. Desse modo, ao invés de considerar L igual a 0 para a probabilidade ao acaso, nós consideramos L igual a 0,0625.

3.3 Desenvolvimento dos modelos de dinâmica de afetos

Uma vez coletados os rótulos de emoções e o sexo dos alunos, realizamos uma etapa de pré-processamento para organizar e estruturar os dados obtidos para o desenvolvimento do modelo de dinâmica de afetos. Primeiro, separamos os dados de cada aluno e ordenamos os rótulos das emoções conforme a sua ordem de captura, realizada pelos codificadores. Depois, importamos os dados para o *Google Colab*¹⁰, permitindo o desenvolvimento de um *script* em Python para a (i) leitura e pré-processamento dos dados, (ii) casamento dos rótulos das emoções com a informação do sexo dos alunos, (iii) seleção dos dados a serem incluídos segundo as análises realizadas, (iv) cálculo da métrica L, (v) aplicação dos métodos estatísticos, (vi) geração dos resultados em forma tabular e (vii) impressão do gráfico de dinâmica de afetos apenas com as transições significativas.

⁹A probabilidade ao acaso é calculada conforme a quantidade de emoções consideradas. Assim, independente da emoção que o aluno está sentindo, a probabilidade de ir para outra emoção é a mesma para todas as emoções consideradas, ou seja, 1 dividido pelo número total de emoções consideradas.

¹⁰<https://colab.research.google.com/notebooks/welcome.ipynb?hl=pt-BR>

Para calcular a métrica L, utilizamos o código previamente disponibilizado por Matayoshi, Karumbaiah, et al. (2020). Nesse código, os autores realizam um processo de remoção de auto-transições (*self-transitions*), eliminando todas as transições de uma emoção para ela mesma na lista de transições de emoções de cada aluno. Após, a métrica L é calculada para cada permutação de transição entre emoções, gerando uma matriz de valores L. Depois, realizamos a aplicação do teste *t* para calcular a significância estatística das transições obtidas considerando todos os alunos. Além disso, também aplicamos o procedimento de correção *post-hoc* de Benjamini-Hochberg (BH) para controlar os resultados falso-positivos (usando um α de 0,05), dado que o conjunto de hipóteses envolve múltiplas comparações. Este procedimento estatístico foi seguido de acordo com pesquisas que vêm trabalhando com a dinâmica de afetos (Karumbaiah et al., 2021).

Por fim, após obter todos os resultados da métrica L de cada combinação de transição entre emoções e a validação estatística das transições significativas, realizamos a impressão dos resultados em forma tabular e a geração automática do gráfico de dinâmica de afetos. A impressão dos resultados foi desenvolvida de forma adaptável, permitindo a exibição de diferentes informações e de fácil exportação, seguindo o formato CSV. A geração do grafo de dinâmica de afetos considera os valores L e a significância estatística reportada pelo método *post-hoc* BH para cada transição. Assim, somente as transições estatisticamente significativas são exibidas. O código desenvolvido para o cálculo de dinâmica de afetos deste trabalho está disponível *online*¹¹, possuindo toda documentação e explicação para o desenvolvimento do modelo geral e dos modelos baseados no sexo dos alunos.

Para este trabalho, foi realizado o desenvolvimento de dois tipos de modelos de dinâmica de afetos. O primeiro deles é chamado modelo geral, pois considera os dados de todos os alunos. O segundo modelo divide os dados segundo o sexo dos alunos, por isso foi chamado modelo baseado no sexo. O modelo geral considera os dados de todos os alunos da amostra (ver Seção 3.1) e todos os rótulos das emoções de cada aluno. Este modelo é utilizado como modelo base, permitindo a comparação com outros modelos. O segundo modelo considera o sexo do aluno, visando investigar se essas informações podem interferir nos modelos de dinâmica dos afetos. Assim, construímos dois modelos distintos: um considerando apenas alunos do sexo feminino e outro considerando apenas alunos do sexo masculino.

4 Resultados e Discussões

Esta seção descreve os resultados do modelo de dinâmica de afetos no contexto brasileiro e também conforme o sexo dos alunos. Além disso, apresenta discussões em relação aos mesmos.

4.1 Dinâmica de Afetos no Contexto Brasileiro

A Tabela 1 descreve o resultado da métrica L para cada uma das transições, indicando a probabilidade de ir para uma emoção (próxima) já estando em uma determinada emoção (anterior). A Tabela 1 apresenta os resultados para as emoções engajamento (ENG)¹², confusão (CON), frustração (FRU), tédio (TED) e outro (OUT). O primeiro valor dentro das células da tabela indica o

¹¹<https://colab.research.google.com/drive/1avQESnrUqbmLfJPUFsgXBGB8ryk5R2Sk?usp=sharing>

¹²As emoções foram abreviadas para facilitar a visualização no gráfico apresentado na Figura 2.

resultado da métrica L. O segundo valor, entre parênteses, representa o valor *p* ajustado de acordo com o método *post-hoc* HB. O terceiro valor, entre colchetes, exibe a quantidade de transições entre a emoção anterior e a próxima. Ainda, os valores destacados em negrito indicam que a transição é significativa, de acordo com o método *post-hoc* HB.

Tabela 1: Resultados estatísticos da dinâmica de afetos no contexto brasileiro.

Anterior/Próxima	ENG	CON	FRU	TED	OUT
ENG	-	0,2761 (0,0000) [123]	0,0068 (0,0000) [16]	0,0139 (0,0054) [25]	0,2650 (0,0000) [120]
CON	0,5002 (0,0000) [116]	-	0,0364 (0,2876) [13]	-0,0270 (0,0002) [7]	-0,0397 (0,0809) [35]
FRU	0,0420 (0,8937) [12]	0,1747 (0,3287) [11]	-	-0,0375 (0,0238) [1]	-0,0177 (0,4719) [9]
TED	0,4788 (0,0008) [31]	-0,2082 (0,0000) [4]	0,0471 (0,7927) [2]	-	-0,0766 (0,0661) [11]
OUT	0,5670 (0,0000) [119]	-0,1001 (0,0020) [32]	-0,0341 (0,0000) [2]	0,0317 (0,1639) [17]	-

Para facilitar o entendimento, podemos pegar o exemplo da linha três, coluna dois. Nesse exemplo, a Tabela 1 exibe a estatística da transição de confusão (anterior) para engajamento (próxima). O primeiro valor, $L = 0,5002$, indica que existe uma alta probabilidade de um aluno confuso ir para o estado de engajamento. O segundo valor, *valor p* < 0,05, indica que essa é uma probabilidade significativa, ou seja, com evidência estatística. Por fim, o terceiro valor, em colchetes, exibe que o número de transições que ocorreram partindo de confusão para engajamento é igual a 116. Ao todo, calculamos 706 transições, não considerando as autotransições (*self-transitions*).

A Figura 2 ilustra o gráfico de dinâmica de afetos, em que somente as transições significativas são exibidas. No gráfico, as flechas azuis representam maior probabilidade e as vermelhas representam menor probabilidade de transição. O número próximo à ponta da flecha indica o valor L para a transição sendo exibida e a espessura da linha é proporcional a esse valor, sendo que quanto maior o valor de L, mais grossa é a linha. Como este trabalho considera a métrica L ajustada, de acordo com (Karumbaiah et al., 2021), o valor de L ao acaso considerado foi o de 0,0625. Uma transição menor do que esse limiar é considerada de baixa probabilidade e, por outro lado, uma transição maior é considerada de maior probabilidade, comparando à probabilidade ao acaso.

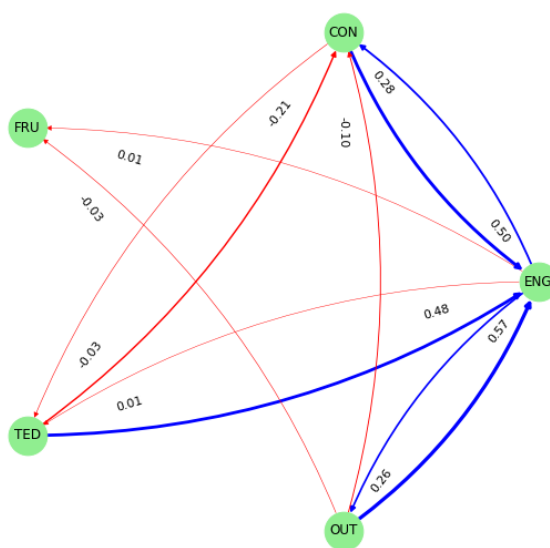


Figura 2: Modelo de dinâmica de afetos no contexto brasileiro.

Ao analisar o modelo de dinâmica de afetos desenvolvido neste trabalho, podemos notar que existe uma maior probabilidade dos alunos permanecerem em um ciclo, transitando entre os estados de engajamento e confusão. Apesar de não identificarmos nenhuma transição significativa de maior probabilidade saindo de confusão, D’Mello et al. (2014) descrevem que a confusão é benéfica para aprendizagem quando resolvida, podendo ser prejudicial caso contrário. Podemos notar também que é improvável que o aluno transite de engajamento para frustração ou tédio. Mesmo sendo improvável que o aluno fique entediado, há maior probabilidade dele estar entediado e transitar para engajado, contrariando os resultados de D’Mello and Graesser (2012). Alunos entediados utilizam de comportamentos fora da tarefa (*off-task*) para ajudá-los a se engajar novamente, tendo um impacto positivo na aprendizagem (Baker et al., 2011). Por fim, notamos também que há uma maior probabilidade de transição de engajamento para o estado outro. Embora nenhum trabalho relacionado tenha desenvolvido o modelo de dinâmica de afetos considerando o estado outro, acreditamos que esse seja um resultado a ser considerado, possivelmente indicando a ocorrência de outras emoções que também sejam mais frequentes, além das quatro consideradas.

Ao comparar o modelo de dinâmica de afetos desenvolvido neste trabalho com o modelo teórico mais conhecido na área (D’Mello & Graesser, 2012) (somente as transições significativas), podemos notar que somente as transições *ENGajamento* → *CONfusão* e *CONfusão* → *ENGajamento* são similares. Como diferenças, podemos ressaltar a transição *TEDio* → *ENGajamento*, que possui uma alta probabilidade no modelo desenvolvido, diferentemente do que é apresentado em (D’Mello & Graesser, 2012). Também comparamos o modelo desenvolvido com o modelo apresentado por Karumbaiah et al. (2021). Os autores desenvolveram três modelos conforme o país de origem dos alunos, sendo eles somente os Estados Unidos, somente Filipinas e o modelo completo, com dados dos dois países. O modelo que considera somente os dados dos Estados Unidos é o mais similar com o modelo deste trabalho. Identificamos cinco transições significativas similares, sendo *ENGajamento* → *CONfusão*, *CONfusão* → *ENGajamento*, *TEDio* → *ENGajamento*, *TEDio* → *CONfusão* e *CONfusão* → *TEDio*. Como diferenças, podemos destacar a transição *ENGajamento* → *FRUstração*, que no modelo (Karumbaiah et al., 2021) possui uma probabilidade maior do que ao acaso e no modelo deste trabalho é menor que ao acaso. Outra transição diferente foi *ENGajamento* → *TEDio*, que no modelo de Karumbaiah et al. (2021) é nulo, enquanto neste trabalho é significativo, mas com baixa probabilidade. Como os modelos (Karumbaiah et al., 2021) e (D’Mello & Graesser, 2012) não consideram o estado OUTro, não comparamos transições ligadas a esse estado.

Ao analisar de forma mais macro o modelo de dinâmica de afetos deste trabalho com os trabalhos relacionados, podemos destacar que o modelo desenvolvido está mais alinhado com o trabalho (Karumbaiah et al., 2021), utilizando o contexto dos alunos dos Estados Unidos como comparativo. Conforme apresentado na revisão conduzida pelos autores, poucas pesquisas chegaram a resultados similares ao modelo proposto em (D’Mello & Graesser, 2012). Algumas justificativas descritas na literatura sobre essa diferença se referem a coleta de dados em (D’Mello & Graesser, 2012) ter sido realizada com alunos em laboratório, enquanto os demais trabalhos coletaram os dados em ambientes reais nas escolas. Outra possibilidade está na forma de coleta de emoções, em que D’Mello and Graesser (2012) coletaram as emoções com as anotações dos próprios alunos, de forma bem detalhada. Diferentemente, Karumbaiah et al. (2021) utilizaram o protocolo BROMP (Ocumpaugh, 2015), em que codificadores treinados anotam as emoções dos alunos em tempo real, com um intervalo grande (podendo chegar a minutos) entre uma emoção e outra para o mesmo aluno, visto que o protocolo segue um método de rodízio, analisando um

aluno por vez. Neste trabalho, utilizamos o protocolo EmAP-ML, baseado em análise de vídeos, onde anotadores treinados conseguem coletar as emoções de forma muito detalhada, em que é analisado um aluno por vez por um período estendido (Morais et al., 2019). Outra diferença está no ambiente de aprendizagem, em que este trabalho é o único a relatar a coleta de dados de um STI baseado em passos gamificado voltado ao ensino de matemática. Apesar dos diferentes métodos de coleta das emoções e ambientes considerados nos dois trabalhos relacionados e no trabalho proposto, pode-se notar uma forte semelhança no modelo de dinâmica de afetos deste trabalho com (Karumbaiah et al., 2021).

4.2 Dinâmica de Afetos baseada no Sexo dos Alunos

Para considerar o sexo do aluno durante o desenvolvimento do modelo de dinâmica dos afetos, agrupamos os dados segundo o sexo de cada aluno. Assim, desenvolvemos dois modelos, um para alunos do sexo feminino e outro para alunos do sexo masculino. A Tabela 2 descreve em detalhes os resultados estatísticos dos modelos de dinâmica de afetos baseados no sexo, seguindo a mesma estrutura da Tabela 1.

Tabela 2: Resultados estatísticos da dinâmica de afetos conforme o sexo dos alunos.

Anterior\Próxima	Sexo	ENG	CON	FRU	TED	OUT
ENG	F		0,2719 (0,0015) [70]	0,0224 (0,0144) [10]	0,0228 (0,0978) [16]	0,2168 (0,0018) [59]
	M		0,2809 (0,0098) [53]	-0,0110 (0,0001) [6]	0,0036 (0,0284) [9]	0,3201 (0,0022) [61]
CON	F	0,4782 (0,0026) [68]		0,0232 (0,2418) [4]	-0,0122 (0,0232) [6]	-0,0074 (0,2909) [24]
	M	0,5254 (0,0017) [48]		0,0514 (0,7696) [9]	-0,0438 (0,0036) [1]	-0,0767 (0,1811) [11]
FRU	F	0,2986 (0,2708) [7]	0,1986 (0,4663) [6]		-0,0937 (0,0002) [0]	-0,2461 (0,0317) [2]
	M	-0,1826 (0,2683) [5]	0,1538 (0,5662) [5]		0,0117 (0,4883) [1]	0,1821 (0,4534) [7]
TED	F	0,4877 (0,0063) [20]	-0,2238 (0,0011) [3]	0,0336 (0,6867) [1]		-0,0736 (0,0660) [7]
	M	0,4653 (0,0691) [11]	-0,1848 (0,0023) [1]	0,0673 (0,9645) [1]		-0,0811 (0,3774) [4]
OUT	F	0,5349 (0,0000) [57]	-0,0624 (0,1078) [21]	-0,0423 (0,0000) [0]	0,0153 (0,0798) [10]	
	M	0,6064 (0,0000) [62]	-0,1465 (0,0033) [11]	-0,0239 (0,0030) [2]	0,0518 (0,7795) [7]	

Com base nos resultados apresentados na Tabela 2, desenvolvemos o gráfico de dinâmica de afetos conforme o sexo. A Figura 3 apresenta dois modelos, um para cada sexo (Feminino e Masculino), em que o lado esquerdo mostra o modelo baseado em dados femininos e o lado direito mostra o modelo baseado em dados masculinos.

Ao olhar para ambos os modelos da Figura 3, nota-se que os modelos de dinâmica de afetos baseados no sexo diferem de acordo com os grupos. Ao comparar os modelos, verifica-se que os alunos do sexo feminino apresentam uma probabilidade significativamente maior de transição do tédio para o engajamento ($L = 0,49$), enquanto os alunos do sexo masculino não apresentam essa transição significativa. Outra transição significativa apenas para as alunas é da frustração para o tédio ($L = -0,09$), indicando uma baixa probabilidade de ocorrência. Diferentemente, duas transições significativas ocorrem apenas para estudantes do sexo masculino do estado outro para confusão ($L = -0,15$) e do engajamento para o tédio ($L = 0,0$), ambas apresentando baixa probabilidade de ocorrência.

Além de apresentar o primeiro modelo de dinâmica de afetos validado no contexto brasileiro, este trabalho teve como objetivo investigar se o sexo dos alunos poderia influenciar os modelos de dinâmica de afeto. A comparação dos modelos baseados no sexo com o modelo geral mostra que os gráficos de transição diferem entre os modelos. Ao computar as probabilidades de transições considerando o sexo dos alunos, verifica-se que algumas transições são significativas apenas segundo o sexo. No entanto, comparando os resultados estatísticos, pode-se observar que

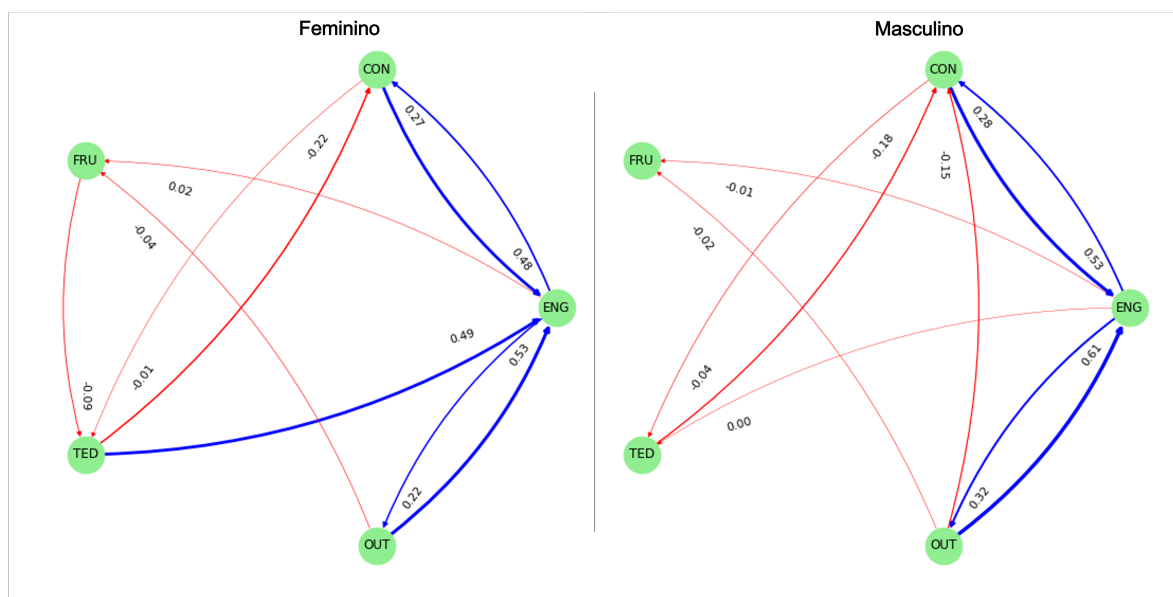


Figura 3: Modelos de dinâmica de afetos baseados no sexo dos alunos.

as probabilidades de transição permanecem na mesma direção (positiva ou negativa) independentemente do sexo do aluno. Portanto, ao invés de influenciar os modelos de dinâmica dos afetos, acreditamos que o sexo dos alunos ajuda a encontrar transições significativas entre as emoções.

Ao comparar os modelos de dinâmica de afeto com base no sexo dos alunos, o principal resultado é sobre a transição significativa do tédio para o engajamento encontrada apenas para as alunas. Uma possível explicação para esse resultado é que as alunas valorizam mais a escola e as boas notas do que os alunos do sexo masculino (Lam et al., 2012; Driessen & Van Langen, 2013). Além disso, acreditamos que esse resultado seria um indicativo de perseverança feminina. Essas informações, combinadas com os resultados em (Pekrun, 2016) sobre o *appraisal* diferir com base no sexo do aluno, podem nos levar a acreditar que as alunas percebem rapidamente que o estado negativo de tédio pode prejudicar seu aprendizado, lhes ajudando a se engajar novamente. Outra perspectiva que poderíamos considerar é que os alunos do sexo masculino têm mais autoestima do que os do sexo feminino (Kessels & Hannover, 2008; Shi, Zhang, & Fan, 2017). Segundo Lei, Cui, and Zhou (2018), isso poderia sugerir que alunos do sexo masculino com boas notas estão menos dispostos a se engajar em suas tarefas para mostrar que têm mais capacidade de aprender. De forma contrária, os alunos do sexo masculino com notas baixas estão menos dispostos a se envolver em seus estudos para evitar que colegas e professores desprezem suas habilidades (Wen, Zhang, Li, Yu, & Dai, 2010).

5 Conclusão

O desenvolvimento de intervenções pedagógicas efetivas em ambientes computacionais de aprendizagem em tempo real depende do entendimento de como as emoções dos alunos se desenvolvem e se manifestam com o tempo, área conhecida como dinâmica de afetos (Kuppens, 2015). Ao analisar os trabalhos mais recentes nesta área, é possível identificar que a dinâmica de afetos não é

genérica para todos os casos e é dependente de contexto, tais como o país em estudo, o ambiente de aprendizagem empregado, as características dos estudantes, entre outros. Realizamos uma análise na literatura buscando por trabalhos na área de dinâmica de afetos considerando dados de estudantes brasileiros. Entretanto, não encontramos trabalhos que desenvolveram um modelo de dinâmica de afetos com validade estatística para o contexto brasileiro. Além disso, nenhum trabalho considerou o sexo dos alunos visando analisar qual o impacto desta característica sobre a dinâmica de afetos.

5.1 Contribuições e Principais Resultados

Este trabalho traz três contribuições para a comunidade de informática de educação no Brasil. A primeira delas é o desenvolvimento do primeiro modelo de dinâmica de afetos com validade estatística no contexto brasileiro. Este modelo é de relevância para o desenvolvimento de ambientes computacionais de aprendizagem inteligentes e afetivos, pois é possível concluir com evidência estatística de que a transição de emoções de alunos utilizando esses ambientes no Brasil não ocorre ao acaso. A segunda contribuição é em relação à descoberta de transições entre emoções dependentes do sexo do aluno, com validação estatística. E, por fim, a terceira contribuição é a disponibilização do código-fonte para o cálculo estatístico, exportação dos resultados e geração do gráfico da dinâmica de afetos, tornando possível que outros trabalhos utilizem esse código em suas pesquisas. A Tabela 3 apresenta resumidamente os principais resultados deste trabalho e uma discussão para cada um deles, de acordo com cada tipo de modelo desenvolvido.

Tabela 3: Principais resultados.

Modelo de Dinâmica de Afetos	De acordo com o resultado...	Acreditamos que...
Geral	O modelo geral resultante difere do modelo teórico, mas é, em sua maioria, de acordo com os trabalhos mais recentes	Apesar das diferenças entre ambientes de aprendizagem, método de coleta de emoções e amostra, os resultados semelhantes com os modelos dos EUA sugerem que pode haver um modelo de dinâmica de afetos geral para algumas culturas
	Provável ciclo de transição entre engajamento e confusão	A confusão é benéfica para o aprendizado quando resolvida, podendo engajar o aluno novamente. No entanto, pode ser prejudicial caso contrário.
	Baixa probabilidade de transição do engajamento para a frustração ou tédio	Pode indicar que os alunos experimentam uma emoção intermediária entre o engajamento e frustração ou tédio
	Alta probabilidade de transição do tédio para o engajamento	Em ambientes controlados, como o laboratório da escola, os alunos não podem desistir de suas atribuições. Assim, eles já sabem que têm que continuar em suas tarefas. Esta pode ser a razão (<i>appraisal</i> sobre perder a esperança em sua tarefa real, mas não ter outra escolha) para os alunos se engajarem novamente. Esse resultado poderia ser diferente se os alunos estivessem usando o sistema em casa, por exemplo.
	Baixa probabilidade de transição do ciclo entre tédio e confusão	Uma vez que os alunos estão entediados, eles não ficam mais confusos. Além disso, o tédio deve ocorrer para outras razões além de resolver a confusão.
Com base no sexo	Provável ciclo de transição entre o engajamento e o outro estado	Podem existir outras emoções também mais frequentes, para além das quatro consideradas
	As probabilidades de transição permanecem na mesma direção (positiva ou negativa) independentemente do sexo do aluno	Modelos baseados no sexo ajudam a encontrar transições entre emoções não encontradas antes
	A transição do tédio para engajamento é significativo apenas para estudantes do sexo feminino	1. As alunas valorizam mais a escola e as boas notas do que os alunos do sexo masculino; 2. Indicação de perseverança feminina; 3. Alunos do sexo masculino com boas notas estão menos dispostos a se engajar para mostrar que eles têm mais habilidade; 4. Alunos do sexo masculino com notas baixas estão menos dispostos a se envolver para evitar ter colegas desprezando suas habilidades.

De forma geral, podemos concluir que o modelo de dinâmica de afetos desenvolvido neste trabalho corrobora com os achados propostos recentemente em (Karumbaiah et al., 2021), em que os autores apontam que poucas pesquisas obtiveram resultados que sustentam o modelo proposto por (D’Mello & Graesser, 2012). Além disso, apesar de usarmos um ambiente de aprendizagem e um método de coleta de emoções diferentes dos que foram usados em (Karumbaiah et al., 2021), podemos notar várias transições similares no modelo do contexto brasileiro e dos Estados Unidos. Ao mesmo tempo, pode-se notar transições distintas, até mesmo com probabilidades inversas, como no caso de *ENGajamento* → *FRU*stração.

Em relação aos modelos de dinâmica de afetos baseados no sexo dos alunos, podemos concluir que existem transições entre emoções específicas para cada sexo, como, por exemplo, a transição de tédio para engajamento, sendo estatisticamente significativa apenas para alunos do sexo feminino. Enquanto foi possível identificar transições únicas, também podemos identificar que as probabilidades de transição se mantiveram na mesma direção (positiva ou negativa), independente do sexo dos alunos. Assim, acreditamos que a separação dos dados segundo o sexo dos alunos permitiu a identificação e validação estatística de transições previamente não identificadas ou que não possuíam uma explicação.

Os achados sobre dinâmica de afetos podem contribuir de diversas formas à área de Informática na Educação. Primeiramente, esses resultados podem auxiliar a definir melhores estratégias adaptativas às emoções dos estudantes. Por exemplo, a informação que estudantes do sexo feminino têm mais tendência a se re-engajar quando entediadas, ao contrário dos meninos, pode ser empregada para que tutores assistem de forma diferenciada esses estudantes. No caso de meninos, seria interessante que o ambiente de aprendizagem usasse estratégias que buscassem re-engajar os estudantes, tais como auxiliar com a dificuldade que levou ao tédio, mostrar mensagens de encorajamento, entre outras. Por outro lado, para meninas, o tutor artificial poderia adiar a assistência para verificar se elas voltam a mostrar um comportamento engajado sozinhas.

Outra contribuição diz respeito à área de detecção automática de emoções em ambientes inteligentes de aprendizagem. Os resultados mostram que existe uma dinâmica sistemática para as emoções acadêmicas e, por isso, faz sentido considerar a temporalidade das emoções nos modelos de detecção de emoção. Isso pode ser realizado passando a sequência de emoções experienciadas pelos estudantes a redes neurais temporais para detecção de emoções por face, assim como para detecção livre de sensores (aquela baseada apenas nas ações dos estudantes no sistema e sem usar sensores, tais como câmeras). Na verdade, essa é uma linha de investigação sendo realizada pelo grupo de pesquisa dos autores desse artigo (Morais & Jaques, 2020b). Além disso, esse trabalho mostra que o sexo dos estudantes também é um atributo que merece ser incluído na detecção automática de emoções, pois parece interferir na dinâmica de emoções durante a aprendizagem.

E, por fim, mas não menos importante, esses achados mostram que o sexo dos estudantes interfere na dinâmica de emoções durante a aprendizagem. Embora os autores desse artigo não tenham ciência de outros trabalhos que estudaram sexo dos estudantes em modelo de dinâmica de afetos, esses resultados corroboram com os outros estudos científicos que encontraram diferenças entre sexos para ansiedade estudantil e emoções negativas (Hembree, 1988; Zeidner, 1998; Frenzel et al., 2007; Hyde et al., 1990). No entanto, o foco dos outros trabalhos era na frequência das emoções, enquanto o presente trabalho focou na transição das emoções. De forma geral, esses outros resultados mostraram que meninas experimentam mais emoções negativas que meninos. Se integrarmos com os resultados do presente artigo, é possível inferir que, embora meninas experimentem mais emoções negativas que os meninos, elas são capazes de se re-engajar com maior frequência. No entanto, estudos experimentais se fazem necessários para verificar essa hipótese em específico, assim como para examinar o quanto essa dinâmica depende das características do ambiente computacional de aprendizagem, de aspectos culturais, entre outros.

5.2 Limitações e Trabalhos Futuros

Utilizamos o termo “no contexto brasileiro” para posicionar este trabalho em uma área ainda incipiente no Brasil. Entretanto, é importante destacar que a coleta de dados ocorreu com alunos de uma escola privada da região sul do país e também um ambiente de aprendizagem inteligente específico. Assim, destacamos a limitação da coleta de dados que não considerou escolas públicas, as diversas culturas ao redor do Brasil, assim como outros ambientes de aprendizagem, e sugerimos como trabalho futuro a replicação dessa pesquisa com outros perfis de estudantes brasileiros, assim como outros ambientes para generalização dos resultados.

Neste artigo, relatamos o número de transições entre cada par de emoções para todas as análises e divisões de dados que realizamos. Ao olhar para pesquisas relacionadas, observamos que a maioria delas não forneceu tal informação. Algumas transições, mesmo relatando significância estatística, apresentaram um número muito pequeno de ocorrências. Destacamos esses pequenos números como uma possível ameaça à validade dos resultados. Dessa forma, sugerimos como trabalho futuro uma análise para identificar uma taxa base ou um requisito mínimo de ocorrências para realizar inferências estatísticas. Isso evitaria adicionar viés às análises e conclusões sobre a dinâmica dos afetos.

Este modelo de dinâmica de afetos no contexto brasileiro inclui várias transições significativas para o estado outro, referente a uma emoção diferente ou não identificada. Assim, apontamos como trabalho futuro a reanálise das emoções mais frequentes de alunos utilizando ambientes computacionais de aprendizagem no contexto brasileiro, pois estas emoções, assim como o modelo de dinâmica de afetos, podem diferir da literatura que conhecemos atualmente. Além disso, neste trabalho consideramos apenas uma das características ou informações adicionais que podem impactar na dinâmica de afetos dos alunos. No entanto, várias outras informações poderiam ser consideradas para diferentes análises. Por exemplo, Reis, Alvares, Jaques, and Isotani (2018) descrevem que a personalidade dos alunos interfere no tempo de permanência em emoções negativas. Dessa forma, acreditamos que outro trabalho futuro seria o desenvolvimento de modelos de dinâmica de afetos que consideram a personalidade dos alunos.

O processo de anotação dos dados é outra limitação do presente trabalho. A coleta de rótulos é um gargalo não apenas para os estudos envolvendo dinâmica de afetos, mas igualmente para a maioria dos estudos envolvendo aprendizado de máquina (Rasmussen, Kirk, & Moeslund, 2022), outro interesse dos pesquisadores autores desse artigo. Além do próprio processo de coleta ser desafiador (poucos estudantes permitem ter seus rostos e telas gravados), o processo de codificação é lento; em média os anotadores treinados levaram de 30 a 60 segundos para rotular cada segmento de vídeo de cinco segundos de duração. Dessa forma, uma abordagem empregada pelos protocolos BROMP e EmAP-ML (usado nesse trabalho) é que os rótulos sejam anotados por um único anotador, desde que ele seja treinado no protocolo. No entanto, essa abordagem tem suas limitações e pode gerar anotações tendenciosas. Dessa forma, é importante que esforços sejam empregados para que se entenda melhor a amplitude do efeito dessa abordagem na exatidão dos resultados da rotulação. Estratégias alternativas podem ser usadas, tais como solicitar ao próprio estudante que rotule suas emoções ou casar os rótulos com anotações realizadas por um grupo diferente de codificadores.

Ainda, outras técnicas de modelagem computacionais têm sido recentemente sugeridas para modelagem da dinâmica de afetos. Uma dessas é a análise com Redes Epistêmicas, do inglês

Epistemic Networks Analysis. Karumbaiah and Baker (2021) propõe uma versão estendida de rede epistêmicas que inclui direcionalidade nas arestas para modelar transição entre emoções, em que as emoções são representadas por nós e a força da transição é representada pelos pesos das arestas. Segundo os autores, essa abordagem possui várias vantagens, entre as quais: (i) permite tratar as limitações do uso da métrica L que ocorrem devido à remoção de autotransições, (ii) oferece melhor visualização, enfatizando a magnitude das transições, e (iii) pode ser usado quando mais de uma emoção encontra-se ativa em um dado instante. Dessa forma, sugere-se como trabalho futuro a modelagem do trabalho proposto usando redes epistêmicas a fim de comparação com os achados citados neste artigo.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, da FAPERGS (Processo 17/2551-0001203-8) e do CNPq (processo 306005/2020-4).

Artigo Premiado Estendido

Esta publicação é uma versão estendida do 3º melhor artigo de Simpósio Brasileiro de Informática Na Educação (SBIE) 2021, intitulado “Dinâmica de afetos dos alunos em um Sistema Tutor Inteligente de matemática no contexto brasileiro”, DOI: [10.5753/sbie.2021.218429](https://doi.org/10.5753/sbie.2021.218429)

Referências

- Andres, J., Ocumpaugh, J., Baker, R. S., Slater, S., Paquette, L., Jiang, Y., . . . Biswas, G. (2019). Affect sequences and learning in betty’s brain. In *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics’ Knowledge* (pp. 383–390). New York, NY, USA: ACM. Retrieved from <http://doi.org/10.1145/3303772.3303807> doi: [10.1145/3303772.3303807](https://doi.org/10.1145/3303772.3303807) [GS Search]
- Andres, J. M., & Rodrigo, M. M. T. (2014). The incidence and persistence of affective states while playing newton’s playground. In *7th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management*. Palawan, Philippines: IEEE. Retrieved from <https://archium.ateneo.edu/discs-faculty-pubs/121> [GS Search]
- Arroyo, I., Woolf, B. P., Burleson, W., Muldner, K., Rai, D., & Tai, M. (2014). A multimedia adaptive tutoring system for mathematics that addresses cognition, metacognition and affect. *International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED)*, *24*, 387-426. Retrieved from <http://doi.org/10.1007/s40593-014-0023-y> doi: [10.1007/s40593-014-0023-y](https://doi.org/10.1007/s40593-014-0023-y) [GS Search]
- Azevedo, O., Morais, F., & Jaques, P. A. (2018). Exploring gamification to prevent gaming the system and help refusal in tutoring systems. In *European Conference on Technology*

- Enhanced Learning* (pp. 231–244). Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-319-98572-5_18 doi: 10.1007/978-3-319-98572-5_18 [GS Search]
- Azevedo, R., & Alevén, V. (2013). *International Handbook of Metacognition and Learning Technologies* (Vol. 26). New York, NY: Springer. Retrieved from <http://doi.org/10.1007/978-1-4419-5546-3> doi: 10.1007/978-1-4419-5546-3 [GS Search]
- Baker, R. S., D’Mello, S. K., Rodrigo, M. M. T., & Graesser, A. C. (2010). Better to be frustrated than bored: The incidence, persistence, and impact of learners’ cognitive-affective states during interactions with three different computer-based learning environments. *International Journal of Human-Computer Studies*, 68(4), 223–241. Retrieved from <http://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2009.12.003> doi: 10.1016/j.ijhcs.2009.12.003 [GS Search]
- Baker, R. S., Moore, G. R., Wagner, A. Z., Kalka, J., Salvi, A., Karabinos, M., ... Yaron, D. (2011). The dynamics between student affect and behavior occurring outside of educational software. In *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)* (pp. 14–24). Berlin, Heidelberg. Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-642-24600-5_5 doi: 10.1007/978-3-642-24600-5_5 [GS Search]
- Bosch, N., & D’Mello, S. (2013). Sequential patterns of affective states of novice programmers. In *The First Workshop on AI-supported Education for Computer Science (AIEDCS 2013)* (pp. 1–10). Retrieved from http://ceur-ws.org/Vol-1009/aied2013ws_volume9.pdf [GS Search]
- Bosch, N., & D’Mello, S. (2017). The affective experience of novice computer programmers. *International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED)*, 27(1), 181–206. Retrieved from <http://doi.org/10.1007/s40593-015-0069-5> doi: 10.1007/s40593-015-0069-5 [GS Search]
- Calvo, R. A., & D’Mello, S. K. (2010). Affect detection: An interdisciplinary review of models, methods, and their applications. *IEEE Transactions on Affective Computing (TAC)*, 1(1), 18–37. Retrieved from <http://doi.org/10.1109/T-AFFC.2010.1> doi: 10.1109/T-AFFC.2010.1 [GS Search]
- Corrêa, A., Mello, A., Ficheman, I., & Lopes, R. (2016). Estudo sobre o impacto dos espaços interativos dos museus de ciências no processo de ensino e aprendizagem. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 27(1), 500. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/6731> doi: 10.5753/cbie.sbie.2016.500 [GS Search]
- Dantas, A., Melo, S., Fernandes, M., & Takahashi, E. (2015). Aplicação para reconhecimento dinâmico de emoções em ambientes virtuais de aprendizagem. *Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação*, 4(1), 390. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/6023> doi: 10.5753/cbie.wcbie.2015.390 [GS Search]
- Dantas, A., Melo, S., Moura, F., & Fernandes, M. (2015). Reconhecimento dinâmico de emoções através de expressões faciais utilizando árvore de decisão. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 26(1), 1102. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/5428> doi: 10.5753/cbie.sbie.2015.1102 [GS Search]
- D’Mello, S. (2013). A selective meta-analysis on the relative incidence of discrete affective states during learning with technology. *Journal of Educational Psychology*, 105(4), 1082. Retrieved from <https://psycnet.apa.org/doi/10.1037/a0032674> doi: 10.1037/a0032674 [GS Search]

- D’Mello, S., & Calvo, R. A. (2013). Beyond the basic emotions: what should affective computing compute? In *CHI’13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (pp. 2287–2294). Retrieved from <http://doi.org/10.1145/2468356.2468751> doi: 10.1145/2468356.2468751 [GS Search]
- D’Mello, S., & Graesser, A. (2012). Dynamics of affective states during complex learning. *Learning and Instruction*, 22(2), 145–157. Retrieved from <http://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2011.10.001> doi: 10.1016/j.learninstruc.2011.10.001 [GS Search]
- D’Mello, S., Graesser, A., & Taylor, R. S. (2007). Monitoring affective trajectories during complex learning. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society* (Vol. 29). Retrieved from <https://escholarship.org/uc/item/6p18v65q> [GS Search]
- D’Mello, S., Lehman, B., Pekrun, R., & Graesser, A. (2014). Confusion can be beneficial for learning. *Learning and Instruction*, 29, 153 - 170. Retrieved from <http://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.05.003> doi: 10.1016/j.learninstruc.2012.05.003 [GS Search]
- D’Mello, S., Picard, R. W., & Graesser, A. (2007). Toward an affect-sensitive autotutor. *IEEE Intelligent Systems*, 22(4). Retrieved from <http://doi.org/10.1109/MIS.2007.79> doi: 10.1109/MIS.2007.79 [GS Search]
- Driessen, G., & Van Langen, A. (2013). Gender differences in primary and secondary education: Are girls really outperforming boys? *International Review of Education*, 59(1), 67–86. Retrieved from <http://doi.org/10.1007/s11159-013-9352-6> doi: 10.1007/s11159-013-9352-6 [GS Search]
- Ekman, P. (1984). Expression and the nature of emotion. *Approaches to emotion*, 3(19), 344. [GS Search]
- Ekman, P. (1994). All Emotions are Basic. In R. Davidson (Ed.), *The nature of emotions: Fundamental questions* (pp. 15–19). Oxford: Oxford University Press. Retrieved from <https://doi.apa.org/PsycINFO/1995-97541-000> [GS Search]
- Ekman, P., & Friesen, W. V. (1971). Constants across cultures in the face and emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 17, 124-129. Retrieved from <http://doi.org/10.1037/h0030377> doi: 10.1037/h0030377 [GS Search]
- Fredrickson, B. L. (1998). What good are positive emotions? *Review of General Psychology*, 2(3), 300-319. Retrieved from <http://doi.org/10.1037/1089-2680.2.3.300> doi: 10.1037/1089-2680.2.3.300 [GS Search]
- Frenzel, A. C., Pekrun, R., & Goetz, T. (2007). Girls and mathematics-a “hopeless” issue? a control-value approach to gender differences in emotions towards mathematics. *European Journal of Psychology of Education*, 22(4), 497–514. Retrieved from <http://doi.org/10.1007/BF03173468> doi: 10.1007/BF03173468 [GS Search]
- Gonzalez, S. M., & Tamariz, A. D. R. (2014). Integração de uma metodologia de ensino presencial de programação com um sistema tutor inteligente. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 22(02), 16. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/2383> doi: 10.5753/rbie.2014.22.02.16 [GS Search]
- Gottardo, E., & Pimentel, A. (2018). Reconhecimento e adaptação à dinâmica de estados afetivos relacionados à aprendizagem. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 29(1), 1223. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/8082> doi: 10.5753/cbie.sbie.2018.1223 [GS Search]
- Graesser, A., & D’Mello, S. K. (2011). Theoretical perspectives on affect and deep learning.

- In *New Perspectives on Affect and Learning Technologies* (pp. 11–21). New York, NY: Springer. Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-1-4419-9625-1_2 doi: 10.1007/978-1-4419-9625-1_2 [GS Search]
- Graesser, A., D’Mello, S. K., & Strain, A. C. (2014). Emotions in advanced learning technologies. In *International Handbook of Emotions in Education* (pp. 483–503). New York, NY: Routledge. Retrieved from <http://doi.org/10.4324/9780203148211> doi: 10.4324/9780203148211 [GS Search]
- Hembree, R. (1988). Correlates, causes, effects, and treatment of test anxiety. *Review of Educational Research*, 58(1), 47–77. Retrieved from <http://doi.org/10.3102/00346543058001047> doi: 10.3102/00346543058001047 [GS Search]
- Hyde, J. S., Fennema, E., Ryan, M., Frost, L. A., & Hopp, C. (1990). Gender comparisons of mathematics attitudes and affect: A meta-analysis. *Psychology of Women Quarterly*, 14(3), 299–324. Retrieved from <http://doi.org/10.1111/j.1471-6402.1990.tb00022.x> doi: 10.1111/j.1471-6402.1990.tb00022.x [GS Search]
- Jaques, P. A., Seffrin, H., Rubi, G., Morais, F., Ghilardi, C., Bittencourt, I. I., & Isotani, S. (2013). Rule-based expert systems to support step-by-step guidance in algebraic problem solving: The case of the tutor PAT2Math. *Expert Systems with Applications*, 40(14), 5456–5465. Retrieved from <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.04.004> doi: 10.1016/j.eswa.2013.04.004 [GS Search]
- Karumbaiah, S., Andres, J. M., Botelho, A. F., Baker, R. S., & Ocumpaugh, J. (2018). The implications of a subtle difference in the calculation of affect dynamics. In *26th International Conference for Computers in Education*. Retrieved from https://www.upenn.edu/learninganalytics/ryanbaker/i_paper_36.pdf [GS Search]
- Karumbaiah, S., Baker, R. B., Ocumpaugh, J., & Andres, A. (2021). A re-analysis and synthesis of data on affect dynamics in learning. *IEEE Transactions on Affective Computing*. Retrieved from <http://doi.org/10.1109/TAFFC.2021.3086118> doi: 10.1109/TAFFC.2021.3086118 [GS Search]
- Karumbaiah, S., & Baker, R. S. (2021). Studying affect dynamics using epistemic networks. In (Vol. 1312, p. 362-374). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-030-67788-6_25 doi: 10.1007/978-3-030-67788-6_25 [GS Search]
- Karumbaiah, S., Baker, R. S., & Ocumpaugh, J. (2019). The case of self-transitions in affective dynamics. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED)* (pp. 172–181). Cham: Springer. Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-030-23204-7_15 doi: 10.1007/978-3-030-23204-7_15 [GS Search]
- Kessels, U., & Hannover, B. (2008). When being a girl matters less: Accessibility of gender-related self-knowledge in single-sex and coeducational classes and its impact on students’ physics-related self-concept of ability. *British journal of Educational psychology*, 78(2), 273–289. Retrieved from <http://doi.org/10.1348/000709907X215938> doi: 10.1348/000709907X215938 [GS Search]
- Krassmann, A., Tarouco, L., & Bercht, M. (2021). Investigando o senso de presença na educação a distancia. In *Anais dos workshops do x congresso brasileiro de informática na educação* (pp. 11–20). Porto Alegre, RS, Brasil: SBC. Retrieved from <http://doi.org/10.5753/wcbie.2021.217613> doi: 10.5753/wcbie.2021.217613 [GS Search]
- Kuppens, P. (2015). It’s about time: A special section on affect dynamics. *Emotion Re-*

- view, 7(4), 297–300. Retrieved from <http://doi.org/10.1177/1754073915590947> doi: 10.1177/1754073915590947 [GS Search]
- Lam, S.-f., Jimerson, S., Kikas, E., Cefai, C., Veiga, F. H., Nelson, B., ... others (2012). Do girls and boys perceive themselves as equally engaged in school? the results of an international study from 12 countries. *Journal of school psychology, 50*(1), 77–94. Retrieved from <http://doi.org/10.1016/j.jsp.2011.07.004> doi: 10.1016/j.jsp.2011.07.004 [GS Search]
- Lehman, B., & et al. (2008). What Are You Feeling? Investigating Student Affective States During Expert Human Tutoring Sessions. In *Intelligent tutoring systems (its)* (pp. 50–59). Berlin, Heidelberg: Springer. Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-540-69132-7_10 doi: 10.1007/978-3-540-69132-7_10 [GS Search]
- Lei, H., Cui, Y., & Zhou, W. (2018). Relationships between student engagement and academic achievement: A meta-analysis. *Social Behavior and Personality: an international journal, 46*(3), 517–528. Retrieved from <http://doi.org/10.2224/sbp.7054> doi: 10.2224/sbp.7054 [GS Search]
- Marques, M., Cavalheiro, S., Foss, L., Avila, C., & Bordini, A. (2017). Uma proposta para o desenvolvimento do pensamento computacional integrado ao ensino de matemática. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 28(1), 314. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7560> doi: 10.5753/cbie.sbie.2017.314 [GS Search]
- Matayoshi, J., Karumbaiah, S., et al. (2020). Adjusting the I statistic when self-transitions are excluded in affect dynamics. *Journal of Educational Data Mining, 12*(4), 1–23. Retrieved from <http://doi.org/10.5281/zenodo.4399681> doi: 10.5281/zenodo.4399681 [GS Search]
- Melo, S., Dantas, A., & Fernandes, M. (2017). Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 28(1), 967. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7625> doi: 10.5753/cbie.sbie.2017.967 [GS Search]
- Morais, F., da Silva, J., Reis, H., Isotani, S., & Jaques, P. (2017). Computação Afetiva aplicada à Educação: uma revisão sistemática das pesquisas publicadas no Brasil. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)* (Vol. 28, p. 163). Retrieved from <http://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2017.163> doi: 10.5753/cbie.sbie.2017.163 [GS Search]
- Morais, F., & Jaques, P. A. (2019a). Detecção e predição de estados afetivos baseadas em mineração de dados educacionais: considerando a personalidade do aluno para aumentar a precisão da detecção. *Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação, 8*(1), 1052. Retrieved from <https://www.br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/9056> doi: 10.5753/cbie.wcbie.2019.1052 [GS Search]
- Morais, F., & Jaques, P. A. (2019b). Predição de emoções baseada em mineração de dados: considerando a personalidade para melhorar a detecção. In *Brazilian Symposium on Computers in Education Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)* (Vol. 30). Retrieved from <http://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2019.1521> doi: 10.5753/cbie.sbie.2019.1521 [GS Search]
- Morais, F., & Jaques, P. A. (2020a). Considerando personalidade e transições de emoções na detecção de emoções baseada em mineração de dados. *Revista Brasileira de Informática na Educação, 28*, 749–775. Retrieved from <http://doi.org/10.5753/rbie.2020.28.0.749> doi:

- 10.5753/rbie.2020.28.0.749 [GS Search]
- Morais, F., & Jaques, P. A. (2020b, 10). Considerando personalidade e transições de emoções na detecção de emoções baseada em mineração de dados. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 28, 749-775. Retrieved from <https://br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/v28p749> doi: 10.5753/rbie.2020.28.0.749 [GS Search]
- Morais, F., & Jaques, P. A. (2021). Dinâmica de afetos dos alunos em um sistema tutor inteligente de matemática no contexto brasileiro. In *Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação* (pp. 691–704). Porto Alegre, RS, Brasil: SBC. Retrieved from <https://sol.sbc.org.br/index.php/sbie/article/view/18098> doi: 10.5753/sbie.2021.218429 [GS Search]
- Morais, F., & Jaques, P. A. (2022). Does handwriting impact learning on math tutoring systems? *Informatics in Education*, 21(1), 55–90. Retrieved from <http://doi.org/10.15388/infedu.2022.03> doi: 10.15388/infedu.2022.03 [GS Search]
- Morais, F., Kautzmann, T. R., Bittencourt, I. I., & Jaques, P. A. (2019). EmAP-ML: A Protocol of Emotions and Behaviors Annotation for Machine Learning Labels. In *EC-TEL 2019: Transforming Learning with Meaningful Technologies* (pp. 495–509). Netherlands: Springer. Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-030-29736-7_37 doi: 10.1007/978-3-030-29736-7_37 [GS Search]
- Oakley, A. (2016). *Sex, gender and society*. Routledge. Retrieved from <https://www.routledge.com/Sex-Gender-and-Society/Oakley/p/book/9781472453532> [GS Search]
- Ocuppaugh, J. (2015). *Baker rodrigo ocuppaugh monitoring protocol (bromp) 2.0 technical and training manual*. Retrieved from <https://www.upenn.edu/learninganalytics/ryanbaker/BROMP.pdf> [GS Search]
- Ocuppaugh, J., Andres, J. M., Baker, R., DeFalco, J., Paquette, L., Rowe, J., ... others (2017). Affect dynamics in military trainees using vmedic: From engaged concentration to boredom to confusion. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED)* (pp. 238–249). Retrieved from https://doi.org/10.1007/978-3-319-61425-0_20 doi: 10.1007/978-3-319-61425-0_20 [GS Search]
- Ortony, A., Clore, G. L., & Collins, A. (1990). *The cognitive structure of emotions*. Cambridge university press. [GS Search]
- Pekrun, R. (2014). Emotions and learning. In *Educational practices series*. UNESCO, IBE. Retrieved from http://www.ibe.unesco.org/fileadmin/user_upload/Publications/Educational_Practices/EdPractices_24eng.pdf [GS Search]
- Pekrun, R. (2016). Academic emotions. *Handbook of motivation at school*, 2, 120–144. Retrieved from <https://doi.org/10.4324/9781315773384> doi: <https://doi.org/10.4324/9781315773384> [GS Search]
- Pekrun, R., Goetz, T., Daniels, L. M., Stupnisky, R. H., & Perry, R. P. (2010). Boredom in achievement settings: Exploring control-value antecedents and performance outcomes of a neglected emotion. *Journal of Educational Psychology*, 102(3), 531. Retrieved from <https://doi.org/10.1037/a0019243> doi: 10.1037/a0019243 [GS Search]
- Rasmussen, C. B., Kirk, K., & Moeslund, T. B. (2022, 2). The challenge of data annotation in deep learning—a case study on whole plant corn silage. *Sensors*, 22, 1596. Retrieved from <http://doi.org/10.3390/s22041596> doi: 10.3390/s22041596 [GS Search]
- Reis, H., Alvares, D., Jaques, P., & Isotani, S. (2018). Analysis of permanence time in emotional states: A case study using educational software. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS)* (pp. 180–190). Retrieved from <http://doi.org/10.1007/978-3-319>

- 91464-0_18 doi: [10.1007/978-3-319-91464-0_18](https://doi.org/10.1007/978-3-319-91464-0_18) [GS Search]
- Scherer, K. R. (2005). What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information*, 44(4), 695–729. Retrieved from <http://doi.org/10.1177/0539018405058216> doi: [10.1177/0539018405058216](https://doi.org/10.1177/0539018405058216) [GS Search]
- Shi, G., Zhang, L., & Fan, H. (2017). The relationship between aggression and self-esteem: A meta-analysis. *Advances in Psychological Science*, 25(8), 1274. Retrieved from <https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2017.01274> doi: [10.3724/SP.J.1042.2017.01274](https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2017.01274) [GS Search]
- Sinclair, J., Jang, E. E., Azevedo, R., Lau, C., Taub, M., & Mudrick, N. V. (2018). Changes in emotion and their relationship with learning gains in the context of metatutor. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS)* (pp. 202–211). Retrieved from http://doi.org/10.1007/978-3-319-91464-0_20 doi: [10.1007/978-3-319-91464-0_20](https://doi.org/10.1007/978-3-319-91464-0_20) [GS Search]
- Wen, C., Zhang, W., Li, D., Yu, C., & Dai, W. (2010). Relationship between junior students' gratitude and academic achievement: With academic engagement as the mediator. *Psychological Development and Education*(6), 598–605. Retrieved from <http://caod.oriprobe.com/order.htm?id=25789799&ftext=base> [GS Search]
- Zeidner, M. (1998). *Test anxiety: The state of the art*. New York, NY: Springer. Retrieved from <http://doi.org/10.1007/b109548> doi: [10.1007/b109548](https://doi.org/10.1007/b109548) [GS Search]