

# Emoções na Aprendizagem: Estimando a Duração da Confusão e Aprimorando Intervenções Pedagógicas

*Title: Emotions in Learning: Estimating the Duration of Confusion and Enhancing Pedagogical Interventions*

*Título: Emociones en el Aprendizaje: Estimando la Duración de la Confusión y Mejorando las Intervenciones Pedagógicas*

Diógenes D'Avila Goldoni  
PPGC, UNISINOS  
ORCID: 0000-0001-8675-6287  
dicogoldoni@gmail.com

Helena M. Reis  
PPGCEMTE, UFPR  
ORCID: 0000-0001-9339-873X  
helena.macedo@ufpr.br

Patrícia A. Jaques  
PPGInf, UFPR & PPGC, UFPEL  
ORCID: 0000-0002-2933-1052  
patricia@inf.ufpr.br,  
patricia.jaques@inf.ufpel.edu.br

## Resumo

Este artigo apresenta um modelo baseado na análise de sobrevivência para estimar a duração da emoção de confusão em estudantes durante a aprendizagem. A confusão acadêmica pode ter efeitos tanto positivos quanto negativos, sendo que a sua persistência pode levar a emoções negativas. O modelo considera fatores cruciais, como traços de personalidade e conhecimento prévio dos alunos, que têm demonstrado influenciar significativamente a duração da confusão. Para investigar essa relação, foram coletados dados de estudantes do sétimo ano que utilizaram um sistema tutor inteligente para resolver problemas de álgebra. Os resultados da análise dos dados de 25 alunos revelaram diferenças estatisticamente significativas na duração da confusão com base nos diferentes traços de personalidade e conhecimento prévio de álgebra. Foi também proposto um modelo de intervenção quando o aluno está confuso para ambientes inteligentes de aprendizagem baseado no modelo desenvolvido. Esse módulo decide o melhor momento de intervir para fornecer assistência individualizada ao conhecimento do aluno para o problema em questão. O estudo contribui para a compreensão da dinâmica da confusão acadêmica e destaca a importância de considerar as emoções e sua duração, assim como os traços de personalidade, além do conhecimento prévio dos alunos, ao projetar intervenções adequadas em ambientes inteligentes de aprendizagem. Identificar o momento oportuno para intervir quando um aluno está confuso é essencial para promover um processo de aprendizagem mais eficaz, permitindo que os educadores adotem abordagens personalizadas para atender às necessidades individuais dos estudantes e facilitando sua jornada de aprendizado.

**Palavras-chave:** Emoções acadêmicas; Personalidade; Duração de emoções acadêmicas; Frustração; Tempo de permanência; Análise de sobrevivência; Sistemas tutores inteligentes; Ambientes inteligentes de aprendizagem.

## Abstract

This article presents a survival analysis-based model to estimate the duration of the emotion of confusion in students during learning. Academic confusion can have both positive and negative effects, and its persistence can lead to negative emotions. The model considers crucial factors such as personality traits and students' prior knowledge, which have been shown to significantly influence the duration of confusion. To investigate this relationship, data were collected from seventh-grade students who used an intelligent tutoring system to solve algebra problems. The results of the analysis of data from 25 students revealed statistically significant differences in the duration of confusion based on different personality traits and prior algebra knowledge. Additionally, a model of intervention for intelligent learning environments was proposed when students are confused, based on the developed model. This module

*determines the optimal time to intervene and provide individualized assistance tailored to the student's knowledge for the specific problem. The study contributes to understanding the dynamics of academic confusion and highlights the importance of considering emotions and their duration, as well as personality traits and prior knowledge, when designing appropriate interventions in intelligent learning environments. Identifying the opportune moment to intervene when a student is confused is essential to promote a more effective learning process, allowing educators to adopt personalized approaches to meet individual students' needs and facilitate their learning journey.*

**Keywords:** *Academic emotions; Personality; Duration of academic emotions; Frustration; Permanence time; Survival analysis; Intelligent tutoring systems; Intelligent learning environments*

## **Resumen**

*Este artículo presenta un modelo basado en el análisis de supervivencia para estimar la duración de la emoción de confusión en estudiantes durante el aprendizaje. La confusión académica puede tener efectos tanto positivos como negativos, y su persistencia puede llevar a emociones negativas. El modelo considera factores cruciales como los rasgos de personalidad y el conocimiento previo de los alumnos, los cuales han demostrado influir significativamente en la duración de la confusión. Para investigar esta relación, se recopilaron datos de estudiantes de séptimo grado que utilizaron un sistema de tutoría inteligente para resolver problemas de álgebra. Los resultados del análisis de los datos de 25 estudiantes revelaron diferencias estadísticamente significativas en la duración de la confusión según los diferentes rasgos de personalidad y el conocimiento previo de álgebra. También se propuso un modelo de intervención para momentos de confusión en entornos inteligentes de aprendizaje, basado en el modelo desarrollado. Este módulo determina el mejor momento para intervenir y brindar asistencia personalizada al conocimiento del alumno para el problema en cuestión. El estudio contribuye a la comprensión de la dinámica de la confusión académica y resalta la importancia de considerar las emociones y su duración, así como los rasgos de personalidad y el conocimiento previo de los alumnos, al diseñar intervenciones adecuadas en entornos inteligentes de aprendizaje. Identificar el momento oportuno para intervenir cuando un alumno está confundido es esencial para promover un proceso de aprendizaje más efectivo, permitiendo que los educadores adopten enfoques personalizados para satisfacer las necesidades individuales de los estudiantes y facilitar su proceso de aprendizaje.*

**Palabras clave:** *Emociones académicas; Personalidad; Duración de emociones académicas; Frustración; Tiempo de permanencia; Análisis de supervivencia; Sistemas tutores inteligentes; Entornos de aprendizaje inteligentes*

## 1 Introdução

Após um longo período em que a pesquisa educacional se concentrou principalmente na cognição, negligenciando as emoções (Scherer, 2000), houve um aumento significativo no interesse pelo que Scherer chama de "hot cognition", ou seja, as diversas formas como as emoções afetam a cognição, a memória e o julgamento. O autor argumenta que há evidências robustas de que os estados emocionais exercem uma influência substancial no processamento cognitivo de vários tipos, destacando a necessidade de explorar a interação entre cognição e emoção, em vez de separá-las como conceitos não sobrepostos. Nesse contexto, Barbalet (2002) defende que as emoções são essenciais para a própria razão, sendo fundamentais para a adaptação a novos ambientes.

Estudos científicos têm empiricamente demonstrado que as emoções, juntamente com a cognição e a motivação (Snow et al., 1996), desempenham um papel fundamental nas atividades de aprendizagem, seja ao estudar individualmente ou em grupo, participar de exercícios em sala de aula, realizar lições de casa ou fazer testes (Pekrun, 2014). Apoiando a importância das emoções no processo de aprendizagem, Stein e Levine (1990) afirmam que quase todas as experiências de aprendizagem humana ocorrem durante um episódio emocional ou na presença de um estado afetivo (Kort et al., 2001). Além disso, as emoções são geralmente desencadeadas por estímulos externos ou internos, ou qualquer evento que seja significativo para o indivíduo e seu ambiente (Frijda, 1986). Nesse sentido, as emoções podem atuar como indicadores de relevância. Portanto, a indução de emoções durante as atividades de aprendizagem é importante, não apenas para manter os aprendizes engajados, mas também para realçar a relevância da própria aprendizagem.

Pesquisas anteriores têm se concentrado na detecção de emoções básicas e em como elas interagem com a aprendizagem (D'Mello & Calvo, 2013). No entanto, há evidências sugerindo que essas emoções surgem com pouca frequência durante tarefas de aprendizagem complexas, que demandam do estudante inferências, compreensão de causalidade, diagnóstico e resolução de problemas abstratos, bem como demonstração de habilidade para aplicar e transferir conhecimento (D'Mello et al., 2014). Durante tais atividades, estados afetivos como *engajamento*, *tédio*, *frustração* e *confusão* são mais frequentes (Craig et al., 2004). Estes estados são frequentemente alternados pelos estudantes durante as sessões de aprendizagem (D'Mello, Taylor & Graesser, 2012), sendo categorizados como emoções acadêmicas ou centradas na aprendizagem.

A emoção de confusão é um estado afetivo acadêmico que pode ter tanto um efeito benéfico quanto prejudicial para a aprendizagem (Pekrun, 2006), que pode estar relacionado à duração da confusão. Durante as atividades de aprendizagem, a confusão pode intensificar a atenção dos alunos e estimular a busca por conhecimento (D'Mello & Calvo, 2013). Contudo, quando o estado de confusão se prolonga, pode resultar em tédio ou frustração, emoções reconhecidamente prejudiciais ao aprendizado (Graesser & D'Mello, 2011). Portanto, a gestão adequada do tempo que os alunos permanecem no estado de confusão torna-se essencial, devendo considerar aspectos como a personalidade e o conhecimento prévio do aluno (D'Mello et al., 2007). Por exemplo, sabe-se que alunos neuróticos tendem a tolerar menos a confusão prolongada, transitando mais rapidamente que estudantes extrovertidos para emoções negativas quando confuso (Reis et al., 2018). Para efetivar tal gestão, é importante entender como o perfil de personalidade predominante do aluno e seus conhecimentos prévios influenciam a duração da emoção de confusão.

Para auxiliar na regulação emocional dos estudantes, tutores humanos e ambientes, como os

Sistemas Tutores Inteligentes (STI) e de Aprendizagem Baseada em Computador, devem considerar o período em que os aprendizes permanecem em estado de confusão. Ao fornecer *feedback*, motivação e assistência apropriados, os aprendizes podem superar obstáculos persistentes. Essa abordagem pode facilitar uma transição afetiva acadêmica positiva, por exemplo, da confusão para o engajamento (D’Mello et al., 2007), e reduzir a probabilidade de uma transição negativa, como da confusão para o tédio ou a frustração (Graesser & D’Mello, 2011). Essas últimas são prejudiciais e correlacionam-se negativamente com a aprendizagem (D’Mello, Taylor & Graesser, 2012).

Neste estudo, introduzimos um modelo embasado na análise de sobrevivência que visa estimar a persistência da emoção de confusão antes da transição para outras emoções nos estudantes. O modelo incorpora fatores cruciais como os traços de personalidade e o conhecimento prévio do aluno, que têm sido demonstrados como de relevância significativa na duração da confusão, conforme estudos anteriores (Reis et al., 2018). É importante ressaltar que a conexão entre as características de personalidade e a aprendizagem tem sido alvo de estudos desde o século XIX (Raad & Schouwenburg, 1996).

Os dados do modelo proposto foram baseados em dados coletados de estudantes do sétimo ano que utilizaram semanalmente o STI PAT2Math em suas escolas, com o intuito de solucionar problemas algébricos com o suporte de um tutor. A escolha do domínio de aplicação do PAT2Math - equações lineares e quadráticas - foi motivada pela propensão deste tópico em provocar emoções negativas nos alunos, como a frustração (Jaques et al., 2013).

Neste trabalho, apresentamos não apenas um modelo inovador para estimar a duração da confusão em estudantes, mas também uma proposta de um módulo de intervenção que poderia ser integrado em ambientes de aprendizagem inteligentes. Este módulo visa a identificar o momento oportuno para intervir quando um aluno está confuso. Isso é de suma importância, pois a confusão, embora possa parecer contraproducente à primeira vista, tem o potencial de catalisar o aprendizado se regulada.

Ao encontrar obstáculos em um tópico de estudo, o aluno é incentivado a empregar e desenvolver mais profundamente recursos cognitivos para superar essa confusão. Este processo de navegação através da confusão e eventual superação do obstáculo muitas vezes resulta em uma compreensão mais aprofundada do material e, portanto, uma aprendizagem mais robusta. A confusão, nesse sentido, serve como um gatilho para o envolvimento ativo e o esforço deliberado do aluno para resolver a discrepância cognitiva, levando a uma compreensão mais sólida.

No entanto, há uma linha tênue entre a confusão produtiva e a frustração prejudicial. Quando a confusão persiste sem resolução, ela pode levar à frustração, ao desânimo e a outras emoções negativas que são notoriamente prejudiciais ao processo de aprendizagem. Assim, é imperativo identificar esse ponto de virada e intervir apropriadamente para evitar a transição da confusão produtiva para emoções acadêmicas negativas.

O módulo de intervenção que propomos neste trabalho tem a capacidade de discernir esse momento crítico para sugerir uma intervenção baseada em conteúdo. Isso pode ser realizado ajustando o ritmo, fornecendo dicas ou ilustrando o conceito com exemplos diferentes, entre outras estratégias. Assim, o objetivo é proporcionar uma experiência de aprendizado mais personalizada e eficaz, promovendo o engajamento do aluno e prevenindo transições para estados emocionais negativos que possam comprometer o processo de aprendizado.

## 2 Emoções e Aprendizagem

Dada a relevância das emoções no processo de aprendizagem, uma indagação fundamental se impõe: quais emoções emergem quando os alunos se engajam em atividades acadêmicas, seja durante as aulas, durante os estudos individuais ou no decorrer de testes e exames? Esta inquietação foi primeiramente articulada no estudo pioneiro de Pekrun et al. (2002), que estabeleceu a conceituação de 'emoção acadêmica'. Esta terminologia se refere ao amplo espectro de experiências emocionais que os alunos podem vivenciar no contexto de ensino-aprendizagem (Muramatsu et al., 2016; Tan et al., 2021).

O papel fundamental das emoções acadêmicas na aprendizagem é sublinhado por Tan et al. (2021). Uma multiplicidade de estudos demonstrou que emoções acadêmicas positivas podem potencializar a cognição dos alunos (Pekrun, 2006; Pekrun et al., 2002). Adicionalmente, ambientes de aprendizagem mediados por computador, como os STIs, têm a capacidade de suscitar emoções acadêmicas positivas, impulsionando, assim, o processo de aprendizagem (Plass et al., 2014; Tan et al., 2021; Um et al., 2012). Quando vivenciadas durante a aprendizagem, as emoções positivas podem instantaneamente acentuar a atenção, motivação e disposição dos estudantes para aprender (D'Mello, Olney et al., 2012; Dweck, 2000; Pekrun et al., 2002). Em contrapartida, emoções negativas podem causar impactos contraproducentes, incluindo o risco de desencadear sentimentos duradouros de vergonha ou inadequação, fazendo com que os alunos se sintam incapazes de compreender determinados conteúdos (Dweck, 2000; Turner & Schallert, 2001).

As quatro emoções acadêmicas que serão abordadas neste trabalho e sua relevância para o processo de aprendizagem são:

- **Confusão:** De acordo com o modelo de desequilíbrio cognitivo, a confusão tende a surgir quando existe uma discrepância entre o conhecimento prévio do estudante e o conhecimento requerido para resolver a atividade que desencadeou o episódio de confusão (Graesser & Olde, 2003). Esta emoção não deve ser evitada durante a aprendizagem, pois pode motivar os alunos a buscar o conhecimento necessário para preencher as lacunas existentes. Contudo, deve ser monitorada cuidadosamente, uma vez que períodos prolongados de confusão podem levar a transições afetivas para emoções acadêmicas negativas, como o tédio ou a frustração (D'Mello et al., 2014; Reis et al., 2018). Dada a sua ambivalência nos ambientes educacionais, sendo capaz de tanto beneficiar quanto prejudicar a aprendizagem, a confusão é considerada a principal emoção acadêmica em análise neste estudo.
- **Engajamento:** Esta emoção acadêmica induz concentração, foco e participação ativa (Baker et al., 2010). No plano físico, o estado de engajamento é associado ao nível de atenção mental e foco do estudante, enquanto no plano psicológico, está comumente ligado à motivação (Chaouachi & Frasson, 2012).
- **Frustração:** Identificada como uma emoção acadêmica puramente negativa, a frustração é altamente prejudicial para o aprendizado (Baker et al., 2010). Segundo a teoria de *appraisal* OCC (Ortony et al., 1990), a frustração ocorre quando o resultado desejado não é atingido, como, por exemplo, quando um aluno espera avançar em seus exercícios, mas falha consistentemente. Os efeitos da frustração podem ser duradouros e difíceis de serem revertidos (Baker et al., 2010; McQuiggan et al., 2007).

- **Tédio:** Menos intenso que a frustração, o tédio, enquanto emoção acadêmica, está correlacionado com uma diminuição na autorregulação e estratégias cognitivas para aprendizado, resultando em um aumento no desengajamento (Malekzadeh et al., 2015). Conforme Pekrun et al. (2010), o tédio é causado pela percepção subjetiva do aluno de que uma atividade específica é desprovida de valor e significância.

Uma particularidade das emoções acadêmicas é a necessidade de um *foco no objeto* (Pekrun, 2006). Por exemplo, em um ambiente de *e-learning*, materiais de aprendizado, como testes de múltipla escolha, podem ser considerados como "objetos de foco" (Muramatsu et al., 2016). Com base no objeto de foco, podemos classificar as emoções acadêmicas em dois tipos distintos.

As Emoções de Atividade, nas quais o foco do aluno está na atividade em si e não em seus resultados, envolvem emoções diretamente relacionadas à tarefa em questão, como estudar ou realizar um teste (Csikszentmihalyi, 2000). Exemplos de emoções acadêmicas típicas desse tipo são o *engajamento* e a *frustração*.

Já as Emoções de Resultado referem-se aos resultados das atividades realizadas (Pekrun, 2006). Esse tipo de emoção pode ser subdividido em emoções antecipatórias, como *ansiedade* e *esperança*, e emoções retrospectivas, como *orgulho* e *vergonha*.

Embora não exista um quadro abrangente que trate de todas as possíveis transições entre estados afetivos, o modelo de *desequilíbrio cognitivo* (Graesser & Olde, 2003; Piaget & Cook, 1952) tem sido empregado de maneira bem-sucedida para fornecer previsões sobre mudanças prováveis. De acordo com este modelo, a compreensão aprofundada de tarefas de aprendizagem complexas é geralmente obtida quando os aprendizes se deparam com contradições, perturbações, obstáculos aos seus objetivos ou quando não conseguem corresponder às suas próprias expectativas. Estas circunstâncias são frequentemente observadas durante o estado de confusão e suas transições prováveis, incitando a deliberação intencional do aluno para tentar reestabelecer o equilíbrio cognitivo (Kort et al., 2001).

### 3 Trabalhos Relacionados

O objetivo desta seção é trazer à tona uma revisão de trabalhos acadêmicos que contemplam aspectos tais como: características pessoais dos estudantes, conhecimento prévio, movimentos afetivos e a duração de emoções particulares em contextos de aprendizado digital. Para cumprir essa meta, realizamos uma busca criteriosa nas plataformas de dados da ACM, IEEE, Springer, Scopus e Science Direct, empregando variações de termos chave, tanto em português quanto em inglês, incluindo *sistemas tutores inteligentes*, *tempo de permanência*, *emoções acadêmicas*, *dinâmica de afeto*, *personalidade* e *conhecimento prévio*. A partir de um grupo inicial de 640 trabalhos, descartamos 70 por serem repetidos e mais oito por não estarem redigidos em inglês ou português. Com isso, procedemos à análise do título, resumo e palavras-chave dos 562 artigos restantes, selecionando os cinco mais relevantes para a discussão nesta seção.

O estudo conduzido por D'Mello, Taylor e Graesser (2012), referido como **Artigo #1**<sup>1</sup>, é notório por ser um dos primeiros a utilizar um STI para rastrear e registrar mudanças de estados

<sup>1</sup>Número usado para identificar o artigo na Tabela 1.

emocionais durante atividades complexas de aprendizado. O STI AutoTutor foi aplicado com estudantes universitários ( $n=28$ ), tendo suas expressões faciais e interações gravadas durante uma sessão de 32 minutos respondendo a perguntas desafiadoras sobre hardware, internet e sistemas operacionais. Após a sessão, as gravações foram revisadas pelos próprios alunos e por anotadores de afeto treinados, para catalogar as emoções percebidas em intervalos de 20 segundos. Os autores, na etapa de análise, usaram técnicas de inferência Bayesiana para modelar as transições mais prováveis entre emoções acadêmicas, confirmaram suas premissas iniciais acerca das transições mais prováveis a partir do estado de confusão: frustração e engajamento.

D’Mello e Graesser (2012) (**Artigo #2**), centraram seus esforços na análise de mudanças entre diversas emoções durante tarefas de aprendizagem de alta complexidade, culminando na concepção do modelo de dinâmica do afeto. Com o objetivo de obter percepções sobre as prováveis transições emocionais dos alunos, os pesquisadores realizaram dois estudos nos quais os participantes concluíram uma sessão de 32 a 35 minutos no AutoTutor, fornecendo auto-avaliações em 100 momentos distintos durante a sessão de tutoria. Tais resultados serviram para iluminar o entendimento do curso emocional dos alunos durante o processo de aprendizado e o valor de manipular adequadamente situações de impasse e desequilíbrios cognitivos nos STIs.

Eagle e Barnes (2014) (**Artigo #3**) lançaram um estudo para determinar se um STI, fornecendo *feedback* automático, poderia prolongar a duração do uso do sistema pelos estudantes. Utilizaram duas versões do Deep Thought STI, um tutor de lógica proposicional. A versão experimental (VE) deste STI disponibiliza dicas e *feedback* automáticos aos estudantes conforme eles progredem, enquanto a versão regular (RV) fornece *feedback* apenas ao término de cada atividade. Na implementação do experimento, 105 estudantes usaram a VE e 98 usaram a RV. As técnicas de análise de sobrevivência foram aplicadas para modelar a duração da permanência dos estudantes no STI. Entre as variáveis consideradas estavam o desempenho dos alunos no STI, o tempo necessário para completar cada problema e se o aluno estava usando a VE ou RV. A análise dos resultados indicou uma diferença significativa entre as curvas de sobrevivência dos grupos, com o grupo VE ficando no STI por mais três minutos.

No **Artigo #4**, Di Leo et al. (2019) buscaram entender o impacto das mudanças entre emoções acadêmicas durante o aprendizado complexo. Eles conduziram três experimentos diferentes com alunos do ensino fundamental (5<sup>a</sup> e 6<sup>a</sup> séries) resolvendo problemas de matemática. Durante esses experimentos, os alunos foram solicitados a verbalizar as emoções que estavam experimentando em momentos específicos para subsequente análise. Após essa análise, os autores determinaram que alunos frustrados tendem a migrar para outras emoções negativas (ou seja, tédio, ansiedade, frustração) com frequência. Foi também evidenciado que, uma vez no estado de confusão, os aprendizes tendem mais frequentemente para emoções negativas, reforçando o modelo de dinâmica do afeto (D’Mello & Graesser, 2012).

Finalmente, Reis et al. (2018) (**Artigo #5**) se dedicaram a explorar a relação entre o conhecimento prévio em álgebra e os traços de personalidade predominantes na duração da confusão dos alunos, antes de fazer a transição para a frustração. O estudo envolveu 30 participantes e teve uma duração total de 90 minutos. Durante a resolução de uma série de problemas de álgebra em uma ferramenta de computação, os rostos dos alunos foram filmados. Essas filmagens foram posteriormente revistas por dois codificadores que anotaram manualmente os momentos de início e término de cada expressão emocional relevante. Para quantificar a duração aproximada da confusão nos alunos, os autores recorreram à análise de sobrevivência. Os resultados sugerem que tanto

o conhecimento prévio de álgebra quanto os traços de personalidade desempenham um papel na duração da confusão antes de a transição ocorrer para a frustração ou o tédio. Adicionalmente, observou-se que alunos com características predominantes de neuroticismo e baixa pontuação no conhecimento prévio tendem a permanecer em estado de confusão por períodos mais curtos, transitando assim mais rapidamente para emoções negativas.

Tabela 1: Distinções entre o trabalho proposto e seus relacionados..

#	Experimentação:		Investigou:	Considerou:	
	Contexto	Participantes	Tempo de Permanência	Personal.	Conhec. prev.
1	Universidade	28	Não	Não	Não
2	Universidade	28	Não	Não	Não
3	Universidade	25	Não	<b>Sim</b>	Não
4	Universidade	203	<b>Sim</b>	Não	<b>Sim</b>
5	<b>Fundamental</b>	32	<b>Sim</b>	Não	Não
*	<b>Fundamental</b>	25	<b>Sim</b>	<b>Sim</b>	<b>Sim</b>

As diferenças fundamentais entre este estudo e os trabalhos anteriores são detalhadas na Tabela 1 (a pesquisa atual é indicada com um asterisco na coluna #). Este trabalho, que expande a pesquisa de (Reis et al., 2018) e se baseia em dados coletados de (Morais, 2018), tem como objetivo investigar se os traços de personalidade predominantes e o conhecimento prévio dos alunos influenciam a sua capacidade de permanecer em estado de confusão. As três principais contribuições deste estudo incluem: (i) A inclusão do traço de personalidade de amabilidade, elevando para três o número total de traços de personalidade analisados; (ii) O conhecimento prévio de cada aluno foi derivado das suas interações anteriores com o STI, com o uso da técnica de *Bayesian Knowledge Tracing* (BKT) para inferir seu domínio dos componentes do conhecimento; (iii) O uso de técnicas de análise de sobrevivência semi-paramétricas, que permitem modelar covariáveis (personalidade e conhecimento prévio) sem a necessidade de fazer suposições sobre a distribuição dos dados.

## 4 Método

Este trabalho se concentra no desenvolvimento de um modelo estatístico capaz de avaliar a duração da emoção acadêmica de confusão entre os estudantes, tendo em vista os diversos traços de personalidade e o conhecimento prévio em álgebra. A motivação para esse foco decorre da compreensão de que a confusão, enquanto emoção acadêmica, possui uma correlação positiva com a aprendizagem. Entretanto, se o aluno permanece confuso por períodos excessivamente longos, essa emoção pode ter um impacto prejudicial (Craig et al., 2004; D’Mello et al., 2007).

O modelo de aprendiz proposto tem a intenção de auxiliar o STI na identificação e resposta apropriada para alunos que estão se aproximando de seus limites de tolerância à confusão. Isso é fundamental para evitar a possibilidade de transições para emoções acadêmicas estritamente negativas.

Esse modelo tem potencial para trazer benefícios significativos para a eficácia dos STIs. Compreender o momento exato para intervir, baseado na duração da confusão, permitirá ao tutor oferecer assistência adequada no momento certo, de maneira personalizada. Isso pode significar

uma resolução mais eficaz de impasses cognitivos e uma melhoria na experiência de aprendizado como um todo.

Além disso, ao ser capaz de prever quando um aluno está se aproximando de seu limite de tolerância à confusão, o STI pode intervir proativamente, evitando a evolução para emoções negativas como frustração ou tédio. Isso, por sua vez, pode reduzir o risco de desengajamento do aluno, promovendo uma maior persistência e, em última análise, melhores resultados de aprendizado. Assim, esse modelo, quando integrado a um STI, pode ser uma ferramenta poderosa para otimizar a eficácia dos STIs e melhorar a experiência de aprendizado dos alunos.

No desenvolvimento deste modelo, recorremos a uma série de técnicas específicas de análise de sobrevivência, a saber:

- O Modelo de Riscos Proporcionais de Cox Multivariado (Cox, 1972) foi empregado para investigar a influência dos traços de personalidade e do conhecimento prévio do estudante no tempo que este permanece em um estado de confusão.
- Para comparar as curvas de sobrevivência de diferentes categorias de alunos, foram utilizadas as técnicas de Teste *Logrank* e o método de Riscos Proporcionais de Cox (Colosimo & Giolo, 2006; Cox, 1972).
- A geração das curvas de sobrevivência, bem como a determinação dos tempos de tolerância limite e mediano na confusão, antes de evoluir para emoções positivas ou negativas, foram realizadas utilizando o método de Kaplan-Meier (Kaplan & Meier, 1958).

## 4.1 Coleta de dados

A coleta de dados deste estudo foi conduzida por (Morais, 2018) utilizando o ambiente inteligente de aprendizagem denominado PAT2Math. Este Sistema Tutor Inteligente online auxilia os estudantes na resolução de equações algébricas de primeiro e segundo graus, provendo orientações personalizadas e *feedback* a cada etapa do procedimento de resolução das equações (Kautzmann, 2014).

Os dados analisados foram adquiridos de 30 estudantes (16 meninas e 14 meninos, com idades entre 12 e 13 anos) de duas turmas do sétimo ano de uma instituição privada de ensino situada na região sul do Brasil. No entanto, como o presente trabalho está exclusivamente interessado em estudantes que exibem os traços de personalidade dominantes de amabilidade, extroversão e neuroticismo, apenas 25 dos 30 participantes originais do estudo de Moraes (2018) foram levados em consideração. Os estudantes utilizaram o STI PAT2Math em dez sessões distintas, cada uma com uma duração média de 40 minutos. Durante estas sessões, tanto os rostos dos estudantes quanto as telas de seus dispositivos foram gravados para posteriores análises e rotulação das emoções apresentadas.

### 4.1.1 Personalidade dos alunos

Ao término da última sessão, os estudantes preencheram um instrumento de avaliação da personalidade. Este questionário foi formulado com base na teoria dos cinco grandes fatores (Goldberg, 1981; McCrae & Costa, 1983) e foi validado para o contexto brasileiro por Barbosa (2009) em sua

pesquisa de doutorado. A ferramenta consiste em 20 itens respondidos em uma escala Likert que varia de 1 a 5, onde 1 indica total desacordo e 5, concordância absoluta com a afirmação. Os itens visam explorar a autopercepção dos participantes, por exemplo, o quão meticulosos se consideram, ou o grau de facilidade com que se sentem ansiosos ou tímidos. Há quatro itens associados a cada um dos cinco fatores de personalidade, sendo o traço dominante identificado através da soma dos valores assinalados pelo participante. Portanto, estudantes com uma pontuação próxima de 20 em questões relacionadas a um traço de personalidade específico eram associados a este traço, enquanto pontuações próximas a 4 indicavam uma presença mínima do traço no participante.

No presente estudo, enfocamos os traços de personalidade de neuroticismo, extroversão e amabilidade, dada a influência significativa desses traços no desempenho acadêmico dos alunos (D’Mello & Calvo, 2013; Reis et al., 2021; Reis et al., 2017, 2018). Destacamos que apenas cinco alunos que participaram das sessões apresentaram os traços de personalidade dominantes não considerados no estudo (abertura e conscienciosidade).

#### 4.1.2 *Rótulos de Emoções*

Conforme descrito anteriormente, os dados analisados neste estudo foram coletados de 25 alunos enquanto interagem com o Sistema Tutor Inteligente PAT2Math, ao longo de dez sessões individuais. Cada sessão teve uma duração média de 40 minutos. Durante esses períodos, as expressões faciais e atividades na tela dos alunos foram registradas para subsequente análise e classificação das emoções manifestadas.

Para identificar as emoções dos alunos, utilizamos como referência o protocolo EmAP-ML (Morais, 2018). Este protocolo estabelece critérios para treinar e avaliar os codificadores humanos, permitindo que eles etiquetem as emoções apenas quando alcançam um coeficiente Kappa de Cohen de 0,6 ou mais. Seguindo essas diretrizes, cada codificador foca na análise das emoções e comportamentos de um único aluno de cada vez, monitorando as variações emocionais em intervalos de cinco segundos. Vale ressaltar que é possível registrar múltiplas emoções em um único intervalo, se observada tal necessidade. Três codificadores foram treinados de acordo com esses critérios e posteriormente encarregados de analisar e etiquetar as emoções dos alunos participantes deste estudo.

#### 4.1.3 *Conhecimento do Aluno*

Para estimar a competência inicial de cada aluno em álgebra, foi implementado e empregado um modelo baseado na *Bayesian Knowledge Tracing* (BKT), usando dados específicos do aluno e do módulo do domínio do sistema PAT2Math. Foram recolhidos dados relacionados às equações solucionadas pelos alunos, a quantidade de etapas corretas e incorretas, o número de respostas certas e erradas, o número de dicas solicitadas, e os componentes de conhecimento exercitados pelos alunos. Estes componentes de conhecimento incluíam adição, subtração, mínimo múltiplo comum, operação inversa e propriedade distributiva, entre outros. Para cada equação tratada pelo sistema PAT2Math, foram inferidos o número de passos (operações algébricas) necessários para a sua resolução.

Com base nessas informações, foram calculados vários indicadores para cada aluno, tais como o número de etapas e equações corretas, a quantidade de acertos nos últimos cinco segun-

dos (conforme a janela de tempo utilizada pelo protocolo de anotação de emoções, EmAP-ML), e o número total de operações respondidas corretamente, para cada componente de conhecimento. Estes cálculos também foram feitos para as etapas, equações e operações respondidas de maneira incorreta pelos alunos. Ao fim desse processo, foram gerados 2099 rótulos de emoções, identificando a presença ou ausência de cada uma das quatro emoções consideradas: confusão, engajamento, frustração e tédio.

Aplicando a técnica BKT aos dados de conhecimento dos alunos, resultou em uma matriz de  $25 \times 10$ , que representa, para cada um dos 25 alunos, a probabilidade estimada de domínio de cada um dos 10 componentes de conhecimento<sup>2</sup>. Estas probabilidades variaram entre 0,5922 e 0,8126. Para finalizar, utilizou-se o método de *Median-Split* na matriz resultante, devido à preferência de alguns métodos de análise de sobrevivência por valores discretos (Iacobucci et al., 2015). Com a aplicação do método *Median-Split*, os alunos foram divididos em dois grupos: o grupo k0, composto por 13 alunos com probabilidades de conhecimento prévio no intervalo de 0,5922 a 0,7477, e o grupo k1, contendo os 12 alunos restantes, com probabilidades de conhecimento prévio no intervalo de 0,7487 a 0,8126.

## 4.2 Análise de Sobrevivência e Modelagem

A modelagem estatística por meio da análise de sobrevivência é uma ferramenta poderosa quando há interesse em analisar o tempo de sobrevivência  $T$ , também conhecido como tempo de permanência, dos indivíduos de uma amostra, considerando um período de tempo  $t$ . Além disso, técnicas multivariadas, como os Riscos Proporcionais de Cox, permitem entender como as diferentes covariáveis,  $x_1 \dots x_p$ , impactam o tempo de sobrevivência (Saccaro et al., 2019), evidenciando as conexões, semelhanças, e diferenças que essas variáveis têm no modelo. Em linhas gerais, o evento  $\delta_i$  que interessa a este estudo é o tempo de permanência do aluno  $t$  em confusão, antes de transitar para outras emoções acadêmicas. O período  $t$  é igual a cinco minutos, que é a quantidade de tempo que a sessão de cada aluno foi anotada. As covariáveis de interesse são os traços de personalidade de cada aluno e o conhecimento prévio de álgebra.

Os coeficientes estatísticos apresentados na Tabela 2 fornecem informações sobre o impacto de cada covariável no modelo. O teste de *Logrank* demonstra que há diferenças significativas entre as curvas de sobrevivência dos grupos considerados no modelo, com um valor de  $p < 0,00001$ . Para compreender o impacto dos coeficientes nas curvas de sobrevivência, é selecionado um valor de referência para cada covariável. Neste estudo, os valores de referência são aqueles com a menor variância na função de sobrevivência ( $S(t)$ ). O coeficiente de regressão indica o risco de ocorrência de um evento em relação ao valor de referência para cada covariável, sendo que valores positivos representam maior probabilidade de ocorrência do evento, enquanto valores negativos indicam maior probabilidade de sobrevivência. Por exemplo, tanto os alunos com personalidades extrovertidas quanto os alunos com personalidades amáveis têm maior probabilidade de transitar mais rapidamente da confusão para outras emoções acadêmicas em comparação aos alunos com traços de personalidade neuróticos. Além disso, os alunos do grupo com maior conhecimento prévio em álgebra (k1) tendem a permanecer mais tempo na confusão do que os alunos do grupo

<sup>2</sup>Os 10 componentes de conhecimento do PAT2Math considerados no trabalho são: adição, subtração, adição de frações, subtração de frações, propriedade distributiva, divisão, multiplicação, multiplicação de frações, mínimo múltiplo comum, operação inversa e simplificação.

com menor conhecimento prévio (**k0**).

Por fim, os testes-Z e os valores de *p* são utilizados para avaliar se o coeficiente  $\beta$  de uma covariável específica é estatisticamente significativo em relação a zero, indicando sua contribuição para o ajuste geral do modelo (Kassambara, 2016).

Tabela 2: Coeficientes do modelo de permanência em confusão dos alunos..

	Neuroticismo*	Extroversão	Amabilidade	k0*	k1
<b>Coef. Regr.</b>	1	0,6952	0,3441	1	-0,2236
<b>Teste-Z</b>	-	5.531	0.347	-	-2.510
<b>p-value</b>	-	< 0,00001	0,0005	-	0,0120

Teste Logrank  $p - value < 0.00001$ . (\*) Valor de referência.

A Figura 1 apresenta a representação gráfica do modelo de duração da confusão dos alunos, obtido por meio da aplicação do método de Riscos Proporcionais de Cox e plotado utilizando a técnica de Kaplan-Meier. No gráfico, as linhas tracejadas indicam o tempo médio de permanência na confusão para cada grupo. Os resultados mostram que os alunos com traço dominante de neuroticismo têm um tempo médio de permanência de 42 segundos na confusão, enquanto os alunos com traço de amabilidade apresentam um tempo médio de 17 segundos. Já os alunos extrovertidos têm o menor tempo médio de permanência na confusão, com apenas 10 segundos. Esses resultados destacam a influência dos traços de personalidade na duração da confusão dos alunos.

## 5 Resultados e Discussões

A análise do modelo, representado na Figura 2 e com base nos coeficientes estatísticos da Tabela 2, revela diferenças significativas nas curvas de sobrevivência para cada combinação de traços de personalidade dominantes e grupo de conhecimento dos alunos. Os resultados indicam que estudantes com traços de personalidade **neuróticos** apresentam um tempo mais longo de permanência na confusão antes de transitar para outras emoções acadêmicas. No grupo com menos conhecimento prévio de álgebra (**k0**), o tempo limite é de 40 segundos, enquanto no grupo com maior conhecimento prévio (**k1**), o tempo limite é de 48 segundos.

Esses resultados diferem dos encontrados no estudo de (Reis et al., 2018), onde alunos neuróticos mostraram um tempo de permanência menor em comparação com alunos extrovertidos do mesmo grupo de conhecimento. Essa diferença pode ser explicada pela relação entre neuroticismo e ansiedade, que, em altos níveis, prejudica a aprendizagem, mas em níveis mais baixos, pode estimular o engajamento dos alunos com a tarefa (Ciorbea & Pasarica, 2013; Poropat, 2011). Além disso, as pontuações de conhecimento nos grupos **k0** e **k1** são semelhantes, o que também pode contribuir para a pequena diferença de tempo de permanência observada entre os dois grupos.

Os alunos com personalidade **extrovertida** apresentam a menor duração de confusão, com um tempo limite de 6 segundos para alunos em **k0** e 24 segundos para alunos em **k1**. Esses resultados podem ser atribuídos à propensão dessa personalidade a afetos positivos, como o engajamento (Shanahan, Hill et al., 2014), e às características associadas à extroversão, como confiança e raciocínio rápido em ambientes acadêmicos (Nussbaum, 2002; Nussbaum & Bendixen, 2003;

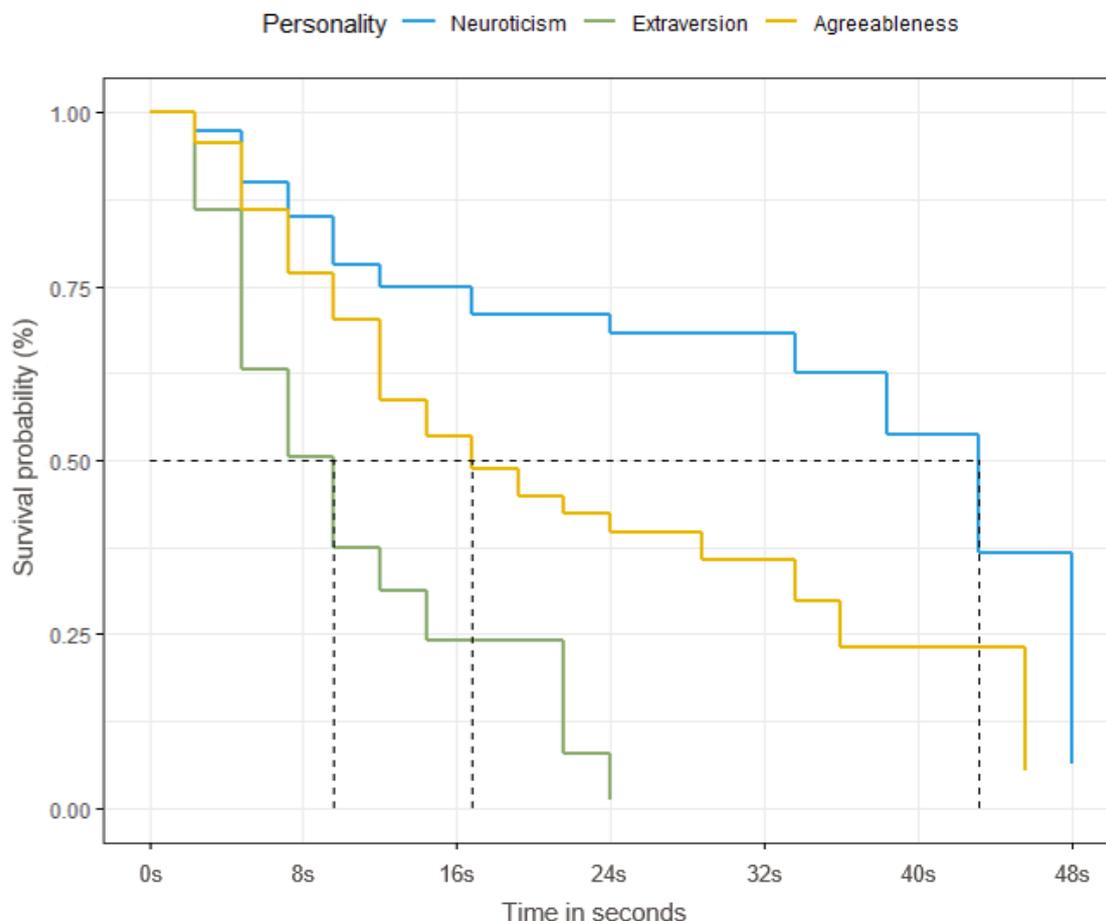


Figura 1: Representação do modelo de tempo de permanência em confusão..

Poropat, 2009). É plausível inferir que esses alunos tenham respondido rapidamente às questões, dada a sua natureza interativa e envolvente, especialmente em ambientes de aprendizagem não convencionais, como o STI PAT2Math (Murphy et al., 2020; Schmeck & Lockhart, 1983).

A personalidade **amável** demonstra ter o menor impacto no tempo de permanência em confusão, independentemente do conhecimento prévio do aluno. O tempo médio de permanência é de 8 segundos para ambos os grupos, com um tempo limite de 45 segundos para alunos em **k0** e 36 segundos para alunos em **k1**. Esses resultados corroboram a associação entre o traço de amabilidade e alta adaptabilidade ao ambiente (Thoresen et al., 2004), assim como a consistência no desempenho acadêmico desses indivíduos (Shanahan, Bauldry et al., 2014; Vedel & Poropat, 2017). O conhecimento prévio demonstra ter um impacto limitado no tempo de permanência dos alunos com traço de amabilidade.

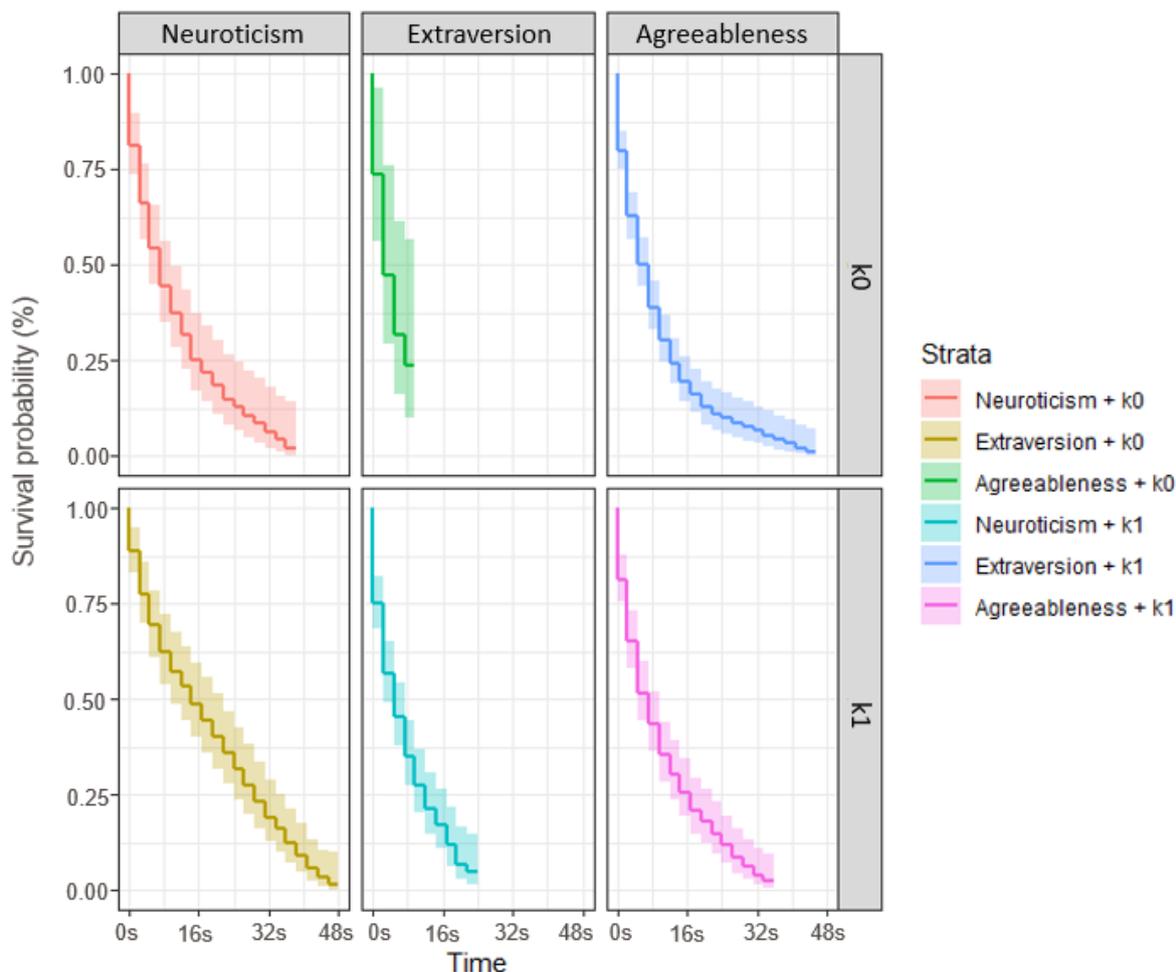


Figura 2: Taxa de risco do modelo de tempo de permanência do aluno em confusão..

## 6 Módulo para intervenção baseada na duração da confusão

O modelo proposto foi implementado e plotado utilizando a linguagem de programação R, na versão 4.2.1. Essa linguagem foi escolhida por ser especificamente voltada para computação estatística, além de ser gratuita para download<sup>3</sup> e uso sob a licença GNU *General Public License*. O principal pacote utilizado para as tarefas de análise de sobrevivência, como teste de hipótese e modelagem, é o pacote *survival*, criado por Therneau e Lumley, 2013 e validado pela equipe do R-Project, fazendo parte da biblioteca central da linguagem. Todos os gráficos foram gerados utilizando o pacote *survminer*, desenvolvido por Kassambara, 2016.

O modelo gerado é essencialmente um objeto, que pode ser integrado e consultado em tempo real pelo módulo do aluno do PAT2Math. Duas categorias de métodos são fornecidas: (1) métodos reativos e (2) métodos ativos. Os **métodos reativos** são invocados apenas após ações específicas realizadas pelo aluno no módulo de interface do usuário, como é o caso do método *recalculatePrevKnowledge*, cujo pseudocódigo está descrito no Código 1. O método *recalculate-*

<sup>3</sup>Disponível para download em [www.r-project.org](http://www.r-project.org).

*PrevKnowledge* é invocado após um aluno concluir sua sessão no PAT2Math ITS. O método espera dois parâmetros: o identificador do aluno e uma matriz  $n \times 2$  contendo o nome do componente de conhecimento, em português, e o novo valor correspondente ao domínio desse componente pelo aluno, obtido por meio da implementação do BKT (Seção 4.1.3). A matriz pode ter no máximo dez linhas, sendo uma para cada um dos dez componentes de conhecimento.

```

Algoritmo "recalculatePrevKnowledge"
var
    inteiro: i
    inteiro: id_aluno
    inteiro: m_componentes[10][2]
inicio
    i <- 1
    enquanto (i <= 10) faça
        se (exe_usou_comp(m_componentes[i][2]) = VERDADEIRO)
            m_componentes[i][2] <- calculate_bkt(id_aluno, m_componentes[i][2])
        fim-se
    fim-enquanto
fim-algoritmo

```

Código 1: Pseudocódigo do método *recalculatePrevKnowledge*.

Os **métodos ativos** são acionados autonomamente, gerando um sinal lógico (*flag*) que pode ser lido pelo STI, para que ele se adapte e reaja de acordo com as regras especificadas pelo desenvolvedor do STI. Todos os métodos ativos são específicos da sessão, acionando em momentos diferentes com base no traço de personalidade do usuário ativo e no conhecimento prévio. Como são baseados em tempo e interessados no tempo de permanência dos alunos na confusão, o contador dos métodos é redefinido após a transição do aluno para outra emoção além da confusão e é reiniciado sempre que ele ou ela experimenta um novo episódio de confusão. São eles:

- *confusionThresReached*: É acionado quando o aluno em sessão está alcançando seu tempo limite de permanência na confusão durante um exercício ou etapa.
- *confusionMedReached*: É acionado quando o aluno em sessão está alcançando seu tempo médio de permanência na confusão durante um exercício ou etapa.
- *confusionMedPosTransReached*: É acionado quando o aluno está alcançando seu tempo médio de permanência na confusão, antes de fazer a transição para uma emoção acadêmica positiva.
- *confusionThresPosTransReached*: É acionado quando o aluno está alcançando seu tempo limite de permanência na confusão, antes de fazer a transição para uma emoção acadêmica positiva.
- *confusionMedNegTransReached*: É acionado quando o aluno está alcançando seu tempo médio de permanência na confusão, antes de fazer a transição para uma emoção acadêmica negativa.
- *confusionThresNegTransReached*: É acionado quando o aluno está alcançando seu tempo limite de permanência na confusão, antes de fazer a transição para uma emoção acadêmica negativa.

Os métodos ativos se diferenciam dos reativos por não dependerem de uma ação do sistema para serem invocados. Tais métodos permanecem no segundo plano da aplicação, de forma assíncrona, monitorando o estado atual do estudante e a duração deste estado. Assim, o método é capaz de alertar o STI através de um sinal lógico caso o estado afetivo em foco se aproxime de algum evento de interesse, como por exemplo, sinalizando que um aluno que se encontra confuso está se aproximando do seu tempo máximo de tolerância à confusão, e logo se tornará susceptível ao tédio ou frustração. No Código 2, fornecemos o pseudocódigo para o método *confusionThresReached*.

```
Algoritmo "confusionThresReached"
var
    inteiro: id_aluno
    inteiro: id_exercicio_atual
    real: tempo_limite
    real: tempo_estado_atual
inicio
    repita
        tempo_estado_atual += 1
    ate
        tempo_estado_atual = tempo_limite
    escreva("O aluno atingiu a duração máxima da confusão tolerável!")
    prover_dicas(id_exercicio_atual)
fim-algoritmo
```

Código 2: Pseudocódigo do método *confusionThresReached*.

A inexistência de um método para definir um novo valor para a personalidade do aluno é justificada pela literatura, com vários estudos mostrando que os traços de personalidade, uma vez formados na infância, permanecem consistentes ao longo da vida (Eysenck, 2017; Feltz & Cokely, 2012; Shi et al., 2018).

## 7 Ameaças à Validade

Durante o desenvolvimento deste trabalho, foram observadas três principais ameaças à validade:

- **Tamanho da amostra e contexto social:** O tamanho da amostra utilizada, com apenas 25 estudantes, pode representar uma possível ameaça à representatividade do modelo. Outra possível ameaça à validade é o fato de todos os alunos do conjunto de dados serem provenientes da mesma escola particular, com contextos sociais semelhantes, sendo predominantemente brancos e com idades entre 12 e 13 anos. Portanto, espera-se que os modelos funcionem bem dentro dessa população específica, mas possam ter uma generalização limitada fora desse contexto específico.
- **Conhecimento prévio:** Como todos os alunos são do sétimo ano da mesma escola, o conhecimento prévio de álgebra estava bem equilibrado, com um desvio padrão de  $\sigma = 0.06$ , o que pode impactar a significância da covariável do conhecimento prévio nos modelos.
- **Viés interpessoal:** Os codificadores humanos do protocolo EmAP-ML foram treinados e alcançaram um bom nível de concordância ao rotular as emoções percebidas dos alunos nos vídeos gravados. No entanto, devido à natureza intrínseca e subjetiva do viés interpessoal, a precisão das etiquetas pode ter sido ligeiramente impactada.

## 8 Conclusões

As emoções desempenham um papel no processo de aprendizagem (Pekrun et al., 2002). As emoções acadêmicas, que são experienciadas pelos alunos em ambientes educacionais, podem ter efeitos diferentes na aprendizagem. Emoções positivas, como o engajamento, estão correlacionadas positivamente com a aprendizagem, enquanto emoções negativas, como a frustração ou o tédio, podem prejudicar a motivação e o desejo de aprender, levando a efeitos duradouros, como a síndrome do impostor. A emoção acadêmica da confusão está em uma posição intermediária, podendo tanto melhorar quanto dificultar a aprendizagem. A confusão moderada pode estimular os alunos a buscar conhecimento e aumentar seu foco, mas uma confusão prolongada pode levar à frustração ou ao tédio.

Os tutores humanos são treinados para lidar efetivamente com alunos que possuem diferentes personalidades e estilos de aprendizagem, além de serem capazes de detectar pistas emocionais e identificar lacunas no conhecimento do aluno (VanLehn, 2006). Portanto, para que os STIs alcancem um nível de eficácia equivalente ou superior ao dos tutores humanos, é essencial considerar aspectos de personalidade e possíveis lacunas no conhecimento do aluno (conhecimento prévio), auxiliando na regulação das emoções do estudante. Embora existam estudos que tentam modelar o tempo de permanência dos alunos em emoções acadêmicas específicas, muitos deles apresentam lacunas que foram abordadas neste trabalho: (i) experimentos realizados apenas com adultos, (ii) consideração limitada de traços de personalidade, (iii) falta de consideração do conhecimento prévio do aluno e (iv) falta de uso de um protocolo validado para rotular as emoções dos alunos.

Para preencher essas lacunas, este estudo teve como objetivo analisar se os traços de personalidade dominantes e o conhecimento prévio de álgebra de 25 estudantes do ensino fundamental, com idades entre 12 e 13 anos, têm impacto na duração da confusão. Diferenciando-se dos estudos anteriores, este trabalho considerou três traços de personalidade dominantes que têm correlações positivas ou negativas com a aprendizagem (De Feyter et al., 2012; Nießen et al., 2020; Rammsstedt et al., 2017). O conhecimento prévio de álgebra foi inferido por meio do método BKT, que avalia o nível de domínio de cada componente do conhecimento. Além disso, as emoções acadêmicas vivenciadas pelos alunos foram rotuladas por meio do protocolo EmAP-ML, executado por três codificadores treinados.

Os resultados obtidos forneceram fortes evidências de que tanto a personalidade quanto o conhecimento prévio de álgebra exercem influência na duração da confusão dos alunos. No entanto, a personalidade parece ter uma influência mais significativa na duração da confusão antes da transição para outras emoções acadêmicas. Observou-se que alunos extrovertidos tendem a permanecer menos tempo na confusão, independentemente do seu nível de conhecimento prévio de álgebra. Esses resultados são consistentes com a literatura, que afirma que alunos com o traço de personalidade amável demonstram consistência em ambientes acadêmicos (Shanahan, Bauldry et al., 2014; Vedel & Poropat, 2017), uma vez que seu tempo de permanência na confusão foi semelhante, independentemente do conhecimento prévio. Contrariando os resultados obtidos por (Reis et al., 2018), os alunos neuróticos foram percebidos como mais tolerantes à confusão por um período mais longo. Isso pode estar relacionado aos altos níveis de conhecimento prévio observados nos alunos neuróticos e aos baixos níveis de ansiedade vivenciados durante as atividades no STI PAT2Math.

Neste trabalho, apresentamos não apenas um modelo inovador para estimar a duração da confusão em estudantes, mas também um pseudocódigo para um módulo de intervenção que poderia ser integrado em ambientes de aprendizagem inteligentes. Esse módulo tem como objetivo identificar o momento oportuno para intervir quando um aluno está confuso, proporcionando uma intervenção baseada em conteúdo que possa ajudar a superar os obstáculos de forma eficaz. Acreditamos que essa abordagem pode ser de grande importância, uma vez que a confusão, embora possa parecer contraproducente inicialmente, possui o potencial de catalisar o aprendizado.

Ao encontrar desafios e dificuldades durante o processo de aprendizagem, os alunos são incentivados a empregar recursos cognitivos para superar a confusão. Esse processo de navegar pela confusão e superar os obstáculos muitas vezes resulta em uma compreensão mais aprofundada do material e, conseqüentemente, em uma aprendizagem mais robusta. A confusão, nesse sentido, serve como um gatilho para o engajamento ativo dos alunos e para o esforço deliberado na resolução das discrepâncias cognitivas, levando a uma compreensão mais sólida. O módulo de intervenção proposto tem o potencial de proporcionar uma experiência de aprendizado mais personalizada e eficaz, auxiliando os alunos a superar os desafios de forma mais eficiente e promovendo uma aprendizagem significativa.

Como trabalho futuro, sugerimos a integração desse módulo no STI PAT2Math e a realização de um estudo experimental para avaliar empiricamente a eficácia dessa abordagem. Seria interessante investigar como a intervenção baseada em conteúdo pode influenciar o tempo de permanência na confusão e o desempenho acadêmico dos alunos. Além disso, a coleta de dados adicionais, como *feedback* dos alunos e avaliação da satisfação do usuário, poderia fornecer *insights* valiosos para aprimorar ainda mais o módulo de intervenção. Esses estudos futuros podem contribuir para o aperfeiçoamento do processo de aprendizagem e o desenvolvimento de ambientes inteligentes de aprendizagem mais eficientes e adaptativos.

## Agradecimentos

Este estudo foi parcialmente financiado pelas seguintes agências brasileiras de financiamento de pesquisa: CAPES (bolsa de estudos para estudantes de pós-graduação), FAPERGS (processo 17/2551-0001203-8) e CNPq (processo 306005/2020-4).

## Artigo Premiado Estendido

Esta publicação é uma versão estendida do artigo que conquistou o prêmio de segunda melhor dissertação de mestrado do Concurso Alexandre Direne de Teses, Dissertações e Trabalhos de Graduação em Informática na Educação (CTD-IE 2022), intitulado “Modelagem Estatística do Tempo de Permanência de Estudantes no Estado de Confusão Através de Análise de Sobrevivência Multivariada - CTD-IE”, DOI: [10.5753/cbie\\_estendido.2022.226291](https://doi.org/10.5753/cbie_estendido.2022.226291).

## Referências

- Baker, R., D’Mello, S., Rodrigo, M., & Graesser, A. (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. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2009.12.003>
- Barbalet, J. (2002). Introduction: Why Emotions are Crucial. *The Sociological Review*, 50, 1–9. <https://doi.org/10.1111/j.1467-954X.2002.tb03588.x>
- Barbosa, A. (2009). *Modelo hierárquico de fobias infanto-juvenis: Testagem e relação com os estilos maternos* [tese de dout., Universidade Federal do Rio Grande do Norte] [GS Search].
- Chaouachi, M., & Frasson, C. (2012). Mental workload, engagement and emotions: an exploratory study for intelligent tutoring systems. *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, 65–71. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-30950-2\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-642-30950-2_9)
- Ciorbea, I., & Pasarica, F. (2013). The study of the relationship between personality and academic performance. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 78, 400–404. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.04.319>
- Colosimo, E. A., & Giolo, S. R. (2006). *Análise de sobrevivência aplicada* (First). Editora Blucher.
- Cox, D. R. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 34(2), 187–202. [https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9\\_37](https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_37)
- Craig, S., Graesser, A., Sullins, J., & Gholson, B. (2004). Affect and learning: an exploratory look into the role of affect in learning with AutoTutor. *Journal of educational media*, 29(3), 241–250. <https://doi.org/10.1080/1358165042000283101>
- Csikszentmihalyi, M. (2000). *Beyond boredom and anxiety* (First) [GS Search]. Jossey-Bass.
- De Feyter, T., Caers, R., Vigna, C., & Berings, D. (2012). Unraveling the impact of the Big Five personality traits on academic performance: The moderating and mediating effects of self-efficacy and academic motivation. *Learning and Individual Differences*, 22(4), 439–448. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2012.03.013>
- Di Leo, I., Muis, K. R., Singh, C. A., & Psaradellis, C. (2019). Curiosity... Confusion? Frustration! The role and sequencing of emotions during mathematics problem solving. *Contemporary educational psychology*, 58, 121–137. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2019.03.001>
- D’Mello, S., & Calvo, R. (2013). Beyond the basic emotions: what should affective computing compute? *Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2287–2294. <https://doi.org/10.1145/2468356.2468751>
- D’Mello, S., & Graesser, A. (2012). Dynamics of affective states during complex learning. *Learning and Instruction*, 22(2), 145–157. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2011.10.001>
- D’Mello, S., Lehman, B., Pekrun, R., & Graesser, A. (2014). Confusion can be beneficial for learning. *Learning and Instruction*, 29, 153–170. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.05.003>
- D’Mello, S., Olney, A., Williams, C., & Hays, P. (2012). Gaze tutor: A gaze-reactive intelligent tutoring system. *International Journal of human-computer studies*, 70(5), 377–398. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2012.01.004>

- D’Mello, S., Picard, R. W., & Graesser, A. (2007). Toward an affect-sensitive AutoTutor. *IEEE Intelligent Systems*, 22(4), 53–61. <https://doi.org/10.1109/mis.2007.79>
- D’Mello, S., Taylor, R., & Graesser, A. (2012). Monitoring Affective Trajectories During Complex Learning. *Encyclopedia of the Sciences of Learning*, 203–208. [https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1428-6\\_849](https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1428-6_849)
- Dweck, C. S. (2000). *Self-theories: Their role in motivation, personality, and development* (First [GS Search]). Psychology Press.
- Eagle, M., & Barnes, T. (2014). Survival analysis on duration data in intelligent tutors. *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, 178–187. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-07221-0\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-319-07221-0_22)
- Eysenck, H. J. (2017). *The Structure of Personality* (First). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781351305280-2>
- Feltz, A., & Cokely, E. T. (2012). The philosophical personality argument [GS Search]. *Philosophical Studies*, 161(2), 227–246.
- Frijda, N. (1986). *The Emotions* (First). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.4135/9781848608399.n12>
- Goldberg, L. R. (1981). Language and individual differences: The search for universals in personality lexicons [GS Search]. *Review of personality and social psychology*, 2(1), 141–165.
- Graesser, A., & D’Mello, S. (2011). *Theoretical Perspectives on Affect and Deep Learning* (First). Springer New York. [https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9625-1\\_2](https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9625-1_2)
- Graesser, A., & Olde, B. (2003). How does one know whether a person understands a device? The quality of the questions the person asks when the device breaks down. *Journal of Educational Psychology*, 95(3), 524. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.95.3.524>
- Iacobucci, D., Posavac, S. S., Kardes, F. R., Schneider, M. J., & Popovich, D. L. (2015). Toward a more nuanced understanding of the statistical properties of a median split. *Journal of Consumer Psychology*, 25(4), 652–665. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2663427>
- Jaques, P. A., Seffrin, H., Rubi, G., de 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. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.04.004>
- Kaplan, E. L., & Meier, P. (1958). Nonparametric estimation from incomplete observations. *Journal of the American statistical association*, 53(282), 457–481. [https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9\\_25](https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_25)
- Kassambara, A. (2016). Cox Proportional Hazards Model in R [Accessed on: December 28, 2021]. <http://www.sthda.com/english/wiki/cox-proportional-hazards-model>
- Kautzmann, T. R. (2014). *Um Modelo de agente metacognitivo para o treinamento da habilidade de monitoramento do conhecimento: um estudo de caso com o sistema tutor inteligente PAT2Math* [diss. de mestr., Universidade do Vale do Rio dos Sinos]. <http://www.repositorio.jesuita.org.br/handle/UNISINOS/4913>
- Kort, B., Reilly, R., & Picard, R. W. (2001). An affective model of interplay between emotions and learning: Reengineering educational pedagogy-building a learning companion. *Proceedings IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, 43–46. <https://doi.org/10.1109/ICALT.2001.943850>

- Malekzadeh, M., Mustafa, M. B., & Lahsasna, A. (2015). A review of emotion regulation in intelligent tutoring systems. *Journal of Educational Technology & Society*, 18(4), 435–445. <https://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.18.4.435>
- McCrae, R. R., & Costa, P. T. (1983). Social desirability scales: More substance than style. *Journal of consulting and clinical psychology*, 51(6), 882–888. <https://doi.org/10.1037/0022-006x.51.6.882>
- McQuiggan, S. W., Lee, S., & Lester, J. C. (2007). Early prediction of student frustration. *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, 698–709. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-74889-2\\_61](https://doi.org/10.1007/978-3-540-74889-2_61)
- Morais, F. d. (2018). *Detecção e predição de estados afetivos baseados em mineração de dados educacionais: Considerando a personalidade do aluno para aumentar a precisão da detecção* [diss. de maestr., Universidade do Vale do Rio dos Sinos]. <https://doi.org/10.5753/cbie.webie.2019.1052>
- Muramatsu, K., Tanaka, E., Watanuki, K., & Matsui, T. (2016). Framework to describe constructs of academic emotions using ontological descriptions of statistical models. *Research and practice in technology enhanced learning*, 11(1), 1–18. <https://doi.org/10.1186/s41039-016-0029-1>
- Murphy, L., Eduljee, N. B., Croteau, K., & Parkman, S. (2020). Relationship between Personality Type and Preferred Teaching Methods for Undergraduate College Students. *International Journal of Research in Education and Science*, 6(1), 100–109. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1229010>
- Nießen, D., Danner, D., Spengler, M., & Lechner, C. M. (2020). Big Five personality traits predict successful transitions from school to vocational education and training: a large-scale study. *Frontiers in psychology*, 1–18. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01827>
- Nussbaum, E. M. (2002). How introverts versus extroverts approach small-group argumentative discussions. *The Elementary School Journal*, 102(3), 183–197. <https://doi.org/10.1086/499699>
- Nussbaum, E. M., & Bendixen, L. D. (2003). Approaching and avoiding arguments: The role of epistemological beliefs, need for cognition, and extraverted personality traits. *Contemporary Educational Psychology*, 28(4), 573–595. [https://doi.org/10.1016/s0361-476x\(02\)00062-0](https://doi.org/10.1016/s0361-476x(02)00062-0)
- Ortony, A., Clore, G. L., & Collins, A. (1990). *The cognitive structure of emotions*. Cambridge university press. <https://doi.org/10.1017/9781108934053>
- Pekrun, R. (2006). The control-value theory of achievement emotions: Assumptions, corollaries, and implications for educational research and practice. *Educational psychology review*, 18(4), 315–341. <https://doi.org/10.1007/s10648-006-9029-9>
- Pekrun, R. (2014). Emotions and learning. *Educational practices series*, 24(1), 1–31. [http://www.ibe.unesco.org/fileadmin/user\\_upload/Publications/Educational\\_Practices/EdPractices\\_24eng.pdf](http://www.ibe.unesco.org/fileadmin/user_upload/Publications/Educational_Practices/EdPractices_24eng.pdf)
- 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). <https://doi.org/10.1037/a0019243>

- Pekrun, R., Goetz, T., Titz, W., & Perry, R. P. (2002). Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: A program of qualitative and quantitative research. *Educational psychologist, 37*(2), 91–105. <https://doi.org/10.4324/9781410608628-4>
- Piaget, J., & Cook, M. T. (1952). *The Origins of Intelligence in Children* (First). WW Norton; Co. <https://doi.org/10.1037/11494-000>
- Plass, J. L., Heidig, S., Hayward, E. O., Homer, B. D., & Um, E. (2014). Emotional design in multimedia learning: Effects of shape and color on affect and learning. *Learning and Instruction, 29*, 128–140. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2013.02.006>
- Poropat, A. E. (2009). A meta-analysis of the five-factor model of personality and academic performance. *Psychological bulletin, 135*(2). <https://doi.org/10.1037/a0014996>
- Poropat, A. E. (2011). The Eysenckian personality factors and their correlations with academic performance. *British Journal of Educational Psychology, 81*(1), 41–58. <https://doi.org/10.1348/000709910x497671>
- Raad, B., & Schouwenburg, H. (1996). Personality in learning and education: a review. *European Journal of Personality, 10*, 303–336. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1099-0984\(199612\)10:5<303::aid-per262>3.0.co;2-2](https://doi.org/10.1002/(sici)1099-0984(199612)10:5<303::aid-per262>3.0.co;2-2)
- Rammstedt, B., Danner, D., & Lechner, C. (2017). Personality, competencies, and life outcomes: results from the German PIAAC longitudinal study. *Large-scale assessments in education, 5*(1), 1–19. <https://doi.org/10.1186/s40536-017-0035-9>
- Reis, H., Alvares, D., Isotani, S., & Jaques, P. A. (2021). Customização da Regulação Emocional de acordo com a Personalidade dos Estudantes em Sistemas Tutores Inteligentes. *Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE), 29*, 48–72. <https://doi.org/10.5753/rbie.2021.29.0.48>
- Reis, H., Alvares, D., Jaques, P., & Isotani, S. (2018). Analysis of permanence time in emotional states: A case study using educational software. *International conference on intelligent tutoring systems, 180–190*. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-91464-0\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-319-91464-0_18)
- Reis, H., Jaques, P. A., & Isotani, S. (2017). Sistemas Tutores Inteligentes que reconhecem o estado emocional do estudante: Um mapeamento sistemático [GS Search]. *Research and Innovation in Brazilian Education, 101–114*.
- Saccaro, A., França, M. T. A., & Jacinto, P. d. A. (2019). Fatores Associados à Evasão no Ensino Superior Brasileiro: um estudo de análise de sobrevivência para os cursos das áreas de Ciência, Matemática e Computação e de Engenharia, Produção e Construção em instituições públicas e privadas. *Estudos Econômicos (São Paulo), 49*, 337–373. <https://doi.org/10.1590/0101-41614925amp>
- Scherer, K. (2000). Psychological models of emotion [GS Search]. *The Neuropsychology of Emotion, 137*, 137–162.
- Schmeck, R. R., & Lockhart, D. (1983). Introverts and extraverts require different learning environments [GS Search]. *Educational leadership, 40*(5), 54–55.
- Shanahan, M. J., Bauldry, S., Roberts, B. W., Macmillan, R., & Russo, R. (2014). Personality and the reproduction of social class. *Social Forces, 93*(1), 209–240. <https://doi.org/10.1093/sf/sou050>
- Shanahan, M. J., Hill, P. L., Roberts, B. W., Eccles, J., & Friedman, H. S. (2014). Conscientiousness, health, and aging: the life course of personality model. *Developmental Psychology, 50*(5), 1407. <https://doi.org/10.1037/a0031130>

- Shi, J., Yao, Y., Zhan, C., Mao, Z., Yin, F., & Zhao, X. (2018). The relationship between big five personality traits and psychotic experience in a large non-clinical youth sample: the mediating role of emotion regulation. *Frontiers in psychiatry*. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2018.00648>
- Snow, R., Corno, L., & Jackson, D. (1996). Individual differences in affective and conative functions [GS Search]. *Handbook of Educational Psychology*, 243–310.
- Stein, N. L., & Levine, L. J. (1990). Making sense out of emotion: The representation and use of goal-structured knowledge [GS Search]. *Psychological and biological approaches to emotion*, 45–73.
- Tan, J., Mao, J., Jiang, Y., & Gao, M. (2021). The Influence of Academic Emotions on Learning Effects: A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(18), 9678. <https://doi.org/10.3390/ijerph18189678>
- Therneau, T., & Lumley, T. (2013). R survival package [GS Search]. *R Core Team*.
- Thoresen, C. J., Bradley, J. C., Bliese, P. D., & Thoresen, J. D. (2004). The big five personality traits and individual job performance growth trajectories in maintenance and transitional job stages. *Journal of applied psychology*, 89(5), 835. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.89.5.835>
- Turner, J. E., & Schallert, D. L. (2001). Expectancy–value relationships of shame reactions and shame resiliency. *Journal of Educational Psychology*, 93(2), 320–329. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.93.2.320>
- Um, E., Plass, J. L., Hayward, E. O., Homer, B. D., et al. (2012). Emotional design in multimedia learning. *Journal of educational psychology*, 104(2), 485. <https://doi.org/10.1037/a0026609>
- VanLehn, K. (2006). The behavior of tutoring systems [GS Search]. *International journal of artificial intelligence in education*, 16(3), 227–265.
- Vedel, A., & Poropat, A. E. (2017). Personality and academic performance. *Encyclopedia of personality and individual differences*, 1–9. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-24612-3\\_989](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24612-3_989)