

Investigação de distrações em cursos de introdução à programação com técnicas de *Learning Analytics*

Thyago Luis Borges E Silva¹, Rafael Dias Araújo¹, Cleon Xavier Pereira Júnior²

¹ Faculdade de Computação – Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

Av. João Naves de Ávila, 2121 – Bairro Santa Mônica
Uberlândia – MG – CEP 38400-902 – Brasil

²Instituto Federal Goiano (IF Goiano)

Rodovia Sul Goiana, Km 1 – Zona Rural
Rio Verde – GO – CEP 75901-970 – Brasil

{thyago.silva, rafael.araujo}@ufu.br, cleon.junior@ifgoiano.edu.br

Resumo. As distrações digitais representam um desafio crescente no ensino de programação, especialmente em cursos introdutórios que exigem atenção e raciocínio lógico. Este estudo investiga a relação entre distrações e traços de personalidade, analisando como diferentes perfis cognitivos estão associados a padrões de dispersão. A pesquisa emprega uma abordagem de métodos mistos, integrando questionários, observações em sala de aula e análise quantitativa de interações digitais. Até o momento, os resultados indicam correlações predominantemente fracas entre certos traços de personalidade e fontes de distração. Entretanto, ainda não foi estabelecida uma relação direta com o desempenho acadêmico. No futuro, pretende-se desenvolver um painel de visualização que permita aos docentes acompanhar os alunos, compreender suas distrações e avaliar seu rendimento acadêmico de forma mais eficiente.

Palavras-chave: distrações no aprendizado, ensino de programação, traços de personalidade, engajamento estudantil, Learning Analytics.

Abstract. Programming education faces growing challenges from digital distractions especially in introductory courses that demand logical reasoning and sustained attention. This research examines how personality traits interact with distractions by analyzing correlations between cognitive profiles and patterns of inattention. This investigation uses mixed methods to combine survey data with classroom observations and digital interaction analysis. The current findings show mainly low associations between specific personality characteristics and sources of distraction. The research has not yet identified a direct link between the measured factors and students' academic performance. Educators will have a new visualization dashboard in the future that enables them to monitor students and evaluate their academic performance along with understanding their distraction sources.

Keywords: learning distractions, programming education, personality traits, student engagement, Learning Analytics.

1. Descrição do problema

O progresso da tecnologia digital na educação proporcionou, simultaneamente, oportunidades e desafios, principalmente no que diz respeito ao envolvimento e à concentração

dos alunos. Apesar de que as ferramentas digitais possam aprimorar o processo de aprendizagem por meio de recursos interativos, elas também trazem novas modalidades de distração, configurando-se como um empecilho para as práticas tradicionais em sala de aula [Schuett 2024]. Ambientes altamente tecnológicos, caracterizados pela presença de smartphones, redes sociais e a prática da multitarefa, frequentemente prejudicam a atenção e o rendimento acadêmico [Pérez-Juárez et al. 2023].

Pesquisas apontam que as distrações digitais, particularmente aquelas originadas de dispositivos móveis e plataformas de redes sociais, comprometem o envolvimento e impactam de forma adversa o desempenho escolar [Jones 2020]. Além de impactarem a atenção, promovem a multitarefa, comprometendo a retenção de informações e o processamento cognitivo. O fenômeno denominado "Medo de Perder Algo" (FoMO, do inglês Fear of Missing Out) ilustra essa conduta, impulsionando estudantes a interagirem incessantemente com redes sociais, até mesmo durante as aulas [Pungong et al. 2023a].

Em cursos introdutórios de programação, nos quais a manutenção da atenção é fundamental, as distrações digitais constituem um desafio considerável. A fragmentação da atenção provocada por dispositivos digitais pode prejudicar a concentração necessária para o aprendizado de programação e depuração [Flanigan and Kiewra 2018]. Alunos iniciantes, que ainda estão aprimorando competências cognitivas básicas, são especialmente suscetíveis [Mason and Cooper 2013]. Portanto, a análise dessas distrações é fundamental para favorecer ambientes que propiciem um aprendizado mais eficaz e a retenção do conhecimento em programação.

2. Fundamentação Teórica

Nos cursos de programação, a divisão da atenção provocada por distrações digitais prejudica a compreensão de conceitos essenciais, tornando desafiadora a aquisição de habilidades de codificação [Luxton-Reilly et al. 2018]. Apesar da implementação de estratégias inovadoras, como a gamificação e o aprendizado colaborativo, a taxa de êxito nesses cursos continua alta [Medeiros et al. 2018]. Dessa forma, a adoção de estratégias que minimizem distrações e promovam o engajamento é fundamental para a aprimoração do aprendizado e do desempenho acadêmico.

Características de personalidade exercem influência direta na suscetibilidade às distrações. Pesquisas sinalizam que indivíduos extrovertidos apresentam uma maior predisposição ao uso excessivo de mídias sociais, o que afeta sua capacidade de concentração [Packer and Flack 2023]. Em contrapartida, indivíduos introvertidos podem empregar as mídias sociais de maneira mais focada em propósitos acadêmicos, obtendo vantagens dessas interações [Sharma and Behl 2022]. Entender essas distinções possibilita a elaboração de estratégias customizadas para a regulação da atenção, favorecendo um contexto de aprendizagem mais eficaz.

A aplicação de *Learning Analytics* tem se evidenciado no acompanhamento do comportamento dos alunos, possibilitando intervenções mais precisas para aprimorar o engajamento e o rendimento acadêmico [Shibani et al. 2020]. Instrumentos como painéis de análise da aprendizagem favorecem a visualização de métricas educacionais, auxiliando educadores e estudantes na identificação de padrões de dispersão e na otimização da administração do tempo [Masiello et al. 2024]. Entretanto, a adoção dessas tecnologias apresenta desafios de natureza ética e técnica, demandando um equilíbrio entre vigilância,

privacidade e autonomia dos estudantes [Tsai et al. 2020].

Ademais, ferramentas como *GoGuardian Teacher* têm se mostrado eficazes na diminuição de distrações digitais, possibilitando que educadores supervisionem e limitem a utilização de dispositivos durante as aulas [Pungong et al. 2023b]. Programas de restrição de aplicações, como *RescueTime* e *Freedom*, igualmente contribuem para a gestão da multitarefa, favorecendo sessões de estudo mais eficazes. A utilização integrada dessas ferramentas pode impactar de maneira significativa um ambiente de aprendizagem mais concentrado e eficaz [Sahin and Ifenthaler 2021].

3. Trabalhos Relacionados

Estudos recentes evidenciam que as distrações digitais afetam de maneira considerável o rendimento acadêmico, sobretudo em contextos educacionais onde a tecnologia está intensamente incorporada [Pérez-Juárez et al. 2023]. Pesquisas realizadas em Israel, por sua vez, evidenciaram que acadêmicos que desativaram seus dispositivos móveis durante as aulas obtiveram um rendimento superior, sendo esse impacto ainda mais acentuado em estudantes com Transtorno do Déficit de Atenção com Hiperatividade (TDAH) [Albert et al. 2023]. Ademais, [Anderson et al. 2022] investigaram o efeito das distrações e do envolvimento em alunos de Ciência da Computação ao longo da pandemia, constatando que aspectos como a duração das aulas, a metodologia do professor e o estado emocional dos estudantes afetam a atenção e a concentração.

No tocante à ligação entre personalidade e desempenho acadêmico, Yang et al. (2024) [Yang et al. 2024] examinaram a influência dos traços do modelo Big-Five no envolvimento com plataformas de e-learning, evidenciando que atributos como afabilidade e conscienciosidade elevam o engajamento, ao passo que extroversão e afabilidade impactam a satisfação geral. Pesquisas anteriores realizadas por Brandt et al. (2021) e Brandt et al. (2020) corroboram essa correlação, evidenciando que características como a consciência e a estabilidade emocional contribuem para o rendimento em áreas como a matemática, ao passo que a extroversão e a abertura estão mais ligadas ao aprendizado de idiomas.

Apesar da existência de várias investigações acerca das distrações digitais e das características de personalidade no âmbito acadêmico, observa-se uma falta de estudos que se concentrem especificamente em cursos introdutórios de programação. A maior parte das pesquisas examinou distrações e traços de personalidade de maneira separada, desconsiderando a interação entre esses fatores no processo de aprendizado da programação. Ademais, uma significativa fração das investigações foi realizada em turmas do ensino médio ou em cursos superiores de diferentes áreas do conhecimento, resultando em uma lacuna na compreensão deste fenômeno no âmbito do ensino de programação introdutória.

4. Método de Pesquisa

A presente pesquisa utiliza uma abordagem empírica de natureza quantitativa [Creswell and Creswell 2017] e qualitativa [Creswell and Poth 2016], na qual são aplicados questionários relacionados a distrações e traços de personalidade, um formulário de observação em sala de aula e entrevistas semiestruturadas. A pesquisa será realizada com 110 alunos de um curso inicial de programação na Universidade Federal de

Uberlândia, além de 10 educadores, assegurando uma amostra mínima de 87 alunos, conforme o cálculo amostral, que apresenta um nível de confiança de 90% e uma margem de erro de 5%.

Os docentes receberão convites por meio de e-mail (cópia oculta - Cco), em conformidade com as diretrizes éticas, e assinarão o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) de forma digital ou manual. Após a formalização da assinatura, será realizada uma entrevista semiestruturada por meio do Microsoft Teams, com duração de 30 minutos, na qual serão abordadas as percepções dos participantes acerca das distrações em sala de aula e das estratégias para mitigá-las. Os discentes também formalizarão a assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) e deverão responder a dois questionários:

1. Distrações em sala de aula: 11 questões em escala Likert (0 a 5).
2. Mini IPIP: 20 questões para avaliação da personalidade, traduzido e validado [Oliveira 2019].

Serão registradas, de maneira passiva, as interações dos alunos nos computadores, abrangendo cliques, mudanças de janelas, código criado e o *timestamp* de cada atividade. Esta análise possibilitará a identificação de padrões relacionados à distração, como a alternância entre janelas (uso de redes sociais), a realização de pausas prolongadas (desatenção) e o engajamento nas atividades do curso. A avaliação ocorrerá de maneira quantitativa e qualitativa, estabelecendo uma correlação entre esses padrões e o desempenho acadêmico.

Na fase final, será elaborado um protótipo de uma ferramenta de visualização, possibilitando que os docentes acompanhem as interações dos estudantes ao longo das aulas. A aceitação será analisada por meio de uma entrevista semiestruturada fundamentada no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), empregando uma escala Likert de 1 a 5 para quantificar:

- Facilidade de uso: Simplicidade na utilização da ferramenta.
- Utilidade percebida: Benefícios percebidos no monitoramento dos alunos.
- Atitude em relação ao uso: Percepção positiva ou negativa.
- Intenção de uso: Interesse em continuar utilizando a ferramenta.

5. Resultados obtidos até o momento

Nesta seção, são apresentados e interpretados os resultados obtidos a partir de 44 respostas e do teste de correlação de *Kendall*, realizado nos *DataFrames* de traços de personalidade e distrações. Inicialmente, é feita a interpretação dos dados provenientes do *DataFrame* de traços de personalidade, seguida pela análise dos resultados obtidos a partir da junção dos dados de traços de personalidade e distrações. Para interpretar a força das correlações, a escala adotada foi a proposta por [Mukaka 2012]. Essa abordagem garante alinhamento com a literatura estatística e evita interpretações ambíguas dos resultados.

5.1. Dados de traços de personalidade

Os dados revelaram padrões variados e, em sua maioria, fracos de correlação entre os traços de personalidade analisados. A relação mais significativa foi observada entre Amabilidade e Intelecto/Imaginação, com uma correlação fraca e positiva ($\tau = 0.28$). Extroversão apresentou uma correlação fraca e negativa com Conscienciosidade ($\tau = -0.21$)

e uma relação negligenciável e positiva com Neuroticismo ($\tau = 0.13$). Neuroticismo exibiu uma correlação fraca e negativa com Intelecto/Imaginação ($\tau = -0.20$), enquanto Conscienciosidade demonstrou uma correlação negligenciável e positiva com Intelecto/Imaginação ($\tau = 0.11$). As correlações negligenciáveis entre Amabilidade e Neuroticismo ($\tau = 0.07$), assim como entre Amabilidade e Conscienciosidade ($\tau = 0.05$), sugerem associações praticamente irrelevantes.

5.2. Dados de traços de personalidade e distrações agrupados

Segundo os dados obtidos pela correlação de *Kendall* para traços de personalidade e distrações, entre as correlações positivas mais altas, destacam-se problemas emocionais e amabilidade ($\tau = 0.40$), seguidos de aspectos socioafetivos e amabilidade ($\tau = 0.28$), temperatura e intelecto/imaginação ($\tau = 0.30$), exercícios desafiadores de programação e extroversão ($\tau = 0.30$), e cansaço físico ou mental excessivo e intelecto/imaginação ($\tau = 0.25$).

Nas correlações negativas, as principais relações incluem desinteresse no conteúdo apresentado e intelecto/imaginação ($\tau = -0.22$), redes sociais como distrações visuais e conscienciosidade ($\tau = -0.22$), formato do conteúdo ministrado e intelecto/imaginação ($\tau = -0.21$), *pop-ups* de programas ou sites e amabilidade ($\tau = -0.19$), e exercícios desafiadores de programação e neuroticismo ($\tau = -0.18$).

5.3. Distrações mais comuns

De acordo com os dados obtidos, as distrações foram registradas com base na frequência. Onze distrações se destacaram, apresentando frequência maior ou igual a 15, conforme demonstrado na Tabela 1.

Tabela 1. Distrações com frequência maior ou igual a 15

Tipo de Distração	Frequência
Cansaço físico e(ou) mental excessivo	27
A forma ou formato em que o conteúdo é ministrado	26
Temperatura (aspecto do ambiente)	24
Barulho (aspecto do ambiente)	22
Preocupações pessoais	22
Desinteresse no conteúdo apresentado	21
WhatsApp (aplicativo para celular)	19
Conversar com alguém (atividade)	18
Ventilação (aspecto do ambiente)	17
Elementos visuais excessivamente complexos (distração visual na tela)	15
Organização da sala (aspecto do ambiente)	15

6. Contribuições esperadas

A presente dissertação de mestrado investiga a influência das distrações no processo de aprendizado de programação, reconhecendo as mais comuns e estabelecendo correlações entre elas e o desempenho acadêmico, o qual é avaliado pela quantidade de exercícios finalizados. A pesquisa oferece uma fundamentação empírica para auxiliar educadores

na elaboração de estratégias que visem atenuar esses efeitos, além de investigar de que maneira características de personalidade, como a extroversão, afetam a suscetibilidade à distração, o que pode direcionar práticas pedagógicas personalizadas.

Como sugestão de aplicação prática, propõe-se o desenvolvimento de um painel de controle para visualização em tempo real, possibilitando que os educadores acompanhem o rendimento e os padrões de distração dos estudantes, favorecendo intervenções fundamentadas em dados e favorecendo a incorporação de Learning Analytics em cursos de programação, almejando aprimorar a administração da sala de aula e a eficácia do aprendizado.

7. Dificuldades e desafios da pesquisa

A pesquisa acerca das distrações em cursos de programação depara-se com dificuldades na identificação e na classificação de comportamentos, como a utilização de smartphones e a realização de múltiplas tarefas. Isso demanda a coleta minuciosa de dados, que não deve interferir no processo de aprendizagem, o que pode comprometer a precisão dos resultados.

As particularidades da personalidade e os métodos de aprendizagem igualmente impactam as distrações, complicando a análise. Analisar as consequências dessas distrações sobre o desempenho acadêmico, levando em conta a solução de problemas em programação, exige a utilização de ferramentas analíticas sofisticadas que integrem dados comportamentais e de rendimento em tempo real. A elaboração de um painel para a visualização eficiente das distrações e do rendimento é fundamental, embora enfrente dificuldades tanto técnicas quanto pedagógicas. Esse recurso deve auxiliar os educadores na tomada de decisões, além de fomentar o envolvimento dos discentes.

8. Cronograma

A Tabela 2 apresenta o cronograma previsto para o desenvolvimento desta pesquisa, desde a fase inicial até a defesa da dissertação.

Tabela 2. Cronograma de atividades da pesquisa

Atividade	01 - 12/2024	01 - 12/2025	01/2026
Revisão da Literatura	X		
Definição da Metodologia	X		
Coleta de Dados	X	X	
Análise de Dados		X	
Desenvolvimento da Ferramenta		X	
Escrita da Dissertação		X	
Revisão e Ajustes Finais		X	
Defesa da Dissertação			X

Referências

- Albert, G., Fridkin, S., and Delevski, O. (2023). Mobile phone distraction and its effects on academic performance of israeli college students. *Israel Affairs*, 29(6):1181–1199.
- Anderson, E., Vasiliou, C., and Crick, T. (2022). Co-designing classroom practice to improve student attention and engagement in computer science degree programmes. In *Proceedings of the 27th ACM Conference on on Innovation and Technology in Computer Science Education Vol. 2*, pages 629–629.
- Brandt, N. D., Lechner, C. M., Tetzner, J., and Rammstedt, B. (2020). Personality, cognitive ability, and academic performance: Differential associations across school subjects and school tracks. *Journal of personality*, 88(2):249–265.
- Brandt, N. D., Spengler, M., Lechner, C. M., Göllner, R., and Wagner, J. (2021). Associations between a multifaceted personality and academic performance in secondary school. *European Journal of Personality*, page 08902070241272202.
- Creswell, J. W. and Creswell, J. D. (2017). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. Sage publications.
- Creswell, J. W. and Poth, C. N. (2016). *Qualitative Inquiry and Research Design: Choosing Among Five Approaches*. SAGE Publications.
- Flanigan, A. E. and Kiewra, K. A. (2018). What college instructors can do about student cyber-slacking. *Educational Psychology Review*, 30:585–597.
- Jones, B. D. (2020). Motivating and engaging students using educational technologies. *Handbook of research in educational communications and technology: Learning design*, pages 9–35.
- Luxton-Reilly, A., Simon, Albluwi, I., Becker, B. A., Giannakos, M., Kumar, A. N., Ott, L., Paterson, J., Scott, M. J., Sheard, J., et al. (2018). Introductory programming: a systematic literature review. In *Proceedings companion of the 23rd annual ACM conference on innovation and technology in computer science education*, pages 55–106.
- Masiello, I., Mohseni, Z., Palma, F., Nordmark, S., Augustsson, H., and Rundquist, R. (2024). A current overview of the use of learning analytics dashboards. *Education Sciences*, 14(1):82.
- Mason, R. and Cooper, G. (2013). Distractions in programming environments. In *Proceedings of the Fifteenth Australasian Computing Education Conference-Volume 136*, pages 23–30.
- Medeiros, R. P., Ramalho, G. L., and Falcão, T. P. (2018). A systematic literature review on teaching and learning introductory programming in higher education. *IEEE Transactions on Education*, 62(2):77–90.
- Mukaka, M. M. (2012). A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. *Malawi medical journal*, 24(3):69–71.
- Oliveira, J. P. (2019). Psychometric properties of the portuguese version of the mini-ipip five-factor model personality scale. *Current Psychology*, 38:432–439.

- Packer, J. and Flack, M. (2023). The role of self-esteem, depressive symptoms, extraversion, neuroticism and fomo in problematic social media use: Exploring user profiles. *International Journal of Mental Health and Addiction*, pages 1–15.
- Pérez-Juárez, M. Á., González-Ortega, D., and Aguiar-Pérez, J. M. (2023). Digital distractions from the point of view of higher education students. *Sustainability*, 15(7):6044.
- Pungong, C., Marakovits, S., and Lee, A. (2023a). Using goguardian teacher technology to combat students' digital distractions on school-issued devices. *European Journal of Education and Pedagogy*, 4:56–59.
- Pungong, C. S., Marakovits, S., and Lee, A. M. (2023b). Using goguardian teacher technology to combat students' digital distractions on school-issued devices. *European Journal of Education and Pedagogy*, 4(5):56–59.
- Sahin, M. and Ifenthaler, D. (2021). Visualizations and dashboards for learning analytics: A systematic literature review. *Visualizations and dashboards for learning analytics*, pages 3–22.
- Schuett, K. C. (2024). *How Do Students and Teachers Respond to Digital Distraction in School?*, pages 85–94. Springer Nature Switzerland, Cham.
- Sharma, S. and Behl, R. (2022). Analysing the impact of social media on students' academic performance: a comparative study of extraversion and introversion personality. *Psychological studies*, 67(4):549–559.
- Shibani, A., Knight, S., and Shum, S. B. (2020). Educator perspectives on learning analytics in classroom practice. *The Internet and Higher Education*, 46:100730.
- Tsai, Y.-S., Rates, D., Moreno-Marcos, P. M., Munoz-Merino, P. J., Jivet, I., Scheffel, M., Drachsler, H., Kloos, C. D., and Gašević, D. (2020). Learning analytics in european higher education—trends and barriers. *Computers & Education*, 155:103933.
- Yang, R., Wibowo, S., Mubarak, S., and Rahamathulla, M. (2024). How do university students' personalities affect their engagement, satisfaction, and stickiness toward e-learning?: evidence from australia. *Interactive Learning Environments*, pages 1–23.