ESTILOS DE APRENDIZAGEM RESTILOS DE APRENDIZAGEM RESTILOS DE APRENDIZAGEM RESTILOS DE APRENDIZAGEM

EM AMBIENTE EDUCACIONAL:

ANÁLISES COM FOCO NA EDUCAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

Janderson Jason Barbosa Aguiar Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo Evandro de Barros Costa





ESTILOS DE APRENDIZAGEM 8 TRAÇOS DE PERSONALIDADE

EM AMBIENTE EDUCACIONAL:

ANÁLISES COM FOCO NA EDUCAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

Janderson Jason Barbosa Aguiar Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo Evandro de Barros Costa





2022

2022 by Editora e-Publicar Copyright © Editora e-Publicar Copyright do Texto © 2022 Os autores Copyright da Edição © 2022 Editora e-Publicar Direitos para esta edição cedidos à Editora e-Publicar pelos autores Editora Chefe
Patrícia Gonçalves de Freitas
Editor
Roger Goulart Mello
Diagramação
Roger Goulart Mello
Projeto gráfico e Edição de Arte
Patrícia Gonçalves de Freitas
Revisão

ESTILOS DE APRENDIZAGEM E TRAÇOS DE PERSONALIDADE EM AMBIENTE EDUCACIONAL: ANÁLISES COM FOCO NA EDUCAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

Os autores

Todo o conteúdo desta obra, dados, informações e correções são de responsabilidade exclusiva dos autores. O download e compartilhamento da obra são permitidos desde que os créditos sejam devidamente atribuídos aos autores. É vedada a realização de alterações na obra, assim como sua utilização para fins comerciais.

A Editora e-Publicar não se responsabiliza por eventuais mudanças ocorridas nos endereços convencionais ou eletrônicos citados nesta obra.

Conselho Editorial

Adilson Tadeu Basquerote Silva – Universidade Federal de Santa Catarina

Alessandra Dale Giacomin Terra – Universidade Federal Fluminense

Andréa Cristina Marques de Araújo – Universidade Fernando Pessoa

Andrelize Schabo Ferreira de Assis – Universidade Federal de Rondônia

Bianca Gabriely Ferreira Silva – Universidade Federal de Pernambuco

Cristiana Barcelos da Silva – Universidade do Estado de Minas Gerais

Cristiane Elisa Ribas Batista – Universidade Federal de Santa Catarina

Daniel Ordane da Costa Vale – Pontificia Universidade Católica de Minas Gerais

Danyelle Andrade Mota – Universidade Tiradentes

Dayanne Tomaz Casimiro da Silva - Universidade Federal de Pernambuco

Diogo Luiz Lima Augusto – Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro

Edwaldo Costa – Pontificia Universidade Católica de São Paulo

Elis Regina Barbosa Angelo – Pontificia Universidade Católica de São Paulo

Ernane Rosa Martins - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás

Ezequiel Martins Ferreira – Universidade Federal de Goiás

Fábio Pereira Cerdera – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

Francisco Oricelio da Silva Brindeiro – Universidade Estadual do Ceará

Glaucio Martins da Silva Bandeira – Universidade Federal Fluminense

Helio Fernando Lobo Nogueira da Gama - Universidade Estadual De Santa Cruz



Inaldo Kley do Nascimento Moraes – Universidade CEUMA

João Paulo Hergesel - Pontifícia Universidade Católica de Campinas

Jose Henrique de Lacerda Furtado – Instituto Federal do Rio de Janeiro

Jordany Gomes da Silva – Universidade Federal de Pernambuco

Jucilene Oliveira de Sousa – Universidade Estadual de Campinas

Luana Lima Guimarães – Universidade Federal do Ceará

Luma Mirely de Souza Brandão – Universidade Tiradentes

Mateus Dias Antunes – Universidade de São Paulo

Milson dos Santos Barbosa – Universidade Tiradentes

Naiola Paiva de Miranda - Universidade Federal do Ceará

Rafael Leal da Silva – Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Rita Rodrigues de Souza - Universidade Estadual Paulista

Rodrigo Lema Del Rio Martins - Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

Willian Douglas Guilherme - Universidade Federal do Tocantins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

Estilos de aprendizagem e traços de personalidade em ambiente educacional [livro eletrônico] : análises com foco na educação em computação / Janderson Jason Barbosa Aguiar, Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo, Evandro de Barros Costa. – Rio de Janeiro, RJ: e-Publicar, 2022.

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-65-5364-042-9

DOI: 10.47402/ed.ep.b202212330429

1. Ciência da computação. 2. Educação e informática. I. Aguiar, Janderson Jason Barbosa. II. Araújo, Joseana Macêdo Fechine Régis de. III. Costa, Evandro de Barros.

CDD 004

Elaborado por Maurício Amormino Júnior - CRB6/2422

Editora e-Publicar

Rio de Janeiro, Brasil contato@editorapublicar.com.br www.editorapublicar.com.br



Agradecimentos

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPGCC) da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio ao trabalho apresentado neste livro. Aos discentes participantes dos estudos. Aos pesquisadores, amigos e familiares que, direta ou indiretamente, contribuíram com este trabalho.

Apresentação

Neste livro, estão reunidos estudos realizados ao longo de uma pesquisa de mestrado em Ciência da Computação, motivada em contribuir com a área de Informática na Educação, analisando mais especificamente dados referentes à Educação em Computação.

Nesse sentido, esta obra visa a apresentar, de maneira conjunta, alguns resultados obtidos e publicados ao longo de um curso de pós-graduação *stricto sensu* (AGUIAR, 2017) (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2014) (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2015c) (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2015a) (AGUIAR; ARAÚJO; COSTA, 2015) (AGUIAR, 2015). Como defendido em um editorial da SciELO, "o percurso natural de um texto científico de boa qualidade é ser publicado em anais de encontro(s) e, na sequência, em um periódico, e ainda transformar-se em capítulo de livro" (GUIMARÃES, 2004).

Este livro inicia com considerações gerais, no Capítulo 1, concernentes a Estilos de Aprendizagem e Traços de Personalidade em ambiente educacional. No Capítulo 2, é apresentado um estudo oriundo de um mapeamento sistemático referente a Estilos de Aprendizagem. No Capítulo 3, é apresentado um estudo utilizando o Índice de Estilos de Aprendizagem de Felder-Soloman em turmas de nível técnico, graduação e pós-graduação em computação. Nos Capítulos 4 e 5, são apresentados estudos identificando Traços de Personalidade de estudantes de um curso técnico em informática, utilizando o questionário TIPI (Capítulo 4) e a ferramenta Five Labs (Capítulo 5). No Capítulo 6, é apresentado um estudo correlacionando dados referentes a Estilos de Aprendizagem e a Traços de Personalidade. No Capítulo 7, são apresentadas considerações finais sobre o tema da pesquisa distribuída ao longo dos capítulos.

Sumário

APRESENTAÇÃO	6
CAPÍTULO 1 — CONSIDERAÇÕES INICIAIS SOBRE ESTILOS DE APRENDIZAGEM E PERSONALIDADE	0
1.1 Trabalhos Relacionados1	1
1.2 Estilos de Aprendizagem	2
1.3 Traços de Personalidade	6
1.4 Considerações Finais do Capítulo	1
CAPÍTULO 2 — NOÇÕES REFERENTES A ESTILOS DE APRENDIZAGEM VIA MAPEAMENTO SISTEMÁTICO	3
2.1 Introdução2	3
2.2 Aspectos Metodológicos2	4
2.2.1 Questões de Pesquisa2	4
2.2.2 Protocolo do Planejamento	5
2.3 Resultados2	6
2.3.1. Resposta para a Questão 1	7
2.3.2. Resposta para a Questão 2	
2.3.3. Resposta para a Questão 3	9
2.3.4. Resposta para a Questão 4	2
2.3.5. Resposta para a Questão 5	2
2.4 Considerações Finais do Capítulo	3
CAPÍTULO 3 — IDENTIFICANDO ESTILOS DE APRENDIZAGEM DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO VIA ILS	
3.1 Introdução	5
3.2 Trabalhos Relacionados	7
3.3 Aspectos Metodológicos	8
3.4 Resultados	9
3.5 Considerações Finais do Capítulo	2
CAPÍTULO 4 — IDENTIFICANDO TRAÇOS DE PERSONALIDADE DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO VIA QUESTIONÁRIO	Տ 4
4.1 Introdução4	4
4.2 Trabalhos Relacionados	5
4.3 Aspectos Metodológicos	6
4.4 Resultados4	8
4.5 Considerações Finais do Capítulo	1
CAPÍTULO 5 — IDENTIFICANDO TRAÇOS DE PERSONALIDADE DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO VIA FERRAMENTA DE RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO 5	3

5.1 Introdução	53
5.2 Trabalhos Relacionados	54
5.3 Aspectos Metodológicos	55
5.4 Resultados	57
5.5 Considerações Finais do Capítulo	63
CAPÍTULO 6 — CORRELAÇÃO ENTRE ESTILOS DE APRENDIZAGEM E TRAÇO DE PERSONALIDADE DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO	
6.1 Correlação entre ILS e TIPI	66
6.2 Correlação entre ILS e a ferramenta Five Labs	68
6.3 Considerações Finais do Capítulo	70
CAPÍTULO 7 — CONSIDERAÇÕES FINAIS	76
REFERÊNCIAS	80
ANEXO A — ILS: INSTRUMENTO DE MENSURAÇÃO DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM	89
ANEXO B — TIPI: INSTRUMENTO DE MENSURAÇÃO DE TRAÇOS DE PERSONALIDADE	95
SOBRE OS AUTORES	

CAPÍTULO 1 — CONSIDERAÇÕES INICIAIS SOBRE ESTILOS DE APRENDIZAGEM E PERSONALIDADE

É comum o uso das Tecnologias Digitais de Informação e Comunicação (TDIC) no processo de ensino-aprendizagem. Entretanto, as turmas são muitas vezes tratadas homogeneamente e essas TDIC são utilizadas pelos estudantes desconsiderando que eles possuem particularidades (tais como estilos de aprendizagem e traços de personalidade) que influenciam em sua aquisição de conhecimento. Neste capítulo, são apresentados conceitos e reflexões visando a incentivar discussões e estudos teóricos ou empíricos que considerem essas particularidades dos estudantes durante o processo de ensino-aprendizagem.

As TDIC são constantemente utilizadas no processo educativo como meio facilitador do processo de ensino–aprendizagem (COSTA; AGUIAR; MAGALHÃES, 2013). Uma vez que essas TDIC fazem parte do cotidiano de muitos estudantes, especialmente em cursos de área tecnológica, é interessante intensificar os estudos sobre como usar essas tecnologias na educação, de forma a prover cada vez mais estratégias motivadoras, tais como a personalização do ambiente, a fim de maior desempenho por parte dos estudantes.

Independente da área do curso, na modalidade à distância, é necessário que os estudantes interajam constantemente com as TDIC. Entretanto, na modalidade presencial, ainda há áreas que não fazem uso constante dessas tecnologias. Em cursos na área tecnológica, a exemplo dos cursos de computação, mesmo na modalidade presencial, geralmente os estudantes são submetidos à interação diária com as TDIC, além de geralmente apresentarem maior facilidade de manejo. Portanto, é extremamente relevante, e de fácil aceitação/adaptação, por parte desses estudantes, usar as TDIC para viabilizar meios de facilitar sua aprendizagem.

Ao comentar sobre estudantes de área tecnológica, é importante destacar que ainda é comum ouvir comentários sobre estereótipos, considerando homogeneamente os aprendizes dessa área. Entretanto, observa-se que, embora estejam na mesma área, ou até no mesmo curso, esses indivíduos apresentam particularidades — e essas particularidades podem influenciar veementemente no processo de ensino–aprendizagem.

Dentre as particularidades a considerar, é possível citar conceitos como Estilos de Aprendizagem, Emoções e Traços de Personalidade. Segundo Valaski, Malucelli e Reinehr (2011), a identificação dos estilos de aprendizagem dos estudantes é uma das formas para a obtenção de suas preferências, propiciando materiais de aprendizagem mais efetivos no processo de ensino–aprendizagem. Segundo Nunes (2012), os aspectos psicológicos, tais como

emoções e personalidade, têm importância e influenciam o processo de tomada de decisão dos humanos.

Jaques e Nunes (2012) afirmam que a Computação Afetiva — área de pesquisa interessada em investigar como os computadores podem inferir e expressar emoções e personalidade (JAQUES et al., 2012) — pode contribuir na formação da presença social dos estudantes em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA), tendo em vista que os seres humanos vivem em grupos de pessoas com características similares e/ou complementares às suas. Além disso, Jaques e Nunes (2012) defendem que inferir estados afetivos do estudante pode auxiliar a prever aspectos como evasão e baixo desempenho.

A adoção de aspectos psicológicos humanos na educação mediada por TDIC não está consolidada. Como é exposto por Nunes (2012), ainda há dificuldade em extrair intencionalmente esses aspectos. Entretanto, há pesquisas emergentes que vêm demonstrando a importância crescente desses aspectos, como as que são citadas ao longo deste capítulo.

A partir do exposto, percebe-se que conceitos como Estilos de Aprendizagem e Personalidade são pertinentes para se considerar em Informática na Educação, especialmente no sentido de personalização de ambientes educacionais.

Neste capítulo, são apresentados conceitos e reflexões visando a incentivar estudos teóricos ou empíricos que considerem empregar esses conceitos durante o processo de ensino-aprendizagem. Na Seção 1.1, são apresentados alguns trabalhos relacionados. Os fundamentos sobre Estilos de Aprendizagem e Personalidade são expostos, respectivamente, nas Seções 1.2 e 1.3. Por fim, na Seção 1.4 são realizadas algumas considerações.

1.1 Trabalhos Relacionados

Uma vez que este livro apresenta aspectos e discussões a fim de fomentar o debate acadêmico de linhas de pesquisa envolvendo Estilos de Aprendizagem e Personalidade em Informática na Educação — e, portanto, proporcionar reflexões para direcionamento teórico/empírico —, é possível encontrar trabalhos similares que abordem reflexões sobre esses conceitos.

Dias, Gasparini e Kemczinsk (2009), ao explanarem como identificar os estilos de aprendizagem de estudantes em um ambiente de Educação a Distância (EAD), apresentam diversos modelos de classificação dos estilos de aprendizagem, além de uma análise comparativa de trabalhos relacionados. Na pesquisa de Silva et al. (2013), ao serem

investigados cursos de especialização para identificar se os estilos de aprendizagem impactam o desempenho acadêmico nas atividades de avaliação on-line e presencial na educação à distância, são realizados comentários e apresentados conceitos importantes relativos a estilos de aprendizagem.

Nunes et al. (2010) apresentaram aspectos relacionados à Computação Afetiva e sua influência na personalização de ambientes educacionais, com enfoque na geração de equipes compatíveis em AVA na EAD. Na pesquisa de Nunes (2012), são apresentadas pesquisas científicas e tecnológicas realizadas no âmbito da Computação Afetiva relacionada à personalização de interfaces, interações e recomendações de produtos, serviços e pessoas em ambientes computacionais. No documento elaborado como base de um minicurso ministrado por Jaques e Nunes (2012), é provida uma visão geral teórica e prática relativa à Computação Afetiva aplicada em ambientes computacionais de aprendizagem. No trabalho de Jaques et al. (2012), além de ser abordada a Computação Afetiva, foi realizada uma associação com Sistemas Tutores Inteligentes, apresentando desafios e perspectivas de investigações futuras nessas áreas.

A diferença básica desses trabalhos, em relação a este, consiste principalmente no fato que, neste livro, são reunidos os dois conceitos (Estilos de Aprendizagem e Personalidade), sendo referenciados vários trabalhos importantes que podem servir de base para os leitores, além de enfocar em exemplos na área de educação em computação.

1.2 Estilos de Aprendizagem

Embora não seja algo consensual na educação, há docentes e pesquisadores preocupados com as formas com que os aprendizes lidam particularmente com as informações, sendo o conceito de Estilos de Aprendizagem considerado em muitas pesquisas.

No âmbito de Informática na Educação, muitos autores empregam o termo Estilos Cognitivos como sinônimo de Estilos de Aprendizagem, e outros ainda empregam o termo Estilos Cognitivos de Aprendizagem, sendo sugerido, como comentado no Capítulo 2, o emprego do termo "Estilos de Aprendizagem" ou "Estilos Cognitivos de Aprendizagem" quando o foco for relativo à aprendizagem e à aquisição de informação — enquanto "Estilos Cognitivos" foca no controle e na organização dos processos cognitivos.

Há vários modelos teóricos empregados em relação à forma como o estudante aprende (COFFIELD et al., 2004), sendo o de Felder e Silverman (1988) um dos mais populares. Ao

adotar esse modelo, é comum a utilização do questionário ILS (*Index of Learning Styles*) para extração dos estilos de aprendizagem (FELDER; SOLOMAN, 1999). Tal questionário é apresentado no Anexo A deste livro.

O ILS identifica estas quatro dimensões para formas de aprendizado: Processamento (Ativo/Reflexivo), Percepção (Sensorial/Intuitivo), Entrada (Visual/Verbal) e Compreensão (Sequencial/Global). A seguir, fundamentando-se no estudo de Silva et al. (2013, p. 4), adaptado de Felder e Silverman (1988), são apresentadas características de ambas as categorias dessas quatro dimensões.

- Dimensão Processamento (Ativo/Reflexivo): aprendizes ativos tendem a reter e compreender melhor a informação participando ativamente de alguma atividade, discutindo, aplicando ou explicando para outros; gostam do trabalho em grupo; são rápidos, mas podem ser precipitados. Por outro lado, aprendizes reflexivos preferem refletir calmamente sobre a informação; podem ser mais lentos para iniciar uma atividade; gostam do trabalho individual ou em dupla.
- Dimensão Percepção (Sensorial/Intuitivo): aprendizes sensoriais gostam de resolver problemas por meio de procedimentos bem estabelecidos e não apreciam complicações e surpresas; são pacientes com detalhes; memorizam fatos com facilidade; apreciam trabalhos de manipulação, experimentais, repetitivos (laboratório); tendem a ser práticos e cuidadosos; não gostam de disciplinas que não têm uma conexão aparente com o mundo real. Por outro lado, aprendizes intuitivos frequentemente preferem descobrir possibilidades e inter-relações; gostam de inovação e não apreciam a repetição; sentem-se confortáveis com abstrações e formulações matemáticas; são rápidos e criativos; não apreciam as disciplinas que envolvem muita memorização e cálculos rotineiros; apreciam a variedade.
- Dimensão Entrada (Visual/Verbal): aprendizes visuais lembram-se mais do que viram; substituem as palavras por símbolos; preferem as representações visuais diagramas, quadros, cronogramas, gráficos, filmes e demonstrações; reconstroem imagens de diferentes modos. Por outro lado, aprendizes verbais tiram mais proveito das explanações escritas e faladas; gostam de ouvir e de tomar notas; materiais de apoio impressos são úteis para eles; repetem as palavras, falando ou escrevendo; fazem a leitura de suas notas em silêncio; transformam diagramas em palavras.

• Dimensão Compreensão (Sequencial/Global): aprendizes sequenciais avançam com entendimento parcial; ganham entendimento em passos lineares, com cada passo derivado do anterior; tendem a seguir caminhos lógicos e graduais na solução de um problema; têm facilidade para explicar; enfatizam a análise, os detalhes. Por outro lado, aprendizes globais aprendem em grandes saltos, absorvendo o material quase que aleatoriamente, sem enxergar conexões, e repentinamente compreendem tudo; precisam do contexto, do grande quadro; são hábeis para resolver rapidamente problemas complexos; têm facilidade para juntar elementos, de maneiras novas, uma vez que tenham enxergado o grande quadro, mas podem ter dificuldade para explicar como fizeram isso; o foco está na síntese, no pensamento sistêmico, holístico.

Ressalta-se que há estudos que reforçam que o ILS é um instrumento confiável, válido e adequado para identificação dos estilos de aprendizagem (FELDER; SPURLIN, 2005) (LITZINGER et al., 2007) (ZYWNO, 2003). Todavia, recomenda-se que continuem a ser realizadas pesquisas para avaliar a aplicação de tal instrumento.

Como exemplo, utilizando a teoria de Felder e Silverman (1988), a partir do questionário ILS, são ilustrados em gráficos, na Figura 1.1, alguns perfis de estudantes de computação, em diferentes níveis, com base em seus estilos de aprendizagem.

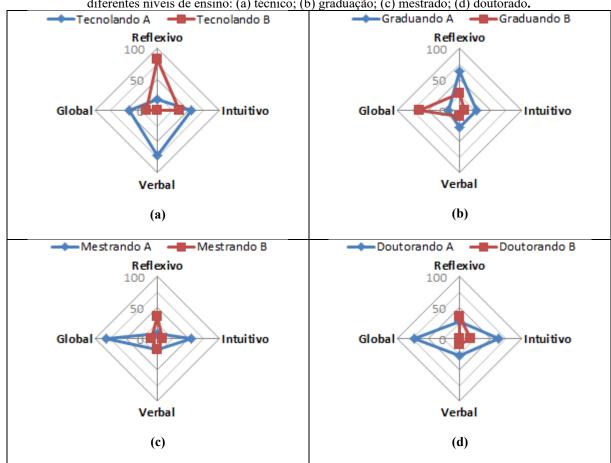


Figura 1.1 – Exemplos de perfis de estudantes de computação, com Estilos de Aprendizagem distintos, em diferentes níveis de ensino: (a) técnico; (b) graduação; (c) mestrado; (d) doutorado.

Fonte: elaboração própria dos autores.

Na Figura 1.1(a) são apresentados dois perfis bem diferentes de estudantes em um curso técnico. Destaca-se o percentual alto para o estilo Reflexivo do Tecnolando B e, por outro lado, o baixo índice desse estilo para o Tecnolando A (ou seja, o Tecnolando A possui predominantemente o estilo Ativo). Outra diferença acentuada é o percentual alto para o estilo Verbal do Tecnolando A e, por outro lado, o baixo índice desse estilo para o Tecnolando B (ou seja, o Tecnolando B possui predominantemente o estilo Visual).

Na Figura 1.1(b), em relação a graduandos em computação, são vistos novamente dois perfis distintos. Destaca-se o percentual maior para o estilo Global do Graduando B em relação ao Graduando A (ou seja, o Graduando A possui predominantemente o estilo Sequencial).

Na Figura 1.1(c), é apresentada uma comparação similar considerando mestrandos em computação. Na Figura 1.1(d), perfis de doutorandos em computação.

Estes gráficos da Figura 1.1 ilustram como é possível observar a ideia de heterogeneidade de perfil relativa aos estilos de aprendizagem, entre os estudantes de

computação, independente do nível de ensino. Ressalta-se que os gráficos não são apresentados a fim de delinear um perfil de estilos de aprendizagem para tais cursos, mas para destacar a diferença de perfis de estudantes em uma mesma área/nível de ensino.

É possível citar também iniciativas de uso do modelo de Felder e Silverman (1988) que não utilizam o ILS, utilizando métodos baseados na análise do comportamento implícito do estudante em sistemas de aprendizagem (DORÇA et al., 2013) (GRAF; KINSHUK; LIU, 2008) (POPESCU; TRIGANO; BADICA, 2007). Além da obtenção dos estilos, alguns pesquisadores apresentam a possibilidade de atualizações dinâmicas dos perfis relativos aos estilos de aprendizagem dos estudantes (DORÇA et al., 2013) (POPESCU; TRIGANO; BADICA, 2007).

1.3 Traços de Personalidade

A Personalidade pode ser definida como padrão consistente do comportamento originado internamente no indivíduo (BURGER, 2010), embora não haja um consenso na psicologia para sua definição.

Assim como não há um consenso na psicologia sobre o conceito de personalidade, também não há apenas uma única teoria para representá-la. Segundo Bressane Neto (2010), ao descrever uma pessoa, é improvável que alguém se aprofunde em questões biológicas, de interpretação do ambiente ou conflitos do inconsciente, sendo mais provável descrevê-la a partir de algumas características (traços), como, por exemplo, se a pessoa é extrovertida ou introvertida, impulsiva ou conservadora, etc.

Nunes (2012) afirma que, por ser de fácil mensuração por intermédio computacional, a Teoria dos Traços (ALLPORT; ALLPORT, 1921) é uma das teorias mais populares para representar o conceito de personalidade em pesquisas de áreas tecnológicas.

Uma versão moderna da Teoria dos Traços é conhecida como *Big Five* ou modelo dos Cinco Grandes Fatores (CGF) da personalidade (JOHN; SRIVASTAVA, 1999). Os CGF, em português, podem ser definidos como: Extroversão, Socialização (ou Amabilidade), Realização (ou Conscientização ou Conscienciosidade), Neuroticismo (ou Instabilidade Emocional) e Abertura (ou Abertura à mudança ou Abertura à experiência). A seguir, são apresentadas considerações relativas a cada um dos cinco fatores/traços do *Big Five*:

• Extroversão (extraversion): refere-se às formas como os indivíduos interagem com os outros, indicando o quanto são comunicativos, falantes, ativos, assertivos, responsivos e gregários. Indivíduos que apresentam altos níveis de extroversão são os considerados mais

sociáveis, ativos, falantes, otimistas, alegres, bem-dispostos e cordiais. Por outro lado, baixos níveis de extroversão não indicam necessariamente indivíduos infelizes, não amistosos ou pessimistas, mas tendem a representar indivíduos reservados, introvertidos, sóbrios, indiferentes, independentes e quietos.

- Socialização (agreeableness): refere-se à qualidade das relações interpessoais dos indivíduos e aos tipos de interações que um indivíduo apresenta predisposição para ser amistoso, para se sensibilizar com a situação alheia, para se colocar no lugar do outro, para demonstrar gentileza, complacência, compaixão. Indivíduos que apresentam altos níveis de socialização (amabilidade) são os considerados generosos, amáveis, afetuosos, prestativos e altruístas, com tendência à responsabilidade e empatia, e que acreditam que a maioria dos outros indivíduos agirá da mesma forma. Por outro lado, baixos níveis de socialização indicam um indivíduo geralmente petulante, não cooperativo, facilmente irritável, e que pode apresentar-se de maneira manipuladora, vingativa e insensível.
- Realização (conscientiousness): refere-se ao grau de organização e condução de tarefas, à persistência, à motivação, ao controle e ao autocontrole, em termos de planejamento, apresentados pelos indivíduos. Indivíduos que apresentam altos níveis de realização (conscientização/conscienciosidade) são os considerados mais organizados, confiáveis, trabalhadores, determinados, pontuais, meticulosos, ambiciosos e persistentes. Por outro lado, baixos níveis de realização indicam um indivíduo geralmente preguiçoso, descuidado, desorganizado, negligente, que não tem objetivos claros, e que tende a ter pouco comprometimento e responsabilidade diante de tarefas.
- Neuroticismo (neuroticism): refere-se à tendência cotidiana dos indivíduos a experimentar padrões emocionais vinculados a desconforto psicológico (aflição, angústia, culpa, medo, nojo, raiva, sofrimento, tristeza, vergonha, entre outros), além de referir-se à ansiedade excessiva, à pouca habilidade para conter impulsos e para lidar com o estresse, à propensão a ideias dissociadas da realidade (irracionais), e à dificuldade para tolerar a frustração causada pela não realização de desejos. Indivíduos que apresentam altos níveis de neuroticismo (instabilidade emocional) são os considerados predispostos a vivenciar mais profundamente o seu sofrimento emocional. Por outro lado, baixos níveis de neuroticismo indicam um indivíduo geralmente mais tranquilo, relaxado, constante, menos agitado, com habilidade maior em lidar com situações estressantes e, em síntese, com estabilidade emocional.

• Abertura (openness): refere-se aos comportamentos exploratórios, ao reconhecimento da importância de ter novas experiências, à imaginação ativa, à sensibilidade estética, à curiosidade intelectual e à preferência pela variedade. Indivíduos que apresentam altos níveis de abertura (abertura à mudança ou abertura à experiência) são os considerados curiosos, criativos, imaginativos, que se divertem com novas ideias, que costumam apresentar valores não convencionais, que experimentam intensamente uma gama ampla de emoções. Por outro lado, baixos níveis de abertura indicam um indivíduo geralmente convencional, dogmático, rígido nas suas crenças e atitudes, conservador nas suas preferências e menos responsivo emocionalmente.

No Quadro 1.1, são apresentados adjetivos característicos do *Big Five*.

Quadro 1.1 – Adjetivos característicos do Big Five.

	Extroversão	Socialização	Realização	Neuroticismo	Abertura
Polo do rótulo	Ativo Aventureiro Barulhento Energético Entusiástico Exibido Sociável	Altruísta Amigável Carinhoso Confiante Cooperativo Gentil Sensível	Confiável Consciente Eficiente Minucioso Organizado Prático Preciso	Ansioso Apreensivo Emotivo Instável Nervoso Preocupado Temeroso	Artístico Curioso Engenhoso Esperto Imaginativo Inteligente Original
Polo oposto	Tagarela Acanhado Introvertido Quieto Reservado Silencioso Tímido	Simpático Antipático Brigão Bruto Crítico Frio Insensível	Responsável Desatento Descuidado Desorganizado Distraído Imprudente Irresponsável	Tenso Calmo Contido Estável Indiferente Sereno Tranquilo	Sofisticado Comum Simples Superficial Tolo Trivial Vulgar

Fonte: Nunes (2012), p. 119.

Para extrair informações relativas à personalidade humana, é comum utilizar inventários de personalidade. Dentre os validados, há o NEO-IPIP (*Neo-International Personality Item Pool*), que permite medir as 5 dimensões do *Big Five*, incluindo mais 6 facetas para cada dimensão, propiciando maior precisão na representação da personalidade. O NEO-IPIP é um inventário com 300 itens que possuem afirmativas, aos quais o respondente atribui um valor de concordância do quanto essas afirmativas o representam em uma escala tipo *Likert* de cinco pontos. Uma alternativa ao NEO-IPIP é o inventário TIPI (*Ten Item Personality Inventory*), com apenas 10 itens (NUNES, 2012), apresentado no Anexo B deste livro.

Um exemplo de iniciativa em Informática na Educação utilizando Personalidade é a ferramenta *Group Recommender* (NUNES et al., 2010), que possibilita a criação de equipes de

trabalho eficientes coordenadas por tutores, considerando as características do tutor e a similaridade de Traços de Personalidade de seus estudantes. Para utilização do sistema, é necessário que os usuários/estudantes respondam ao *Personality Inventory PV1.0* (NUNES; MORAES; REINERT, 2010) — uma interface para o NEO-IPIP e TIPI, com versão em português —, do qual se extrai o modelo de personalidade e, por meio deste, são gerados os dados necessários para a criação das equipes (NUNES, 2012).

Segundo Gosling (2008), a melhor forma de obtenção dos Traços de Personalidade dos usuários seria a utilização de abordagens que não exigissem esforço cognitivo (como, por exemplo, padrão de digitação) se comparado aos tradicionais inventários de personalidade. Neste contexto, há pesquisas, tais como a de Bachrach et al. (2012), a de Markovikj et al. (2013) e a de Schwartz et al. (2013), que descrevem que Traços de Personalidade possuem correlação com padrões de uso da rede social Facebook (https://www.facebook.com/), podendo facilitar a detecção de personalidade com a mineração dos dados dos usuários dessa rede social.

Na Figura 1.2, são ilustrados em gráficos alguns perfis de estudantes de computação, a partir de seus Traços de Personalidade, extraídos via ferramenta *Five Labs* (FIVE, 2015), que se baseia no estudo de Schwartz et al. (2013).

diferentes níveis de ensino: (a) técnico; (b) graduação; (c) mestrado; (d) doutorado. Tecnolando B Graduando A Graduando B Tecnolando A Extroversão Extroversão Socialização Abertura Abertura Socialização Neu ro ticis mo Realização Neu ro ticis mo Realização (b) (a) Doutorando A Doutorando B Mestrando A ■■Mestrando B Extroversão Extroversão Abertura Socia lização Socialização Abertura Neu ro ticis mo Realização Neu ro ticis mo Realização (c) (d)

Figura 1.2 – Exemplos de perfís de estudantes de computação, com Traços de Personalidade distintos, em diferentes níveis de ensino: (a) técnico: (b) graduação: (c) mestrado: (d) doutorado.

Fonte: elaboração própria dos autores.

Similarmente à comparação relativa a estilos de aprendizagem (Figura 1.1), nota-se, a partir da Figura 1.2, diferenças entre perfis de estudantes em um curso técnico, na graduação, no mestrado e no doutorado. Com base nos gráficos 3(a), 3(b), 3(c) e 3(d), é possível observar, entre os estudantes de computação, a não homogeneidade de perfil relativa aos Traços de Personalidade, independente no nível de ensino. Destaca-se, por exemplo, o alto nível de Neuroticismo no Tecnolando B em relação ao Tecnolando A, e o baixo nível de Extroversão do Graduando A em relação ao Graduando B.

Assim como comentado na Seção 1.2 (sobre a Figura 1.1, relativa a estilos de aprendizagem), ressalta-se que os gráficos da Figura 1.2 não são apresentados com o objetivo de delinear um perfil de Personalidade dos estudantes de tais cursos. O objetivo consiste em destacar, a partir desses exemplos, a diferença na personalidade dos estudantes em uma mesma área/nível de ensino.

Considerando que pessoas com personalidades similares podem ter preferências similares, a utilização de sistemas de recomendação educacionais, utilizando a estratégia de

recomendação baseada em personalidade (NUNES; HU, 2012), consiste em outro interessante cenário possível para aplicar aspectos psicológicos em Informática na Educação.

Voltando-se à área da computação para exemplificar o uso de personalidade em informática na educação, é interessante citar que, em uma revisão sistemática de pesquisas sobre personalidade em engenharia de *software* (CRUZ; DA SILVA; CAPRETZ, 2015), foi percebido que pesquisas relacionadas a programação em pares, educação, eficácia da equipe, alocação de processo de *software*, características de personalidade dos engenheiros de *software* e performance individual concentraram mais de 88% dos estudos selecionados. Acredita-se que, além da computação, várias outras áreas podem se beneficiar de estudos relativos à formação de equipes, além de aspectos relacionados à execução de tarefas específicas nas variadas áreas do conhecimento humano.

1.4 Considerações Finais do Capítulo

As informações deste capítulo foram inicialmente publicadas no periódico IETP — Informática na Educação: Teoria & Prática (AGUIAR, 2017). A partir dos fundamentos apresentados, é possível notar que há várias formas de expandir o uso de aspectos psicológicos em Informática na Educação, a exemplo de pesquisas no âmbito da personalização de ambientes virtuais de aprendizagem, que tende a impactar positivamente no desempenho individual dos aprendizes. A personalização é uma característica importante em sistemas para EAD devido às diferentes experiências dos estudantes adultos, foco principal desse tipo de modalidade de ensino (KERKIRI; MANITSARIS; MAVRIDOU, 2007).

Como afirmado anteriormente, os aspectos psicológicos, tais como Traços de Personalidade e Emoções, influenciam processos de tomada de decisão. Apesar dos trabalhos que apontam a importância de considerar emoções na aprendizagem, Jaques et al. (2012) afirmam que ainda não há teorias compreensíveis e validadas que identifiquem quais emoções são mais importantes para aprendizagem. É notável, portanto, que a Computação Afetiva consiste em um campo promissor de pesquisa. Aliado a isso, considerar os Estilos de Aprendizagem é essencial para dar suporte às diferenças diretamente relacionadas ao modo particular de aprender dos estudantes.

O desenvolvimento de iniciativas nessa linha de pesquisa apresenta-se como algo desafiador, uma vez que a forma de extrair esses aspectos psicológicos e unir esses conceitos,

para proporcionar um desempenho maior no processo de ensino-aprendizagem, requer reflexões e implementações não triviais.

A relevância de trabalhos nessa temática volta-se ao aspecto da preocupação com as características humanas dos estudantes. A educação é uma área cujos aspectos psicológicos influenciam diretamente devido à psicologia também se preocupar em como um indivíduo adquire conhecimento.

Em relação à Computação, é possível dizer, por exemplo, que a aprendizagem de programação é um problema extremamente relevante, mas é diferente de aprender engenharia de *software* (que envolve, dentre outros aspectos, o trabalho em equipes, gerenciamento de recursos e pessoas, etc.); além disso, aprender computação teórica é mais similar com a aprendizagem de matemática e mais diferente de, por exemplo, aprender sobre redes, sistemas operacionais e arquitetura de computadores. Ou seja, dentro de uma mesma área, é possível encontrar uma variedade grande de contextos que poderiam se beneficiar dos conceitos de estilos de aprendizagem e/ou personalidade.

CAPÍTULO 2 — NOÇÕES REFERENTES A ESTILOS DE APRENDIZAGEM VIA MAPEAMENTO SISTEMÁTICO

Neste capítulo, é descrito um estudo sobre as iniciativas brasileiras em relação ao uso das teorias de Estilos Cognitivos (EC) e/ou Estilos de Aprendizagem (EA) na área de Informática na Educação (IE). Foi realizado um mapeamento sistemático das publicações dos anais do SBIE e WIE, além do periódico RBIE. Com este estudo, foi possível proporcionar reflexões sobre as pesquisas brasileiras que envolvem a preocupação com os estilos dos aprendizes. Além disso, com este mapeamento, os pesquisadores podem conhecer/empregar melhor os termos EC e EA, além de terem o acesso facilitado a dados de iniciativas de grupos brasileiros de pesquisa em IE que trabalham nessa temática.

2.1 Introdução

As Tecnologias Digitais de Informação e Comunicação (TDIC), cada vez mais utilizadas tendo em vista a ampliação do aprendizado, possibilitam mudanças a cada dia no âmbito educacional (COSTA; AGUIAR; MAGALHÃES, 2013). Embora a utilização das TDIC possa ser considerada um dos paradigmas de inovação e evolução das sociedades, é importante considerar o modo como as pessoas utilizam essas tecnologias para se desenvolverem individual e coletivamente (MOZZAQUATRO et al., 2010).

Identificar, portanto, o estilo de aprender do estudante é uma das formas para a obtenção de suas preferências, propiciando materiais de aprendizagem mais efetivos no processo de ensino–aprendizagem (VALASKI; MALUCELLI; REINEHR, 2011).

Diante desse contexto, há a preocupação sobre as formas com que os aprendizes lidam particularmente/individualmente com as informações, sendo conceitos como Estilos Cognitivos (EC) e/ou Estilos de Aprendizagem (EA) cada vez mais presentes em pesquisas no âmbito de Informática na Educação (IE).

Em relação à definição desses conceitos, a literatura não tem um consenso: alguns autores consideram como sinônimos, outros apontam diferenças entre os termos, e outros ainda consideram EA como subcategoria de EC.

Dentre os que tratam os termos diferentemente, Almeida (2010) considera que EC tem enfoque no controle e na organização dos processos cognitivos, enquanto EA tem enfoque no controle e na organização de estratégias para a aprendizagem e aquisição de informação. Em relação aos que consideram EA como subcategoria de EC, é comum encontrar autores que

empregam o termo Estilos Cognitivos de Aprendizagem (ECA), que seria "a forma individual, preferida e habitual, com que o estudante organiza e representa novas informações enquanto executa uma tarefa de aprendizagem" (RIDING; RAYNER, 2000).

Diante do exposto, o objetivo deste estudo é realizar um mapeamento sistemático sobre iniciativas brasileiras em IE que considerem os termos EC e/ou EA. Este mapeamento é considerado relevante devido à importância de identificar, classificar e divulgar as pesquisas, em IE no Brasil, que buscam tratar as individualidades dos aprendizes no processo de ensino—aprendizagem.

2.2 Aspectos Metodológicos

Com o objetivo de procurar destaques sobre diversas áreas de estudos, respondendo questões de pesquisa ou lacunas ainda existentes, várias pesquisas secundárias têm sido desenvolvidas, abrangendo a análise, a avaliação e a interpretação de resultados de pesquisas primárias sobre um tópico específico (KITCHENHAM, 2004). Nesta pesquisa foi adotado o mapeamento sistemático como metodologia para encontrar e compartilhar os estudos de EC e EA no contexto de IE no Brasil, a partir das publicações da Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE) e dos anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE) e do Workshop de Informática na Escola (WIE).

É importante mencionar que, após a identificação de um problema e da necessidade de realização de um mapeamento Sistemático, as etapas consistem em: (i) Planejamento — definição das Questões de Pesquisa e elaboração do Protocolo, contendo, dentre outros itens, a definição de fontes de busca, do método de busca do material, e dos critérios de inclusão/exclusão e de qualidade; (ii) Execução — busca de estudos primários, pré-seleção de estudos aplicando os critérios de inclusão e exclusão, e extração dos dados (evidências); e (iii) Análise — síntese das informações (RAMIRES et al., 2013).

Nas Subseções 2.2.1 e 2.2.2, são abordadas, respectivamente, as Questões de Pesquisa e o Protocolo da etapa de Planejamento. As etapas de Execução e Análise estão contempladas na Seção 2.3.

2.2.1 Questões de Pesquisa

A questão central deste mapeamento sistemático consiste em "Quais as iniciativas em IE, no Brasil, que utilizam os conceitos de EC e/ou EA?". A partir dessa questão, foram definidas 5 questões de pesquisa mais específicas.

- Questão 1: Qual a evolução da quantidade de pesquisas publicadas?
- Questão 2: Onde se localizam os grupos de pesquisa atuantes nessa linha?
- Questão 3: Quais os modelos teóricos relativos a EC e/ou EA empregados?
- Questão 4: Em que tipo de ambiente (presencial e/ou a distância) as pesquisas propostas podem ser utilizadas?
- Questão 5: São utilizados estudantes/aprendizes reais para avaliarem as pesquisas propostas?

2.2.2 Protocolo do Planejamento

As fontes de busca consistiram na RBIE e nos anais do SBIE e do WIE, sendo utilizados seus mecanismos de busca on-line. Essa escolha é justificada devido à questão central deste mapeamento sistemático, uma vez que o enfoque foi a busca por estudos que empregassem o conceito de EC e/ou EA no contexto brasileiro de IE. Além disso, foi preferível utilizar apenas artigos desses três veículos de publicação científica dada a sua importância na área de IE — de acordo com a classificação da CAPES, apresentam os melhores Qualis em relação a eventos e periódicos do Brasil sobre IE.

Considerando essas fontes, a *string* de busca utilizada focou diretamente nas palavraschave "Estilos Cognitivos" e "Estilos de Aprendizagem". A partir delas, percebeu-se que, se fossem buscados os termos isolados ("estilos", "cognitivos", "aprendizagem"), seriam retornados muitas pesquisas sem importância para este mapeamento. Portanto, foram utilizadas aspas para utilizar palavras-chave compostas de mais de um termo, além de explorar as variações relativas a plural e singular, e termos em português e em inglês. A *string* de busca resultante consistiu nesta: "estilo* cogn*" OR "cogn* style*" OR "estilo* de aprendizage*" OR "learning style*".

Os Critérios de Inclusão definidos foram estes: (i) os artigos devem ser referentes a estudos primários, escritos em inglês ou português; (ii) a versão completa dos estudos deve estar disponível na Web; (iii) os estudos devem conter em seu texto completo a palavra-chave "Estilos Cognitivos" ou "Estilos de Aprendizagem" (ou variações destas, como contemplado na *string* de busca); (iv) os estudos devem tratar sobre utilização de EC e/ou EA no contexto de IE. Considerando o critério de que a versão completa dos estudos deve estar disponível na Web,

o período (tempo) dos artigos publicados variou em relação à fonte de busca, mas sendo o mínimo de 10 anos.

Os Critérios de Exclusão consistiram naturalmente na negação ou complemento dos critérios de inclusão, além da verificação de artigos cujas ideias fossem as mesmas, mas divulgadas em veículos diferentes (nesses casos, considerou-se a publicação mais recente). Por exemplo, uma versão de um estudo publicado inicialmente no SBIE e, posteriormente, detalhado na RBIE.

Como Critério de Qualidade, foram apenas considerados artigos que apresentassem uma descrição clara do estudo realizado, envolvendo os conceitos de EC e/ou EA, de modo a permitir a extração de informações necessárias para responder às questões de pesquisa deste mapeamento sistemático.

2.3 Resultados

Seguindo o Protocolo de Planejamento, foram inicialmente retornados 32 artigos com a utilização da *string* de busca. Após a utilização dos critérios de inclusão/exclusão e de qualidade, foram selecionados o total de 18 artigos referentes a estudos primários, cujos títulos e hiperlinks (para facilitar o acesso desses estudos em sua íntegra) estão listados no Quadro 2.1.

Em relação aos 14 artigos retirados, estes foram os motivos: (i) 8 abordavam pesquisas não focadas nas teorias de EC e/ou EA (apenas, por exemplo, citavam um desses termos no artigo); (ii) 4 descreviam pesquisas contempladas em artigos mais recentes/completos; (iii) 1 consistia em um estudo secundário; e (iv) 1 estava escrito em Espanhol e consistia em uma iniciativa argentina.

Quadro 2.1 – Título e hiperlink dos artigos selecionados no mapeamento.

- **01 -** A educação em ambientes virtuais: proposição de recursos computacionais para aumentar a eficiência do processo ensino-aprendizado (br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/1242)
- **02 -** A New Approach to Discover Students Learning Styles in Adaptive Educational Systems (br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/1434)
- **03 -** Adaptando ambientes virtuais: reunindo educação a distância e estilos cognitivos (<u>br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/346</u>)
- 04 Algoritmo Genético para a clusterização de grupos de aprendizes utilizando o inventário de estilos de Aprendizagem ILS de FELDER-SOLOMAN (breie.org/pub/index.php/sbie/article/view/1821)
- **05** Ambiente Educacional Baseado em Estilos Cognitivos Aplicado ao Domínio da Geografia (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/683)
- **06** Ambiente Virtual de Aprendizagem Móvel adaptado aos diferentes estilos cognitivos utilizando Hipermídia Adaptativa (br-ie.org/pub/index.php/wie/article/view/2048)

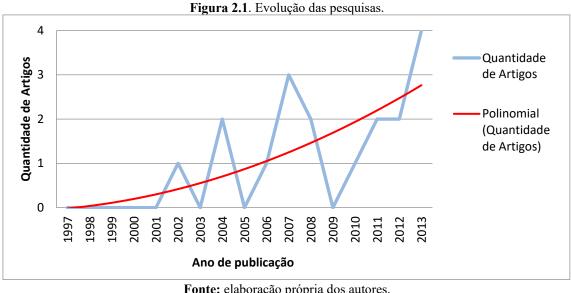
- **07 -** Aperfeiçoamento automático do perfil do aprendiz em ambientes de educação ubíqua (<u>br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/20)</u>
- **08 -** Aplicação de um Sistema Hipermídia Adaptativo baseado em Estilos Cognitivos no Estudo de Sistemas de Informação (<u>br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/611</u>)
- 09 Conflito Sócio-cognitivo e Estilos de Aprendizagem na Formação de Grupos para o Aprendizado Colaborativo de Programação de Computadores (br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/40)
- 10 e-LORS: Uma Abordagem para Recomendação de Objetos de Aprendizagem (br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/1289)
- 11 Estilos e Estratégias de Aprendizagem Personalizadas a Alunos das Modalidades Presenciais e a Distância (br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/1369)
- 12 Formação de grupos colaborativos utilizando algoritmos genéticos (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/360)
- 13 Modelagem de Usuários Baseada em Estilo de Aprendizagem, Teoria da Resposta ao Item e Lógica Fuzzy para Sistemas Adaptativos Educacionais (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/2537)
- 14 Modelo de Adaptação de Ensino Utilizando Agentes Pedagógicos (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/614)
- 15 Um Estudo Empírico dos Comportamentos de Navegação por Estilo Cognitivo de Aprendizagem em um ambiente de treinamento na Web (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/206)
- **16 -** Um Módulo de Identificação On-line do Modelo do Aluno Baseado nos Estilos Cognitivos de Aprendizagem (<u>br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/505</u>)
- 17 Uma Abordagem para Geração Automática de Conteúdo Personalizado Através da Recomendação Estocástica de Objetos de Aprendizagem no Processo de Ensino em Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/2562)
- **18 -** Uso de rede neural artifical para determinar o estilo cognitivo do aprendiz (br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/2550)

Fonte: elaboração própria dos autores.

A partir da extração dos dados provenientes dos artigos do Quadro 2.1 — inicialmente armazenados em uma planilha, para análise/interpretação posterior — foram respondidas as questões de pesquisa definidas na Subseção 2.2.1.

2.3.1. Resposta para a Questão 1

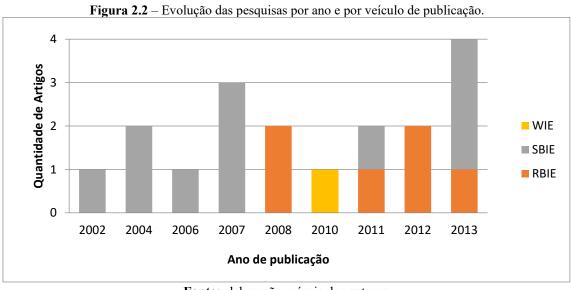
Em relação à evolução da quantidade de pesquisas publicadas em IE considerando os conceitos de EC e/ou EA, houve mais publicações nos anos de 2007 e 2013. Na Figura 2.1, é mostrada a evolução ao longo dos anos. A linha na cor vermelha indica uma tendência polinomial (de grau 2) crescente.



Fonte: elaboração própria dos autores.

É importante comentar que, no gráfico, foram considerados dados de 1997 a 2013 devido ao acesso de artigos, de maneira geral, deste intervalo de tempo. Mais precisamente, os mecanismos de busca possibilitaram acesso de artigos de 1997 a 2013 na RBIE, de 2001 a 2013 no SBIE, e de 2003 a 2013 no WIE (com exceção do ano 2004, não disponível on-line).

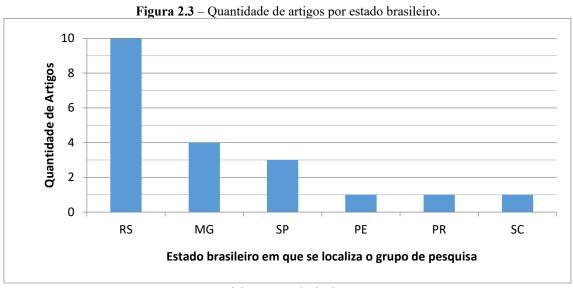
Na Figura 2.2, é mostrada a distribuição das publicações ao longo dos anos, indicando os veículos de publicação (WIE, SBIE e RBIE).



Fonte: elaboração própria dos autores.

2.3.2. Resposta para a Questão 2

Em relação à localização dos grupos de pesquisa atuantes em IE considerando os conceitos de EC e/ou EA, na Figura 2.3 são mostrados os estados brasileiros das instituições que possuem publicações.



Fonte: elaboração própria dos autores.

Percebe-se, portanto, uma predominância de publicações provenientes das regiões Sul e Sudeste do Brasil, com destaque para o estado do Rio Grande do Sul, especialmente devido à UFRGS. Vale ressaltar que em casos de artigos oriundos de parcerias de instituições de estados distintos (RS e MG; SP e MG), o artigo foi contabilizado em ambos os estados.

As instituições envolvidas/citadas nos estudos primários selecionados, com a respectiva quantidade de artigos publicados, encontram-se no Quadro 2.2.

Quadro 2.2 – Instituições e quantidade de publicações.

Instituição	Quantidade de Publicações
UFRGS	4
UNICRUZ	3
UFU; UNISC; UNISINOS	2
Escola Estadual de Ensino Médio Nossa Senhora do Rosário; FACENS;	
IFRS; INPE; PUC-Campinas; PUC-Minas; Secretaria da Fazenda do	1
Estado de Goiás; UEM; UFPE; UFSCAR; UFSM; UFV; ULBRA;	1
UNIFRA; Unilasalle; UNIPAMPA; UniRitter; UPE; USP	

Fonte: elaboração própria dos autores.

2.3.3. Resposta para a Questão 3

Em relação aos modelos teóricos empregados nos estudos, é importante ressaltar inicialmente que a maioria dos estudos primários consideraram o termo "Estilos de Aprendizagem" e, nos casos de empregar o termo "Estilos Cognitivos", foi tratado como

sinônimo ou com definição similar à definição de EA. Foi encontrado também em algumas pesquisas o emprego do termo "Estilos Cognitivos de Aprendizagem".

Diante disso, os artigos foram divididos em 4 categorias: (i) os que só utilizaram o termo EA, (ii) os que só utilizaram o termo EC, (iii) os que utilizaram os dois termos (EC e EA) como sinônimos, e (iv) os que utilizaram o termo ECA (nestes casos, muitas vezes utilizaram também os termos isolados). No diagrama da Figura 2.4, é possível ver os artigos categorizados. Vale ressaltar que, mesmo os que só utilizaram um dos termos, a definição considerada era similar ao outro (estilos voltados a preferências do aprendiz).

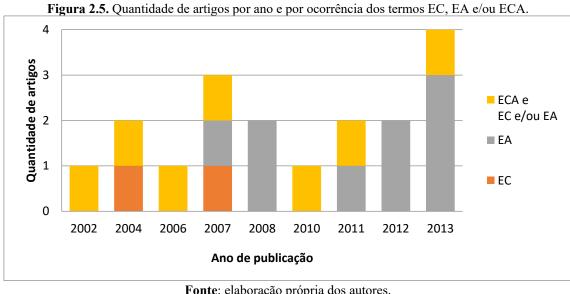
2 3 9 ECA EA

Figura 2.4 – Distribuição dos artigos por ocorrência dos termos EC, EA e/ou ECA.

Fonte: elaboração própria dos autores.

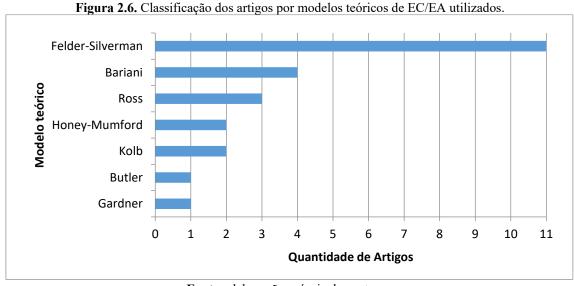
Diante disso, é possível destacar que, nos 4 artigos que utilizaram o termo ECA, também foram utilizados o termo EC e/ou EA. Além disso, 8 artigos utilizaram o termo EC e a maioria (14 artigos) utilizaram o termo EA.

Ressalta-se que, apesar de ser mais utilizado o termo EA nas publicações do contexto procurado neste mapeamento (como é possível notar por meio do gráfico da Figura 2.5), é importante destacar que o termo EC e/ou ECA são também utilizados e, em busca por estudos que se deseja contemplar a preocupação pelo modo de aprender do estudante, é importante considerar todas essas palavras-chave, para que pesquisas importantes não acabem sendo excluídas da busca.



Fonte: elaboração própria dos autores.

Após essa categorização, foi verificado, de fato, os modelos teóricos empregados nos estudos. Alguns destes utilizaram mais de uma teoria para trabalhar os estilos dos aprendizes. Em síntese, foram utilizadas as teorias de pelo menos um destes pesquisadores: Bariani (1998), Butler (2003), Felder e Silverman (1988), Gardner (1994), Honey e Mumford (2000), Kolb (1973), Ross e Ross (1976). Na Figura 2.6, é apresentada a distribuição das teorias utilizadas.



Fonte: elaboração própria dos autores.

Como visto na Figura 2.6, tem-se destaque o uso dos estilos definidos por Felder e Silverman (1988), sendo geralmente utilizado o questionário ILS de Felder e Soloman (1999).

2.3.4. Resposta para a Questão 4

Em relação ao tipo de ambiente no qual as pesquisas propostas podem ser utilizadas, nem todos os estudos explicitaram, mas, em geral, realizaram motivações de seu estudo no âmbito de Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) e/ou da Educação a Distância (EAD).

Diante disso, os artigos foram divididos em 4 categorias: (i) os que explicitaram uso em ambiente tanto presencial quanto a distância, (ii) os que não explicitaram ambiente, (iii) os que explicitaram ambiente presencial, e (iv) os que motivaram e/ou avaliaram suas pesquisas no âmbito da EAD.

Apesar dessa categorização, os autores deste mapeamento compreendem que todas as pesquisas propostas teriam utilidade em ambientes à distância e em ambientes presenciais, mesmo as pesquisas que não explicitaram ambiente e as avaliadas em ambientes específicos. Como ilustrado na Figura 2.7, houve predominância de estudos que consideraram ambientes à distância, acredita-se que devido à importância da EAD na área de IE.

11%

Presencial ou à Distância

Não explícito

Presencial

À Distância

Figura 2.7. Distribuição das pesquisas em relação ao ambiente utilizado.

Fonte: elaboração própria dos autores.

2.3.5. Resposta para a Questão 5

Em relação à utilização de estudantes/aprendizes reais para avaliarem as pesquisas propostas, com o gráfico da Figura 2.8 é possível afirmar que nem todos os autores dos artigos apresentaram uma avaliação do que foi proposto. Em alguns casos, por exemplo, é explícito que, no momento da publicação, ainda não há uma implementação do que os autores propõem. Todavia, a maior parte das pesquisas utilizam aprendizes reais na etapa de avaliação.

17% Avaliação com aprendizes Avaliação sem aprendizes 22% 61% ■ Sem avaliação

Figura 2.8 – Utilização de aprendizes reais na avaliação das pesquisas.

Fonte: elaboração própria dos autores.

2.4 Considerações Finais do Capítulo

As informações deste capítulo foram inicialmente publicadas nos Anais do XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2014). A partir da busca por respostas para as questões de pesquisa definidas na Subseção 2.2.1, observou-se que, em geral, há um crescimento no número de pesquisas que contemplam a preocupação com os diferentes estilos de aprender, apesar dos autores deste mapeamento julgarem que ainda é necessária uma preocupação maior com essa temática.

Além disso, foi possível perceber que os grupos atuantes nessa linha de pesquisa localizam-se essencialmente nas regiões Sul e Sudeste do país, sendo possível sugerir que pesquisadores interessados em EC/EA em IE procurem as instituições envolvidas dessas regiões, para acompanhar os projetos em andamento, além de firmar possíveis parceiras.

Outra constatação foi que o modelo sobre estilos mais utilizado foi o de Felder-Silverman, indicando que as iniciativas brasileiras estão seguindo a tendência internacional, como apontado por Valaski, Malucelli e Reinehr (2011). Comparando esse mapeamento com o descrito neste capítulo, um aspecto interessante é que, mesmo considerando iniciativas internacionais, não foram obtidos muitos estudos primários ao final (14 ao total) e que, passados apenas 3 anos, considerando o escopo apenas nacional, o mapeamento descrito neste capítulo retornou 18 estudos. Acredita-se que um dos motivos de no final se chegar a apenas 14 deve-se ao fato de se restringir a busca por EA e não o uso de ambos os conceitos.

Como explicado na Seção 2.1, a definição de EC e EA não é um consenso e percebeuse que, a partir da leitura dos artigos, no âmbito de IE, os autores em geral consideram os termos como sinônimos. Isso aponta ainda mais a importância de, em buscas, procurar por ambos os termos. Entretanto, quando o foco for realmente aprendizagem e aquisição de informação (o que acaba sendo uma uniformidade em pesquisas em IE), os autores deste mapeamento sugerem a utilização do termo EA ou ECA em futuras publicações.

Ainda sobre essa revisão internacional, utilizando curiosamente o período de 2005 a 2011 — definido por Valaski, Malucelli e Reinehr (2011) — dos 18 artigos selecionados neste mapeamento, ficar-se-ia com 9, sendo nenhum dos autores observados na revisão internacional. Isso talvez seja um indicativo de que os pesquisadores brasileiros não estão buscando muito veículos externos de publicação e/ou que é preciso melhorar a qualidade das pesquisas. Sobre esse aspecto internacional, vale ressaltar que apenas 1 dos 18 artigos selecionados neste mapeamento foi publicado em inglês, o que dificulta uma visibilidade internacional maior dos eventos/periódicos brasileiros.

No que diz respeito ao tipo de ambiente, percebeu-se que, apesar de o enfoque ser a preocupação com a EAD, as iniciativas podem ser úteis também em ambientes presenciais. Quanto à avaliação, ainda há publicações que não contemplam essa etapa em seus artigos, sendo interessante realizar pelo menos estudos de caso com aprendizes reais, para de fato extrair os EC/EA e possibilitar a utilização, pela sociedade, dos estudos científicos desenvolvidos nos grupos de pesquisa.

Embora não planejado inicialmente, o mapeamento possibilitou verificar que o SBIE foi o principal veículo de publicação dos estudos primários selecionados, sendo interessante ressaltar a importância desse evento de referência nacional em IE.

Como pesquisas futuras, pretende-se utilizar os estudos primários retornados deste mapeamento como referências para a proposta de uma iniciativa em IE, mais especificamente um Sistema de Recomendação Educacional, considerando a teoria de EA de Felder–Silverman e o questionário de Felder–Soloman.

CAPÍTULO 3 — IDENTIFICANDO ESTILOS DE APRENDIZAGEM DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO VIA ILS

Cada indivíduo possui Estilos de Aprendizagem (EA), que são preferências relativas à maneira como representa e organiza novas informações. Identificar os EA pode favorecer o processo de ensino–aprendizagem. Neste capítulo, é apresentado um estudo referente aos EA de estudantes de computação de diferentes níveis de ensino (técnico, graduação e pósgraduação). Para a detecção dos EA, utilizou-se o Índice de Estilos de Aprendizagem (ILS — *Index of Learning Styles*), questionário baseado no Modelo de Felder–Silverman. Com este estudo, verificou-se o grau de heterogeneidade concernente às preferências no modo de aprender dos estudantes em diferentes níveis de ensino, mesmo eles sendo de uma área específica — computação.

3.1 Introdução

O processo de aprendizagem não é vivenciado por todos os indivíduos da mesma forma, sendo desenvolvidos — como resultado da bagagem hereditária, das experiências pessoais e das exigências do ambiente — estilos de aprendizagem, que enfatizam algumas habilidades sobre as outras (KOLB, 1984).

Mesmo os estudantes de cursos específicos, como computação, apesar de geralmente terem características em comum — se comparados a estudantes de cursos de outras áreas —, ainda apresentam estilos distintos, não devendo ser tratados da mesma forma pelos facilitadores da aprendizagem (docentes, coordenadores de curso, etc.).

Ao tomar consciência que cada estudante tem seus EA, os docentes tornam-se capazes de promover um ensino utilizando estratégias que promovam um aprendizado mais eficaz (FERNANDES; BENITTI; CUNHA, 2013).

Sobre as formas com que os aprendizes lidam particularmente/individualmente com as informações, o conceito de Estilos de Aprendizagem (EA) é cada vez mais presente em pesquisas na educação. Segundo Riding e Rayner (2000), esses estilos indicam a maneira preferida, individual e habitual com que os aprendizes organizam e representam novas informações durante o processo de aprendizagem.

Nessa temática, Coffield et al. (2004) realizaram uma revisão da literatura (utilizando os seguintes termos de busca: *Learning style/s*; *Cognitive style/s*; *Conative style/s*; *Thinking style/s*; *Learning preference/s*, *strategy/ies*, *orientation/s*) e identificaram 71 modelos de EA,

utilizados em áreas como educação, psicologia, sociologia, entre outras. Dentre esses modelos, é possível destacar o modelo de Felder–Silverman (FELDER; SILVERMAN, 1988), o mais utilizado no contexto brasileiro e internacional em pesquisas relativas à adaptação e personalização de materiais de aprendizagem (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2014) (VALASKI; MALUCELLI; REINEHR, 2011).

Inicialmente, o modelo de Felder–Silverman foi usado por instrutores e estudantes de engenharia e ciências, sendo posteriormente aplicado em várias outras disciplinas. Para Felder e Silverman (1988), os EA referem-se aos modos pelos quais os indivíduos preferem receber e processar as informações. Ao receber, a informação externa (captada pelos sentidos) e a informação interna (que surge introspectivamente) ficam disponíveis para o indivíduo, que seleciona o material a ser processado. Ao processar, o indivíduo pode recorrer a simples memorização ou raciocínio indutivo ou dedutivo, reflexão ou ação, introspecção ou interação com outros indivíduos. Como resultado, o conteúdo abordado no material selecionado é garantidamente aprendido ou, então, não é aprendido.

O modelo de Felder–Silverman contempla 4 (quatro) dimensões de EA: (1) Processamento (estilos Ativo e Reflexivo); (2) Percepção (estilos Sensorial e Intuitivo); (3) Entrada (estilos Visual e Verbal); e (4) Compreensão (estilos Sequencial e Global). Inicialmente havia a dimensão Organização (estilos Indutivo e Dedutivo), removida em 2002 por Felder, defendendo que o modo indutivo obtém melhores resultados e, uma vez que os estudantes preferem o modo dedutivo, não queria que sua pesquisa servisse como justificativa para os professores continuarem a usar o modo dedutivo em suas aulas (FELDER, 2002).

Em geral, os indivíduos Ativos aprendem por meio da experimentação ativa, e compreendem as informações mais eficientemente discutindo e aplicando os conceitos; por outro lado, os Reflexivos necessitam de um tempo sozinhos para pensar/refletir sobre as informações obtidas. Os indivíduos Sensoriais preferem lidar com situações concretas, dados e experimentos; por outro lado, os Intuitivos são inovadores, gostam de lidar com abstrações, conceitos e teorias. Os indivíduos com estilo Visual aprendem mais facilmente por meio de demonstrações, diagramas, figuras, filmes, fluxogramas; por outro lado, aqueles com estilo Verbal compreendem melhor as informações transmitidas por meio de palavras. Os indivíduos Sequenciais aprendem melhor quando o conceito é expresso de maneira contínua de dificuldade e complexidade; por outro lado, os indivíduos Globais são multidisciplinares, aprendendo em

grandes saltos e lidando com os conteúdos de forma aleatória (FELDER; SILVERMAN, 1988) (DIAS; GASPARINI; KEMCZINSK, 2009).

Baseado nas 4 dimensões, foi desenvolvido o Índice de Estilos de Aprendizagem (*Index of Learning Styles* — ILS), instrumento para determinar as preferências de aprendizagem do modelo de Felder–Silverman (FELDER; SOLOMAN, 1999).

Neste capítulo é apresentada uma pesquisa realizada com variados estudantes da área de computação (no ensino técnico de nível médio, na graduação e na pós-graduação *stricto sensu*), com base no ILS, visando a contribuir para a melhoria do processo de ensino–aprendizagem nessa área. Na Seção 3.2, são comentados alguns estudos relacionados. Na Seção 3.3, é descrita a metodologia empregada. Na Seção 3.4, são apresentados os resultados obtidos. Na Seção 3.5, são realizadas algumas considerações finais.

3.2 Trabalhos Relacionados

Muitos trabalhos na literatura usam teorias relacionadas à forma com que os estudantes preferem aprender.

Cury (2000) aplicou o ILS a 44 estudantes de engenharia, demonstrando que eles se apresentaram com EA preferencialmente Ativos, Sensoriais, Visuais e Sequenciais. Belhot, Freitas e Dornellas (2005) coletaram dados de 123 estudantes do curso de Engenharia de Produção Mecânica, utilizando o ILS e o inventário de Keirsey e Bates, e traçaram um perfil de EA dominantes desses estudantes.

Santos e Mognon (2010) realizaram um estudo buscando identificar os EA predominantes nos estudantes universitários. Aplicaram o ILS a 242 estudantes de diversos cursos e, dentre os resultados, indicaram que os estudantes apresentaram predominância pelos estilos Ativo, Sensorial, Visual e Sequencial.

Oliveira (2012) estudou o impacto dos EA no desempenho acadêmico do ensino de contabilidade, utilizando o ILS aplicado a 276 estudantes e 13 professores, e concluindo ser possível notar influência no desempenho dos discentes.

Fernandes, Benitti e Cunha (2013) apresentaram um levantamento feito junto a 118 estudantes da área de computação (Sistemas para Internet; Engenharia de Computação; Ciência da Computação; Tecnologia em Jogos Digitais), com base no Inventário de Estilos de

Aprendizagem de Kolb, a fim de obter subsídios para melhorar o processo de ensinoaprendizagem.

Embora as pesquisas comentadas acima — e muitas outras encontradas na literatura sobre EA — sejam relacionadas à pesquisa descrita neste capítulo, não foram encontrados trabalhos cujo foco tenha sido a extração (utilizando o ILS) e análise dos EA de estudantes de computação em diferentes níveis de ensino.

3.3 Aspectos Metodológicos

Com o objetivo de analisar semelhanças/diferenças de perfis de estudantes na área da computação, relativos aos seus EA, foi aplicado o questionário ILS a estudantes de nível técnico, graduandos e pós-graduandos (mestrandos e doutorandos) em Ciência da Computação.

O ILS abrange 44 questões objetivas (alternativa "a" ou "b"), sendo 11 para cada uma das 4 dimensões. As questões 1, 5, 9, 13, 17, 21, 25, 29, 33, 37 e 41 são relativas à dimensão Processamento, sendo a primeira alternativa (letra "a") representante do valor Ativo e a segunda (letra "b") do valor Reflexivo. As questões 2, 6, 10, 14, 18, 22, 26, 30, 34, 38 e 42 referem-se à dimensão Percepção, sendo a primeira alternativa representante do valor Sensorial e a segunda alternativa representante do valor Intuitivo. As questões relativas à dimensão Entrada são 3, 7, 11, 15, 19, 23, 27, 31, 35, 39 e 43, sendo que a primeira alternativa representa o valor Visual e a segunda o valor Verbal. As demais questões (4, 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32, 36, 40 e 44) são relacionadas à dimensão Entendimento, sendo o valor Sequencial representado pela primeira alternativa e o valor Global pela segunda.

As respostas às questões do ILS fornecem duas pontuações, para cada uma das quatro dimensões, correspondentes aos dois estilos da dimensão. A diferença entre as duas pontuações indica, dentre os dois estilos, qual é o predominante/preferido pelo respondente, além de permitir conhecer a intensidade dessa preferência — pode ser leve ou quase inexistente (pontuações 1 e 3), moderada (pontuações 5 e 7) ou forte (pontuações 9 e 11) para um ou outro estilo do par da dimensão.

Os estudos de Zywno (2003), Felder e Spurlin (2005) e Litzinger et al. (2007) concordam que o ILS é um instrumento confiável, válido e adequado para identificação dos EA, embora seja recomendado que as pesquisas com tal instrumento continuem a ser realizadas.

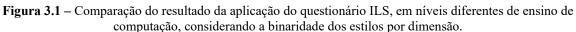
Ao todo, foram obtidas 118 respostas, sendo 61 de estudantes de nível técnico, 36 de estudantes graduandos e 21 de estudantes pós-graduandos (mestrandos ou doutorandos).

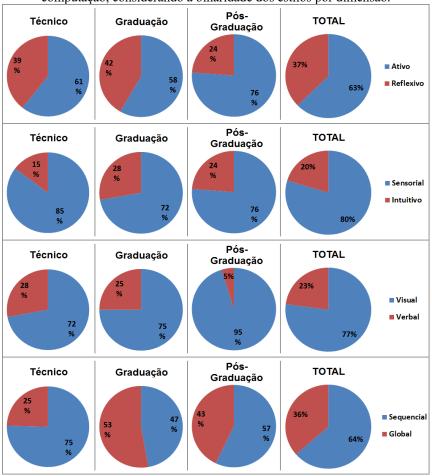
3.4 Resultados

Inicialmente, foram analisados os dados e gerados gráficos comparativos considerando a binaridade de estilos por dimensão (Figura 3.1).

De maneira geral, é possível afirmar, com base na Figura 3.1, que os estudantes de computação tendem a ser mais Ativos, Sensoriais, Visuais e Sequenciais. Esse resultado corrobora com os obtidos em pesquisas anteriormente citadas (CURY, 2000) (SANTOS; MOGNON, 2010). Entretanto, a parcela de estudantes com os estilos opostos (Reflexivos, Intuitivos, Verbais e Globais) é significativa em muitos casos. Em relação aos estudantes de graduação, por exemplo, há leve predominância do estilo Global em vez do Sequencial.

Já se percebe, com essa abordagem comparativa, a diferença entre os estudantes em todos os três níveis de ensino considerados neste estudo. Entretanto, julgou-se interessante também considerar a intensidade das preferências por estilo e, assim, os resultados foram categorizados em leve, moderado e forte (Figura 3.2).





Fonte: elaboração própria dos autores.

Pós-**TOTAL** Técnico Graduação Graduação **■** Fortemente Ativo ■ Moderadamente Ativo ■ Levemente Ativo ■ Levemente Reflexivo ■ Moderadamente Reflexivo 41% **■** Fortemente Reflexivo Pós-**TOTAL** Técnico Graduação Graduação ■ Fortemente Sensorial ■ Moderadamente Sensorial ■ Levemente Sensorial ■ Levemente Intuitivo ■ Moderadamente Intuitivo ■ Fortemente Intuitivo Pós-Técnico Graduação **TOTAL** Graduação **■** Fortemente Visual ■ Moderadamente Visual 18% ■ Levemente Visual ■ Levemente Verbal ■ Moderadamente Verbal **37%** ■ Fortemente Verbal Pós-**TOTAL** Técnico Graduação Graduação Fortemente Sequencial ■ Moderadamente Sequencial Levemente Sequencial ■ Levemente Global ■ Moderadamente Global Fortemente Global

Figura 3.2 – Comparação do resultado da aplicação do questionário ILS em níveis diferentes de ensino de computação, considerando três graus de intensidade (leve, moderado, forte) por estilo, em cada dimensão.

Fonte: elaboração própria dos autores.

Com base na Figura 3.2, é possível afirmar que é a minoria dos estudantes que apresenta algum estilo com o grau de intensidade forte. Em relação à dimensão Processamento, a maioria geralmente é levemente Ativa ou levemente Reflexiva. Em relação à dimensão Percepção, a maioria é leve ou moderadamente Sensorial. Em relação à dimensão Entrada, a maioria é leve ou moderadamente Visual. Em relação à dimensão Compreensão, embora haja predominância de ser levemente Sequencial, muitos também são levemente Globais ou moderadamente Sequenciais.

A partir da visualização gráfica dos dados relativos aos EA, considerando graus de intensidade, nota-se ainda mais como os estudantes podem ser diferentes.

Por fim, com base nos valores brutos — isto é, nem categorizados binariamente (Figura 3.1), nem por grau de intensidade (Figura 3.2) —, foi gerado o gráfico da Figura 3.3. No eixo

horizontal, tem-se a variação para os 118 estudantes que fizeram parte desta pesquisa, respondendo o ILS.

No eixo vertical do gráfico da Figura 3.3, os valores indicam a porcentagem (de 0% a 100%) para cada dimensão, sendo: para a dimensão Processamento, valores próximos a 0% representativos do estilo Ativo e valores próximos a 100% representativos do estilo Reflexivo; para a dimensão Processamento, valores próximos a 0% representativos do estilo Sensorial e valores próximos a 100% representativos do estilo Intuitivo; para a dimensão Processamento, valores próximos a 0% representativos do estilo Visual e valores próximos a 100% representativos do estilo Verbal; e para a dimensão Processamento, valores próximos a 0% representativos do estilo Sequencial e valores próximos a 100% representativos do estilo Sequencial e va

Em relação aos quatro ícones coloridos da Figura 3.3 (que representam as dimensões de EA), é visível grande variação. Este gráfico ilustra nitidamente a heterogeneidade relativa aos EA de estudantes da área de computação e possibilita ter uma ideia das quatro dimensões combinadas por indivíduo.



Figura 3.3 – Ilustração da heterogeneidade dos Estilos de Aprendizagem dos 118 estudantes participantes desta pesquisa.

Fonte: elaboração própria dos autores.

3.5 Considerações Finais do Capítulo

As teorias relacionadas a EA são essenciais para dar suporte às diferenças intrínsecas ao modo particular de aprender dos estudantes de computação. Como abordado na Seção 3.4, essas diferenças abrangem desde turmas de estudantes em cursos técnicos de nível médio a estudantes de programas de pós-graduação.

Além da detecção desses EA ser bastante útil, por exemplo, na personalização de ambientes em sistemas de apoio à educação na modalidade a distância, o simples uso do questionário ILS, em cursos presenciais, é um meio interessante para o professor conhecer seus estudantes e, com base nos perfis encontrados, adaptar seus planos de aula, com abordagens metodológicas e avaliativas que facilitem o processo de ensino—aprendizagem. Em relação a pós-graduandos, por exemplo, os orientadores podem fazer uso dessa teoria para sugerir pesquisas/tarefas que se adaptem aos EA de seus orientandos — e não apenas indicando temas e direções que às vezes estes pouco se interessam.

Especialmente na Educação em Computação, a criação de formulários on-line por parte dos professores não requer muitos conhecimentos além dos quais estes já possuem. Tais docentes podem facilmente automatizar o processo de geração de resultados ao implementar, na linguagem de programação que lhe convier, o algoritmo para extrair os valores dos EA com base nas respostas das 44 questões do ILS (comentado na Seção 3.3).

Além disso, é interessante comentar que há iniciativas de uso do modelo de Felder—Silverman que não utilizam o ILS, sendo possível citar as pesquisas de Popescu, Trigano e Badica (2007), Graf, Kinshuk e Liu (2008) e Dorça et al. (2013). Eles sugerem a utilização de métodos baseados na análise do comportamento implícito do estudante em sistemas de aprendizagem. Graf, Kinshuk e Liu (2008) considera, dentre outras relações, que, se um estudante frequentemente visitou exercícios, há preferência por um estilo Ativo de aprendizagem. Nas pesquisas de Dorça et al. (2013) e Popescu, Trigano e Badica (2007), além da obtenção dos estilos, são realizadas atualizações dinamicamente, considerando o desempenho na avaliação de uma seção de aprendizagem (DORÇA et al., 2013) e regras como, por exemplo, um valor alto no número de postagens em fórum indica um estilo Ativo e Verbal (POPESCU; TRIGANO; BADICA, 2007).

Como apresentado no Capítulo 2, há uma tendência de aumento de pesquisas considerando o conceito de EA. É importante cada vez mais a utilização desse conceito para

que os estudantes não sejam tratados igualmente em relação ao modo como adquirem e produzem conhecimento.

Ao considerar um universo de estudantes relativamente pequeno, a apresentação dos resultados desta pesquisa (sumarizados nas Figuras 3.1 e 3.2) não tem o objetivo de generalizar que as turmas de computação possuem determinado perfil. Esta pesquisa visou a evidenciar a diferença de perfis relativos a EA de estudantes de computação, mostrando a importância de considerar essas diferenças no processo de ensino—aprendizagem nessa área. Para fornecer uma generalização confiável do perfil do estudante de computação, seria necessário considerar várias instituições de ensino (de nível técnico, graduação e pós-graduação) em diferentes locais e regiões. A partir disso, poderia ser realizada, por exemplo, uma análise mais aprofundada, até mesmo com apoio de psicólogos, buscando entender como os estudantes de computação, em determinado nível de ensino, possuem um estilo mais ou menos evidente em relação a estudantes em outros níveis de ensino.

Almeja-se, com a divulgação desta pesquisa — que foi publicada primeiramente nos Anais do XXIII Workshop sobre Educação em Computação (AGUIAR, FECHINE e COSTA, 2015c) —, motivar pesquisadores e educadores da área da computação a fazerem uso e realizarem pesquisas sobre o conceito de EA, uma vez que, como apresentado neste capítulo, é válido e necessário considerar as particularidades dos estudantes dessa área independente do nível de ensino.

CAPÍTULO 4 — IDENTIFICANDO TRAÇOS DE PERSONALIDADE DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO VIA QUESTIONÁRIO

Os ingressantes em cursos técnicos geralmente focam em se profissionalizar e em se encaminhar rapidamente para o mercado de trabalho. Embora possuam objetivos e características similares, tais estudantes possuem peculiaridades. A partir do inventário TIPI (*Ten-Item Personality Inventory*), que se baseia no modelo *Big Five* de personalidade, este estudo constatou a heterogeneidade de turmas de informática em nível técnico em relação aos Traços de Personalidade dos estudantes. Alfim, comenta-se como a identificação desse aspecto psicológico pode influenciar o desenvolvimento do estudante durante o processo de ensino—aprendizagem.

4.1 Introdução

Ao estudar meios de apoio ao processo de ensino-aprendizagem em cursos de computação, é comum a análise de estudantes de graduação e, por vezes, pesquisas considerando o nível técnico de ensino não são geralmente realizadas. Apesar de, em nível de graduação e pós-graduação, os discentes terem mais tempo no curso para aliar o conhecimento teórico e prático, é importante também considerar como propiciar melhorias na educação a estudantes de computação em cursos técnicos.

É corriqueiro observar que estudantes em cursos técnicos tendem a escolher este tipo de curso com o objetivo de, em pouco tempo, profissionalizar-se e estar apto a entrar para o mercado de trabalho, ou mesmo incrementar seu currículo e as chances de conseguir oportunidades melhores de emprego. Mesmo os indivíduos possuindo este objetivo específico, tendendo a preferir aspectos práticos (e, no caso da escolha de cursos de computação, geralmente gostarem e terem aptidões para o uso de tecnologias digitais), percebe-se que, ao entrarem nos cursos técnicos, ainda há diferenças particulares entre esses estudantes que podem influenciar no seu aprendizado.

Considerando essas particularidades, muitas pesquisas visam a empregar aspectos psicológicos humanos na educação mediada por tecnologias de informação e comunicação, uma vez que esses aspectos, a exemplo da personalidade, têm influência no processo de tomada de decisão dos humanos (NUNES, 2012). É interessante indicar, curiosamente, que há sites comerciais que empregam a personalidade para identificar o perfil de interesses do usuário, a exemplo do site de recomendação de filmes Whattorent, cujas estatísticas indicam que os

usuários ficaram satisfeitos com as recomendações em mais de 80% do tempo (WHATTORENT, 2015).

Embora a definição do conceito de personalidade não seja um consenso, é possível defini-la como um padrão comportamental consistente originado internamente no indivíduo (BURGER, 2010). Segundo Paixão, Fortaleza e Conte (2012), é preciso criar possibilidades para estimular estudantes com diferentes tipos de personalidade nos cursos de computação.

Neste capítulo, é apresentado um relato de experiência sobre a identificação da personalidade de estudantes de um Curso Técnico em Informática. A partir disso, são realizadas reflexões para estimular reproduções similares dessa experiência por parte de outros pesquisadores. O restante deste capítulo está organizado como segue: na Seção 4.2, são apresentadas algumas pesquisas relacionadas; na Seção 4.3, é apresentado o método empregado para extração dos traços de personalidade de estudantes em um curso técnico em informática; na Seção 4.4, são apresentados os resultados da aplicação de um inventário; na Seção 4.5, são discutidos alguns aspectos finais observados a partir dessa experiência.

4.2 Trabalhos Relacionados

Alguns trabalhos analisando a personalidade de indivíduos em computação podem ser encontrados na literatura.

Ferreira e Silva (2008) abordaram como os perfis psicológicos influenciam na utilização e no processo de software. Capretz e Ahmed (2010) realizaram um trabalho em relação aos tipos de personalidade que são mais indicados para os diferentes papéis em equipes de desenvolvimento de software.

Com enfoque em metodologias ágeis, Branco, Conte e Prikladnicki (2011) estudaram a influência dos tipos de personalidade nessas metodologias de desenvolvimento. Considerando as tarefas individuais e coletivas na Engenharia de Software, Cruz et al. (2011) abordaram a influência da personalidade nessas tarefas.

Paixão, Fortaleza e Conte (2012) realizaram um estudo sobre a personalidade no ensino de computação, discutindo implicações dos perfis psicológicos a partir de uma análise com 46 estudantes dos cursos de Ciência da Computação e Sistemas de Informação da Universidade Federal do Amazonas. Posteriormente, com 80 estudantes, esses autores realizaram um estudo da relação entre perfil psicológico de estudantes e evasão (PAIXÃO; FORTALEZA; CONTE, 2013).

Visando ao auxílio na aprendizagem e no desempenho acadêmico, Farias, Dobrões e Da Silva (2013) expuseram uma análise para adaptar atividades da área de computação por meio de adaptações considerando os perfis psicológicos dos estudantes.

Apesar desses trabalhos se relacionarem à experiência descrita neste capítulo, não foram encontrados trabalhos cujo foco tenha sido a detecção e análise de traços de personalidade (segundo a teoria do *Big Five*) de estudantes de cursos técnicos na área da computação.

4.3 Aspectos Metodológicos

Para realizar pesquisas empíricas da abordagem do *Big Five*, foram criados alguns inventários, sendo um dos principais o NEO-PI-R (*Revised NEO Personality Inventory*), desenvolvido por Costa e McCrae (1992), com 240 questões de múltipla escolha. Por ser um inventário comercial (com direitos autorais), uma alternativa de custo livre ao NEO-PI-R é o NEO-IPIP (*NEO International Personality Item Pool*) com 300 itens (JOHNSON, 2000). Uma versão curta do NEO-IPIP é o TIPI (*Ten-Item Personality Inventory*), com 10 itens (GOSLING; RENTFROW; SWANN, 2003).

No TIPI, cada item possui uma afirmativa, a qual o respondente atribui um valor de concordância do quanto essa afirmativa o representa em uma escala tipo *Likert* de sete pontos. No Anexo B, são apresentados os itens desse inventário.

Apesar de serem tradicionalmente utilizados inventários para extrair os traços de personalidade, é importante citar que há abordagens que não exigem tanto esforço cognitivo por parte dos usuários, como, por exemplo, a utilização de mineração de dados de perfis de usuários em redes sociais.

Considerando-se a teoria explanada anteriormente, foi escolhido o inventário TIPI para identificar os traços de personalidade de estudantes de 3 (três) turmas do Curso Técnico em Informática da Escola Técnica Redentorista de Campina Grande – PB. Uma vez que as turmas tinham número diferenciado de estudantes, isso influenciou na quantidade de respostas obtidas. Serão denominadas neste capítulo como Turma A, Turma B e Turma C, sendo a quantidade de respondentes, respectivamente, 33, 8, e 20. Ao todo, portanto, foram 61 estudantes que responderam ao inventário.

O inventário TIPI foi aplicado on-line, sendo elaborado e disponibilizado por meio do Google Drive (serviço da empresa Google, disponível por meio deste link: https://drive.google.com). Embora seja um instrumento de mensuração simplificado, a escolha

do TIPI foi realizada especialmente por ser um inventário não comercial e que demanda pouco tempo do respondente.

Ao concluir a fase de respostas aos questionários, os dados foram avaliados, sendo, com base no TIPI, calculado para cada estudante o grau de intensidade dos traços, que varia de 1 a 7. Esse cálculo é feito ao realizar uma média dos valores definidos para os dois itens relativos a cada traço: os itens 1 e 6 referem-se ao traço Extroversão; os itens 2 e 7 ao traço Socialização; os itens 3 e 8 são relativos ao traço Realização; os itens 4 e 9 ao traço Neuroticismo; e, por fim, os itens 5 e 10 referem-se ao traço Abertura. Vale ressaltar que os itens 2, 4, 6, 8 e 10 possuem as características inversas ao nome caracterizador do traço em questão. Por exemplo: se for definida a avaliação "Concordo fortemente" para o item 1, isso indica que, para o traço Extroversão, se deve considerar o grau máximo (7); entretanto, para o item 2, isso indica que, para o traço Socialização, se deve considerar o grau mínimo (1). Dessa forma, um indivíduo que marcar "Concordo moderadamente" para o item 1 e o valor "Discordo fortemente" para o item 6, possui um grau de Extroversão igual a (6+7)/2, ou seja, um grau de 6,5 para o traço Extroversão.

Considerando os resultados possíveis com o TIPI, é possível definir que: (i) para graus de 1 a 3, o indivíduo possui um nível baixo para aquele traço; (ii) de 5 a 7, o indivíduo possui um nível alto para aquele traço; e (iii) de 3,5 a 4,5, pode-se afirmar que tal traço é encontrado moderadamente no indivíduo. Por exemplo, para um estudante cujo resultado seja 2, 3,5, 5,5, 4,5 e 6,5, respectivamente para os traços Extroversão, Socialização, Realização, Neuroticismo e Abertura, é possível dizer que ele se apresenta como um indivíduo com Extroversão baixa, Socialização e Neuroticismo moderados, e Realização e Abertura altas.

Para comparar por turma o nível de similaridade entre as personalidades dos estudantes, considerou-se a formação de um vetor com os valores definidos para os graus relativos aos 5 (cinco) traços de personalidade. Uma vez que cada usuário foi representado por um vetor, utilizou-se a medida de Similaridade dos Cossenos para a comparação entre esses vetores. Essa medida é formalizada a seguir:

$$C_{x,y} = \frac{\sum_{t=1}^{5} (p_{x,t} * p_{y,t})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{5} (p_{x,t})^{2}} \times \sqrt{\sum_{t=1}^{5} (p_{y,t})^{2}}}$$

Considere que: $C_{x,y}$ é o cálculo do cosseno entre dois vetores com cinco elementos, representando os traços de personalidade de um estudante X e de determinado estudante Y (nesta ordem: Extroversão, Socialização, Realização, Neuroticismo e Abertura); $p_{x,t}$ é o valor percentual (de 0 a 100) da caracterização do traço t no estudante X; $p_{y,t}$ é o valor percentual (de 0 a 100) da caracterização do traço t no estudante Y.

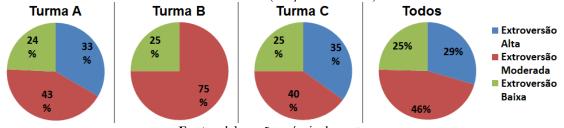
O valor do cosseno calculado ($C_{x,y}$) varia de 0 (zero) a 1 (um) e indica a similaridade entre os estudantes em relação a seus traços de personalidade. Quanto mais próximo a 1, mais similares são os perfis dos estudantes. Quanto mais próximo a 0, menos similares eles são.

4.4 Resultados

Com base no exposto na Seção 4.3, foram gerados os gráficos das Figuras 4.1 a 4.5 para apresentar os resultados obtidos.

A partir da Figura 4.1, percebe-se que a maioria apresenta uma Extroversão moderada, mas a quantidade de estudantes com Extroversão alta é significativa ao considerar a totalidade de estudantes. Entretanto, é interessante verificar que, na Turma B, não há estudantes com esse perfil, o que poderia refletir na adoção de estratégias diferentes para uma turma sem características fortes de Extroversão, diferentemente, por exemplo, das Turmas A e C, que apresentam uma diversidade de perfis. É possível pensar que, como a turma B é bem menor, considerando as demais, se houvesse mais estudantes, provavelmente se teria perfis mais extrovertidos. Mas isso reforça o fato de verificar os traços de personalidade tanto individualmente quanto por turma, para que o professor busque melhores estratégias para se relacionar e propor atividades a esses discentes.

Figura 4.1 – Comparação do resultado da aplicação do questionário TIPI em três turmas de um Curso Técnico em Informática (Traço Extroversão).

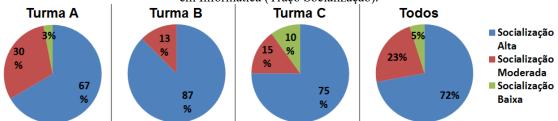


Fonte: elaboração própria dos autores.

A partir da Figura 4.2, nota-se que poucos são os estudantes que se apresentam com Socialização baixa. Entretanto, a existência de alguns perfis nesse sentido, em uma turma predominantemente com Socialização alta, como as Turmas A e B, pode fazer com que o

docente considere a turma de forma homogênea, podendo dificultar a aprendizagem desses indivíduos diferenciados, ao propor atividades que privilegiem o perfil de Socialização alta.

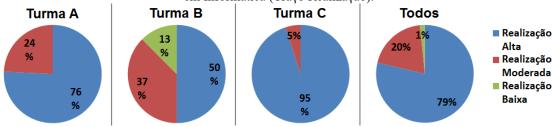
Figura 4.2 – Comparação do resultado da aplicação do questionário TIPI em três turmas de um Curso Técnico em Informática (Traço Socialização).



Fonte: elaboração própria dos autores.

Com os gráficos da Figura 4.3, é indicado que a maioria dos estudantes apresenta uma Realização alta, ou pelo menos moderada. Entretanto, não inexiste esse tipo de perfil na turma B, o que pode requerer uma estratégia um pouco diferenciada, específica para tal estudante.

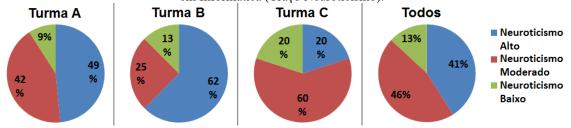
Figura 4.3 – Comparação do resultado da aplicação do questionário TIPI em três turmas de um Curso Técnico em Informática (Traço Realização).



Fonte: elaboração própria dos autores.

Considerando a totalidade de respostas, percebe-se, a partir da Figura 4.4, que a maioria dos estudantes apresenta um nível moderado de Neuroticismo. Entretanto, ao analisar por turma, visivelmente percebe-se diferenças por turmas. Na turma C, por exemplo, o docente provavelmente teria que ter um cuidado menor do que em relação à turma B, uma vez que esta turma possui grande parte dos estudantes com Neuroticismo alto, ou seja, alta instabilidade emocional.

Figura 4.4 – Comparação do resultado da aplicação do questionário TIPI em três turmas de um Curso Técnico em Informática (Traço Neuroticismo).

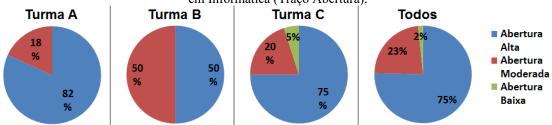


Fonte: elaboração própria dos autores.

Similarmente ao traço Realização, na Figura 4.5 é apontado que os estudantes apresentaram, em geral, um perfil com Abertura alta ou pelo menos moderada. Mas há uma

especificidade em um perfil da turma C. Inovações metodológicas por parte do professor talvez prejudiquem o aprendizado deste estudante com Abertura baixa. Sem a identificação dessa característica por parte do professor, tal estudante poderia vir apresentando bom desempenho e, por mudanças ocorridas, poderia passar a ter um desempenho insuficiente.

Figura 4.5 – Comparação do resultado da aplicação do questionário TIPI em três turmas de um Curso Técnico em Informática (Traço Abertura).



Fonte: elaboração própria dos autores.

Além da geração e análise dos gráficos, foi comparado por turma o nível de similaridade entre as personalidades dos estudantes, para identificar as possíveis diferenças, considerando os 5 (cinco) traços de personalidade. Os maiores e menores valores de similaridades obtidos por meio da medida de Similaridade dos Cossenos (Seção 4.3), além das similaridades médias, podem ser vistos no Quadro 4.1.

Quadro 4.1 – Similaridades entre estudantes de um Curso Técnico em Informática.

	Turma A	Turma B	Turma C	Todos
Maior Similaridade	0,99955	0,99659	0,99900	0,99955
Menor Similaridade	0,71617	0,77981	0,63626	0,58286
Similaridade Média	0,93488	0,93527	0,92319	0,93130

Fonte: elaboração própria dos autores.

Com base nos valores do Quadro 4.1, é possível observar que os estudantes do curso técnico em computação, que participaram desta experiência, são similares, havendo perfis de estudantes com personalidade quase 100% similares. Ao verificar as personalidades médias das turmas, também é evidenciado o quão parecidos podem ser os perfis de estudantes nesses cursos. Entretanto, se forem analisadas as menores similaridades, apesar de serem valores acima de 50%, é importante considerar que há, na mesma turma, dois ou mais perfis que impossibilitam tratar a turma homogeneamente.

Percebe-se, com a realização desta experiência que, apesar de haver bastante similaridade no perfil dos estudantes em um curso técnico em informática, relativo à sua personalidade, é possível encontrar estudantes com características peculiares e que, se forem

utilizadas estratégias considerando a homogeneidade da turma, estes estudantes tenderão a ser prejudicados.

A análise individual dos traços de personalidade e, por conseguinte, uma visão geral dos traços encontrados nas turmas, pode ajudar a prever que alguns aspectos metodológicos a serem adotados podem ser mais úteis em relação aos outros. Pessoas com características de pouca Extroversão e Socialização podem, por exemplo, obter resultados satisfatórios em provas escritas e/ou trabalhos individuais e, por outro lado, obter resultados insatisfatórios em trabalhos em equipes e/ou apresentações de seminários. Mesmo que a maioria da turma apresente perfis similares, é papel do professor buscar propiciar um adequado aprendizado também àqueles estudantes diferenciados.

4.5 Considerações Finais do Capítulo

O conceito de traços de personalidade é relativo à psicologia, mas sua aplicação pode abranger várias áreas, umas vez que a interação entre indivíduos é essencial em diversas tarefas, a exemplo de tarefas de transmissão e aquisição de conhecimento.

Segundo Litto (1996, apud KURI, 2004), deve-se haver uma educação individualizada, sendo inaceitável que se continue com o paradigma industrial de tratar todos os estudantes iguais, como em uma linha de montagem.

Há estudos, por exemplo, sobre a correlação de personalidade e estilos de aprendizagem (KURI, 2004) (SENRA, 2009) (ZONASH; NAQVI, 2011) (RAJU; VENUGOPAL, 2014), indicando correlações entre aspectos de personalidade e os estilos preferidos empregados pelos estudantes para adquirir conhecimentos. O conceito de estilos de aprendizagem é comumente empregado em pesquisas em geral sobre educação e, por conseguinte, importante para a área de Educação em Computação.

Mesmo que ainda não sejam definidas nitidamente fortes correlações entre traços de personalidade e os estilos de aprendizagem dos estudantes, a personalidade pode influenciar como o aprendiz se relaciona com os colegas, professores e até mesmo outros indivíduos envolvidos no processo ensino–aprendizagem. Esses relacionamentos podem impactar em desempenho e permanência dos estudantes no curso. Portanto, é interessante que os professores reflitam a possibilidade de começarem a extrair tal informação no início de suas disciplinas, podendo até ser algo planejado e compartilhado com outros professores e coordenações de cursos.

Além de útil para a interação estudante—professor e estudante—estudante em sala de aula, por exemplo, os traços de personalidade podem ser pertinentes para a personalização de ambientes virtuais de aprendizagem, empregados como apoio em muitos cursos da área da computação.

Vale ressaltar que as tecnologias digitais de informação e comunicação podem facilmente ser empregadas para automatizar a aplicação e a geração de resultados dos inventários de personalidade, especialmente em cursos voltados à computação, nos quais docentes e discentes geralmente possuem familiaridade de uso — além do fato especial da maioria dos docentes possuir conhecimento de linguagens de programação, facilitando ainda mais essa automatização. Por exemplo, os inventários para extrair os traços de personalidade podem ser facilmente elaborados por docentes via Google Drive, no qual é fácil criar, compartilhar, preencher e receber os resultados de formulários, com apenas conhecimentos básicos em informática — e, com conhecimento de programação, o uso do Google Drive pode ser expandido, gerando os resultados automáticos após o término do preenchimento. Além disso, pode-se ainda estudar e aplicar as iniciativas que utilizam mineração de dados de perfis de usuários em redes sociais para detectar sua personalidade.

Em relação a ameaças à validade do estudo, é importante ressaltar que a identificação de traços de personalidade é um tema complexo, voltado à área da psicologia, e que, segundo alguns autores, a aplicação de questionários nem sempre é eficaz, uma vez que os indivíduos podem oferecer respostas que não os representam realmente. Nunes (2012) defende que o uso do inventário TIPI é uma boa opção quando a extração da personalidade não for o tópico primário de interesse na pesquisa.

Todavia, ressalta-se que é importante tratar o aspecto da personalidade na educação em computação, uma vez que, por exemplo, baseando-se nos traços de personalidade dos estudantes, podem ser formados grupos com perfis similares em busca de equipes de alto desempenho em engenharia de software.

Por fim, é possível dizer que a realização desta experiência, com estudantes de informática em nível técnico, propiciou a visualização de aspectos heterogêneos nas turmas em relação à personalidade, baseando-se no inventário TIPI. Espera-se, com os resultados e discussões apresentados neste capítulo — publicados primeiramente nos Anais do XXIII Workshop sobre Educação em Computação (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2015a) —, motivar mais estudos sobre essa temática.

CAPÍTULO 5 — IDENTIFICANDO TRAÇOS DE PERSONALIDADE DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO VIA FERRAMENTA DE RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO

A Personalidade de um indivíduo é um aspecto peculiar que pode influenciar em seu processo de ensino—aprendizagem. Considerando-se a preocupação em tratar os estudantes de maneira individualizada, neste capítulo é apresentado um relato de experiência, no espaço escolar, envolvendo o uso da ferramenta Five Labs para, com base em postagens na rede social Facebook, extrair os Traços de Personalidade dos estudantes. Com esta ferramenta, foi possível identificar facilmente as características individuais e coletivas (por turma) de estudantes de informática em nível técnico. Espera-se com este capítulo incentivar a identificação desse aspecto psicológico nas escolas, além de incentivar mais pesquisas sobre Personalidade em Informática na Educação.

5.1 Introdução

Embora se defenda que se deve haver uma educação individualizada, sendo inaceitável que se continue com o paradigma industrial de tratar todos os estudantes iguais, como em uma linha de montagem (LITTO, 1996 apud KURI, 2004), ainda se percebe muitas vezes uma educação não individualizada nas instituições de ensino. Nesse sentido, é relevante utilizar, no contexto escolar/acadêmico, ferramentas que ajudem a tratar os estudantes de maneira particularizada.

As tecnologias de informação e comunicação podem servir de mediadoras para considerar aspectos psicológicos humanos na educação. A personalidade, por exemplo, é um aspecto psicológico que influencia no processo de tomada de decisão (NUNES, 2012) e, assim sendo, é importante considerá-la no processo de ensino-aprendizagem.

Pesquisadores da área de Computação Afetiva discutem a importância de considerar os estados afetivos (dentre eles, a personalidade) na formação de grupos de aprendizagem. Segundo Jones e Issroff (2005), para que comunidades on-line assistidas por computador consigam êxito, fomentadores/projetistas precisam prestar atenção nas áreas afetiva e social, assim como é feito para assuntos técnicos.

Além de potencialmente útil em ambientes on-line, a identificação da personalidade dos estudantes pode propiciar melhorias em atividades propostas em sala de aula, dado o conhecimento prévio do educador em relação a determinadas características de seus estudantes, individualmente, e dos perfis de suas turmas, coletivamente.

Para realizar pesquisas empíricas com base no *Big Five*, foram criados inventários. Alguns dos inventários mais utilizados são o NEO-PI-R (*Revised NEO Personality Inventory*), com 240 questões de múltipla escolha (COSTA; MCCRAE, 1992), e o NEO-IPIP (*NEO International Personality Item Pool*) com 300 itens (afirmativas), aos quais o respondente atribui um valor de concordância do quanto essa afirmativa o representa (JOHNSON, 2000).

Apesar do uso comum de inventários, há estudos considerando abordagens que não exigem muito esforço cognitivo por parte dos usuários para detectar seus traços de personalidade. Mairesse et al. (2007) e Tausczik e Pennebaker (2010) mostram que há correlação entre o *Big Five* e características linguísticas encontradas em textos. Bachrach et al. (2012), Markovikj et al. (2013) e Schwartz et al. (2013) apresentaram estudos indicando que Traços de Personalidade possuem correlação com padrões de uso da rede social Facebook, podendo facilitar a detecção de personalidade com a mineração dos dados dos perfis de usuário dessa rede social.

Na pesquisa de Schwartz et al. (2013), por exemplo, foram analisados 700 milhões de palavras, frases e tópicos coletados de 75 mil voluntários usuários do Facebook, que também responderam ao NEO-IPIP. A acurácia foi de 91,9%. Com base nesse estudo, foi desenvolvida uma ferramenta para análise semântica das postagens do Facebook, Five Labs, disponibilizada pela *startup* americana Five (FIVE, 2015).

Neste capítulo, é apresentado um relato de experiência de uso de uma ferramenta online (Five Labs) para identificar os traços de personalidade de estudantes a partir de seus perfis na rede social Facebook. Com base nisso, são também realizados comentários para estimular reproduções similares dessa experiência.

5.2 Trabalhos Relacionados

Em relação a estudos relacionados, muitos trabalhos analisando a personalidade de indivíduos podem ser encontrados na literatura, em diversos domínios, tais como Capretz e Ahmed (2010) e Cruz et al. (2011) — cujo enfoque consistiu em considerar o conceito de personalidade em tarefas relativas à Engenharia de Software —, e Rabelo (2013) — que investigou os traços de personalidade em atletas brasileiros.

No contexto educacional, há pesquisas como a de Paixão, Fortaleza e Conte (2012, 2013), que realizaram estudos sobre a personalidade no ensino de computação, discutindo implicações dos perfis psicológicos a partir de uma análise inicial com 46 estudantes de Ciência

da Computação e Sistemas de Informação, e posteriormente com 80 estudantes, relacionando também o perfil psicológico com a evasão.

Nessa mesma linha, Farias, Dobrões e Da Silva (2013) realizaram uma análise para adaptar atividades da área de computação considerando os perfis psicológicos dos estudantes, para ajudar na aprendizagem e no desempenho acadêmico. Para o ensino de engenharia, Kuri (2004) estudou a personalidade dos estudantes de graduação em Engenharia Civil, Mecânica Elétrica e Produção.

Para investigar quais e como os estados afetivos (dentre eles, a personalidade) são considerados na formação de grupos em ambientes CSCL (Computer Supported Collaborative Learning — Aprendizagem Colaborativa com Suporte Computacional), Reis et al. (2015) realizaram um mapeamento sistemático. Dentre os principais resultados, destaca-se que 16 estudos (76,19% do total) consideraram os traços de personalidade na formação de grupos em ambientes CSCL, e grande parte desses estudos estão relacionados à detecção de estados afetivos dos aprendizes em ambientes CSCL via preenchimento de questionário pelo estudante. Além disso, segundo Reis et al. (2015), embora 8 estudos (38,1% do total) incluam uma avaliação empírica, os resultados obtidos pela comunidade científica sobre afetividade na formação de grupos em ambientes CSCL ainda são bastante incipientes, havendo várias oportunidades para pesquisas futuras.

Apesar de os trabalhos citados nesta seção estarem relacionados ao trabalho descrito neste capítulo, eles diferenciam-se deste por não utilizarem uma ferramenta que, com base nos perfis na rede social Facebook, extraiam sua personalidade objetivando propiciar melhorias no âmbito educacional. Além disso, não foram encontrados trabalhos com foco na Teoria dos Traços para detectar, sem uso de inventários, os traços de personalidade de estudantes de cursos técnicos em informática — e isto consiste na experiência relatada neste capítulo.

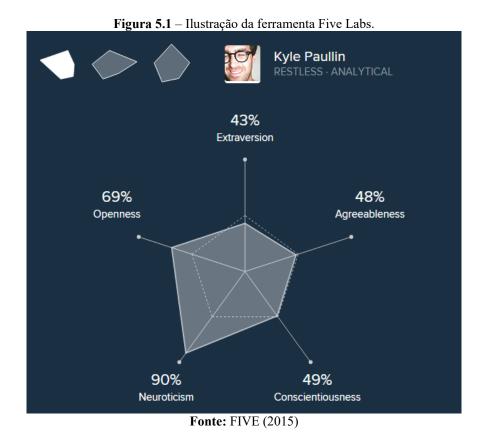
5.3 Aspectos Metodológicos

A ferramenta Five Labs, comentada na Seção 5.1, foi utilizada para identificar a personalidade de estudantes de 3 (três) turmas do Curso Técnico em Informática da Escola Técnica Redentorista (Campina Grande – PB). Uma vez que essas turmas tinham tamanho variado, a quantidade de resultados variou por turma, sendo 25 para uma das turmas (denominada neste capítulo por Turma A), 7 para outra turma (denominada neste capítulo por

Turma B), e 17 para uma terceira turma (denominada neste capítulo por Turma C). Ao todo, portanto, foram 49 estudantes com os traços de personalidade extraídos via Five Labs.

Os resultados de cada estudante foram obtidos para análise por meio de um formulário criado via Google Drive (https://drive.google.com/), cujo hiperlink foi enviado para o e-mail dos estudantes. Em tal formulário, havia informações gerais, em português, sobre a ferramenta (uma vez que ela estava disponível em inglês), além de cinco campos para cada estudante preencher a porcentagem apresentada na ferramenta relativa a cada um dos traços do *Big Five*.

Considerando os valores percentuais providos pela Five Labs (como ilustrado na Figura 5.1), foi definido que: (i) para 0 a 35%, o indivíduo possui um nível baixo para aquele traço; (ii) de 65 a 100%, o indivíduo possui um nível alto para aquele traço; e (iii) entre 35 a 65%, considerou-se que tal traço é encontrado moderadamente no indivíduo. Por exemplo, para um estudante cujo resultado disponibilizado foi 15%, 30%, 80%, 45% e 55%, respectivamente para os traços Extroversão, Socialização, Realização, Neuroticismo e Abertura, é possível afirmar que ele se apresenta como um indivíduo com Extroversão e Socialização baixas, Neuroticismo alto, e Realização e Abertura moderadas.



5.4 Resultados

A partir da metodologia apresentada na Seção 5.3, foram elaborados os gráficos da Figura 5.2, para ilustrar os resultados obtidos.

Com base na Figura 5.2, na linha relativa ao Traço Extroversão, percebe-se que a maioria apresenta um nível moderado de Extroversão, mas a quantidade de estudantes com Extroversão alta é significativa. É interessante verificar também que, na Turma C, diferentemente das demais, há uma porcentagem de estudantes, com nível baixo de Extroversão, que deve ser considerada. Ou seja, na Turma A e na Turma B, poderiam ser adotadas estratégias mais voltadas a indivíduos extrovertidos, enquanto, na Turma C, se deve ter mais cuidado por conter uma parcela considerável de estudantes com tendência introvertida de comportamento.

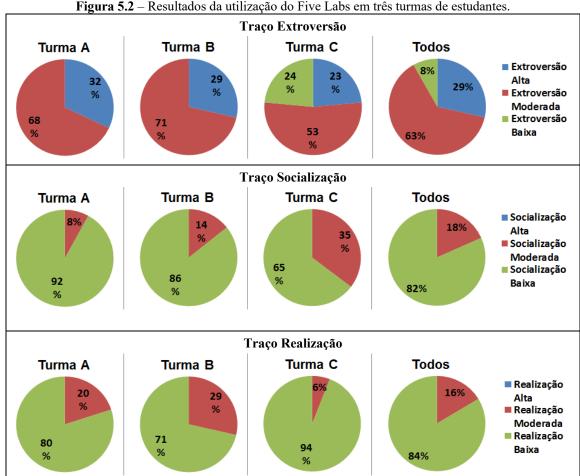
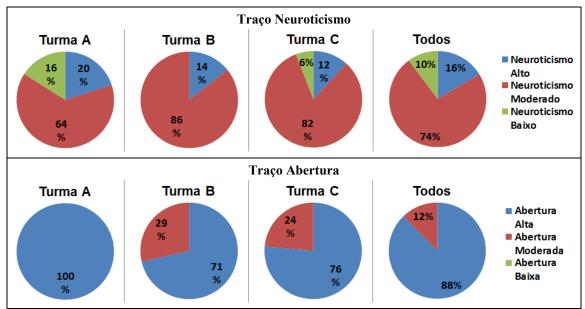


Figura 5.2 – Resultados da utilização do Five Labs em três turmas de estudantes.



Fonte: elaboração própria dos autores.

Com base nos gráficos da Figura 5.2 relativos ao Traço Socialização, nota-se que, em todas as turmas, a maioria foi considerada com Socialização baixa, não havendo casos de Socialização Alta. A partir dessa análise, o docente poderia considerar a turma de forma mais homogênea, mas é importante destacar que há alguns com o nível moderado, especialmente na Turma C, devendo-se ter cuidado ao propor apenas atividades que privilegiariam o perfil de Socialização baixa.

Similarmente ao traço Socialização, pelos gráficos da Figura 5.2 relativos ao Traço Realização, é indicado que a maioria dos estudantes apresenta um nível baixo, não havendo casos de nível alto de Realização.

Considerando os gráficos da Figura 5.2 relativos ao Traço Neuroticismo, percebe-se que a maioria dos estudantes apresenta um nível moderado de Neuroticismo. Entretanto, ao analisar por turma, visivelmente percebe-se que é interessante os docentes terem um cuidado com alguns estudantes, uma vez que em cada turma há ocorrências de estudantes com Neuroticismo alto, ou seja, alta instabilidade emocional.

Com base nos gráficos da Figura 5.2 relativos ao Traço Abertura, é ilustrado que os estudantes apresentaram, em geral, um perfil com Abertura alta, ou pelo menos moderada. Especialmente na Turma A, acredita-se que o docente poderia mudar suas estratégias metodológicas durante o curso, e a turma estaria aberta a essas mudanças. Entretanto, na Turma B e na Turma C, inovações metodológicas por parte do professor provavelmente não seriam tão

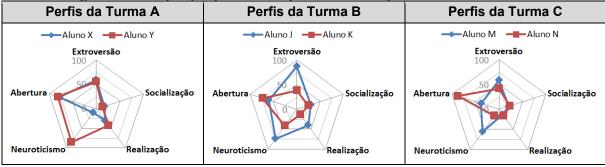
bem aceitas por estudantes com Abertura moderada, até possivelmente prejudicando o aprendizado.

É importante reforçar que se deve verificar os traços de personalidade tanto por turma quanto individualmente, para que o professor busque estratégias mais satisfatórias e personalizadas ao propor atividades aos estudantes.

Além dos gráficos da Figura 5.2, foi analisado por turma o nível de similaridade entre as personalidades dos estudantes, para identificar os perfis mais diferentes entre si, considerando os cinco traços de personalidade. Para isso, os cinco valores percentuais formaram um vetor de estudante e, uma vez que cada estudante estava sendo representado por um vetor, foi utilizada a medida de Similaridade dos Cossenos para comparar esses vetores (formalizada na Seção 4.3 — Capítulo 4).

Na Figura 5.3, são apresentados gráficos do tipo radar que ilustram os perfis de estudantes mais diferentes entre si, por turma, considerando tal medida de similaridade.

Figura 5.3 – Comparação, por turma, de perfis distintos de personalidade de estudantes.



Fonte: elaboração própria dos autores.

Com base nos gráficos da Figura 5.3, é possível observar que os estudantes do curso técnico em informática de uma mesma turma, que participaram desta experiência, podem apresentar algumas características bem diferentes, a exemplo do traço Neuroticismo no gráfico que ilustra os perfis da Turma A, do traço Extroversão no gráfico que ilustra os perfis da Turma B, e do traço Abertura no gráfico que ilustra os perfis da Turma C.

Embora seja importante que o docente analise e tente estimular o desenvolvimento de algumas características (traços) de seus estudantes, é preciso que tal docente tenha cuidado em como fazer isso. Inovar em um momento avaliativo, por exemplo, não é uma boa ideia em turmas que apresentem níveis baixos de abertura. Alguns estudantes, por não se caracterizarem como sujeitos abertos a mudanças, poderiam vir apresentando bom desempenho e, por

inovações/mudanças por parte do professor, viriam a apresentar um desempenho baixo no momento de avaliação, não representando o real aprendizado de tais estudantes.

Apesar das diferenças de algumas características, percebeu-se nesta experiência que, em muitos casos, os estudantes são similares, como sugerem alguns traços nos gráficos da Figura 5.3, além dos gráficos da Figura 5.2. A partir do Quadro 5.1, é possível observar que há perfis de estudantes do curso técnico em informática com personalidade quase 100% similares. A menor similaridade observada, considerando todos os estudantes, foi de aproximadamente 76%, sendo de aproximadamente 78% a menor similaridade observada por turma.

Quadro 5.1 – Comparação, por turma, de perfis distintos de personalidade de estudantes.

	Turma A	Turma B	Turma C	Todos
Maior Similaridade	0,99965	0,99388	0,99798	0,99982
Menor Similaridade	0,83489	0,90109	0,77717	0,75566
Similaridade Média	0,96633	0,96288	0,93473	0,95452

Fonte: elaboração própria dos autores.

Com a realização desta experiência, foi possível perceber que, apesar de haver bastante similaridade no perfil dos estudantes em um curso técnico em informática, relativo à sua personalidade, é possível encontrar estudantes com características peculiares e que, se forem utilizadas estratégias sempre considerando a homogeneidade da turma, estes estudantes tendem a ser prejudicados.

A análise individual dos traços de personalidade e, por conseguinte, uma visão geral de todos os traços encontrados nas turmas, podem ajudar a prever que alguns aspectos metodológicos a serem adotados podem ser mais úteis em relação aos outros.

Indivíduos, por exemplo, caracterizados com pouca Extroversão e Socialização, podem obter resultados satisfatórios em trabalhos individuais e/ou provas escritas; por outro lado, podem obter resultados insatisfatórios em apresentações de seminários e/ou trabalhos em equipes. Embora haja casos em que a maioria da turma apresente perfis similares, é papel dos docentes propiciar um aprendizado adequado a todos os estudantes, mesmo que seja mais trabalhoso realizar adaptações para os mais diferenciados.

As três turmas do curso técnico em informática, de modo geral, apresentaram-se similares, mas é importante reforçar que analisar as características individuais dos estudantes é muitas vezes interessante e necessário, principalmente visualizando os valores percentuais sem agrupá-los em intervalos.

Com base nisso, o gráfico da Figura 5.4, com os cinco traços combinados por indivíduo, ilustra que os estudantes apresentam-se diferentes. No eixo horizontal, tem-se a variação para os 49 estudantes. No eixo vertical, os valores indicam a porcentagem (de 0% a 100%) para cada traço, representado por símbolos/cores diferentes.

participantes desta pesquisa. 0,9 0,8 0,7 0,6 0,5 0,4 0,3 0,2

Figura 5.4 – Ilustração dos dados percentuais para cada fator do Big Five relativos a cada um dos 49 estudantes

Fonte: elaboração própria dos autores.

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49

■Socialização ▲Realização ×Neuroticismo **Abertura

0,1

◆Extroversão

Apesar de, nesta experiência (Figura 5.4), os percentuais não variarem com maior intensidade (por exemplo, os valores para Socialização e Realização são, em geral, baixos), são visíveis as variações em todo o eixo horizontal, indiciando e reforçando que cada estudante tem suas particularidades.

Ressalta-se que, ao considerar um universo de estudantes relativamente pequeno, a apresentação dos resultados desta pesquisa (especialmente os gráficos "Todos" na Figura 5.2) não tem o objetivo de generalizar que os estudantes usuários da rede social Facebook possuem determinada personalidade. A análise de resultados desta pesquisa visou a evidenciar semelhanças/diferenças de perfis relativos a traços de personalidade de estudantes, mostrando a importância de considerar essas diferenças no processo de ensino–aprendizagem.

5.5 Considerações Finais do Capítulo

A realização da experiência relatada neste capítulo propiciou a visualização de perfis de estudantes de três turmas, de um curso técnico em informática, em relação à personalidade, baseando-se na ferramenta Five Labs.

A interação humana se faz necessária em diversas atividades. A personalidade de cada indivíduo influencia na interação com outros indivíduos e, portanto, pode impactar na realização de atividades no contexto escolar/acadêmico.

Ao tomar consciência que cada estudante tem sua personalidade, os docentes podem buscar promover um ensino utilizando estratégias que provoquem um aprendizado diferenciado e mais eficaz.

Uma vez que a personalidade influencia os relacionamentos estudante—professor e estudante—estudante, há consequentemente influência em aspectos educacionais como desempenho e evasão. Além disso, alguns pesquisadores, a exemplo de Kuri (2004), Zonash e Naqvi (2011) e Raju e Venugopal (2014), mostram resultados a respeito de correlações entre personalidade e teorias sobre os estilos de aprendizagem preferidos por cada estudante.

É importante que os docentes (e até mesmo instâncias mais abrangentes, como coordenadores de curso e direção escolar) reflitam a possibilidade de extraírem os traços de personalidade dos estudantes de suas turmas, no início das disciplinas, o que pode ser algo sistematicamente planejado e compartilhado com todos os docentes.

Ao identificarem determinados traços de personalidade a partir do uso de ferramentas (como o Five Labs e/ou outros meios, uma vez que há estudantes que não usam redes sociais), os professores poderiam indicar às coordenações ou outros responsáveis da instituição de ensino a necessidade de atenção a determinados estudantes, não objetivando discriminação, mas o cuidado, sugerindo em alguns casos aos pais/responsáveis o acompanhamento de estudantes por psicólogos.

Além disso, as instituições de ensino que têm a presença de psicólogos em seu quadro de funcionários poderiam atribuir a estes a responsabilidade pelo diagnóstico e acompanhamento mais apropriado, verificando melhor os resultados prévios (obtidos pelos docentes por instrumentos de mensuração como o Five Labs), e analisando o impacto no aprendizado, no convívio social, e mesmo na formação cidadã, o que também é função da escola/academia.

Além de pertinentes no contexto de como o estudante se relaciona com seus colegas e professores em sala de aula, os conceitos sobre os traços de personalidade podem ser empregados, por exemplo, na personalização de ambientes virtuais de ensino—aprendizagem, indispensáveis para cursos a distância e também empregados como apoio em cursos presenciais.

Infortunadamente, a ferramenta Five Labs não está mais disponível. Ao entrar em contato via e-mail com o responsável pela Five Labs, foi informado a um dos autores deste capítulo que não há mais suporte à ferramenta. Todavia, isso não implica que não se possa continuar investindo em pesquisas para identificar os traços de personalidade baseando-se em postagens em redes sociais, como o Facebook. Machado et al. (2015), por exemplo, apresentaram estudos iniciais relativos à correlação de informações léxicas em textos em português brasileiro com características psicológicas do modelo *Big Five* e as facetas do NEO-IPIP. A partir do desenvolvimento desse léxico para mineração de traços de personalidade em textos, seria possível criar ferramentas similares ao Five Labs, focadas na melhoria do processo de ensino–aprendizagem.

Por fim, mesmo os que desconheciam a Teoria do *Big Five* antes da leitura deste livro, acredita-se que, neste ponto, com base nas características relativas a cada um dos traços, comentadas no Capítulo 1 (Seção 1.3), é possível compreender a importância de detectar tais características dos estudantes no espaço escolar, facilitando o convívio estudante—estudante e estudante—professor.

Almeja-se com este trabalho — que foi publicado primeiramente nos Anais do XXI Workshop de Informática na Escola (AGUIAR; FECHINE; COSTA, 2015b) e estendido para a revista Tecnologias, Sociedade e Conhecimento (AGUIAR; ARAÚJO; COSTA, 2015) — motivar mais pesquisas sobre o uso de informações relativas à personalidade dos estudantes no contexto educacional, realizando a detecção por meio da mineração de dados de perfis de usuários em redes sociais (como apresentado neste capítulo) ou outros meios, como a aplicação dos tradicionais inventários de personalidade, que também podem ser aplicados com apoio das tecnologias de informação e comunicação.

CAPÍTULO 6 — CORRELAÇÃO ENTRE ESTILOS DE APRENDIZAGEM E TRAÇOS DE PERSONALIDADE DE ESTUDANTES DE COMPUTAÇÃO

Neste capítulo, é apresentado um estudo para comparar formas de identificação de Traços de Personalidade (TP) e Estilos de Aprendizagem (EA). As informações deste capítulo foram inicialmente divulgadas em uma dissertação de mestrado (AGUIAR, 2015).

Os instrumentos de mensuração foram, inicialmente, os questionários TIPI e ILS e, posteriormente, a ferramenta Five Labs. Os participantes consistiram em estudantes do Curso Técnico em Informática da Escola Técnica Redentorista (ETER) de Campina Grande. De início, 61 estudantes responderam aos dois questionários e, posteriormente, com a ferramenta Five Labs, foi possível extrair os TP de 49 desses 61 estudantes.

Dessa forma, foi possível analisar a correlação entre esses instrumentos de mensuração, sendo apresentados os resultados obtidos nas Seções 6.1 e 6.2. Para obter essas correlações, foi utilizado o coeficiente de correlação de Spearman (BOSLAUGH; WATTERS, 2008).

A descrição detalhada sobre a utilização do ILS, TIPI e Five Labs foi apresentada, respectivamente, nos Capítulos 3, 4 e 5.

6.1 Correlação entre ILS e TIPI

Nas Figuras 6.1 e 6.2, são apresentados os gráficos com os resultados, respectivamente, do questionário TIPI (traços: extroversão, socialização, realização, neuroticismo, abertura) e do questionário ILS (dimensões: processamento, percepção, entrada, compreensão). A fundamentação teórica sobre o assunto foi apresentada nos capítulos anteriores deste livro.

Percebe-se a heterogeneidade dos perfis dos estudantes tanto em relação a TP (Figura 6.1) quanto em relação a EA (Figura 6.2). Os resultados por questionário apontam as ocorrências de diferentes preferências no modo de aprender (EA), além de diferentes personalidades dos estudantes nas turmas.

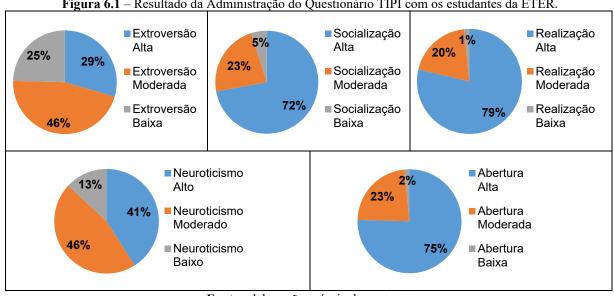
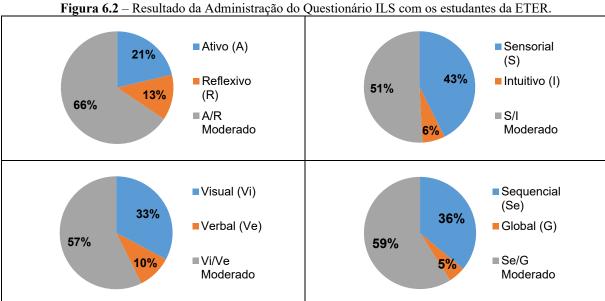


Figura 6.1 - Resultado da Administração do Questionário TIPI com os estudantes da ETER.

Fonte: elaboração própria dos autores.



Fonte: elaboração própria dos autores.

Em relação à correlação entre ILS e TIPI (Quadro 6.1 e Quadro 6.2), os valores negativos indicam, para as dimensões Processamento, Percepção, Entrada e Compreensão, correlação entre os TP e os estilos Ativo, Sensorial, Visual e Sequencial, respectivamente. Assim, os valores positivos indicam correlação entre cada traço, respectivamente para tais dimensões e os estilos Reflexivo, Intuitivo, Verbal e Global. As três correlações mais fortes em cada quadro estão destacadas em amarelo. Essas características também são válidas para os Quadros 6.3 e 6.4 (Seção 6.2).

Quadro 6.1 – Correlação entre EA e TP via TIPI, considerando-se os dados não agrupados em níveis.

Dimensão EA Traço	Processamento (Ativo / Reflexivo)	Percepção (Sensorial / Intuitivo)	Entrada (Visual / Verbal)	Compreensão (Sequencial / Global)
Extroversão	-0,260	0,046	0,109	-0,118
Socialização	-0,230	-0,024	-0,064	-0,190
Realização	-0,062	-0,066	-0,018	-0,027
Neuroticismo	-0,211	0,066	-0,191	-0,201
Abertura	-0,207	0,123	0,062	0,016

Fonte: elaboração própria dos autores.

Quadro 6.2 – Correlação entre EA e TP via TIPI, considerando-se os dados agrupados em 3 níveis.

Dimensão EA Traço	Processamento (Ativo / Reflexivo)	Percepção (Sensorial / Intuitivo)	Entrada (Visual / Verbal)	Compreensão (Sequencial / Global)
Extroversão	-0,340	0,046	0,147	-0,156
Socialização	-0,109	-0,025	-0,030	-0,113
Realização	-0,088	-0,123	0,062	0,075
Neuroticismo	-0,192	0,104	-0,140	-0,064
Abertura	-0,166	0,187	0,273	0,041

Fonte: elaboração própria dos autores.

No Quadro 6.1, são apresentados os valores representativos das correlações, por cada TP e dimensão de EA, considerando-se os dados brutos, ou seja, não agrupados em níveis como nos gráficos da Figura 6.1 e da Figura 6.2. No Quadro 6.2, por sua vez, são apresentados os valores considerando-se os dados agrupados em três níveis, como nesses gráficos. Com base nos valores apresentados nos Quadros 6.1 e 6.2, não foi possível constatar correlações fortes entre os dados extraídos pelo Inventário TIPI e o Questionário ILS.

6.2 Correlação entre ILS e a ferramenta Five Labs

Na Figura 6.3, são apresentados os gráficos com os resultados, via ferramenta Five Labs. Percebe-se novamente a heterogeneidade dos perfis dos estudantes em relação a TP.

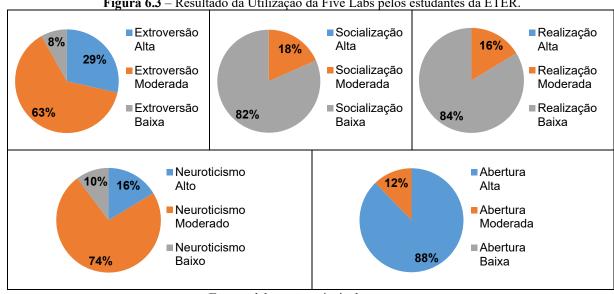


Figura 6.3 – Resultado da Utilização da Five Labs pelos estudantes da ETER.

Fonte: elaboração própria dos autores.

Com o uso da ferramenta Five Labs, em substituição ao TIPI, não foi possível constatar, mais uma vez, correlações fortes entre TP e EA (Quadro 6.3 e Quadro 6.4).

Quadro 6.3 – Correlação entre EA e TP via Five Labs, considerando os dados não agrupados em níveis.

Dimensão EA Traço	Processamento (Ativo / Reflexivo)	Percepção (Sensorial / Intuitivo)	Entrada (Visual / Verbal)	Compreensão (Sequencial / Global)
Extroversão	-0,203	-0,075	0,125	-0,080
Socialização	-0,215	0,179	0,099	-0,036
Realização	0,003	-0,258	-0,007	-0,014
Neuroticismo	0,020	-0,002	-0,075	-0,095
Abertura	-0,038	0,036	-0,128	0,063

Fonte: elaboração própria dos autores.

Quadro 6.4 – Correlação entre EA e TP via Five Labs, considerando os dados agrupados em 3 níveis.

Dimensão EA Traço	Processamento (Ativo / Reflexivo)	Percepção (Sensorial / Intuitivo)	Entrada (Visual / Verbal)	Compreensão (Sequencial / Global)
Extroversão	-0,304	-0,323	0,369	-0,010
Socialização	-0,270	-0,026	0,000	0,025
Realização	0,014	-0,130	0,183	-0,175
Neuroticismo	0,147	0,076	0,082	0,103
Abertura	-0,086	0,118	-0,170	-0,108

Fonte: elaboração própria dos autores.

Embora haja indícios, por exemplo, de que o Traço Extroversão seja correlacionado ao estilo Ativo — como defendem Kuri (2004) e Senra (2009) —, em nenhum dos casos (Quadros 6.1 a 6.4) chega-se a correlações maiores ou iguais a 40%.

Diante dos valores obtidos para as correlações, não se julga possível, por exemplo, desprezar o instrumento de mensuração próprio para EA e inferir as características por meio do TIPI (que é um questionário mais simplificado que o ILS), nem por meio da ferramenta Five

Labs.

6.3 Considerações Finais do Capítulo

Adicionalmente, foram analisados os dados relativos à personalidade obtidos via TIPI e via Five Labs. Não houve correlação forte entre esses dois meios de mensuração:

• Traço Extroversão: 0,111;

• Traço Socialização: -0,003;

• Traço Realização: 0,217;

• Traço Neuroticismo: 0,013;

• Traço Abertura: 0,151.

Nas Figuras 6.4 a 6.8, são apresentados os resultados relativos aos Traços de Personalidade, obtidos via TIPI (em vermelho) e via Five Labs (em azul), para cada estudante participante desta investigação empírica.

Pelas Figuras 6.4 a 6.8, percebe-se os diferentes resultados obtidos entre TIPI e Five Labs. Isso demonstra que convém, portanto, continuar investindo na área de Computação da Personalidade (*Personality Computing*), para cada vez mais melhorar os meios de identificação das características da personalidade humana.

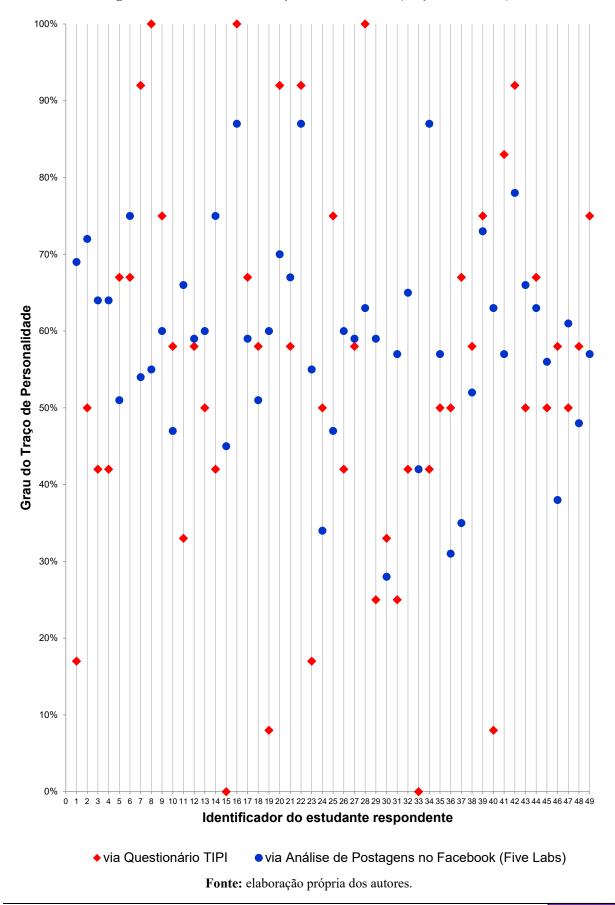


Figura 6.4 – Resultados de Extração de Personalidade (Traço: Extroversão).

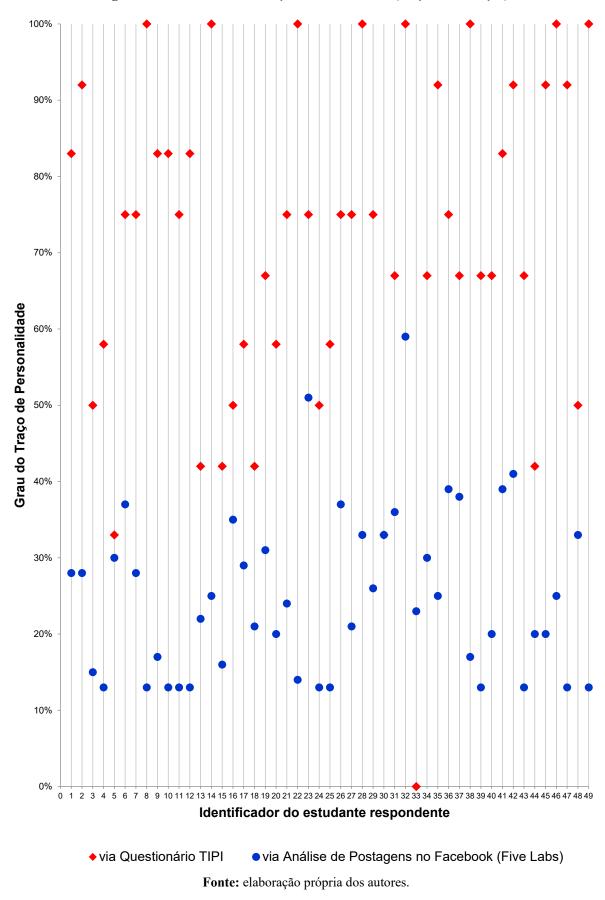


Figura 6.5 - Resultados de Extração de Personalidade (Traço: Socialização).

Editora e-Publicar – Estilos de aprendizagem e traços de personalidade em ambiente educacional: Análises com foco na educação em computação.

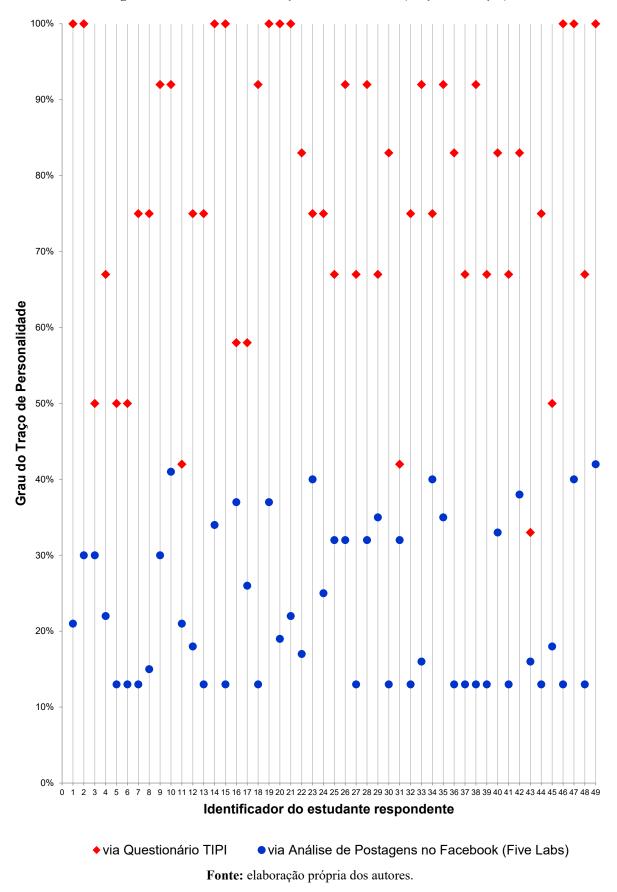


Figura 6.6 – Resultados de Extração de Personalidade (Traço: Realização).

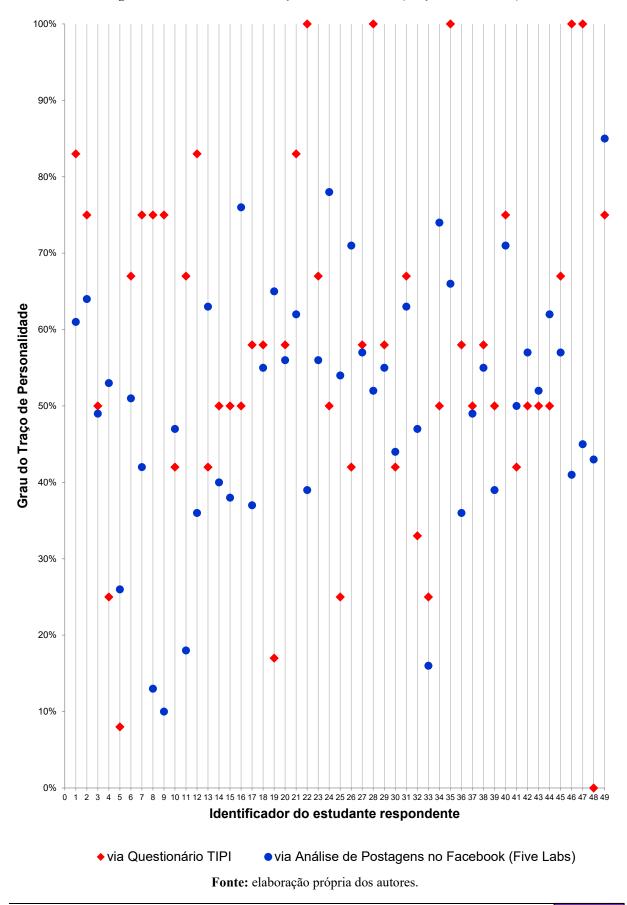


Figura 6.7 – Resultados de Extração de Personalidade (Traço: Neuroticismo).

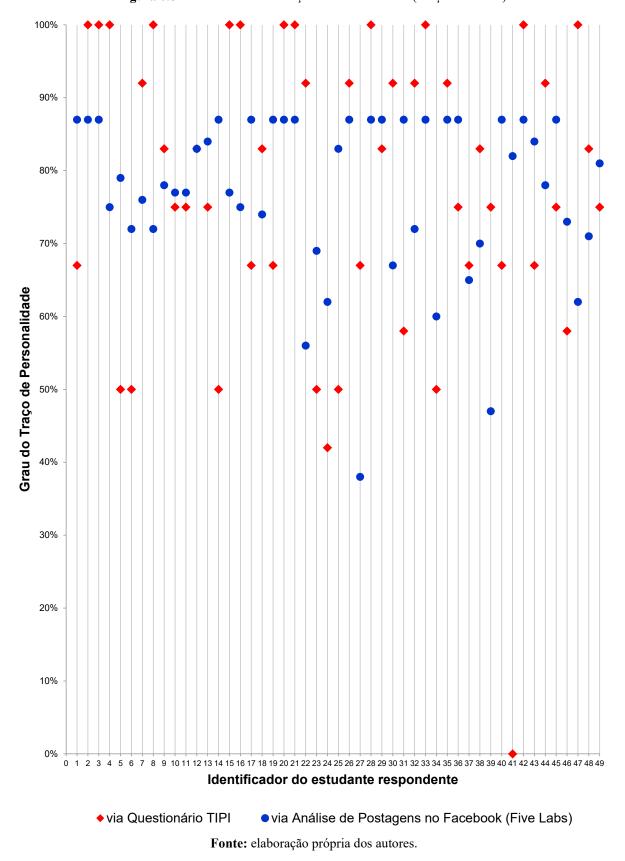


Figura 6.8 - Resultados de Extração de Personalidade (Traço: Abertura).

Editora e-Publicar – Estilos de aprendizagem e traços de personalidade em ambiente educacional: Análises com foco na educação em computação.

CAPÍTULO 7 — CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com a discussão dos estudos apresentados nos capítulos anteriores, esta obra visa a incentivar estudos, em ambiente computacional (tanto na área da computação quanto outras áreas), considerando aspectos como estilos de aprendizagem e traços de personalidade.

É conveniente comentar, neste capítulo, que um dos autores deste livro, ao realizar uma experiência adotando características de gamificação (AGUIAR, 2016), percebeu que, ao considerar a turma como um todo, nem todos os estudantes mostraram-se "confortáveis" com toda a estratégia de gamificação utilizada. Um dos estudantes, por exemplo, estava literalmente tremendo de nervosismo por ir até à lousa participar de uma das etapas da experiência propostas. Esse cenário ilustra ser pertinente, portanto, considerar que os estudantes possuem personalidade e modos de aprender diferenciados, sendo importante repensar estratégias utilizadas em aula. Nesse sentido, foi realizada uma breve análise concernente ao perfil dessa turma a partir do modelo *Big Five* (via inventário TIPI) e do modelo de Felder–Silverman.

Em relação ao perfil dos estudantes relativo a Estilos de Aprendizagem, percebeu-se que, de maneira geral, os estudantes da turma tendiam a ser mais Ativos, Sensoriais, Visuais e Sequenciais. Essas características podem ter contribuído com o sucesso, em geral, da experiência baseada em gamificação nesta turma, uma vez que segundo a teoria de Felder e Silverman (1988), tem-se, em geral, que: (i) os sujeitos Ativos aprendem por meio da experimentação ativa, e compreendem as informações mais eficientemente discutindo e aplicando os conceitos; (ii) os sujeitos Sensoriais preferem lidar com situações concretas; (iii) os sujeitos Visuais aprendem mais facilmente por meio de demonstrações, diagramas; e (iv) os sujeitos Sequenciais aprendem melhor quando o conceito é expresso de maneira contínua de dificuldade e complexidade. Todavia, a quantidade de estudantes com os demais Estilos de Aprendizagem de cada dimensão do modelo de Felder–Silverman (Reflexivos, Intuitivos, Verbais e Globais) é expressiva em alguns casos, especialmente em relação ao estilo Reflexivo; e isso pode ter implicado nos resultados não tão positivos durante a experiência baseada em gamificação, comentados no estudo (AGUIAR, 2016).

Em relação a Traços de Personalidade, percebeu-se que a maioria da turma apresentou uma Extroversão alta ou moderada, mas há uma quantidade significativa de estudantes com Extroversão baixa. Em relação à Socialização, notou-se que poucos foram os estudantes que se apresentaram com Socialização baixa. Em relação à Realização, a maioria dos estudantes apresentou uma Realização alta, sendo no mínimo moderada. Em relação à Instabilidade

Emocional (Neuroticismo), percebeu-se que a maioria dos estudantes apresentou um nível moderado. Similarmente ao traço Socialização, os estudantes apresentaram, em geral, um perfil com Abertura alta, mas se destaca a especificidade de um estudante com baixo nível de Abertura. Neste caso, por exemplo, embora seja importante o docente analisar e tentar estimular o estudante para o desenvolvimento das características associadas ao traço Abertura, é preciso ter cautela, por exemplo, em tentar inovar em um momento avaliativo, pois, por não se mostrar como um sujeito aberto a mudanças, tal estudante poderia vir apresentando bom desempenho e, por inovações/mudanças por parte do professor, poderia obter um desempenho baixo no momento de avaliação, não representando o real aprendizado desse estudante.

Como comentado no Capítulo 1, além da personalidade, as emoções têm importância e influenciam o processo de tomada de decisão dos humanos. Segundo Scherer (2000), emoções são breves e intensas — por exemplo: alegria, medo, raiva, tristeza e vergonha — e disparadas pela avaliação de um evento.

Aplicações para reconhecer emoções estão recebendo muita atenção como um meio de melhorar a experiência do usuário, havendo proliferação de projetos de coleta da dados relativos a emoções, como, por exemplo, análises de sentimento em redes sociais e estudos envolvendo as emoções de estudantes em MOOC (*Massive Online Open Courses* — Cursos On-line Abertos e Massivos) para reduzir taxas de evasão (GIL et al., 2015).

O reconhecimento de emoções do usuário geralmente requer dispositivos específicos, uma vez que podem ser reconhecidas pelas seguintes fontes: (i) voz (prosódia) ou diálogo; (ii) comportamento observável, isto é, as ações do usuário na interface do sistema (por exemplo, opções escolhidas e velocidade de digitação); (iii) expressões faciais; e (iv) sinais fisiológicos (batimentos cardíacos, eletromiograma — tensão muscular, condutividade da pele, respiração) (JAQUES; NUNES, 2012).

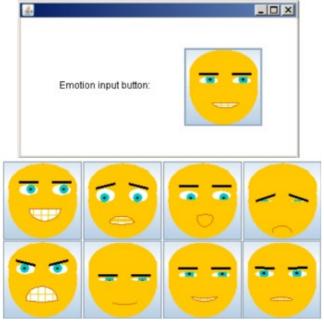
Há um modelo psicológico de emoções que tem sido amplamente usado para reconhecer emoções do usuário em sistemas: o modelo OCC (ORTONY; CLORE; COLLINS, 1988), por meio do qual é explicada a origem de 22 tipos de emoções, sendo descritos os processos cognitivos que ativam cada um deles.

Outro modelo afetivo que se enquadra como uma abordagem multidimensional de emoção é o PAD — *Pleasure*, *Arousal* e *Dominance* (MEHRABIAN, 1996). A dimensão *Pleasure* trata a valência da emoção sentida (variando de "agradável" a "desagradável"), a

dimensão *Arousal* trata o grau de excitação (variando entre "excitado" e "relaxado") e a dimensão *Dominance* trata o grau de controle do usuário (variando de "dominante" até "submisso").

Para definir os valores de cada dimensão do modelo PAD, Bradley e Lang (1994) apresentaram o *Self-Assessment Manikin* (SAM), um instrumento orientado a figuras. Broekens e Brinkman (2009) apresentaram o *AffectButton*, uma ferramenta para a detecção do estado afetivo do usuário a partir de *feedback* explícito, construída de formar similar ao SAM, na qual o usuário pode informar dinamicamente o seu estado. Na ferramenta (Figura 7.1), é exibida uma face que muda de expressão a partir do movimento do *mouse* e, a partir disso, são medidos os valores para cada dimensão do modelo PAD.

Figura 7.1 – *AffectButton* (de cima para baixo, de esquerda para a direita, faces geradas para os estados: Feliz, Com medo, Surpreso, Triste, Bravo, Relaxado, Contente, Frustrado).



Fonte: Broekens e Brinkman (2009), p. 3.

Considerando, por exemplo, que, ao tentar solucionar determinados problemas, o ato de programar computadores gera diferentes emoções ao programador aprendiz, este cenário é um possível caso de aplicação de emoções na Educação em Computação. A identificação das emoções poderia ser útil em diversas pesquisas a fim de sugerir meios facilitadores para o desenvolvimento de alguns programas, com base em escolhas/caminhos seguidos anteriormente por outros usuários/programadores que, ao final da realização de tarefas similares, indicaram uma emoção indicativa de sucesso, a exemplo de alegria.

Um exemplo de estudo considerando emoções é descrito por Pereira (2012), no qual se utilizou o contexto afetivo do usuário para propor um Sistema de Recomendação que usa as emoções do usuário para selecionar e sugerir itens durante o processo de recomendação: o *Affective-Recommender*, que utiliza o modelo PAD e o instrumento SAM (a partir do *AffectButton*).

A recomendação de itens no *Affective-Recommender* é realizada baseada em usuários com preferências similares. A preferência de um usuário para um item é vista como sua reação — estado afetivo detectado após o contato — ao item. Os resultados indicaram que os estudantes conseguiram informar seus estados afetivos, e que houve uma mudança neste estado baseado no item acessado (PEREIRA, 2012).

Este é um exemplo de iniciativa que poderia ser adotada facilmente em cursos na modalidade à distância, e até mesmo em cursos presenciais, contanto que utilizassem o Moodle como ambiente virtual de apoio ao processo de ensino–aprendizagem.

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, J. J. B. Considerando Estilos de Aprendizagem, Emoções e Personalidade em Informática na Educação. **Informática na Educação: Teoria & Prática**, v. 20, n. 2 mai/ago, p. 85–102, set. 2017. ISSN 1982-1654, 1516-084X. Disponível em: https://doi.org/10.22456/1982-1654.65333>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B. Incorporando aspectos de gamificação no ensino sobre herança em programação orientada a objetos: uma experiência no ensino técnico de nível médio. In: André Luís Alice Raabe; Alex Sandro Gomes; Ig Ibert Bittencourt; Taciana Pontual. (Org.). **Educação criativa: multiplicando experiências para a aprendizagem** (Série professor criativo: construindo cenários de aprendizagem). 1.ed.: Pipa Comunicação, 2016, v. 4, p. 159–181, 2016. ISBN: 978-85-66530-60-5. Disponível em: https://www.pipacomunica.com.br/livrariadapipa/produto/educacao-criativa/. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B. Recomendação de objetos de aprendizagem em estilos d aprendizagem traços de personalidade. 2015. 216f. (Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação), Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, Universidade Federal de Campina Grande Paraíba Brasil, 2015. Disponível em: http://dspace.sti.ufcg.edu.br:8080/jspui/handle/riufcg/546. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B.; ARAÚJO, J. M. F. R.; COSTA, E. B. Identificação dos Traços de Personalidade de Alunos com base em postagens no Facebook. **Tecnologias, Sociedade e Conhecimento (TSC)**, Campinas, SP, v. 3, n. 1, p. 21–39, 2015. Disponível em: https://doi.org/10.20396/tsc.v3i1.14473. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B.; FECHINE, J. M.; COSTA, E. B. Estilos Cognitivos e Estilos de Aprendizagem em Informática na Educação: um mapeamento sistemático focado no SBIE, WIE e RBIE. In: **Anais do XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)**, Dourados, p. 441–450, 2014. Disponível em: https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2014.441. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B.; FECHINE, J. M.; COSTA, E. B. Identificando os Traços de Personalidade de Estudantes de um Curso Técnico em Informática. In: **Anais do XXXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (CSBC) XXIII Workshop sobre Educação em Computação (WEI)**, Recife, p. 346–355, 2015a. Disponível em: https://doi.org/10.5753/wei.2015.10251. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B.; FECHINE, J. M.; COSTA, E. B. Utilização da ferramenta Five Labs para Identificação de Traços de Personalidade dos Estudantes. In: **Anais do XXI Workshop de Informática na Escola (WIE)**, Maceió–AL, p. 157–166, 2015b. Disponível em: https://doi.org/10.5753/cbie.wie.2015.157>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- AGUIAR, J. J. B.; FECHINE, J. M.; COSTA, E. B. Utilização do Índice de Estilos de Aprendizagem de Felder–Soloman em Turmas de Nível Técnico, Graduação e Pós-Graduação em Computação. In: Anais do XXXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (CSBC) XXIII Workshop sobre Educação em Computação (WEI), Recife, p. 336–345, 2015c. Disponível em: https://doi.org/10.5753/wei.2015.10250. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

- ALLPORT, F. H.; ALLPORT, G. W. Personality Traits: Their Classification and Measurement. **Journal Of Abnormal And Social Psychology**, 16, p. 6–40, 1921.
- ALMEIDA, K. R. Descrição e análise de diferentes estilos de aprendizagem. **Revista Interlocução**, v. 3, n. 3, p. 38–49, 2010. Disponível em: http://interlocucao.loyola.g12.br/index.php/revista/article/view/73/60>. Acesso em: 04 jul. 2014.
- BACHRACH, Y.; KOSINSKI, M.; GRAEPEL, T.; KOHLI, P.; STILLWELL, D. Personality and patterns of Facebook usage. In: **Proceedings of the 4th Annual ACM Web Science Conference (WebSci)**, ACM, New York, NY, USA, p. 24–32, 2012. ISBN 9781450312288. Disponível em: https://doi.org/10.1145/2380718.2380722. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- BARIANI, I. C. D. Estilos cognitivos de universitários e iniciação científica. 1998. 146f. Tese (doutorado) Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Educação, Campinas, SP. Disponível em: http://www.repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/253051. Acesso em: 23 jul. 2018.
- BELHOT, R. V.; FREITAS, A. A.; DORNELLAS, D. V. Beneficios do Conhecimento dos Estilos de Aprendizagem no Ensino de Engenharia de Produção. In: **XXXIII Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia (COBENGE)**, Campina Grande, 2005. Disponível em: http://www2.eesc.usp.br/aprende/images/arquivos/Beneficios_Conhecimento_Estilos_Aprendizagem no Ensino Engenharia Producao.pdf>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- BOSLAUGH, S.; WATTERS, P. A. **Statistics in a Nutshell**. O'Reilly Media, 2008. ISBN: 978-0-596-51049-7.
- BRADLEY, M. M.; LANG, P. J. Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential. **Journal of Behavior Therapy & Experimental Psychiatry**, v. 25, n.1, p. 49–59, 1994. Disponível em: https://doi.org/10.1016/0005-7916(94)90063-9. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- BRANCO, D.; CONTE, T.; PRIKLADNICKI, R. Um estudo preliminar sobre Tipos de Personalidade em Equipes Scrum. In: **CIbSE 2012**, Buenos Aires, Argentina, 2012.
- BRESSANE NETO, A. F. **Uma arquitetura para agentes inteligentes com personalidade e emoção**. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010. Disponível em: https://doi.org/10.11606/D.45.2010.tde-28072010-121443. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- BROEKENS, J.; BRINKMAN, W.-P. AffectButton: Towards a Standard for Dynamic Affective User Feedback. In: **3rd International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops**. p. 1–8, 2009. Disponível em: https://doi.org/10.1109/ACII.2009.5349347. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- BURGER, J. M. **Personality**. 8. ed. Belmont, CA, USA: Wadsworth Publishing, 2010. ISBN 978-0495813965.

- BUTLER, K. A. Estilos de Aprendizagem: as dimensões psicológica, afetiva e cognitiva. Traduzido por Renata Costa de Sá Bonotto e Jorge Alberto Reichert. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2003.
- CAPRETZ, L. F.; AHMED, F. Why Do We Need Personality Diversity in Software Engineering?. **ACM SIGSOFT Software Engineering Notes**, v. 35, n. 2, p. 1–11, 2010. Disponível em: https://doi.org/10.1145/1734103.1734111>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- COFFIELD, F.; MOSELEY, D.; HALL, E.; ECCLESTONE, K. Should we be using learning styles? What research has to say to practice. London, Learning and Skills Research Centre, Learning and Skills Development Agency, 2004. Disponível em: http://www.itslifejimbutnotasweknowit.org.uk/files/LSRC_LearningStyles.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- COSTA, E.; AGUIAR, J.; MAGALHÃES, J. Sistemas de Recomendação de Recursos Educacionais: conceitos, técnicas e aplicações. In: **Anais da II Jornada de Atualização em Informática na Educação (JAIE)**. Campinas—SP: SBC, 2013. p. 57—78. ISBN 9788576692836. Disponível em: http://www.br-ie.org/pub/index.php/pie/article/view/2589>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- COSTA, P. T. Jr.; MCCRAE, R. R. Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI). Odessa, FL: Psychological Assessment Resources, 1992.
- CRUZ, S.; DA SILVA, F. Q. B.; CAPRETZ, L. F. Forty years of research on personality in software engineering: A mapping study. **Computers in Human Behavior**, v. 46, p. 94-113, 2015. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.12.008>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- CRUZ, S. S. J. O.; DA SILVA, F. Q. B.; MONTEIRO, C. V. F.; SANTOS, P.; ROSSILEI, I.; DOS SANTOS, M. T. Personality in Software Engineering: preliminar findings from a systematic literature review. In: **Proceedings of 15th Annual Conference on Evaluation & Assessment in Software Engineering (EASE)**, p. 1–10, 2011. Disponível em: https://doi.org/10.1049/ic.2011.0001>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- CURY, H. N. Estilos de Aprendizagem de Alunos de Engenharia. In: **XXVIII Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia (COBENGE)**, Ouro Preto, 2000. Disponível em: https://faculdadebarretos.com.br/wp-content/uploads/2015/11/ESTILOS-DE-APRENDIZAGEM-ALUNOS-ENG.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- DIAS, C. C. L.; GASPARINI, I.; KEMCZINSK, A. Identificação dos estilos cognitivos de aprendizagem através da interação em um Ambiente EAD. In: **XXIX Congresso da Sociedade Brasileira de Computação XVII Workshop sobre Educação em Informática (WEI)**, p. 489–498, 2009. Disponível em: http://csbc2009.inf.ufrgs.br/anais/pdf/wei/st03_01.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- DORÇA, F. A.; LIMA, L. V.; FERNANDES, M. A.; LOPES, C. R. Comparing strategies for modeling students learning styles through reinforcement learning in adaptive and intelligent educational systems: An experimental analysis. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n.

- 6, p. 2092–2101, 2013. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.10.014. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FARIAS, A. B.; DOBRÕES, J. A. L; DA SILVA, R. Y. F. Strategies for Teaching Based on Academic Personality Types. In: **XVIII Conferência Internacional sobre Informática na Educação (TISE)**, Porto Alegre–RS, p. 633–636, 2013. Disponível em: http://www.tise.cl/volumen9/TISE2013/633-636.pdf>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FELDER, R. M. Author's Preface June 2002. In: FELDER, R. M.; SILVERMAN, L. K. Learning and Learning and Teaching Styles in Engineering Education, 2002. Disponível em: https://www.engr.ncsu.edu/wp-content/uploads/drive/1QP6kBI1iQmpQbTXL-08HSl0PwJ5BYnZW/1988-LS-plus-note.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FELDER, R. M.; SILVERMAN, L. K. Learning and Teaching Styles in Engineering Education. **Journal of Engineering Education**, v. 78, n. 7, p. 674–68, 1988. Disponível em: https://www.engr.ncsu.edu/wp-content/uploads/drive/1QP6kBI1iQmpQbTXL-08HSl0PwJ5BYnZW/1988-LS-plus-note.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FELDER, R. M.; SOLOMAN, B. A. **Index of Learning Styles**. 1999. Disponível em: https://educationdesignsinc.com/index-of-learning-styles/>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FELDER, R.; SPURLIN, J. Applications, Reliability, and Validity of the Index of Learning Styles. **International Journal of Engineering Education**, v. 21, p. 103–112, 2005. Disponível em: https://www.engr.ncsu.edu/wp-content/uploads/drive/1ZbL_vMB7JmHGABSgr-xCCP2z-xiS_bBp/2005-ILS_Validation(IJEE).pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FERNANDES, A. M. R.; BENITTI, F. B. V.; CUNHA, F. S. Aplicando o Inventário de Estilos de Aprendizagem de Kolb como Ferramenta de Apoio ao Processo de Ensino Aprendizagem em Cursos de Computação. In: XXXIII Congresso da Sociedade Brasileira de Computação XXI Workshop sobre Educação em Informática (WEI), p. 420–425, 2013. Disponível em: http://www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/wei/2013/008.pdf. Acesso em: 20 ago. 2018.
- FERREIRA, P. G.; SILVA, F. Q. B. Fatores humanos que influenciam a utilização de processos de software. In: **Anais do VII Simpósio Brasileiro de Qualidade de Software** (SBQS), Florianópolis, Brasil, p. 123–138, 2008. Disponível em: https://doi.org/10.5753/sbqs.2008.15539>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- FIVE. Five Labs See the personality behind your posts. Product of Five.com. 2015. [The tool is no longer supported]. Disponível em: http://labs.five.com/. Acesso em: 24 de abr. de 2015.
- GARDNER, H. **Estruturas da mente**: A teoria das inteligências múltiplas. Porto Alegre: Artes Médicas Sul. 1994.
- GIL, R.; VIRGILI-GOMÁ, J.; GARCÍA, R.; MASON, C. Emotions ontology for collaborative modelling and learning of emotional responses. **Computers in Human Behavior**, v. 51, p. 610–617, 2015. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.11.100>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

- GOSLING, S. D.; RENTFROW, P. J.; SWANN, W. B., Jr. A very brief measure of the big-five personality domains. **Journal of Research in Personality**. Elsevier, v. 37, n. 6. p. 504–528, 2003. Disponível em: https://doi.org/10.1016/S0092-6566(03)00046-1. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- GOSLING, S. Psiu, Dê Uma Espiadinha: O Que As Suas Coisas Dizem Sobre Você; Tradução Marcio De Paula S. Hack. Rio De Janeiro: Elsevier. 2008.
- GRAF. S.: KINSHUK: LIU. T-C. Identifying Learning Styles in Learning Management Systems by Using Indications from Students' Behaviour. In: ICALT '08 — Eighth IEEE International Conference on **Advanced Learning** Technologies, 482–486, Disponível https://doi.org/10.1109/ p. 2008. em: ICALT.2008.84>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- GUIMARÃES, T. A. Editorial. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 8, n. 4, p. I—II, 2004. Disponível em: https://doi.org/10.1590/S1415-65552004000400001>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- HONEY, P.; MUMFORD, A. **The Learning Styles helper's guide**. Maldenhead Berks: Peter Honey Publications. 2000.
- JAQUES, P. A.; NUNES, M. A. S. N. Ambientes Inteligentes de Aprendizagem que inferem, expressam e possuem emoções e personalidade. In: Isotani, S.; Campos, F. C. A. (Org.). **Jornada de Atualização em Informática na Educação (JAIE)**. 1 ed. Porto Alegre: SBC, v. 1, p. 30–81, 2012. Disponível em: https://www.br-ie.org/pub/index.php/pie/article/view/2342. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- JAQUES, P. A.; NUNES, M. A.; ISOTANI, S.; BITTENCOURT, I. Computação Afetiva aplicada à Educação: Dotando Sistemas Tutores Inteligentes de Habilidades Sociais. In: **Anais do CSBC 2012 Workshop de Desafios da Computação Aplicada à Educação (DesafIE)**, Curitiba, 2012. Disponível em: https://www.br-ie.org/pub/index.php/desafie/article/view/2775. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- JOHN, O. P.; SRIVASTAVA, S. The Big Five Trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. In: PERVIN, L. A.; JOHN, O. P. (Org.), **Handbook of Personality: Theory and research**, v. 2, p. 102–138. Guilford Press, New York. 1999. Disponível em: https://pages.uoregon.edu/sanjay/pubs/bigfive.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- JOHNSON, J. A. Web-based personality assessment. In: **71st Annual Meeting of the Eastern Psychological Association**, USA, 2000. Disponível
 em: http://www.personal.psu.edu/faculty/j/5/j5j/papers/
 ConferencePapers/2000EPA.pdf>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- JONES, A.; ISSROFF, K. Learning technologies: Affective and social issues in computer-supported collaborative learning. **Computers & Education**, v. 44, n. 4, p. 395–408, 2005. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.compedu.2004.04.004. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- KERKIRI, T.; MANITSARIS, A.; MAVRIDOU, A. Reputation Metadata for Recommending Personalized e-Learning Resources. In: **International Workshop on Semantic Media Adaptation and Personalization (SMAP)**, Los Alamitos, CA, USA, v.0, p. 110–115, 2007. Disponível em: https://doi.org/10.1109/SMAP.2007.32. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

- KITCHENHAM, B. **Procedures for performing systematic reviews**. Relatório Técnico, Keele University and NICTA. 2004.
- KOLB, D. On management and the learning process. **Working paper Sloan School of Management**, Cambridge, 70 p. 1973.
- KOLB, D. A. Experiential learning: experience as the source of learning and development. Englewood Cliffs: Prentice-Hall. 1984.
- KURI, N. P. **Tipos de personalidade e estilos de aprendizagem: proposições para o ensino de engenharia**. 2004. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção), Universidade Federal de São Carlos, São Carlos. Disponível em: https://repositorio.ufscar.br/handle/ufscar/3332>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- LITZINGER, T. A.; LEE, S. H.; WISE, J. C.; FELDER, R. M. A Psychometric Study of the Index of Learning Styles. **Journal of Engineering Education**, v. 96, n. 4, p. 309–319, 2007. Disponível em: https://www.engr.ncsu.edu/wp-content/uploads/drive/1cIqcvN_kLnvh1sOhA5USnwK9AY7ZqJmZ/2007-ILS_Validation(JEE).pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- MACHADO, A. A. A.; LONGHI, M. T.; NUNES, M. A. S. N.; PARDO, T. A. S. Personalitatem Lexicon: Um Léxico em Português Brasileiro para Mineração de traços de Personalidade em Textos. In: **Anais do XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)**, Maceió–AL, p. 1122–1126, 2015. Disponível em: https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2015.1122. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- MAIRESSE, F.; WALKER, M. A.; MEHL, M.; MOORE, R. Using Linguistic Cues for the Automatic Recognition of Personality in Conversation and Text. **Journal of Artificial Intelligence Research**, p. 457–500, 2007. Disponível em: https://www.aaai.org/Papers/JAIR/Vol30/JAIR-3012.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- MARKOVIKJ, D.; GIEVSKA, S.; KOSINSKI, M.; STILLWELL, D. Mining Facebook Data for Predictive Personality Modeling. In: **Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media ICWSM Workshop Technical Report WS-13-01 (Computational Personality Recognition Shared Task)**, AAAI Press, Melon Park, CA. 2013. Disponível em: https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14466. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- MEHRABIAN, A. Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in Temperament. **Current Psychology**, v. 14, p. 261–292, 1996. Disponível em: https://doi.org/10.1007/BF02686918>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- MOZZAQUATRO, P. M.; FRANCISCATO, F. T.; RIBEIRO, P. S.; MEDINA, R. D. Ambiente Virtual de Aprendizagem Móvel adaptado aos diferentes estilos cognitivos utilizando Hipermídia Adaptativa. In: **Anais do XVI Worshop de Informática na Escola (WIE)**, p. 1255–1264, 2010. Disponível em: https://www.br-ie.org/pub/index.php/wie/article/view/2048/>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

- NUNES, M. A. S. N. Computação Afetiva personalizando interfaces, interações e recomendações de produtos, serviços e pessoas em Ambientes computacionais. In: **Projetos e Pesquisas em Ciência da Computação no DCOMP/PROCC/UFS**: São Cristóvão–SE: UFS, 2012, p. 113–149. ISBN 978-85-7822-240-6. Disponível em: http://almanaquesdacomputacao.com.br/gutanunes/publications/livroDcomp.pdf>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- NUNES, M. A. S. N.; BEZERRA, J. S.; REINERT, D.; MORAES, D.; SILVA, E. P.; PEREIRA, A. J. S. Computação Afetiva e sua influência personalização de Ambientes Educacionais: Gerando equipes compatíveis para uso em AVAs na EaD. In: Educação e Ciberespaço: Estudos, Propostas e Desafios. Aracaju–SE: Virtus, 2010, 1, 308-347. \mathbf{V} . p. 978-85-64268-00-5. Disponível em: http://almanaquesdacomputacao.com.br/gutanunes/publications/capitulo.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- NUNES, M. A. S. N.; HU, R. Personality-based recommender systems: an overview. In: **Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems** (**RecSys '12**). ACM, New York, NY, USA, p. 5–6, 2012. Disponível em: https://doi.org/10.1145/2365952.2365957>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- NUNES, M. A. S. N.; MORAES, D.; REINERT, D. **Personality Inventory PV 1.0** (**Portuguese Version**). Registrado no Inpi. 2010. Disponível em: http://personalityresearch.ufs.br/pt/produtos/softwares/personality-inventory/versao-10. Acesso em: 09 de ago. de 2015.
- OLIVEIRA, D. E. Impacto dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico do ensino de contabilidade: uma análise dos estudantes da Universidade Federal do Grande do Norte. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis), Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação Contábeis, em Ciências Universidade de Brasília, Universidade Federal da Paraíba, Universidade Federal do Grande do Norte, Natal, 2012. Disponível em: http://repositorio.unb.br/ handle/10482/12748>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- ORTONY, A.; CLORE, G.; COLLINS, A. **The cognitive structure of emotions**. Cambridge–UK: Cambridge University Press, 1988. ISBN: 9780511571299. Disponível em: https://doi.org/10.1017/CBO9780511571299. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- PAIXÃO, C. C.; FORTALEZA, L. L.; CONTE, T. Desafios no Ensino de Computação: um estudo da relação entre perfil psicológico de alunos e evasão. In: Anais do XXXIII Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (CSBC) -XXIWorkshop sobre Educação em Informática (WEI), Maceió-AL, 720–729, p. Disponível http://www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/ 2013. em: wei/2013/0047.pdf>. Acesso em: 25 ago. 2018.
- PAIXÃO, C. C.; FORTALEZA, L. L.; CONTE, T. Um Estudo Preliminar sobre as Implicações de Tipos de Personalidade no Ensino de Computação. In: Anais do Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (CSBC) — XX XXXII Workshop sobre Educação em Informática (WED. Curitiba-PR. https://www2.sbc.org.br/csbc2012/ 2012. Disponível em: anais csbc/eventos/wei>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

- PEREIRA, A. Affective-Recommender: Um Sistema de Recomendação Sensível ao Estado Afetivo do Usuário. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Maria Centro de Tecnologia, Santa Maria, Rio Grande do Sul, Brasil. 2012. Disponível em: https://repositorio.ufsm.br/handle/1/5406>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- POPESCU, E.; TRIGANO, P.; BADICA, C. Adaptive Educational Hypermedia Systems: A Focus on Learning Styles. In: **EUROCON 2007 The International Conference on "Computer as a Tool"**, p. 2473–2478, 2007. Disponível em: https://doi.org/10.1109/EURCON.2007.4400580. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- RABELO, I. S. Investigação de traços de personalidade em atletas brasileiros: análise da adequação de uma ferramenta de avaliação psicológica. Tese (Doutorado em Pedagogia do Movimento Humano) Escola de Educação Física e Esporte, Universidade de São Paulo, São Paulo, Disponível em: https://doi.org/10.11606/ T.39.2013.tde-12022014-133441>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- RAJU, P. G.; VENUGOPAL, M. Personality & learning styles lessons for Indian corporate trainers. **Indian Journal of Industrial Relations**, v. 49, n. 4, p. 734–750, 2014. Disponível em: https://www.jstor.org/stable/24546977>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- RAMIRES, L. O.; SOUZA, E. P. R.; SOUZA, J. N.; FREIRE, M. R.; JANURIO, M. V.S.; SILVA, R. E.F.; GOMES, R. S. F.; LIMA, T. A. B. Como a Tecnologia Assistiva tem auxiliado o Processo de Ensino/Aprendizagem? Mapeamento Sistemático a partir dos Trabalhos Publicados no SBIE. In: Anais do XXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), p. 447–456, 2013. Disponível em: https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2013.447. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- REIS, R. C. D.; RODRIGUEZ, C. L.; LYRA, K. T.; JAQUES, P. A.; BITTENCOURT, I. I.; ISOTANI, S. Estado da Arte sobre Afetividade na Formação de Grupos em Ambientes Colaborativos de Aprendizagem. **Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE)**, v. 23, n. 3, p. 113–130, 2015. Disponível em: https://doi.org/10.5753/rbie.2015.23.03.113. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- RIDING, R.; RAYNER, S. Cognitive styles and learning Strategies understanding style differences in learning and behavior. London: David Fulton Publishers, 2000.
- ROSS, J. D.; ROSS, C. M. **Teste Ross de Processos Cognitivos**. Instituto Pieron de Psicologia Aplicada. 1976.
- SANTOS, A. A.; MOGNON, J. F. Estilos de aprendizagem em estudantes universitários. Boletim de Psicologia, São Paulo, v. 60, n. 133, 2010. Disponível em: http://pepsic.bvsalud.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0006-59432010000200009&lng=pt&nrm=iso. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- SCHERER, K. Psychological models of emotion. In: BOROD, J. (Ed.). **The neuropsychology of emotion**. Oxford/New York: Oxford University Press. p. 137–162, 2000.
- SCHWARTZ, H. A.; EICHSTAEDT, J. C.; KERN, M. L.; DZIURZYNSKI, L.; RAMONES, S. M.; AGRAWAL, M.; SHAH, A.; KOSINSKI, M.; STILLWELL, D.; SELIGMAN, M. E. P.; UNGAR, L. H. Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media: The Open-Vocabulary Approach. **PLoS ONE**, v. 8, n. 9, p. e73791, 2013. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0073791. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

- SENRA, C. M. S. **Os Estilos de Aprendizagem de Felder a partir de Jung**. 2009. Dissertação (Mestrado em Educação Tecnológica), Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais CEFET-MG, Belo Horizonte.
- SILVA, D. M.; LEAL, E. A.; PEREIRA, J. M.; OLIVEIRA NETO, J. D. Estilos de Aprendizagem na Educação a Distância: Uma Investigação em Cursos de Especialização. In: XXXVII Encontro **ANPAD** (**EnANPAD**), Rio de Janeiro. 2013. Disponível em: http://www.anpad.org.br/diversos/down_zips/68/2013_EnANPAD_EPQ1114.pdf. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- TAUSCZIK, Y. R.; PENNEBAKER, J. W. The Psychological Meaning of Words: LIWC and Computerized Text Analysis Methods. **Journal of Language and Social Psychology**, v. 29, n. 1, p.24–54, 2010. Disponível em: https://doi.org/10.1177/0261927X09351676>. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- VALASKI, J.; MALUCELLI, A.; REINEHR, S. Revisão dos Modelos de Estilos de Aprendizagem Aplicados à Adaptação e Personalização dos Materiais de Aprendizagem. In: **Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)**, p. 844–847, 2011. Disponível em: http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/1843. Acesso em: 02 de fev. de 2022.
- WHATTORENT. **What to rent?**. 2015. Disponível em: http://www.whattorent.com/top.php>. Acesso em: 16 jun. 2015.
- ZONASH, R.; NAQVI, I. Personality Traits and Learning Styles among Students of Mathematics, Architecture, and Fine Arts. **Journal of Behavioural Sciences**, v. 21, p. 92–108, 2011.
- ZYWNO, M. S. A Contribution to Validation of Score Meaning for Felder-Soloman's Index of Learning Styles". In: **Proceedings of the 2003 American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition**. Nashville, Tennessee. 2003. Disponível em: https://doi.org/10.18260/1-2--12424. Acesso em: 02 de fev. de 2022.

ANEXO A — ILS: INSTRUMENTO DE MENSURAÇÃO DE ESTILOS DE APRENDIZAGEM

Questionário traduzido por Marcius F. Giorgetti e Nidia Pavan Kuri, a partir do Índice de Estilos de Aprendizagem (*Index of Learning Styles* — ILS) desenvolvido por Richard M. Felder e Barbara A. Soloman para determinar preferências de aprendizagem em quatro dimensões do Modelo de Felder–Silverman.

Instruções para preenchimento

Para cada uma das perguntas numeradas a seguir, selecione "a" ou "b" para indicar sua resposta. Se ambas as alternativas se aplicam a você, escolha a que se aplica com maior frequência.

Questionário

- 1. Eu compreendo melhor alguma coisa depois de
- (a) experimentar.
- (b) refletir sobre ela.
- 2. Eu me considero
- (a) realista.
- (b) inovador(a).
- 3. Quando eu penso sobre o que fiz ontem, é mais provável que aflorem
- (a) figuras.
- (b) palavras.
- 4. Eu tendo a
- (a) compreender os detalhes de um assunto, mas a estrutura geral pode ficar imprecisa.
- (b) compreender a estrutura geral de um assunto, mas os detalhes podem ficar imprecisos.
- 5. Quando estou aprendendo algum assunto novo, me ajuda
- (a) falar sobre ele.

- (b) refletir sobre ele.
- 6. Se eu fosse um professor, eu preferiria ensinar uma disciplina
- (a) que trate com fatos e situações reais.
- (b) que trate com ideias e teorias.
- 7. Eu prefiro obter novas informações através de
- (a) figuras, diagramas, gráficos ou mapas.
- (b) instruções escritas ou informações verbais.
- 8. Quando eu compreendo
- (a) todas as partes, consigo entender o todo.
- (b) o todo, consigo ver como as partes se encaixam.
- 9. Em um grupo de estudo, trabalhando um material difícil, eu provavelmente
- (a) tomo a iniciativa e contribuo com ideias.
- (b) assumo uma posição discreta e escuto.
- 10. Acho mais fácil
- (a) aprender fatos.
- (b) aprender conceitos.
- 11. Em um livro com uma porção de figuras e desenhos, eu provavelmente
- (a) observo as figuras e desenhos cuidadosamente.
- (b) atento para o texto escrito.
- 12. Quando resolvo problemas de matemática, eu
- (a) usualmente trabalho de maneira a resolver uma etapa de cada vez.
- (b) frequentemente antevejo as soluções, mas tenho que me esforçar muito para conceber as etapas para chegar a elas.
- 13. Nas disciplinas que cursei eu
- (a) em geral fiz amizade com muitos dos colegas.

- (b) raramente fiz amizade com muitos dos colegas.
- 14. Em literatura de não-ficção, eu prefiro
- (a) algo que me ensine fatos novos ou me indique como fazer alguma coisa.
- (b) algo que me apresente novas ideias para pensar.
- 15. Eu gosto de professores
- (a) que colocam uma porção de diagramas no quadro.
- (b) que gastam bastante tempo explicando.
- 16. Quando estou analisando uma estória ou novela eu
- (a) penso nos incidentes e tento colocá-los juntos para identificar os temas.
- (b) tenho consciência dos temas quando termino a leitura e então tenho que voltar atrás para encontrar os incidentes que os confirmem.
- 17. Quando inicio a resolução de um problema para casa, normalmente eu
- (a) começo a trabalhar imediatamente na solução.
- (b) primeiro tento compreender completamente o problema.
- 18. Prefiro a ideia do
- (a) certo.
- (b) teórico.
- 19. Relembro melhor
- (a) o que vejo.
- (b) o que ouço.
- 20. É mais importante para mim que o professor
- (a) apresente a matéria em etapas sequenciais claras.
- (b) apresente um quadro geral e relacione a matéria com outros assuntos.
- 21. Eu prefiro estudar
- (a) em grupo.
- (b) sozinho(a).

- 22. Eu costumo ser considerado(a)
- (a) cuidadoso(a) com os detalhes do meu trabalho.
- (b) criativo(a) na maneira de realizar meu trabalho.
- 23. Quando busco orientação para chegar a um lugar desconhecido, eu prefiro
- (a) um mapa.
- (b) instruções por escrito.
- 24. Eu aprendo
- (a) num ritmo bastante regular. Se estudar pesado, eu "chego lá".
- (b) em saltos. Fico totalmente confuso(a) por algum tempo e, então, repentinamente eu tenho um "estalo".
- 25. Eu prefiro primeiro
- (a) experimentar as coisas.
- (b) pensar sobre como é que eu vou fazer.
- 26. Quando estou lendo como lazer, eu prefiro escritores que
- (a) explicitem claramente o que querem dizer.
- (b) dizem as coisas de maneira criativa, interessante.
- 27. Quando vejo um diagrama ou esquema em uma aula, relembro mais facilmente
- (a) a figura.
- (b) o que o(a) professor(a) disse a respeito dela.
- 28. Quando considero um conjunto de informações, provavelmente eu
- (a) presto mais atenção nos detalhes e não percebo o quadro geral.
- (b) procuro compreender o quadro geral antes de atentar para os detalhes.
- 29. Relembro mais facilmente
- (a) algo que fiz.
- (b) algo sobre o que pensei bastante.

92

- 30. Quando tenho uma tarefa para executar, eu prefiro
- (a) dominar uma maneira para a execução da tarefa.
- (b) encontrar novas maneiras para a execução da tarefa.
- 31. Quando alguém está me mostrando dados, eu prefiro
- (a) diagramas e gráficos.
- (b) texto sumarizando os resultados.
- 32. Quando escrevo um texto, eu prefiro trabalhar (pensar a respeito ou escrever)
- (a) a parte inicial do texto e avançar ordenadamente.
- (b) diferentes partes do texto e ordená-las depois.
- 33. Quando tenho que trabalhar em um projeto em grupo, eu prefiro que se faça primeiro
- (a) um debate (brainstorming) em grupo, onde todos contribuem com ideias.
- (b) um brainstorming individual, seguido de reunião do grupo para comparar ideias.
- 34. Considero um elogio chamar alguém de
- (a) sensível.
- (b) imaginativo.
- 35. Das pessoas que conheço em uma festa, provavelmente eu me recordo melhor
- (a) de sua aparência.
- (b) do que elas disseram de si mesmas.
- 36. Quando estou aprendendo um assunto novo, eu prefiro
- (a) concentrar-me no assunto, aprendendo o máximo possível.
- (b) tentar estabelecer conexões entre o assunto e outros com ele relacionados.
- 37. Mais provavelmente sou considerado(a)
- (a) expansivo(a).
- (b) reservado(a).

93

- 38. Prefiro disciplinas que enfatizam
- (a) material concreto (fatos, dados).
- (b) material abstrato (conceitos, teorias).
- 39. Para entretenimento, eu prefiro
- (a) assistir televisão.
- (b) ler um livro.
- 40. Alguns professores iniciam suas preleções com um resumo do que irão cobrir. Tais resumos são
- (a) de alguma utilidade para mim.
- (b) muito úteis para mim.
- 41. A ideia de fazer o trabalho de casa em grupo, com a mesma nota para todos do grupo,
- (a) me agrada.
- (b) não me agrada.
- 42. Quando estou fazendo cálculos longos,
- (a) tendo a repetir todos os passos e conferir meu trabalho cuidadosamente.
- (b) acho cansativo conferir o meu trabalho e tenho que me esforçar para fazê-lo.
- 43. Tendo a descrever os lugares onde estive
- (a) com facilidade e com bom detalhamento.
- (b) com dificuldade e sem detalhamento.
- 44. Quando estou resolvendo problemas em grupo, mais provavelmente eu
- (a) penso nas etapas do processo de solução.
- (b) penso nas possíveis consequências, ou sobre as aplicações da solução para uma ampla faixa de áreas.

ANEXO B — TIPI: INSTRUMENTO DE MENSURAÇÃO DE TRAÇOS DE PERSONALIDADE

Inventário traduzido por Carlos Eduardo Pimentel a partir do inventário TIPI — *Ten Item Personality Inventory*, desenvolvido por Samuel D. Gosling, Peter J. Rentfrow e William B. Swann Jr. para extrair os Traços de Personalidade com base no modelo *Big Five*.

Instruções para preenchimento

Escreva um número (de 1 a 7) ao lado de cada afirmação indicando em que medida você concorda ou discorda. O número 1 representa "Discordo fortemente"; 2 representa "Discordo moderadamente"; 3 representa "Discordo um pouco"; 4 representa "Nem concordo nem discordo"; 5 representa "Concordo um pouco"; 6 representa "Concordo moderadamente"; e 7 representa "Concordo fortemente".

Inventário

Eu me vejo como alguém...

- 1) Extrovertido, entusiasta.
- 2) Crítico, briguento.
- 3) Confiável, autodisciplinado.
- 4) Ansioso, que se chateia facilmente.
- 5) Aberto a novas experiências, complexo.
- 6) Reservado, quieto.
- 7) Simpático, acolhedor.
- 8) Desorganizado, descuidado.
- 9) Calmo, emocionalmente estável.
- 10) Convencional, sem criatividade.

SOBRE OS AUTORES

JANDERSON JASON BARBOSA AGUIAR



Possui graduação (2012), mestrado (2015) e doutorado (2021) em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Campina Grande — UFCG. Atua como professor substituto na Universidade Estadual da Paraíba — UEPB (desde 2016). Atuou como professor na Escola Técnica Redentorista — ETER (2014-2015). Enquanto graduando, foi tutor do Curso à Distância de Programação, promovido pelo Departamento de Sistemas e Computação (DSC/UFCG), e participou do Programa de Educação Tutorial (PET), vinculado à Secretaria de Ensino Superior do Ministério da Educação (SESu/MEC), realizando e participando de diversas atividades orientadas pelo princípio da indissociabilidade entre ensino, pesquisa e extensão (2009–2012). Possui interesse principalmente em Sistemas de Recomendação, Computação da Personalidade (*Personality Computing*), Informática na Educação e Educação em Computação. Currículo na Plataforma Lattes: http://lattes.cnpq.br/1161431252605700.

SOBRE OS AUTORES

JOSEANA MACÊDO FECHINE RÉGIS DE ARAÚJO



Possui graduação (1991), mestrado (1994) e doutorado (2000) em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba. É professora Associado do Curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), tutora egressa do Grupo PET Computação (2004–2012) e membro do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (COPIN) da UFCG, com orientações de mestrado e de doutorado. É coordenadora do LInCE (Laboratório de Inteligência Computacional em Bio Energia) e do LIA (Laboratório de Inteligência Artificial)/UFCG e membro do LAD (Laboratório de Arquiteturas Dedicadas)/UFCG. Tem experiência nas áreas de Engenharia Elétrica e Ciência da Computação, com ênfase em Processamento Digital de Sinais de Voz, atuando principalmente nos seguintes temas: reconhecimento automático da identidade vocal e análise de patologias da voz. Tem atuação, também, nos âmbitos de ensino e pesquisa, nas áreas de Hardware, com ênfase em circuitos lógicos, computação reconfigurável e ASIC e Inteligência Artificial, com ênfase no desenvolvimento de sistemas inteligentes. Currículo na Plataforma Lattes: http://lattes.cnpq.br/7179691582151907.

SOBRE OS AUTORES

EVANDRO DE BARROS COSTA



Possui graduação em Ciência da Computação (1988), mestrado (1989) e doutorado (1997) em Engenharia Elétrica, todos pela Universidade Federal da Paraíba. É Professor Titular da Universidade Federal de Alagoas (UFAL), lotado no seu Instituto de Computação (IC). Bolsista de Produtividade em Pesquisa do CNPq, no período de 2010 a fevereiro de 2016. Coordenou e participou de vários projetos de pesquisa financiados por agências de fomento. Tem sido revisor de Periódicos e participado de comitês de programas de conferências nacionais e internacionais, inclusive comitês de organização de eventos. Foi coautor de minicursos aprovados e apresentados em conferências internacionais e nacionais. Tem tido parcerias com pesquisadores internacionais nos EUA, Canadá, Portugal, Espanha, França e Alemanha. Tem experiência na área de Ciência da Computação, com ênfase em Inteligência Artificial, aplicada em domínios variados, notadamente em educação, investindo em temas como: aprendizado de máquina, mineração de dados, ciência de dados, sistemas de inteligência artificial em educação, incluindo os tutores inteligentes e os ambientes interativos de aprendizagem. Currículo na Plataforma Lattes: http://lattes.cnpq.br/5760364940162939.

www.editorapublicar.com.br contato@editorapublicar.com.br @epublicar facebook.com.br/epublicar

ESTILOS DE APRENDIZAGEM & TRAÇOS DE PERSONALIDADE

EM AMBIENTE EDUCACIONAL:

ANÁLISES COM FOCO NA EDUCAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

Janderson Jason Barbosa Aguiar Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo Evandro de Barros Costa



www.editorapublicar.com.br contato@editorapublicar.com.br @epublicar facebook.com.br/epublicar

ESTILOS DE APRENDIZAGEM & TRAÇOS DE PERSONALIDADE

EM AMBIENTE EDUCACIONAL:

ANÁLISES COM FOCO NA EDUCAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

Janderson Jason Barbosa Aguiar Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo Evandro de Barros Costa

