

Towards the Creation of a Tool for Identifying Personality in Virtual Learning Environments

Rafael Guimarães Rodrigues
CEFET/RJ
Rio de Janeiro, Brasil
rafael.rodrigues@cefet-rj.br

Flavio Carvalho
CEFET/RJ
Rio de Janeiro, Brasil
flavio.carvalho@eic.cefet-rj.br

Gustavo Paiva Guedes
CEFET/RJ
Rio de Janeiro, Brasil
gustavo.guedes@cefet-rj.br

Abstract—Nowadays, disorders and diseases associated with emotional states and personality are increasingly common. Studies indicate that the identification of the personality of an individual can help in the treatment of these disorders. This identification is often performed with the help of affective lexicons. The main objective of this work is to initiate a study to create a tool capable of identifying the personality of students in virtual learning environments with the help of an affective lexicon in Brazilian Portuguese. For this purpose, it is intended, initially, to perform the inference of personality from the texts of users of a Brazilian social network. The results achieved are considered relevant and promising.

Index Terms—personality, affective lexicons, virtual learning environments, LIWC

I. INTRODUÇÃO

Na psicologia há diversas teorias que descrevem a personalidade, destacando-se entre elas, a teoria dos Cinco Grandes Traços de Personalidade - *Big Five Personality Traits* (BFPT) [1]. Essa teoria define a personalidade em cinco dimensões (*i.e.*, traços), cada uma com duas polaridades: extroversão vs. introversão (*e.g.*, sociável, brincalhão vs. distante, tímido), estabilidade emocional vs. neuroticismo (*e.g.*, calmo, estável vs. ansioso, inseguro), agradabilidade vs. desagradabilidade (*e.g.*, amigável, cooperativo vs. antagônico, rabugento), consciencioso vs. não consciencioso (*e.g.*, auto-disciplinado, organizado vs. ineficiente, descuidado) e abertura à experiência vs. não abertura à experiência (*e.g.*, intelectual, perspicaz vs. superficial, sem imaginação) [2].

Diversos estudos na área de saúde se concentram no tratamento de transtornos e doenças como estresse [3], raiva [4] e ansiedade [5]. Outros estudos sinalizam que o sucesso da maioria das tarefas interpessoais e atividades profissionais depende da personalidade do participante, uma vez que essas influenciam a capacidade de liderança [6], o desempenho no trabalho de forma geral, a capacidade para trabalhar com vendas [7], dentre outros. Esses estudos evidenciam que a identificação da personalidade de um indivíduo pode ser extremamente útil no tratamento das patologias mencionadas.

As teorias da personalidade também podem ser empregadas na Computação Afetiva (CA) [8], que é uma área relativamente recente, introduzida por Rosalind Wright Picard em 1995 [9]. Na CA, diversos estudos indicam que a personalidade de um indivíduo está intimamente ligada às suas emoções [10], [11]. Nesse panorama, pode-se destacar os estudos que objetivam

extrair personalidade, sentimentos e outras características a partir de textos [12], [13]. Para isso, léxicos afetivos como o LIWC¹ [14] têm sido utilizados [15]–[17].

O LIWC possui versões para diversos idiomas, incluindo o Português do Brasil (PB) [18]. Essa versão é composta por 127.149 palavras organizadas em 64 categorias linguísticas e psicológicas. O estudo de [19] já encontrou correlações significativas entre diversas das categorias psicológicas do LIWC e cada um dos traços de personalidade do BFPT. Dentre essas categorias pode-se destacar “raiva”, “tristeza” e “introspecção”. O estudo refere-se tanto às categorias com informação sintática (*e.g.*, relação de pronomes) quanto às categorias com informação semântica (*e.g.*, palavras com emoção positiva). O estudo de [20] indica que os léxicos afetivos podem ser utilizados com diferentes objetivos, dentre os quais é possível destacar: **inferência de traços de personalidade**; detecção de patologias; adaptação de conteúdo e melhora no desempenho de alunos em ambientes virtuais de aprendizagem.

O panorama apresentado realça a ideia de tornar computadores capazes de detectar a personalidade e as emoções de usuários de redes sociais por meio da análise de seus textos e, com isso, responderem de maneira adequada [21]. Nesse cenário, o objetivo do presente estudo é construir uma ferramenta a ser integrada em ambientes de aprendizagem. Essa ferramenta deve ser capaz de sugerir conteúdos específicos e até mesmo, fazer uso da cromoterapia, a fim de modificar a cor da tela ou a iluminação do ambiente de maneira a influenciar positivamente no rendimento do aluno. Na literatura há trabalhos que fazem uso de conceitos da cromoterapia [22] e, também, trabalhos que abordam a relação entre as cores e as emoções [23]. Ainda nesse aspecto, o estudo desenvolvido por Mehrabian and Russell [24] indica que um indivíduo é influenciado pelos estímulos do ambiente, seus estados emocionais iniciais e seus traços de personalidade.

Além do uso da cromoterapia para adaptar a ferramenta e o ambiente à personalidade do aluno, a ferramenta proposta identificaria a personalidade do usuário e o auxiliaria por meio da sugestão de conteúdo apropriado para o traço de personalidade identificado. Um indivíduo com alta pontuação para

¹O LIWC é um dicionário capaz de rotular palavras em categorias linguísticas e psicológicas.

o traço *neuroticismo* tende a ter problemas com ansiedade e, nesse caso, a ferramenta utilizaria uma cor ou um determinado tipo de conteúdo a fim de acalmá-lo. Da mesma forma a ferramenta poderia fazer uso de determinada cor para elevar o nível de atenção e concentração de um indivíduo com baixa pontuação para o traço *conscienciosidade*, visto que esses indivíduos se distraem facilmente.

Estudos sinalizam que o sucesso da maioria das tarefas interpessoais e atividades profissionais têm relação com a personalidade do participante, dado que essa influencia na capacidade de liderança [6], no desempenho no trabalho de forma geral e na capacidade para trabalhar com vendas [7]. Desta maneira, fica claro que a identificação da personalidade de um indivíduo por meio de análise de textos pode ser extremamente útil, inclusive em outras áreas. Por exemplo, na psicologia, já se sabe que escrever sobre experiências pessoais importantes de uma forma emotiva pode trazer benefícios para a saúde física e mental, já que possibilita a identificação de transtornos e doenças [25].

A capacidade de identificar traços de personalidade por meio de análise de textos também pode ser útil em outras áreas. Alguns autores indicam que sites de relacionamento poderiam analisar mensagens de texto para tentar igualar personalidades e aumentar as chances de um relacionamento bem sucedido [26]. Nesse sentido, a possibilidade de analisar textos de determinado aluno em um ambiente virtual de aprendizagem com a possibilidade de identificar seus traços de personalidade pode ser muito útil em diversas áreas, incluindo as supracitadas.

Diante desse panorama, no presente trabalho é realizada a predição de cada traço de personalidade do BFPT a partir de entradas de texto de usuários de uma rede social brasileira denominada *Meu Querido Diário*² (MQD). O restante desse trabalho está organizado da seguinte forma: a Seção II, contém os trabalhos relacionados; a Seção III aborda a extração das características das entradas de texto do MQD; a Seção IV analisa os resultados experimentais e a Seção V apresenta as conclusões e cenários futuros.

II. TRABALHOS RELACIONADOS

Golbeck et al. [13] apresentaram um estudo pioneiro que relaciona as informações do perfil de usuários do Twitter com seus 2000 *tweets* mais recentes. Cada usuário avaliado respondeu ao teste de personalidade do BFPT proposto por [27]. Os resultados foram obtidos por meio da combinação de análise dos perfis e análise dos *tweets*. Esses resultados foram processados por dois algoritmos de regressão (*i.e.*, ZeroR e GaussianProcess) com o intuito de identificar cada um dos cinco traços de personalidade e atingiu percentuais entre 11% e 18% de precisão. Os autores relataram que *abertura à experiência* foi o traço menos difícil e que *neuroticismo* foi o traço mais difícil de identificar. Os autores também acreditam que com textos maiores seriam capazes de obter números muito mais significativos.

O estudo de Mairesse et al. [28] relata experimentos de reconhecimento de traços de personalidade do BFPT em textos, com o auxílio do LIWC em inglês. Foram utilizadas 2.479 entradas de texto de estudantes de psicologia que responderam ao teste do BFPT e escreveram o que vinha à mente por 20 minutos. Os testes com o classificador SMO obtiveram 57% e 60% de precisão para os fatores *extroversão* e *estabilidade emocional*, respectivamente. As outras dimensões do BFPT ficaram na faixa intermediária. Esse estudo indica a possibilidade de inferir personalidade a partir de textos.

A classificação e julgamento das palavras foram realizados manualmente por uma única pessoa a partir da leitura de duas mensagens, considerando as palavras do LIWC com polaridades positivas e negativas. As palavras afetivas foram identificadas pelo juiz e receberam pesos de 0 a 3 de acordo com sua relação com cada traço de personalidade. Depois de efetuados os cálculos concluiu-se que o primeiro texto apresentou uma relação mais forte com o traço *agradabilidade* e que o segundo texto apresentou uma relação mais forte com o traço *conscienciosidade*. Os autores também concluíram que há palavras que indicam os traços de personalidade, mas, no entanto, ainda não é possível distingui-los apropriadamente.

Os estudos supracitados indicam a possibilidade de inferir personalidade a partir de textos e evidenciam a importância do presente estudo. No entanto, não foram encontrados trabalhos que resultassem em predição automática de personalidade a partir de textos de redes sociais em PB ou na utilização da versão em PB do LIWC para adaptar ambientes de aprendizagem. É nesse cenário que o presente trabalho se insere. É importante ressaltar que os autores dos estudos mencionados destacam que é preciso buscar vários textos de um indivíduo pelo maior período possível para poder inferir com mais acuidade os traços de personalidade.

III. INFERÊNCIA DE PERSONALIDADE A PARTIR DE UMA REDE SOCIAL BRASILEIRA

Esta seção descreve o processo de extração das características dos textos de usuários do MQD. Essa rede social funciona como um diário *on line*, em que os usuários escrevem sobre suas experiências diárias. Além disso, cada usuário possui valores contínuos associados a cada traço de personalidade do BFPT. Esses valores foram obtidos por meio de um teste de personalidade baseado no estudo de [27] e variam entre 1 e 5. Neste trabalho, esses valores são transformados em rótulos de personalidade. Os valores contabilizados para o traço *extroversão*, por exemplo, permitem rotular indivíduos como *introversos* (*i.e.*, com as menores pontuações) ou *extroversos* (*i.e.*, com as maiores pontuações). Logo, cada entrada de texto está associada a um rótulo de personalidade.

Para realizar o trabalho de classificação, foram utilizados cinco conjuntos de dados representando cada traço de personalidade do BFPT. Cada conjunto contém 280 entradas de texto de usuários representando igualmente suas duas polaridades (*i.e.*, seus dois extremos). O conjunto MQD-NEUROT, por exemplo, possui 140 entradas com os valores mais altos para o traço *neuroticismo* (*i.e.*, entradas de texto com o rótulo

²<http://www.meuqueridodiario.com.br>

“neurótico”) e 140 com os valores mais baixos para o traço neuroticismo (*i.e.*, com o rótulo “estável”). Essas 280 entradas possuem uma classe que, de acordo com os rótulos definidos, pode ser “neurótico” ou “estável”. O mesmo ocorre com os demais traços.

Os conjuntos citados anteriormente são subconjuntos do MQD-PERSONALITY, que possui 48.390 entradas de texto, cada uma associada a um usuário que, por sua vez, possui valores para cada um dos traços do BFPT. Cada entrada também se encontra associada a uma das seis emoções básicas propostas por Paul Ekman (*i.e.*, *tristeza*, *felicidade*, *medo*, *raiva*, *surpresa* e *desgosto*) [29]. Contudo, cabe salientar que as emoções ainda não serão exploradas neste trabalho. Para produzir cada subconjunto do MQD-PERSONALITY, as palavras de cada entrada foram extraídas e filtradas com a utilização do LIWC em PB [18]. As palavras não existentes no LIWC (*e.g.*, “kkk”, “rs”) foram descartadas. A Tabela I mostra os valores para as polaridades (*i.e.*, extremos) de cada um desses subconjuntos.

IV. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Esta seção descreve os resultados experimentais do presente trabalho. Para cada entrada de texto e foi produzido um vetor \vec{v} de n posições, em que n corresponde ao número de palavras distintas identificadas em cada entrada. Cada posição de \vec{v} representa uma das n palavras encontradas. Em seguida, cada palavra p foi identificada em x_i e incrementada em sua posição correspondente no vetor \vec{v} . Logo, um subconjunto como o MQD-NEUROT, por exemplo, consequentemente é representado por 280 vetores nesses moldes.

A Figura 1 ilustra um vetor de palavras que representa uma entrada de um dos subconjuntos de dados explorados. Cada posição do vetor representa uma quantidade de palavras (provenientes de e) associadas à categoria x_i . Nota-se que a palavra representada pela posição x_2 foi contabilizada 8 vezes e que a palavra representada pela posição x_{n-1} manifesta-se 7 vezes. Esse é o modelo utilizado para representar cada uma das 3000 entradas.

Alguns algoritmos de classificação conhecidos na literatura foram utilizados, dentre os quais, quatro deles apresentaram os melhores resultados: Random Forest (RF), Naive Bayes (NB), Naive Bayes Multinomial (NBM) e SMO. A ferramenta Weka [30] foi utilizada para produção dos experimentos e os algoritmos foram executados com a configuração padrão da ferramenta. Para a avaliação dos resultados obtidos foi utilizada a técnica de validação cruzada denominada *k-fold*

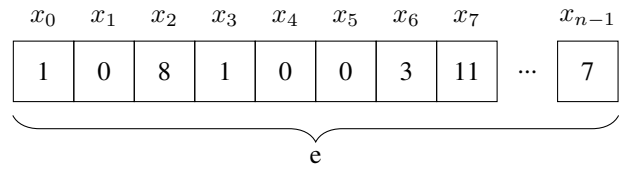


Figura 1. Vetor de frequência de palavras de uma entrada e .

validation com dez partições e a média *F1-score*. A Figura 2 exemplifica a aplicação do algoritmo NBM ao subconjunto MQD-EXTRO.

A Figura 3 traz o desempenho dos algoritmos e as médias F1 obtidas para cada subconjunto de dados. Os valores em negrito indicam as melhores médias F1. Com exceção do subconjunto de dados MQD-AGRAD, que apresentou melhor média F1 para o algoritmo RF (70.7%), os demais subconjuntos apresentaram melhor F1 para o algoritmo NBM. Os melhores resultados foram obtidos para os traços *extroversão* (79.6%) e *neuroticismo* (79.3%). Esses resultados são considerados promissores, com boas médias para os cinco traços.

V. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho teve o objetivo específico de inferir traços de personalidade a partir de textos escritos em uma rede social brasileira. Os experimentos foram realizados a partir de cinco subconjuntos de dados referentes a entradas de texto, cada qual representada por um vetor com um rótulo de personalidade (*e.g.*, “extrovertido”, “neurótico”). Esses subconjuntos foram submetidos aos algoritmos RF, NB, NBM e SMO. Os melhores resultados foram alcançados com o algoritmo NBM nos subconjuntos MQD-NEUROT e MQD-EXTRO.

Os resultados foram considerados relevantes e promissores, visto que apresentaram médias F1 consideravelmente altas, entre 69.2% e 79.6%. Espera-se que esses resultados motivem novos estudos de inferência de personalidade a partir de textos em PB. Este estudo é o primeiro passo para a criação de

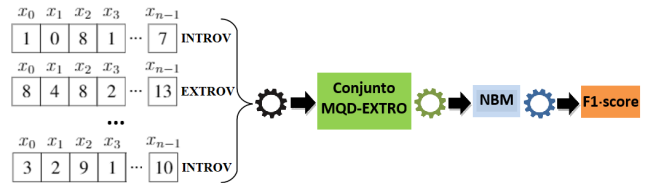


Figura 2. Aplicação do algoritmo NBM ao subconjunto MQD-EXTRO.

Tabela I
FAIXAS DE VALORES REPRESENTANDO AS POLARIDADES DE CADA SUBCONJUNTO

	Polaridade mínima	Polaridade máxima
MQD-EXTRO	valores iguais a 1	valores iguais a 5
MQD-NEUROT	valores entre 1 e 1.25	valores iguais a 5
MQD-ABERT	valores entre 1.3 e 1.9	valores iguais a 5
MQD-AGRAD	valores entre 1 e 1.67	valores iguais a 5
MQD-CONSC	valores entre 1 e 1.4	valores entre 4.89 e 5

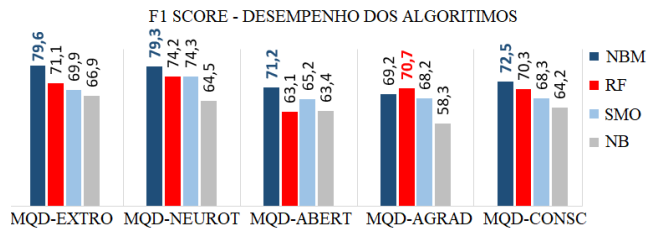


Figura 3. Classificação de traços de personalidade - Média F1

uma ferramenta capaz de identificar traços de personalidade do BFPT nos moldes do LIWC em ambientes virtuais de aprendizagem. O intuito é auxiliar o aluno propondo conteúdos adequados à sua personalidade, bem como adaptar a ferramenta e os ambientes de aprendizagem de maneira a favorecer seu desempenho. A possibilidade de auxiliar pessoas a identificarem suas vocações para determinadas atividades também é uma motivação considerada de grande valia em ambientes virtuais de aprendizagem.

Vislumbrando trabalhos futuros que contribuam para essa finalidade, pretende-se realizar novos testes com o conjunto MQD-PERSONALITY. Também considera-se utilizar outros conjuntos de dados e investigar novos modelos que possam melhorar os resultados.

Há outros estudos com abordagens parecidas com a do presente trabalho, como por exemplo, a classificação manual das palavras. Esse trabalho se difere dos demais sob três aspectos: nos usuários que responderam ao teste de personalidade do BFPT, na inferência de personalidade a partir de textos em PB e, principalmente, na utilização de entradas de texto provenientes de uma rede social brasileira.

REFERÊNCIAS

- [1] M. R. Barrick and M. K. Mount, "The Big Five personality dimensions and job performance: a meta-analysis," *Personnel psychology*, vol. 44, no. 1, pp. 1–26, 1991.
- [2] S. Rathus, *Psychology: concepts & connections, brief version*. Cengage Learning, 2012.
- [3] K. Čosić, S. Popović, D. Kukulja, M. Horvat, and B. Dropuljić, "Physiology-driven adaptive virtual reality stimulation for prevention and treatment of stress related disorders," *CyberPsychology, Behavior, and Social Networking*, vol. 13, no. 1, pp. 73–78, 2010.
- [4] W.-P. Brinkman, N. Hattangadi, Z. Meziane, and P. Pul, "Design and evaluation of a virtual environment for the treatment of anger," in *Proceedings of Virtual Reality International Conference VRIC2011, Laval, 6-8 April, 2011, 1-9*, Laval Virtual, 2011.
- [5] S. F. Verkijika and L. De Wet, "Using a brain-computer interface (BCI) in reducing math anxiety: evidence from South Africa," *Computers & Education*, vol. 81, pp. 113–122, 2015.
- [6] R. Hogan, G. J. Curphy, and J. Hogan, "What we know about leadership: effectiveness and personality," *American psychologist*, vol. 49, no. 6, p. 493, 1994.
- [7] A. Furnham, C. J. Jackson, and T. Miller, "Personality, learning style and work performance," *Personality and Individual Differences*, vol. 27, no. 6, pp. 1113–1122, 1999.
- [8] M. A. S. N. Nunes, S. A. Cerri, and N. Blanc, "Improving recommendations by using personality traits in user profiles," in *International Conferences on Knowledge Management and New Media Technology*, pp. 92–100, 2008.
- [9] R. W. Picard, "Affective computing-mit media laboratory perceptual computing section technical report no. 321," *Cambridge, MA*, vol. 2139, 1995.
- [10] D. Watson and L. A. Clark, "On traits and temperament: general and specific factors of emotional experience and their relation to the five-factor model," *Journal of personality*, vol. 60, no. 2, pp. 441–476, 1992.
- [11] D. Sander and K. R. Scherer, *The Oxford companion to emotion and the affective sciences*. Oxford University Press, 2009.
- [12] A. G. L. dos Santos, K. Becker, and V. Moreira, "Um estudo de caso de mineração de emoções em textos multilíngues," 2009.
- [13] J. Golbeck, C. Robles, M. Edmondson, and K. Turner, "Predicting personality from twitter," in *Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom), 2011 IEEE Third International Conference on*, pp. 149–156, IEEE, 2011.
- [14] J. W. Pennebaker, M. E. Francis, and R. J. Booth, *Linguistic Inquiry and Word Count*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2001.
- [15] S. K. D'Mello and A. Graesser, "Language and discourse are powerful signals of student emotions during tutoring," *Learning Technologies, IEEE Transactions on*, vol. 5, no. 4, pp. 304–317, 2012.
- [16] R. G. R. Rodrigues, W. W. P. Pereira, E. B. Bezerra, and G. P. G. Guedes, "Inferência de idade utilizando o LIWC: identificando potenciais predadores sexuais," in *Congresso da Sociedade Brasileira de Computação-CSBC (BraSNAM 2017)*, 2017.
- [17] G. Tatai and L. Laufer, "Extraction of affective components from texts and their use in natural language dialogue systems.," *Acta Cybern.*, vol. 16, no. 4, pp. 625–642, 2004.
- [18] P. P. B. Filho, T. A. S. Pardo, and R. M. Aluísio, "An evaluation of the brazilian portuguese LIWC dictionary for sentiment analysis," 2013.
- [19] J. W. Pennebaker and L. A. King, "Linguistic styles: language use as an individual difference.," *Journal of personality and social psychology*, vol. 77, no. 6, p. 1296, 1999.
- [20] P. P. da Cruz, R. G. Rodrigues, K. T. Belloze, and G. P. Guedes, "Uma revisão sistemática sobre léxicos afetivos para o português do Brasil," in *Proceedings of the XXIII Conferência Internacional sobre Informática na Educação - TISE*, 2017.
- [21] J. Gratch and S. Marsella, "A domain-independent framework for modeling emotion," *Cognitive Systems Research*, vol. 5, no. 4, pp. 269–306, 2004.
- [22] K. W. Jacobs and J. F. Suess, "Effects of four psychological primary colors on anxiety state," *Perceptual and motor skills*, vol. 41, no. 1, pp. 207–210, 1975.
- [23] E. Papachristos, N. Tselios, and N. Avouris, "Inferring relations between color and emotional dimensions of a web site using bayesian networks," in *IFIP Conference on Human-Computer Interaction*, pp. 1075–1078, Springer, 2005.
- [24] A. Mehrabian and J. Russell, *An approach to environmental psychology*. M.I.T. Press, 1974.
- [25] J. W. Pennebaker and J. D. Seagal, "Forming a story: the health benefits of narrative," *Journal of clinical psychology*, vol. 55, no. 10, pp. 1243–1254, 1999.
- [26] M. B. Donnellan, R. D. Conger, and C. M. Bryant, "The Big Five and enduring marriages," *Journal of Research in Personality*, vol. 38, no. 5, pp. 481–504, 2004.
- [27] O. P. John and S. Srivastava, "The Big Five trait taxonomy: history, measurement, and theoretical perspectives," *Handbook of personality: Theory and research*, vol. 2, no. 1999, pp. 102–138, 1999.
- [28] F. Mairesse, M. A. Walker, M. R. Mehl, and R. K. Moore, "Using linguistic cues for the automatic recognition of personality in conversation and text," *Journal of artificial intelligence research*, vol. 30, pp. 457–500, 2007.
- [29] P. Ekman, "Basic emotions," *Handbook of cognition and emotion*, vol. 98, pp. 45–60, 1999.
- [30] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten, "The WEKA data mining software: an update," *ACM SIGKDD explorations newsletter*, vol. 11, no. 1, pp. 10–18, 2009.