Identificação de Estilo de Aprendizagem: Um modelo de inferência automatizado baseado no perfil de personalidade identificado nos textos produzidos pelo aluno

José Antonio Buiar[1], Andrey Ricardo Pimentel[2], Luiz Eduardo S. Oliveira[2]

[1]Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)
Curitiba – PR – Brazil

[2]Univesidade Federal do Paraná (UFPR)
Curitiba – PR – Brazil

buiar@utfpr.edu.br,{andrey,luiz.oliveira}@inf.ufpr.br

Abstract. *The progress and popularity of Distance Learning has generated a greater demand for the use of increasingly effective methods of teaching and learning. One of the biggest challenges is the increased need to adapt to specific characteristics of each individual learner. This paper presents an automated alternative to identify which Learning Style suits each student. The presented model IPP allows us to identify each student's Personality Profile by using the information in the open texts elaborated by each learner, giving us an inference for which Learning Style is more suited to each case.*

Resumo. *O avanço e popularização da Educação a Distância tem gerado uma demanda maior na utilização de métodos cada vez mais eficientes de ensino e aprendizagem. Um dos desafios encontrados é a maior necessidade de adaptação às particularidades individuais dos alunos. Este trabalho apresenta uma alternativa automatizada para a identificação do Estilo de Aprendizagem de alunos. A proposta apresenta o Modelo de Identificação de Perfil de Personalidade (IPP), que utiliza as informações presentes nos textos livres elaborados pelos alunos, permitindo a inferência de um Estilo de Aprendizagem mais adequado a cada caso.*

1. Introdução

Um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) pode ser um meio eficaz no processo de aprendizagem, quando permite a adaptação do ensino às necessidades individuais dos alunos, utilizando Objetos de Aprendizagem (OA) que se adequem a cada Estilo de Aprendizado (EA). O EA pode ser descrito como um conjunto de características pessoais, desenvolvidas biologicamente e durante o crescimento, que faz com que o mesmo método de ensino seja eficiente para alguns e ineficiente para outros [Dunn et al. 2002]. Dezenas de modelos de EA estão disponíveis, sendo que o seu uso deve permitir que os alunos e professores possam estudar e procurar com mais cuidado os fatores e atividades que proporcionem a eficiência da aprendizagem [da Silva Schmitt and de Souza Domingues 2016].

O processo de identificação do EA de um aluno tem sido realizado com a aplicação de um questionário (*survey*), elaborado de acordo com um modelo a ser seguido, de forma manual. Este processo tem sido aplicado com sucesso, em ambientes tradicionais de

DOI: 10.5753/cbie.sbie.2017.1157

ensino, mas torna-se um processo mais complexo quando envolve um número elevado de alunos em um ambiente típico de EAD. Um método alternativo para a identificação do EA é a utilização das características do Perfil de Personalidade (PP) dos alunos para atribuição do EA. A existência de um vasto repositório de textos livres, produzidos pelos alunos, nas atividades *online*, tais como fóruns e *chats*, em AVA, justifica a utilização de uma solução automatizada de identificação de EA.

O objetivo deste trabalho é apresentar um modelo de Identificação Automatizada do Perfil de Personalidade (IPP) de alunos em um AVA, utilizando os textos livres produzidos nas atividades educacionais. A partir desta identificação, é possível a inferência do Estilo de Aprendizagem mais adequado a cada aluno, propiciando assim a aplicação do Modelo de Apresentação Adaptativa de Objetos de Aprendizagem [Silva et al. 2016].

2. Estilos de Aprendizagem (EA)

O EA pode ser considerado como uma composição de características cognitivas, afetivas e fatores fisiológicos que servem como indicadores relativamente estáveis de como um aluno percebe, interage e responde ao ambiente de aprendizagem [Keefe 1979]. O EA é muito importante para os professores, porque influencia em sua maneira de ensinar, uma vez que os professores tendem a ensinar da maneira que gostariam de aprender, ou seja, seguindo seu estilo de aprendizagem e não o estilo dos alunos [Cerqueira 2000].

Nos últimos anos, muitos autores pesquisaram o conceito de EA resultando em dezenas de modelos [Coffield et al. 2004], definidos de forma distintas, influenciados por diferentes teorias da psicologia da aprendizagem. Dentre esses diversos modelos, pode-se destacar o de Felder-Silverman [Felder et al. 1988], que tem sido muito utilizado no âmbito nacional e internacional, mostrando-se indicado para ser utilizado em ambientes educacionais brasileiros [Aguiar et al. 2014].

O modelo de Felder-Silverman, ou FSLSM (*Felder and Silverman Learning Style Model*), classifica os alunos em número de escala de acordo com a forma com que cada aluno percebe, retém, processa e organiza as informações. Neste modelo, um aluno pode ser classificado de acordo com quatro dimensões : **Processamento** - Ativo x Reflexivo; **Percepção** - Sensorial x Intuitivo; **Retenção** - Visual x Verbal e **Organização** - Sequencial x Global (Figura 1).

O FSLSM utiliza como instrumento de mensuração, o ILS (*Index of Learning Styles*) para identificar os estilos, baseado em um questionário que compreende quarenta e quatro perguntas, sendo onze para cada uma das quatro dimensões [Soloman and Felder 2005]. As preferências pessoais, obtidas para cada dimensão, são expressas em um valor na faixa entre +11 e -11, sendo que para os valores positivos é adicionado o sufixo A e para os negativos o sufixo B. Tendo como exemplo a dimensão Processamento da Informação, um ILS com sufixo A indica um estilo Ativo, ao passo que um sufixo B indica o estilo oposto, ou seja, Reflexivo.

Por meio do ILS podem ser identificados três tipos de preferências para cada um dos estilos que compõem o FSLSM [Felder and Spurlin 2005], denominados: **Leve** (ILS 1 ou 3), indicando que o aluno não terá dificuldades de aprendizagem em um ambiente que favoreça um ou outro estilo desta dimensão; **Moderada** (ILS 5 ou 7), poderá ter dificuldades quando o ambiente não favoreça aos estilos e **Forte** (ILS 9 ou 11), quando terá dificuldades quando o ambiente não favorecer aos estilos (Figura 1) .

Estilo	Dimensão												Estilo
Ativo	Processamento da Informação												Reflexivo
	11A	9A	7A	5A	3A	1A	1B	3B	5B	7B	9B	11B	
Sensorial	Percepção da Informação												Intuitivo
	11A	9A	7A	5A	3A	1A	1B	3B	5B	7B	9B	11B	
Visual	Retenção da Informação												Verbal
	11A	9A	7A	5A	3A	1A	1B	3B	5B	7B	9B	11B	
Sequencial	Organização da Informação												Global
	11A	9A	7A	5A	3A	1A	1B	3B	5B	7B	9B	11B	
Preferência:	leve					moderada					forte		

Figura 1. ILS *(Index of Learning Styles). Fonte: [Felder and Spurlin 2005]*

3. Perfil de Personalidade (PP)

A personalidade pode ser descrita como um conjunto de diferenças individuais que são afetadas pelo desenvolvimento de um indivíduo: valores, atitudes, memórias pessoais, relacionamentos sociais, hábitos e habilidades [McAdams and Olson 2010]. Uma das principais abordagens utilizadas para o estudo da personalidade humana é a teoria dos traços de personalidade. Esta teoria está baseada na mensuração de traços que podem ser definidos como padrões habituais de comportamento, pensamento e emoção [Kassin 2003]. Estes traços são relativamente estáveis ao longo do tempo, mas diferem de indivíduo para indivíduo e influenciam o seu comportamento.

Uma referência nesta área é a teoria dos tipos de Myers-Briggs [Myers et al. 1985] (MTBI) que está baseada em quatro dimensões que permitem categorizar a personalidade de um indivíduo. Estas dimensões são : *Extravert* x *Introvert* , *Sensing* x *Intuition* , *Thinking* x *Teeling*, *Judgment* x *Perception*.

Outro modelo utilizado é o dos Cinco Traços de Personalidade, *Big Five Personality Traits*, (BIG FIVE) que é produto de muitas décadas de pesquisa analítica centrada nas características da personalidade humana. Foi originalmente concebido por [Galton 1949] tendo suas raízes nas hipóteses léxicas para identificação de traços de personalidade. Estes domínios, ou fatores de personalidade (FP), são identificados como [Matthews et al. 2003]:

- ***Extraversion*** - é caracterizada por emoções positivas e pela tendência para procurar estimulação e a companhia dos outros;
- ***Neuroticism*** - é a tendência para experimentar emoções negativas, como raiva, ansiedade ou depressão;
- ***Agreeableness*** - é a tendência para ser compassivo e cooperante em vez de suspeitoso e antagonista face aos outros, também descrita como amabilidade;
- ***Conscientiouness*** - é a tendência para mostrar autodisciplina, orientação para os deveres e para atingir os objetivos e
- ***Openness to Experience*** - é o interesse pela arte, emoção, aventura, ideias fora do comum, imaginação, curiosidade, e variedade de experiências.

No estudo conduzido por [McCrae and Costa 1989] foi observada a correlação entre o BIG FIVE e o MTBI, conforme ilustrado na Tabela 1. Quanto mais próximo

de 1,0 o módulo do valor apresentado, maior é o grau de correlação, sendo que valores negativos indicam correlação em sentido contrário.

Tabela 1. Correlação entre MTBI e BIG FIVE. Fonte: [McCrae and Costa 1989]

	Extroversão	Abertura	Socialização	Realização	Neuroticismo
E - I	**-0,74**	0,03	-0,03	0,08	0,16
S - N	0.10	**0.72**	0.04	-0.15	-0.06
T - F	0.19	0.02	**0.44**	-0.15	0.06
J - P	0.15	0.30	-0.06	**-0.49**	0.11

Diversos autores elaboraram propostas de questionários para identificação dos FP, sendo que as mais populares são a *Eysenck Personality Questionnaire* (EPQ) [Eysenck and Eysenck 1976] e a *NEO Personality Inventory* [Costa and McCrae 1985].

O trabalho realizado por [Costa and McCrae 1985] pode ser considerado um dos mais relevantes na área de identificação de perfil de personalidade. De acordo com [Taylor and MacDonald 1999], o *NEO Personality Inventory* (NEO-PI) não somente demonstra excepcionais propriedades psicométricas como também é bem sucedido em acomodar construtores já endereçados pelas métricas existentes de traços de personalidade. O termo NEO é um acrônimo formado com as iniciais das três fatores inicialmente incluídos no estudo : *Neuroticism*, *Extraversion* e *Openness to Experience*. Inicialmente, Costa e McCrae incluíram escalas para medição de seis facetas conceitualmente derivadas dos três fatores NEO, mas não incluíram as facetas dos recentes fatores *Agreeableness* e *Conscientiouness*. Com a publicação do NEO-PI-R : *NEO Personality Inventory - revised*, ampliaram o questionário para abranger 240 itens, incluindo estes dois novos fatores. Ao contrário da maioria dos estudos léxicos da época, que eram baseados em amostras de estudantes de nível médio, o NEO-PI-R foi desenvolvido com amostras de estudantes de meia idade e adultos. Estas escalas demonstraram consistência substancial interna, estabilidade temporal, bem como convergência e a validade discriminante.

Diversas propostas alternativas de identificação de PP surgiram, utilizando outras fontes de identificação, tais como utilização de texto de rede sociais, áudio, imagem facial e técnicas multimodais. Como exemplo temos identificação a partir do *twitter* [Sumner et al. 2012], a partir do ritmo de digitação [Porto et al. 2011], a partir da fala [An et al. 2016] , fala e texto [Mairesse et al. 2007] e texto [Machado et al. 2016, Paim 2016]. O presente trabalho se diferencia destes por utilizar uma base de referência rotulada em um domínio restrito e realizar a inferência automatizada do EA conforme mapeamento investigado no desenvolvimento do modelo, permitindo a utilização do mesmo em um AVA, viabilizando a apresentação adaptativa dos objetos de aprendizagem.

4. Estilo de Aprendizagem e Perfil de Personalidade

A teoria de EA está naturalmente ligada ao conceito de PP, por estar baseada na ideia de que o estilo de aprendizagem do indivíduo depende de sua personalidade, bem como diferentes personalidades podem indicar diferentes Estilos de Aprendizagem [Yeung et al. 2012]. Esta relação foi verificada em estudos, como [Jackson and Lawty-Jones 1996] que identificaram ao menos uma relação entre uma dimensão de personalidade com as dimensões de estilo de aprendizagem. A verificação

de que um EA é um subconjunto da personalidade do indivíduo foi realizado por [Furnham 1996], que também constatou uma relação entre os estilos de aprendizagem do modelo de Kolb [Kolb and Kolb 2012] e a teoria de personalidade de Eysenck [Eysenck and Eysenck 1976].

Foi verificado que a dimensão Processamento (ativo-reflexivo) do FSLSM possui uma relação direta com os perfis Extroversão e Introversão do MTBI [Felder and Spurlin 2005]. Por sua vez, estes perfis de Extroversão e Introversão do MBTI possuem uma relação direta com o domínio Extroversão do BIG FIVE [Furnham 1996]. Uma relação entre a dimensão Organização (sequencial-global) do FSLSM e a característica Sensação x Intuição do MTBI, induziu a uma relação com a dimensão Abertura do BIG FIVE [Lawrence 1993].

Uma forma de identificar o EA é a partir do PP, pois ele pode dar indicativos das preferências dos alunos. Foi realizado um mapeamento entre características dos tipos psicológicos e estilos de aprendizagem para estabelecer uma relação que possa ser considerada na identificação do estilo de aprendizagem (Tabela 2.) Desta forma, pode ser obtido um indicativo do EA de um aluno para o qual o seu PP tenha sido identificado previamente.

Tabela 2. Relações entre Estilo de Aprendizagem e Perfil de Personalidade.

FSLSM	MTBI	BIG FIVE
Processsamento (Ativo x Reflexivo)	Extrovertivo x Introvertido	Extroversão
Organização (Sequencial x Global)	Sensitivo x Intuitivo	Abertura

5. O modelo IPP

A estimativa do Estilo de Aprendizagem (EA) do aluno é realizada a partir da identificação do seu Perfil de Personalidade (PP), conforme o modelo IPP (Figura 2). O IPP realiza a identificação dos elementos presentes nos textos escritos, produzidos pelos alunos. Estes textos são obtidos por meio da extração das informações registradas nas atividades de fórum, de uma forma não intrusiva, visto que somente será realizada um processo de leitura. Este conjunto de textos é submetido posteriormente a um processo de estruturação.

O módulo **Extrator** realiza a coleta das mensagens das bases de fórum do AVA, associadas a cada aluno. Desta forma é obtido um conjunto de mensagens de cada aluno, representado por $M_{1,1}, ..., M_{1,j}, ..., M_{n,1}, ..., M_{n,k}$, onde n representa o número de alunos, j o número de mensagens do aluno 1 e k o número de mensagens do aluno k. Nesta etapa também é realizada uma limpeza das mensagens, retirando caracteres de formatação (como *hiperlinks*) e outros que não serão utilizados nas etapas posteriores.

O módulo **Agrupador** realiza a unificação dos textos de cada aluno, obtendo como saída uma lista contendo a frequência de ocorrência $fw_{i,k}$ de cada palavra $W_{i,k}$, onde i representa um aluno hipotético e k uma das palavras por este aluno registrada.

O módulo **Categorizador** promove a identificação de cada uma das palavras registradas pelo aluno, de acordo com um léxico afetivo, permitindo portanto a identificação de características léxicas e afetivas. Para isto foi utilizado o *Personalitatem Lexicon*, um conjunto de lexemas de conotação afetiva baseada nos traços de personalidade, desenvolvido por [Machado et al. 2016] a partir do léxico LIWC [Pennebaker et al. 2001]. Com

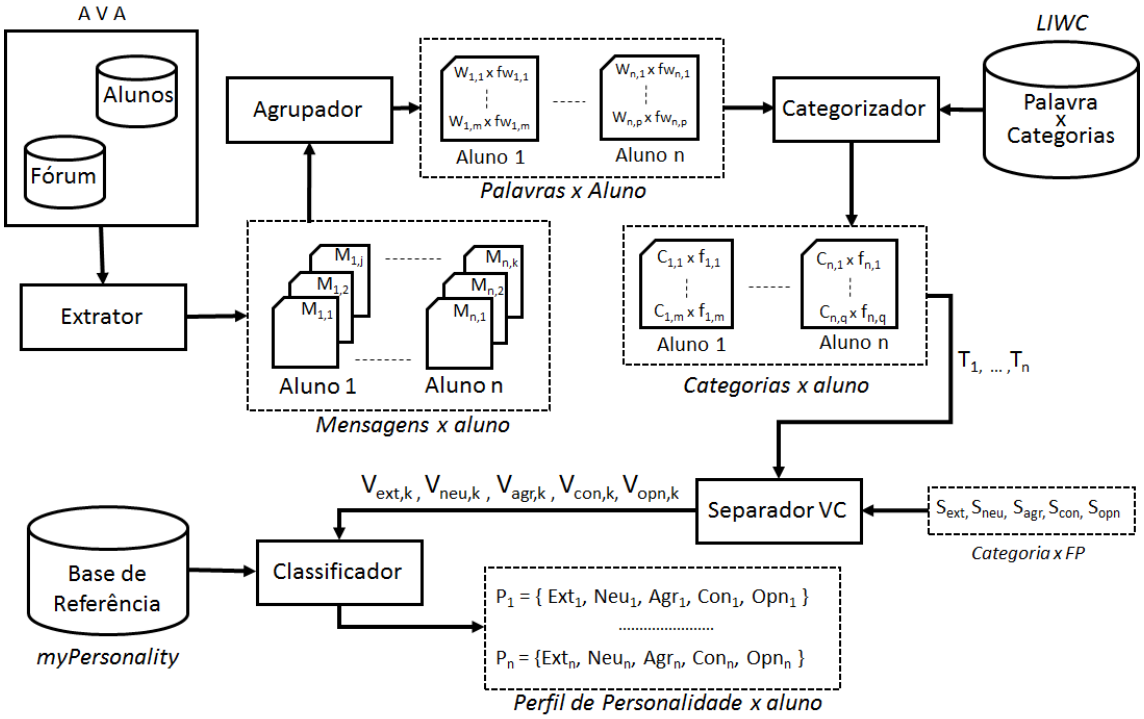

Figura 2. Arquitetura do Identificador de Perfil de Personalidade (IPP)

este processo de identificação das palavras, é obtido um mapeamento da frequência da ocorrência de cada categoria léxica nas palavras obtidas dos textos de cada aluno. A quantidade da ocorrência de cada palavra também é levada em consideração neste levantamento. Como resultado final desta etapa, é obtido um vetor de características léxicas de cada aluno, contendo até 64 características, correspondentes às categorias registradas no LIWC.

Como resultado, é obtida uma lista para cada aluno k contendo um conjunto de categorias $c_{k,m}$, onde m indica uma categoria hipotética do léxico. Para cada categoria m está associada uma frequência de ocorrência $f_{k,m}$ que indica a ocorrência desta categoria nos textos registrados pelo aluno k, a qual utilizou para seu cálculo as informações das frequências de ocorrência $fw_{i,k}$ de todas as palavras pertencentes a esta categoria que foram localizadas nos textos deste aluno. As informações de frequência de ocorrência das categorias léxicas de cada aluno formam um vetor de características T_k, sendo k um aluno hipotético, que contém o mapeamento léxico refletindo o conteúdo das mensagens deste aluno, ou seja, a frequência de ocorrência de cada uma das 64 características do LIWC, nas mensagens de texto deste aluno : $T_k = \{f_{k,1}, f_{k,2}, ..., f_{k,64}\}$. Estes vetores de características serão utilizados pelo módulo **Classificador** para identificação do PP dos alunos.

Antes da etapa de classificação, estes vetores são processados pelo módulo **Separador VC**, que tem como função obter cinco vetores de características reduzidos, para cada aluno k. Para esta separação é utilizado um conjunto de cinco vetores de características chave, S_{ext} , S_{neu} , S_{agr} , S_{con} e S_{opn}, que correspondem, respectivamente, ao sub conjunto de características do LIWC que serão utilizadas na identificação de cada um

dos cinco FP. A obtenção destes vetores S_i será detalhada quando da descrição da **Base de Referência** na sequência deste artigo. Como saída deste módulo **Separador VC**, são obtidos os vetores esparsos $V_{ext,k}$, $V_{neu,k}$, $V_{agr,k}$, $V_{con,k}$ e $V_{opn,k}$, correspondentes a cada aluno. Cada um destes vetores possui somente os elementos $f_{k,m}$ com as características presentes no vetor S_i correspondente ao FP em questão. Como exemplo, o vetor esparso $V_{ext,k} = \{f_{k,1}, f_{k,2}, f_{k,8}, f_{k,9}, ..., f_{k,55}, f_{k,62}\}$ possui dimensão 33.

Os vetores de características de cada aluno são submetidos ao módulo **Classificador** para reconhecimento de padrões, que retorna os perfis estimados de personalidade P, de cada aluno. Os valores correspondentes ao PP de cada aluno k, formado pelo conjunto de cinco valores ρ_d, são pertencentes a um domínio previamente rotulado θ_{rot} de acordo com a **Base de Referência** utilizada. Como **Base de Referência** para o processo de classificação, foi utilizado uma base previamente mapeada, obtida do *myPersonality Project* [Kosinski et al. 2015, Celli et al. 2013]. Esta base contém 10.000 textos inseridos por 250 usuários, que estão devidamente classificados de acordo com os FP do modelo *Big Five Personality Traits*. Para cada usuário foi identificado o seu perfil em uma escala de 1 a 5, em cada um dos cinco FP.

Os valores previamente classificados nesta base, correspondentes a cada um dos cinco FP, estão no domínio contínuo $\theta_{fp} = \{x \in \mathbb{R} | 1 \leq x \leq 5\}$, e aqui representados como $v_{k,fp}$, sendo k um usuário hipotético e fp um dos cinco FP sendo $fp \in \{ext, neu, agr, con, opn\}$. Com o objetivo de obter uma correlação com os EA, utilizando o ILS, é realizada uma conversão entre os valores dos $v_{k,fp}$, lineares, e os valores discretos do ILS, que estão no domínio $\theta_{ils} = \{$"11A", "9A", .., "1A", "1B", ..., "11B"$\}$, conforme ilustrado na Figura 1. A correlação proposta é a realização do agrupamento dos $v_{k,fp}$ em um domínio $\theta_{rot} = \{-1, 0, 1\}$. Para esta correspondência é adotado o seguinte critério :

$$\rho_{k,fp} = \begin{cases} -1, & \text{se} \quad 1,00 \leq v_{k,fp} < 2,33 \\ 0, & \text{se} \quad 2,33 \leq v_{k,fp} < 3,66 \\ 1, & \text{se} \quad 3,66 \leq v_{k,fp} \leq 5,00 \end{cases}$$

Desta forma, cada usuário desta base de referência estará classificado em cada uma das dimensões de acordo com um dos valores do domínio θ_{rot}. Tendo como exemplo um usuário genérico k previamente classificado, com as dimensões de personalidade sendo $\mathrm{P}_k = \{3,22_{ext}, 2,86_{neu}, 1,21_{agr}, 4,37_{con}, 3,60_{opn}\}$, teria seu perfil de personalidade rotulado como $\mathrm{P}_k = \{0, 0, -1, 1, 0\}$. A Figura 3 ilustra a correlação adotada. Desta forma podemos associar os ILS do tipo **leve** (3A, 1A, 1B e 3B) com o rótulo **0** e os de tipo **moderado** e **forte** com os rótulos **-1** (11A, 9A, 7A e 5A) e **1** (5B, 7B, 9B, 11B), respectivamente.

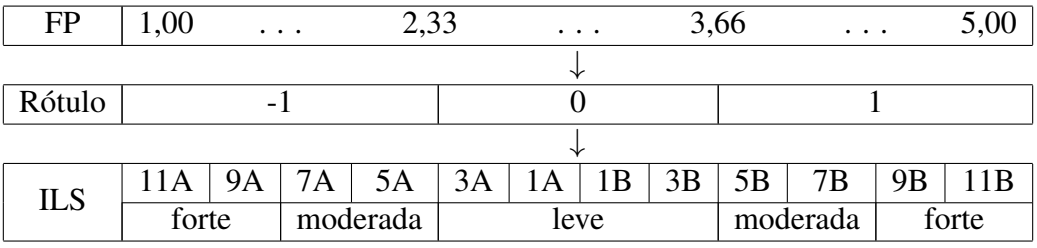

Figura 3. Correlação entre ILS e PP

A lista de categorias chave mais adequadas a cada domínio (S_i) foi obtida por meio de uma série de testes de regressão na Base de Referência, utilizando Algoritmo Genético (AG). Este processo permitiu a obtenção de um vetor chave reduzido para cada um dos cinco FP desejados. Os tamanhos obtidos para os vetores chave, com este processo, são respectivamente : $|S_{ext}| = 33$, $|S_{neu}| = 35$, $|S_{agr}| = 34$, $|S_{con}| = 33$ e $|S_{opn}| = 31$. Durante este processo de redução de características, foi avaliada a acurácia desta base de referência, utilizando a redução do vetor de características. Os valores para acurácia obtidos são : 52,2% para Extroversão, 58,2% para Neuroticismo, 60,2% para Socialização, 56,2% para Realização e 75,5% para Abertura.

Conforme o levantamento das relações existentes entre o EA e o PP (Tabela 2), podemos estimar que no caso de um aluno hipotético que tenha os seus textos livres registrados em um AVA, e submetido ao IPP apresentado neste trabalho, poderia ter identificado o seu Perfil de Personalidade na dimensão **Extroversão** em um dos três valores do domínio $\theta_{rot} = \{-1, 0, 1\}$. No caso do valor identificado como **-1**, indicando um aluno com tendência maior para **introversão**, acarretaria em uma indicação **forte/moderada** para aplicação do estilo de aprendizagem **Processamento - Reflexivo**. No caso do valor identificado ser **1**, que indica uma tendência para **extroversão**, a indicação do estilo de aprendizagem seria **Processamento - Ativo**. Caso o valor do rótulo retornado seja **0**, indicaria um ILS **leve**, indicando que não seja aplicado o estilo **Processamento** para este aluno. De forma análoga poderiam ser aplicados estes conceitos para a dimensão de PP **Abertura** e o EA **Organização**.

6. Considerações Finais

Considerando a acurácia obtida, com o experimento realizado utilizando a Base de Referência inicial, de 52,2% para o domínio Extroversão e 75,5% para Abertura, fica evidenciada a viabilidade da utilização do modelo proposto como forma simplificada para identificação de EA em um ambiente AVA com um número elevado de alunos. Desta maneira, é possível a aplicação da Apresentação Adaptativa de Objetos de Aprendizagem [Silva et al. 2016] em um ambiente AVA, de uma forma não intrusiva, ou seja, sem a necessidade de levantamento manual dos EA dos alunos, utilizando os questionários de avaliação, que é o objetivo principal desta pesquisa.

Este trabalho contribui com o levantamento das relações entre as características de EA e o PP de acordo com o modelo *Big Five*, com a apresentação de uma alternativa para obtenção do EA de forma não intrusiva, utilizando o PP identificado a partir to texto dos alunos presentes no AVA, com a especificação do mapeamento do PP de domínio contínuo com o ILS discreto, bem como com o fornecimento da identificação das preferências de aplicação do modelo FSLSM aos alunos para utilização por um sistema de apresentação adaptativa de objetos de aprendizagem.

Referências

Aguiar, J. J., Fechine, J. M., and Costa, E. B. (2014). Estilos cognitivos e estilos de aprendizagem em informática na educação: um mapeamento sistemático focado no sbie, wie e rbie. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 25, page 441.

An, G., Levitan, S. I., Levitan, R., Rosenberg, A., Levine, M., and Hirschberg, J. (2016). Automatically classifying self-rated personality scores from speech. *Interspeech 2016*, pages 1412–1416.

Celli, F., Pianesi, F., Stillwell, D., and Kosinski, M. (2013). Workshop on computational personality recognition (shared task). In *Proceedings of the Workshop on Computational Personality Recognition*.

Cerqueira, T. C. S. (2000). *Estilos de aprendizagem em universitários*. PhD thesis, Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Educação.

Coffield, F., Moseley, D., Hall, E., Ecclestone, K., et al. (2004). Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review.

Costa, P. T. and McCrae, R. R. (1985). The neo personality inventory.

da Silva Schmitt, C. and de Souza Domingues, M. J. C. (2016). Estilos de aprendizagem: um estudo comparativo. *Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior*, 21(2).

Dunn, R., Beaudry, J. S., and Klavas, A. (2002). Survey of research on learning styles. *California Journal of Science Education*, 2(2):75–98.

Eysenck, H. J. and Eysenck, S. B. (1976). *Eysenck personality questionnaire*. Educational and industrial testing service.

Felder, R. M., Silverman, L. K., et al. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering education*, 78(7):674–681.

Felder, R. M. and Spurlin, J. (2005). Applications, reliability and validity of the index of learning styles. *International journal of engineering education*, 21(1):103–112.

Furnham, A. (1996). The big five versus the big four: the relationship between the myers-briggs type indicator (mbti) and neo-pi five factor model of personality. *Personality and Individual Differences*, 21(2):303–307.

Galton, F. (1949). The measurement of character.

Jackson, C. and Lawty-Jones, M. (1996). Explaining the overlap between personality and learning style. *Personality and Individual Differences*, 20(3):293–300.

Kassin, S. M. (2003). *Essentials of psychology*. Prentice Hall.

Keefe, J. (1979). Nassp's student learning styles: Diagnosing and prescribing programs, chapter learning style: An overview. *National Association of Secondary School Principals, Reston, VA*, page 137.

Kolb, A. and Kolb, D. A. (2012). Kolb's learning styles. In *Encyclopedia of the Sciences of Learning*, pages 1698–1703. Springer.

Kosinski, M., Matz, S. C., Gosling, S. D., Popov, V., and Stillwell, D. (2015). Facebook as a research tool for the social sciences: Opportunities, challenges, ethical considerations, and practical guidelines. *American Psychologist*, 70(6):543.

Lawrence, G. D. (1993). *People types & tiger stripes*. ERIC.

Machado, A. A. d. A. et al. (2016). Inferência de personalidade a partir de textos de rede social utilizando um léxico afetivo em português brasileiro.

Mairesse, F., Walker, M. A., Mehl, M. R., and Moore, R. K. (2007). Using linguistic cues for the automatic recognition of personality in conversation and text. *Journal of artificial intelligence research*, 30:457–500.

Matthews, G., Deary, I. J., and Whiteman, M. C. (2003). *Personality traits*. Cambridge University Press.

McAdams, D. P. and Olson, B. D. (2010). Personality development: Continuity and change over the life course. *Annual review of psychology*, 61:517–542.

McCrae, R. R. and Costa, P. T. (1989). Reinterpreting the myers-briggs type indicator from the perspective of the five-factor model of personality. *Journal of personality*, 57(1):17–40.

Myers, I. B., McCaulley, M. H., and Most, R. (1985). *Manual: A guide to the development and use of the Myers-Briggs Type Indicator*, volume 1985. Consulting Psychologists Press Palo Alto, CA.

Paim, A. M. (2016). *Inferência de personalidade a partir de textos em português brasileiro utilizando léxicos*. PhD thesis, Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

Pennebaker, J. W., Francis, M. E., and Booth, R. J. (2001). Linguistic inquiry and word count: LIWC 2007. *Mahway: Lawrence Erlbaum Associates*, 71:2001.

Porto, S. M., Costa, W. S., Nunes, M. A. S. N., and Matos, L. N. (2011). Como a extração de personalidade através do teclado pode beneficiar a personalização na Educação. *Anais do XXII SBIE-XVII WIE*.

Silva, Z., Ferreira, L., and Pimentel, A. (2016). Modelo de apresentação adaptativa de objeto de aprendizagem baseada em estilos de aprendizagem. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 27, page 717.

Soloman, B. A. and Felder, R. M. (2005). Index of learning styles questionnaire. *NC State University. Available online at: http://www. engr. ncsu. edu/learningstyles/ilsweb. html (last visited on 14.05. 2010)*, 70.

Sumner, C., Byers, A., Boochever, R., and Park, G. J. (2012). Predicting dark triad personality traits from twitter usage and a linguistic analysis of tweets. In *2012 11th International Conference on Machine Learning and Applications*, volume 2, pages 386–393.

Taylor, A. and MacDonald, D. A. (1999). Religion and the five factor model of personality: An exploratory investigation using a canadian university sample. *Personality and Individual Differences*, 27(6):1243–1259.

Yeung, A., Read, J., and Schmid, S. (2012). Students? learning styles and academic performance in first year chemistry. In *Proceedings of The Australian Conference on Science and Mathematics Education (formerly UniServe Science Conference)*, volume 11.