

PERSONALIKEY – UM SOFTWARE PARA EXTRAÇÃO DE TRAÇOS DE PERSONALIDADE ATRAVÉS DO RITMO DE DIGITAÇÃO

PERSONALIKEY – SOFTWARE TO EXTRACT PERSONALITY TRAIS FROM KEYSTROKE

Sandy Moreira Porto¹; Wanderson Santos Costa²; Éden Pereira Silva³; Saulo Lordão Andrade Barros⁴; Maria Augusta Silveira Netto Nunes⁵; Leonardo Nogueira Matos⁶

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE – São José dos Campos/SP – Brasil
sandyporto@gmail.com

²Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE – São José dos Campos/SP - Brasil
wscosta@dpi.inpe.br

³Universidade Federal de Sergipe – UFS – São Cristóvão/SE – Brasil
edensilva@hotmail.com

⁴Universidade Federal de Sergipe – UFS – São Cristóvão/SE – Brasil
saulo.lordao@gmail.com

⁵Universidade Federal de Sergipe – UFS – São Cristóvão/SE – Brasil
gutanunes@gmail.com

⁶Universidade Federal de Sergipe – UFS – São Cristóvão/SE – Brasil
lnmatos@ufs.br

Resumo

Sistemas de Recomendação são uma forma de personalizar a enorme quantidade de conteúdo disponível na web. A personalidade do usuário tem sido utilizada para melhorar as recomendações, porém o processo de se descobrir a personalidade geralmente envolve inventários com até centenas de questões, o que exige tempo e disposição do usuário. O PersonaliKey é um aplicativo que faz uso do ritmo de digitação como meio de extrair traços de personalidade, visando minimizar esta carga para o usuário.

Palavras-chave: traços de personalidade; ritmo de digitação; agrupamento de dados.

Abstract

Recommender Systems are a way to personalize the large amount of content available on the web. User's personality has been used to improve recommendations, but the personality discovery process usually involves inventories with up to hundreds of questions, which demands time and disposition to answer them. PersonaliKey is a software that uses keystroke dynamics in order to extract personality traits, aiming to reduce user effort.

Keywords: personality traits; keystroke dynamics; clustering.

1. Introdução

O uso de sistemas de recomendação tem se tornado frequente e de forma variada, seja em lojas virtuais ou redes sociais, visando melhorar e personalizar seus serviços. Pesquisas recentes têm apontado que um modo de aperfeiçoá-los é através do uso da personalidade do usuário (Hu e Pu, 2010; Nunes, 2008, 2009). No entanto, para a obtenção desta, é frequentemente necessário que o usuário responda a algum inventário frequentemente longo, o que exige dele certo esforço.

Uma forma de retirar essa carga do usuário é a busca de alternativas mais fáceis, como a movimentação do mouse ou o ritmo de digitação, que constituem maneiras mais rápidas e simples na busca dos traços de personalidade.

O **PersonaliKey** é um software desenvolvido como trabalho final de conclusão de curso, que usa o ritmo de digitação para obtenção de traços da personalidade do usuário (Porto e Costa, 2011) e é sobre ele que versa este artigo.

Na seção 2 se discorrerá sobre personalidade e suas definições/classificações; depois, na seção 3, o foco será em como extraí-la do usuário; por conseguinte, na seção 4, mostrar-se-á a proposta pensada para extração da personalidade; em seguida, na seção 5, são apresentados alguns detalhes da implementação do que foi proposto; seguido, na seção 6, dos experimentos realizados e por fim, na seção 7, a conclusão e perspectivas futuras são transcritas.

2. Personalidade

Não há definição única de personalidade (Allport, 1961). Não obstante, é um consenso que ela é algo duradouro do caráter interno e externo, que define como a pessoa se comporta em diferentes situações (Schultz e Schultz, 2008). Muitos modelos do que seria a personalidade foram criados a partir dos mais diferentes aportes teóricos: pela perspectiva psicanalítica, neo-analítica, humanista, pela psicologia de aprendizagem, cognitivismo, psicobiologia e pela abordagem de traços (Baptista, 2008). Este trabalho enfatiza a última, que se concentra em como as pessoas são diferentes e como conceituar estas diferenças e mensurá-las por meio de traços de personalidade, que podem também ser modelados computacionalmente.

G. W. Allport (1961) foi o primeiro a formular/estudar/utilizar essa abordagem, tendo definido 17.953 traços de personalidade (Funder, 2001). Cattell reduziu para 171 adjetivos o número de traços, agrupando-os em 35 conjuntos bipolares (Nunes, 2008, 2009).

Tempos depois, os traços foram reduzidos a cinco fatores replicáveis: **abertura, realização, extroversão, socialização e neuroticismo** (Nunes, 2008, 2009). Não obstante, a personalidade não se reduz a estes cinco fatores, eles são compostos de outros conjuntos de facetas (características

mais específicas). Esta abordagem é conhecida como *Big Five Model* (Cinco Grandes Traços) (John e Srivastava, 1999).

Inventários

Uma das maneiras mais comuns de se extrair traços de personalidade é o uso de testes psicológicos, também chamados de inventários. Há alguns inventários baseados no modelo *Big Five*: **NEO-PI-R** (*Revised NEO (Neuroticism-Extroversion-Openness) Personality Inventory*); **BFQ** (*Big Five Questionnaire*); **NEO-IPIP** (*Neo-International Personality Item Pool*); **FFPI** (*Five Factor Personality Inventory*); **TIPI** (*Ten-Item Personality Inventory*); dentre outros (Nunes, 2008, 2009).

O **NEO-IPIP** foi criado por Johnson (2005) e uma de suas versões possui 300 itens a serem respondidos. Estes são distribuídos igualmente entre os cinco fatores, que se subdividem em seis facetas cada um. O **TIPI** (Gosling, Rentfrow e Swann, 2003), proposto por Gosling, é um inventário pequeno, também baseado no modelo *Big-Five*, composto por apenas 10 questões. No **PersonaliKey** foram utilizados estes dois inventários, ambos de domínio público.

3. Extração de Personalidade

Para mensurar os traços de personalidade a partir de inventários como o NEO-IPIP, muitas vezes é necessário responder a centenas de itens. Alguns trabalhos, entretanto, mensuram a personalidade menos intrusivamente. Gosling, Mehl e Pennebaker (2006), por exemplo, fizeram uso de gravadores de áudio que acoplados ao participante registraram suas atividades diárias, o que ajudou a determinar como a personalidade age no cotidiano das pessoas.

Outros estudos (Gill e Oberlander, 2003; King e Pennebaker, 1999; Mehl, Niederhoer e Pennebaker, 2003) usam analisadores de textos para determinar fatores do *Big Five* ou como a personalidade influencia na escolha das palavras. Já o estudo de Mairesse *et. al.* (2007) mostra dados estatísticos sobre os traços a partir da conversação e escrita. A pesquisa de Brinkman (Brinkman e Fine, 2005) mostrou ainda a escolha de *skins* e sua relação com a personalidade.

4. Proposta

A utilização da personalidade tem aumentado a eficácia nos sistemas de recomendação (Hu e Pu, 2010; Nunes, 2008, 2009; Nunes, Bezerra e Oliveira, 2012; Porto, Nunes e Matos, 2011), porém, extraí-la com a aplicação de longos inventários é incômodo e intrusivo para o usuário. O

PersonaliKey faz uso do ritmo de digitação como um modo menos intrusivo, sem muito esforço explícito para obtenção dos traços de personalidade.

Ritmo de Digitação

Com o teclado, a partir do registro bruto das informações digitadas, ou do ritmo de digitação, alguns padrões podem surgir (Montalvão Filho e Freire, 2006).

Ao digitar num teclado, ocorrem três eventos básicos:

- *keyDown* – imediatamente ao apertar uma tecla;
- *keyPress* – quando um caractere é registrado na saída;
- *keyUp* – quando uma tecla é liberada.

O tempo de latência entre teclas que é dado pela diferença do tempo entre os eventos *keyPress*, ou seja, entre o digitar consecutivo de dois caracteres. Já o tempo que uma mesma tecla fica pressionada (*hold time*), pela diferença de tempo entre o *keyDown* e do *keyUp*. Análises do ritmo de digitação são baseadas nestes dois tempos.

Os trabalhos de Sullivan e Lindgren (2006) e Cho *et. al.* (2000) utilizam o ritmo de digitação para melhoria no desempenho de sistemas biométricos (inclusive de segurança (Cho *et. al.* (2000))).

Em Khan *et al.* (2008), uma aplicação (em *background*) capturava o uso do mouse e registrava as teclas pressionadas, durante certo tempo. Os participantes também responderam o NEO-IPIP. Os resultados mostraram que alguns traços e facetas podem ser medidos com estes dispositivos.

Agrupamento de Dados

O agrupamento de dados (*clustering*) põe elementos amostrais em grupos de acordo com a similaridade quanto às características medidas (Mingoti, 2005). Segundo Theodoridis e Koutroumbas (2009), todos os padrões podem ser representados por características e os passos básicos para desenvolver o agrupamento são: a seleção de característica, a medida de proximidade, o critério de clusterização, os algoritmos de clusterização, a validação dos resultados e a interpretação dos resultados.

Os resultados dependem do algoritmo e do critério do agrupamento utilizado, os algoritmos de clusterização podem ser divididos em categorias, sendo as principais: sequenciais, hierárquicos, que se subdividem em aglomerativos e divisivos; baseados em otimização (Theodoridis e Koutroumbas, 2009).

No *PersonaliKey* foi utilizada uma hierarquia aglomerativa, em que, no começo do agrupamento, cada um dos n elementos é considerado um cluster isolado, existindo assim n conglomerados. Iterativamente, o algoritmo combina os elementos mais “similares”, compondo um cluster único, sempre formando apenas um cluster por passo do algoritmo. A cada etapa, os grupos são comparados usando uma medida de proximidade previamente determinada. Os n elementos vão sendo agrupados até que todos estejam em um único grupo (Mingoti, 2005).

Para mensurar a “similaridade” ou “dissimilaridade” entre elementos no *PersonaliKey*, foi utilizada a distância Euclidiana. A visualização do agrupamento pode dar-se com construção de gráficos em forma de árvores denominados **dendrogramas**, em que os elementos amostrais são marcados no eixo horizontal e distribuídos numa ordem relacionada a historia de agrupamento. Já as linhas verticais têm altura relativa ao nível de similaridade entre os elementos.

Para saber a quantidade de grupos, tomou-se o exemplo de Ward, que propôs um procedimento, chamado de **Mínima Variância** ou **Método de Ward** (Mingoti, 2005), o qual busca compor os grupos de forma a atingir o menor erro interno entre os vetores que constituem cada grupo e o seu vetor médio. Para a execução do procedimento, inicialmente cada elemento é considerado como o único *cluster* e a cada estágio do algoritmo é calculada a soma dos quadrados de dentro de cada conglomerado, equivalente ao quadrado da distância Euclidiana de cada elemento pertencente ao *cluster* em relação ao vetor de médias do mesmo:

$$SS_i = \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X}_{l.})(X_{ij} - \bar{X}_{l.})$$

Em que n_i é o número de elementos no cluster C_i quando se está na etapa k do algoritmo; X_{ij} é o vetor de observações do j -ésimo elemento que pertence ao i -ésimo *cluster*; \bar{X}_i é a distância entre os vetores das médias do cluster, chamada de centróide, e SS_i é a soma dos quadrados correspondente ao conglomerado C_i .

Na etapa k , a soma dos quadrados total dentro dos grupos é definida por:

$$SSR = \sum_{i=1}^{g_k} SS_i$$

Em que g_k é o número de grupos existentes quando se está na etapa k . Com isso, a distância entre os clusters C_l e C_i correspondente a soma dos quadrados entre eles, é definida por:

$$d(C_l, C_i) = \left[\frac{n_l n_i}{n_l + n_i} \right] (\bar{X}_{l.} - \bar{X}_{i.})' (\bar{X}_{l.} - \bar{X}_{i.})$$

A cada iteração do método os dois clusters que obtiverem a menor distância são combinados. Após a realização do agrupamento, é importante executar a validação. Uma medida utilizada para este fim e o coeficiente de correlação cofenético (**CPCC**) (Mingoti, 2005). Supondo

que um dado \mathbf{X}_i original tenha sido modelado utilizando um agrupamento que produza um dendrograma \mathbf{T}_i , o CPCC pode ser definido como:

$$CPCC = \frac{\sum_{i < j} (d(X_i, X_j) - \mu_X)(T(X_i, X_j) - \mu_T)}{\sqrt{\left[\sum_{i < j} (d(X_i, X_j) - \mu_X)^2 \right] \left[\sum_{i < j} (T(X_i, X_j) - \mu_T)^2 \right]}}$$

Em que $d(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ é a distância Euclidiana entre as \mathbf{X}_i -ésima e \mathbf{X}_j -ésima observações, $T(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ corresponde à distância cofenética entre duas observações, a qual pode ser representada em um dendrograma pela altura do nó em que elas são combinadas, μ_X representa a média dos valores de \mathbf{X} e μ_T a dos valores de \mathbf{T} .

Para observar a similaridade entre os valores, pode-se realizar o cálculo da variância entre esses valores para determinar o grau de variabilidade dos resultados. Seja \mathbf{X} um vetor aleatório contendo \mathbf{p} componentes $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{E}(\mathbf{X})$ o vetor de médias de \mathbf{X} , de modo que:

$$\boldsymbol{\mu} = \mathbf{E}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} E(X_1) \\ E(X_2) \\ \vdots \\ E(X_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix}$$

Em que $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{E}(\mathbf{X}_i)$ representa a média, ou esperança, da variável \mathbf{X}_i ; $i = 1, 2, \dots, p$.

Temos que a variância do i -ésimo componente do vetor \mathbf{X} , denotada por $\mathbf{Var}(\mathbf{X}_i) = \sigma_i^2 = \sigma_{ii}$ pode ser definida por:

$$\mathbf{Var}(X_i) = \sigma_i^2 = \sigma_{ii} = E((X_i - \mu_i)^2)$$

E, por fim, para realizar a comparação das variáveis ao obter os resultados da clusterização e utilizado o coeficiente de correlação de Pearson (ρ):

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y)}{\sqrt{\mathbf{Var}(X) \cdot \mathbf{Var}(Y)}}$$

Em que $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n; \mathbf{Y}_1; \mathbf{Y}_2; \dots; \mathbf{Y}_n$ são os elementos dos valores \mathbf{X} e \mathbf{Y} quaisquer, \mathbf{X} e \mathbf{Y} a média dos elementos de \mathbf{X} e \mathbf{Y} .

O coeficiente de correlação de Pearson tem formula similar ao CPCC e varia entre -1 e 1. O valor 0 (zero) mostra que não há relação entre as variáveis, o valor 1 indica uma correlação perfeita positiva e o valor -1 corresponde a uma relação negativa, de forma que se uma das variáveis aumenta, a outra diminui.

Algoritmo

Seja \mathbf{X} um conjunto e \mathbf{i} um elemento de \mathbf{X} que representa um usuário, de modo que cada \mathbf{i} tem um vetor \mathbf{R}_i relacionado ao seu ritmo de digitação e um vetor \mathbf{P}_i relacionado a sua personalidade.

Tomando um usuário novo \mathbf{Z} do qual só se conhece o \mathbf{R}_z , para descobrir o \mathbf{P}_z , põe-se \mathbf{Z} em \mathbf{X} e faz-se subconjuntos (agrupamentos) de \mathbf{X} por similaridade em \mathbf{R}_i , do subconjunto (*cluster*) que contém \mathbf{Z} , busca-se os vetores \mathbf{P}_i , exceto o de \mathbf{Z} , cria-se uma matriz com eles e infere-se \mathbf{P}_z .

Há no banco de dados (BD) um vetor \mathbf{R}_z do usuário \mathbf{Z} e se deseja inferir o \mathbf{P}_z , o algoritmo **PersonaliKey** cria uma matriz \mathbf{M} com os \mathbf{R} do BD, então adiciona o \mathbf{R}_z a \mathbf{M} , multiplica por 1000 os dados em milissegundos de digitação, substituindo em seguida valores maiores que 10 segundos (indicando pausa longa entre teclas) por 10; é aplicada uma transformação linear em \mathbf{M} ($\ln \mathbf{M}$) para maximizar os dados, gerando \mathbf{ML} e por fim, normaliza os dados de \mathbf{ML} com a função g .

$$g(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{K(\ln x - \mu_Y)}{\sigma_Y}\right)}$$

Em que \mathbf{K} é constante, tal que $\mathbf{K} = 1.7$; \mathbf{x} é cada uma das ocorrências da matriz \mathbf{X} formada pelos vetores de todos os elementos amostrais; a matriz \mathbf{Y} é obtida quando aplicado $\mathbf{Y} = \ln \mathbf{X}$; μ_Y é a média de \mathbf{Y} e; σ_Y corresponde ao desvio padrão de \mathbf{Y} .

Após essa fase, dá-se então o agrupamento dos dados, pelo método de clusterização hierárquica da matriz de dados, o que gera vários clusters de diferentes tamanhos e um dendrograma.

Sendo \mathbf{Y} o cluster com \mathbf{Z} , faz-se a busca dos \mathbf{P}_i associados a cada elemento de \mathbf{Y} , exceto \mathbf{P}_z , e constrói-se uma matriz com eles. Para inferir \mathbf{P}_z , faz-se a média aritmética de cada valor (traço) de cada \mathbf{P}_i e põe esse valor em \mathbf{P}_z .

5. Implantação

PersonaliKey necessita de uma base de dados de algum inventário para comparar com seus resultados. Estes dados foram coletados do **Personality Inventory** (Nunes, Moraes e Reinert, 2010). Nele estão disponíveis os inventários NEO-IPIP e TIPI.

Personality Inventory

Ao acessar o **Personality Inventory** e fazer o NEO-IPIP, o resultado é apresentado ao usuário, em gráficos pizza e em valores de 0 a 100 para cada faceta/fator. Cada questão no NEO-IPIP tem uma faceta correspondente e cada faceta tem dez questões associadas a ela. Sendo trinta o

total de facetas, há um total de 300 questões. As facetas estão divididas em cinco conjuntos, cada conjunto contém seis facetas, e cada conjunto corresponde a um fator do *Big Five*.

Cada questão no **Personality Inventory** possui cinco opções de resposta com seu respectivo valor associado, na escala Likert: 1) “Concordo totalmente” – 5 pontos; 2) “Concordo parcialmente” – 4 pontos; 3) “Nem concordo, nem discordo” – 3 pontos; 4) “Discordo parcialmente” – 2 pontos; 5) “Discordo totalmente” – 1 ponto.

Ao término do inventário, cada faceta tem seus valores somados, com o valor mínimo 10 e o máximo 50. É executada uma normalização, que depende do grupo ao qual o usuário pertence: homem com menos de 21 anos; mulher com menos de 21 anos; homem com mais de 20 anos; mulher com mais de 20 anos. Quando identificado o grupo, cada valor das facetas é multiplicado por um número específico, passando depois por outros processos (Gosling e Johnson, 2010; Nunes, 2008, 2009) para por fim ficar entre 0 e 100.

PersonaliKey

Na página web em que há o teste do **PersonaliKey**¹, há inicialmente um formulário, no qual o usuário responde: “Já fez algum curso de digitação?” escolhendo “Sim” ou “Não”; “Com que frequência você usa o computador?”, optando por: “Todo dia”, “3 vezes por semana” e “Raramente”, e por fim, “Qual a sua experiência com computadores?”, podendo responder “Menos de 2 anos”, “Entre 2 e 5 anos”, “Entre 5 e 10 anos” e “Mais de 10 anos”.

O usuário é então redirecionado a uma página que contém uma frase e um campo de texto. A aplicação o orienta a digitar a frase “Num mundo que se faz deserto, temos sede de encontrar um amigo. A gente corre o risco de chorar um pouco quando se deixou cativar”², no campo de texto e teclar “Enter”. Feito isso, o usuário é redirecionado para outra página que pede que ele digite novamente a mesma frase e, então, é redirecionado para outra página que agradece a participação do usuário na pesquisa.

Enquanto o usuário está digitando no **PersonaliKey**, os eventos de *keyPress*, *keyDown* e *keyUp* estão ativados recolhendo os tempos de intervalos e inserindo-os em vetores. Quando o usuário tecla “Enter” dois vetores são formados, os vetores são chamados de **TP** e **TD**, o vetor **TP** associado ao tempo que uma tecla fica pressionada. E o vetor **TD** é associado ao tempo de latência ou digitação.

¹ Disponível em

<http://www.personalityresearch.com.br/pp/index.php/en/products/software/personality/personalitykey.html>

² adaptada do livro “O Pequeno Príncipe” de Antoine de Saint-Exupéry. Tal frase foi escolhida pois não existem acentos e caracteres especiais que poderiam ocasionar “quebra” no ritmo de digitação.

A frase que o usuário digita contém 130 caracteres, assim tanto o vetor **TP** como o vetor **TD** conterão 130 entradas. Os *timers* que contam os tempos entre os eventos (*keyDown - keyUp*, *keyPress - keyPress*) retornam o valor em milissegundos.

O algoritmo termina quando o usuário tecla “Enter”, mas para fazer este controle é preciso que uma identificação da tecla seja passada como parâmetro para cada um dos eventos. Além do “Enter”, todas as teclas, exceto as letras e o “Shift” (utilizada para a capitalização), foram tratadas, como o “Backspace”, cuja entrada não deve ser computada, já que faria com que **TP** e **TD** tivessem mais do que 130 entradas, prejudicando dados, além de quebrar o ritmo natural de digitação. O tratamento do “Ctrl” evita que o usuário utilize o recurso de Copiar/Colar.

6. Experimentos e validação

Foram realizados seis experimentos utilizando a base de dados coletada através do **Personality Inventory**. Até o término do trabalho original havia 282 usuários cadastrados, mas apenas uma parcela estava apta para fazer parte da base de dados do **PersonaliKey** devido aos requisitos definidos para a base de dados do algoritmo: ter respondido completamente o NEO-IPIP (protocolo validado (Gosling e Johnson, 2010)) e o teste **PersonaliKey** (ou seja, digitar a frase duas vezes).

Há a fórmula de validação dos resultados (Gosling e Johnson, 2010), chamada de **medida de Goldberg**, a qual tem como produto um valor, que é comparado a um valor de corte, sendo o valor considerado inválido se for menor que o de corte.

Todos os experimentos foram feitos da mesma maneira: um a um, cada usuário da base de dados foi submetido ao **PersonaliKey**, tendo suas personalidades inferidas. Ao fim do processo, discretizou-se tanto os valores inferidos quanto os obtidos com o NEO-IPIP, avaliando os valores, que estavam entre 0 e 100, como “baixo” (0-45), “médio” (45-55) e “alto” (55-100). Se, ao término do algoritmo **PersonaliKey**, ambos os valores, inferido e obtido, pelo NEO-IPIP, de uma faceta ou fator, forem avaliados como “alto”, será considerado que o algoritmo inferiu corretamente.

O primeiro experimento conduzido foi feito no início da pesquisa original, com 146 usuários cadastrados no **Personality Inventory** a época, mas apenas 72 usuários haviam completado o NEO-IPIP e feito corretamente o teste do **PersonaliKey**, escrito completamente a frase duas vezes. Neste experimento não foi efetuada a validação dos testes NEO-IPIP (Gosling, Rentfrow e Swann, 2003). O dendrograma gerado esta na Figura 1.

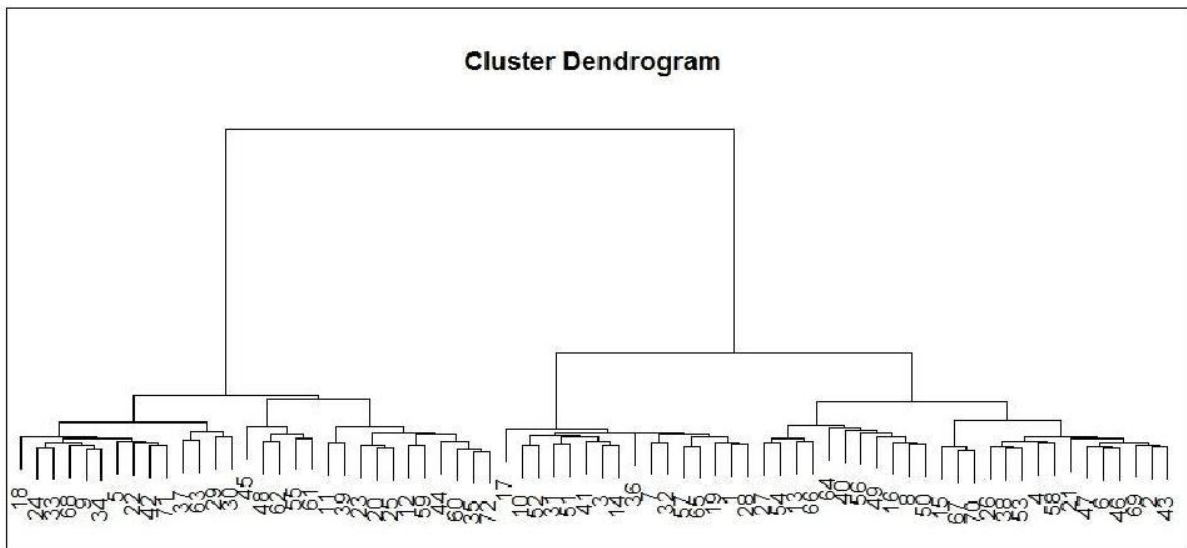


Figura 1: Dendrograma do Experimento 1
 Fonte: Autoria própria (2011).

Já no segundo experimento, foram validados os testes NEO-IPIP, dos 72 usuários, restaram 67, os quais fizeram o teste de modo consistente (Gosling e Johnson, 2010). O dendrograma pode ser visto na Figura 2.

Para o terceiro experimento, foi utilizada toda a base reunida até o fechamento do trabalho, que era de 282 usuários. Mas apenas 99 haviam completado o NEO-IPIP e realizado o teste de digitação corretamente. Mais uma vez não foi efetuada a validação dos testes NEO-IPIP. Pode-se ver o dendrograma gerado na Figura 3.

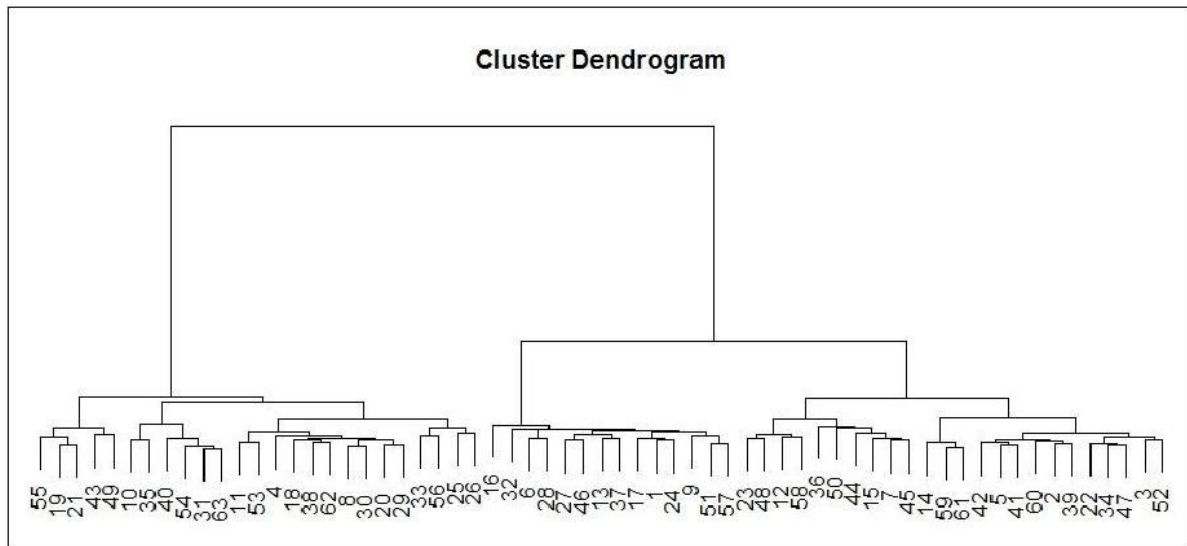


Figura 2: Dendrograma do Experimento 2
 Fonte: Autoria própria (2011)

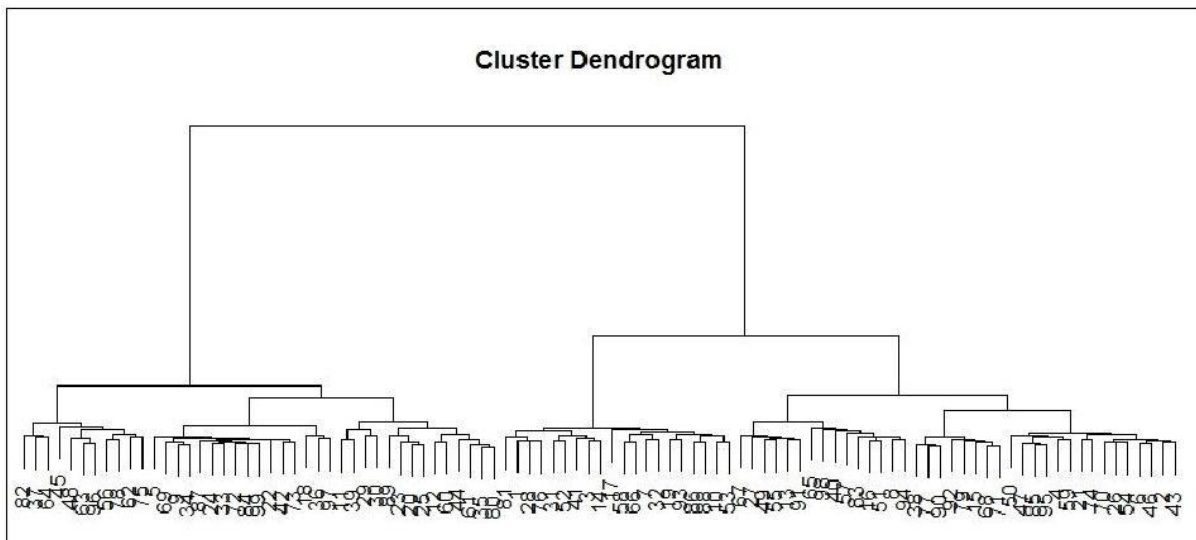


Figura 3: Dendrograma do Experimento 3
 Fonte: Autoria própria (2011).

No quarto experimento houve validação dos testes NEO-IPIP, eliminando 14 usuários por terem seus inventários NEO-IPIP inconsistentes, restando apenas 85. O dendrograma gerado está representado na Figura 4.

Para o quinto experimento, além dos requisitos do quarto experimento, restringiu-se a base de dados para o grupo de usuários que respondeu: “Não” para a pergunta “Já fez curso de digitação?”, “Todo dia” para “Com que frequência você usa o computador?” e ter declarado mais de 2 anos em “Qual a sua experiência com computadores?”. Com essas restrições a base de comparação foi reduzida a 63 usuários. O dendrograma encontra-se na Figura 5.

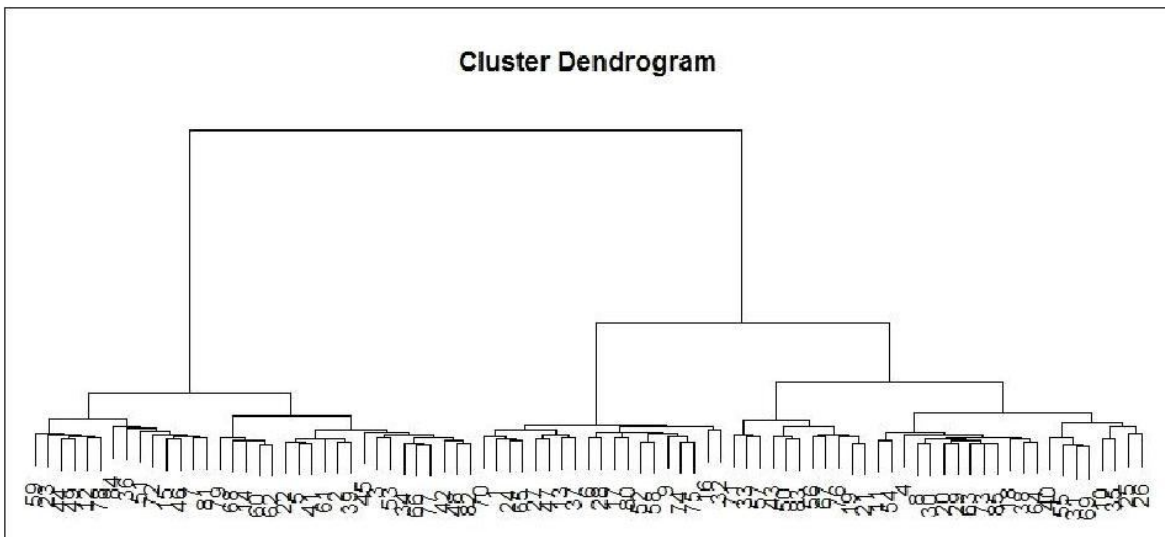


Figura 4: Dendrograma do Experimento 4
 Fonte: Autoria própria (2011)

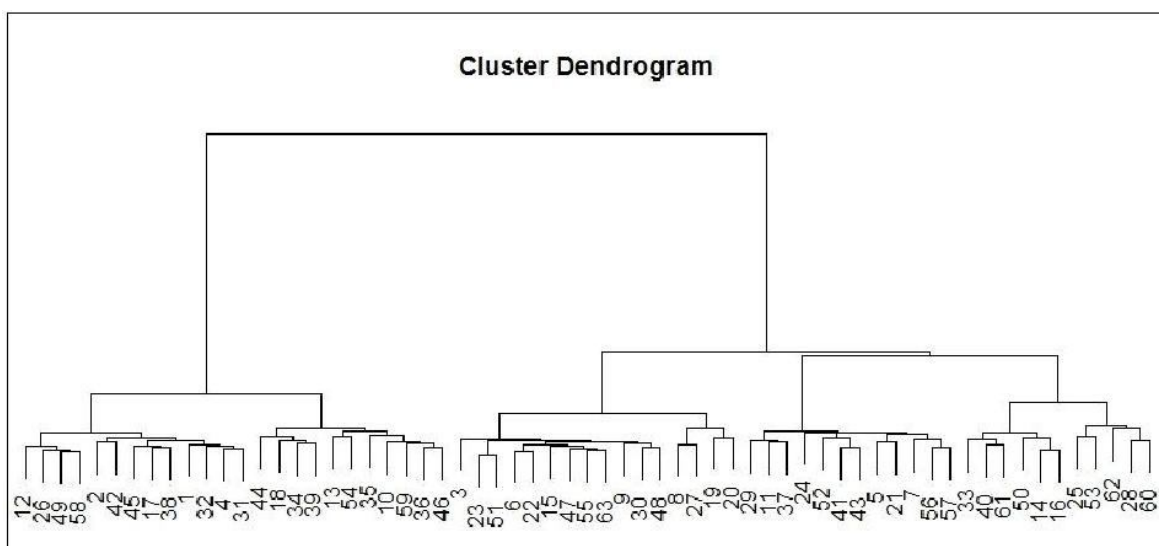


Figura 5: Dendrograma do Experimento 5
 Fonte: Autoria própria (2011).

O sexto e último experimento teve como objetivo comprovar que quando um usuário não é alocado em um grupo com usuários com ritmos de digitação semelhantes ele teria resultados piores. Para isso, foi realizado o seguinte procedimento: quando os valores do vetor **P** de um usuário **Z** estão para ser inferidos, o usuário **Z** é retirado de **P** e é alocado em outro cluster aleatoriamente.

Os resultados apresentados no Quadro I mostram que nem todas as características obtiveram valores altos. Por exemplo, o resultado não maior que 30% na faceta Autopercepção, significa que o valor de tal faceta só seria inferido corretamente em no máximo 30% dos usuários.

Comparando-se os resultados dos experimentos Um e Dois percebeu-se uma melhoria mínima, mas notável, nos resultados ao se remover os protocolos NEO-IPIP inválidos. Tal diferença é mais perceptível ao se comparar os experimentos 3 e 4, pois são retirados 14 protocolos inválidos, contra 5 do caso anterior. Concluiu-se que é importante haver uma preocupação em validar os protocolos NEO-IPIP para que os resultados não sejam afetados.

Quadro1 – Relação entre fator/faceta e porcentagem de acerto da característica em cada experimento realizado.

Fator/Faceta	Porcentagem de acerto					
	Um	Dois	Três	Quatro	Cinco	Seis
Experimento						
Tamanho Base de Dados	72	67	99	85	63	85
Neuroticismo	13%	26%	29%	23%	28%	45%
Ansiedade	23%	28%	40%	40%	33%	30%
Raiva	18%	23%	18%	27%	53%	55%
Depressão	65%	71%	48%	61%	61%	65%
Autopercepção	23%	30%	29%	23%	28%	49%
Falta de moderação	27%	42%	21%	27%	55%	54%
Vulnerabilidade	59%	49%	57%	58%	61%	36%
Extroversão	43%	52%	27%	25%	26%	32%
Amigabilidade	66%	69%	51%	67%	61%	16%
Gregarismo	56%	47%	39%	28%	22%	21%
Assertividade	22%	25%	41%	41%	33%	55%
Nível de atividade	18%	11%	28%	36%	50%	54%

Procura por excitação	34%	28%	42%	24%	44%	40%
Bom humor	55%	71%	48%	64%	47%	15%
Abertura	33%	31%	27%	38%	31%	55%
Imaginação	50%	22%	27%	20%	15%	49%
Interesses artísticos	31%	39%	29%	24%	36%	51%
Emotividade	13%	14%	24%	24%	22%	37%
Senso aventureiro	30%	39%	43%	32%	41%	21%
Intelecto	47%	47%	47%	47%	53%	56%
Liberalismo	16%	47%	24%	45%	42%	32%
Socialização	75%	77%	71%	71%	73%	75%
Confiança	34%	58%	31%	30%	31%	25%
Moralidade	84%	87%	82%	84%	79%	84%
Altruísmo	34%	47%	51%	58%	57%	34%
Cooperação	69%	71%	67%	70%	68%	68%
Modéstia	77%	77%	76%	77%	74%	43%
Compaixão	43%	42%	44%	49%	44%	41%
Realização	68%	71%	57%	67%	66%	37%
Autoeficácia	40%	31%	34%	34%	41%	21%
Ordem	65%	65%	63%	62%	52%	43%
Senso de dever	76%	80%	65%	76%	73%	47%
Empenho	66%	63%	40%	60%	58%	30%
Autodisciplina	72%	74%	60%	63%	58%	43%
Prudência	62%	68%	46%	52%	55%	38%

Fonte: A autoria própria (2011)

Além disso, nota-se que os resultados são similares entre os experimentos 3 e 4: as baixas se mantêm baixas, e as altas se mantêm altas. Considerando que a diferença entre os dois é basicamente, o tamanho da base de dados utilizada, pôde-se concluir que uma base maior ainda manterá os resultados alcançados. Podendo assim inferir as facetas Depressão, Amigabilidade, Bom humor, Moralidade, Cooperação, Modéstia, Realização, Ordem, Senso de dever, Empenho e Autodisciplina, e os fatores Socialização e Realização com 60% ou mais de chance de acerto.

Ao comparar os experimentos 4 e 5, nota-se que os resultados se alteram, demonstrando que a influência das perguntas deve ser também analisada, apesar de que isso não foi possível no trabalho, devido à falta de tempo e de variedade de grupos que podiam ser criados, pois apenas 2 usuários responderam “3 vezes por semana” a pergunta 2 e apenas 8 responderam “Menos de 2 anos” a pergunta 3, tornando inviável formar outros grupos que não o usado no experimento 5.

Por último, ao comparar os resultados dos experimentos 4 e 6, que usam a mesma base de 85 usuários, observa-se diferenças nos resultados em algumas facetas, indicando que o **PersonaliKey** cumpre seu objetivo, pois obteve resultados muito melhores no experimento 4 do que no 6, em que o usuário foi alocado em um cluster aleatório.

Os resultados que se mantêm altos ou baixos, mostram que suas taxas de acerto foram altas provavelmente porque seus valores foram similares na maioria dos 85 usuários. A questão que fica é: por que algumas taxas de acerto aumentaram? Não houve tempo hábil para explorar melhor esses casos na pesquisa e se chegar a uma conclusão sobre essas facetas. Para que fiquem evidentes as

correlações entre os resultados, utilizou-se a medida de correlação de Pearson (ρ) entre os resultados dos experimentos. Os valores obtidos estão na Quadro II.

Quadro II – Correlação entre os resultados obtidos pelos experimentos.

<i>Experimento</i>	<i>Um</i>	<i>Dois</i>	<i>Três</i>	<i>Quatro</i>
Dois	0,88	-	-	-
Três	0,84	0,79	-	-
Quatro	0,81	0,85	0,84	-
Cinco	0,69	0,73	0,76	0,86

Fonte: Autoria própria (2011)

Considerando que quanto mais próximo de 1 for o valor de correlação, melhor ele é, percebe-se que as correlações são muito fortes entre a maioria dos resultados. Isso deve ser atribuído ao fato de que a base de dados ainda esta muito pequena para criar valores claramente divergentes nos resultados. Mas é possível, por exemplo, ver que a correlação entre os experimentos 2 e 4 atingiu um valor alto, mostrando uma forte correlação entre eles, comprovando que os resultados entre os experimentos seguem a mesma tendência.

Outro fato possível de ver é que a correlação entre o experimento 1 e 2 e maior que a correlação entre o experimento 3 e 4, mostrando que uma maior quantidade de protocolos inválidos realmente prejudica os valores dos resultados. E, por fim, observa-se uma correlação forte entre os resultados 4 e 5, mostrando que apesar de terem obtido valores diferentes, os resultados continuam parecidos.

7. Considerações Finais

Apesar de parte significativa dos usuários terem respondido de modo inconsistente o NEO-IPIP (dos 282 usuários, menos de 30% pôde ser aproveitado num experimento mais rigoroso) o estudo mostrou que o uso do **PersonaliKey** conseguiu inferir alguns traços da personalidade, e com índice significativo de acerto.

É provável que com uma base de dados mais consistente, esse resultado se mostre ainda mais eficaz. Vê-se já neste trabalho um sinal positivo quanto ao **PersonaliKey**, que pode ser facilmente implementado e utilizado para a extração da personalidade.

Como perspectiva futura espera-se aumentar a base de dados, aprimorar o método para recolher dados a partir do teclado, descobrir via microblogs, as palavras mais utilizadas pelo usuário, para em *background* capturá-las para obtenção do ritmo de digitação, além disso, pretende-se gerar a saída em **PersonalityML** (Nunes, Bezerra e Oliveira, 2011; 2012), possibilitando a usabilidade dos traços por quaisquer outros softwares.

Referências

- ALLPORT, G. W. **Pattern and Growth in Personality**. New York: Holt, Rinehart and Winston, Inc., 1961.
- BAPTISTA, N. J. M. **Teorias da Personalidade**. ISMAI. Portugal. 2008.
- BRINKMAN, W.-P.; FINE, N. Personalising emotional skin designs. **Workshop on The Role of Emotion in Human-Computer Interaction, HCI 2005 Conference**, Edinburgh, Setembro 2005.
- CHO, S. S.; HAN, C.; HAN, D. H.; KIM, H. I. Web based Keystroke Dynamics Identity Verification using Neural Network. **Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce**, vol. 10, nº4, p. 295-307. 2000. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1207/S1532774>. Acessado em 10 de outubro de 2012.
- FUNDER, D. C. **The Personality Puzzle**. Second Edition. ed. [S.l.]: New York: Norton, 2001.
- GILL, A. J.; OBERLANDER, J. Taking care of the linguistic features of extraversion. **Proceedings of the 24th Annual Conference of the Cognitive Science Society**, p. 363–368, Hillsdale, NJ, 2002.
- GOLDBERG, L. R. An alternative "Description of Personality": The Big-Five Factor structure. **Journal of Personality and Social Psychology**, p. 1216-1229, 1990.
- GOSLING, S. D.; JOHNSON, J. A. **Advanced methods for conducting online behavioral research**. 1ª. ed. Washington, DC: American Psychological Association, 2010.
- GOSLING, S. D.; MEHL, M. R.; PENNEBAKER, J. W. Personality in its natural habitat: manifestations and implicit folk theories of personality in daily life. **Journal of Personality and Social Psychology**, 2006.
- GOSLING, S. D.; RENTFROW, P.; SWANN, W.. A very brief measure of the big-five personality domains. **Journal of Research in Personality**, 504-528, 2003.
- HU, R.; PU, P. Using Personality Information in Collaborative Filtering for New Users. **Recommender Systems and the Social Web**, 2010.
- JOHN, O. P.; SRIVASTAVA, S.. The big five trait taxonomy: history, measurement, and theoretical perspectives, **Handbook of Personality: Theory and Research**, L. A. Pervin e O. P. John, eds., 2a ed., New York: The Guilford Press, cap. 4, 102,138, 1999.
- JOHNSON, J. A. Ascertaining the validity of individual protocols from web-base personality inventories. **Journal of Research in Personality**, 103-129, 2005.
- KHAN, I. A.; BRINKMAN, W.; FINE, N.; HIERONS, R. M.. Measuring personality from keyboard and mouse use. **15th European conference on Cognitive ergonomics: the ergonomics of cool interaction**, 184-191, 2008.
- KING, L. A.; PENNEBAKER, J. W. Linguistic styles: language use as an individual difference. **Journal of Personality and Psychology**, p. 1296-1312, 1999.
- MAIRESSE, F.; WALKER, M. A.; MEHL, M. R.; MOORE, R. K. . Using Linguistic Cues for the Automatic Recognition of Personality in Conversation and Text. **Journal of Artificial Intelligence Research**, p. 457-500, 30, nov., 2007.
- MEHL, M. R.; NIEDERHOFFER, K. G.; PENNEBAKER, J. W. Psychological aspects of natural language use: our words, our selves. **Annu. Rev. Psychol.**, p. 547-577, 2003.
- MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 2005.

- MONTALVÃO FILHO, J. R.; FREIRE, E. O. On the equalization of keystroke timing histograms. **Pattern Recognition Letters**, v. 27, p. 1440-1446, Outubro 2006.
- NUNES, M. A. S. N. **Recommender system based on personality traits**. Tese de doutorado. Université Montpellier 2-LIRMM. 2008.
- _____. **Recommender Systems based on Personality Traits: Could human psychological aspects influence the computer decision-making process?** VDM Verlag, 2009.
- NUNES, M. A. S. N.; BEZERRA, J. S.; SANTOS, A. C.; OLIVEIRA, A. A. ; RUSSO, S. L. ; SILVA, G. F.. **PersonalityML -English version**. São Cristóvão: Editora UFS, isbn: 978-85-7822-270-3, 2012.
- NUNES, M. A. S. N.; BEZERRA, J. S.; OLIVEIRA, A. A. . **PersonalityML 0.6 - Personality Markup Language**, Registro INPI: RS 12521-2, 2011. Disponível em: <http://www.personalityresearch.com.br/pp/index.php/produtos/software/personalidade/personalityml.html>. Acesso em 01 de fevereiro de 2013.
- _____. PersonalityML: a markup language to standardize the user personality in recommender systems. **Revista GEINTEC- Gestão, Inovação e Tecnologias**, v. 2 n.3, p. 255-273, 2012.
- NUNES, M. A. S. N.; MORAES, D.; REINERT, D. **Personality Inventory - PV 1.0 (Portuguese Version)**, 2010.
- PORTO, S. M.; COSTA, W. S.. **PersonaliKEY: uma ferramenta de extração de traços de personalidade através do ritmo de digitação**, Registro INPI: 0000271201365857, 2011.
- PORTO, S. M. ; NUNES, M. A. S. N. ; MATOS, L. N. . Teclado- Desenvolvimento de metodologias de extração de perfil psicológico de usuário para aplicação em sistemas de recomendação objetivando personalização de produtos e serviços em e-commerce. In: **21º Encontro de Iniciação Científica da UFS**, 2011, São Cristóvão. 21º Encontro de Iniciação Científica da UFS, 2011. p. 533-533.
- SCHULTZ, D. P.; SCHULTZ, S. H. **Theories of Personality**. 9ª. ed. Belmont, CA: Cengage Learning, 2008.
- SULLIVAN, K. P. H.; LINDGREN, E. **Computer keystroke logging and writing: Methods and applications**. 1ª. ed. Oxford: Elsevier, 2006.
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern Recognition**. 4ª. ed. Burlington, MA: Elsevier, 2009.