

Uso da Personalidade na modelagem de usuário e suas aplicações em Sistemas de Recomendação : survey 2011

Using personality in user modelling and Recommender Systems application : survey 2011

L. A. M. C. Carvalho & M. A. S. N. Nunes

Departamento de Computação, Universidade Federal de Sergipe, 49100-000, São Cristóvão-SE, Brasil

lucasaugustomcc@gmail.com

gutanunes@gmail.com

(Recebido em 15 de fevereiro de 2012; aceito em 21 de maio de 2013)

Esse survey descreve o estado da arte em Sistemas de Recomendação que usam personalidade como estratégia de potencializar a personalização de interfaces, informações, produtos e serviços principalmente nos cenários de *e-commerce* mundiais. O artigo foca nos trabalhos de 2011, já que anterior a essa data os trabalhos são pontuais. Descreve, também, como os pesquisadores vem tratando a forma de extração da personalidade buscando soluções não intrusivas que melhoram a interação do usuário nesses sistemas.

Palavras-chave: Personalidade; Extração; Sistema de Recomendação

This survey describes the state of the art in Recommender Systems that use personality as a strategy to enhance the customization of interfaces, information, products and services primarily in the scenarios of e-commerce world. The article focuses on the research from 2011, because before that date the research is very punctual yet. It also describes how researchers have been treating the extraction of non-intrusive personality features seeking solutions that improve the user interaction in these systems.

Keywords: Personality; Extraction; Recommender System

1. INTRODUÇÃO

A personalidade é um grande diferencial entre usuários de sistemas computacionais e tem começado a ser bastante explorado em pesquisas para a personalização e adaptação de interfaces, informações, produtos e serviços principalmente na internet.

Segundo Mairesse [1], trabalhos computacionais sobre modelagem da personalidade tiveram seu primeiro foco em métodos para expressar a personalidade em Agentes virtuais e Sistemas Tutores, e conceitos relacionados à personalidade como polidez, emoção e inteligência emocional. Porém, enquanto a emoção é uma característica temporal do usuário, a personalidade provê aspectos individuais de longo termo, que podem ser utilizadas para prever o comportamento do usuário. Por isso, a personalidade vem ganhando destaque e, assim, sendo adotado em vários trabalhos tais como [2],[3],[4],[5],[6],[7],[1]. O uso da personalidade vem, também, recebendo atenção de trabalhos recentes e relevantes na área de recomendação tais como [8],[9],[10]. Esses trabalhos ainda não usam características de personalidade, entretanto mencionam sua relevância e seu potencial de uso.

O presente *survey* tem como objetivo levantar o estado da arte da literatura que relaciona os trabalhos sobre extração e uso de personalidade principalmente em Sistemas de Recomendação visando potencializar a melhora na personalização e adaptação de interfaces, informações, produtos e serviços para os usuários. Os trabalhos aqui apresentados focam em publicações de 2011, ano em que houve um grande crescimento de pesquisas e consequentemente de publicações na área, já que em períodos anteriores os trabalhos nessa linha eram apenas pontuais. Entretanto, objetivando o levantamento do *survey* de 2011, partiu-se de alguns trabalhos pontuais que serviram de alguma forma de pressuposto ao processo embrionário da área de Personalidade no mundo são eles: [2],[3],[4],[5],[6],[7],[1].

Durante esse estudo percebeu-se que a personalidade vem sendo aplicada em diversos tipos de aplicações como gerenciamento de privacidade [11], sites de redes sociais [12], além de Sistemas de Recomendação [13],[14],[15]. Para identificação da personalidade, os trabalhos tem utilizado diversas abordagens como por exemplo a extração de informações da personalidade em textos de blogs [16],[17] e textos publicados em perfil de rede social [18]. Os modelos de personalidade e inventários adotados utilizam na grande maioria o modelo Big Five ([19]) e o inventário *Big Five Personality Inventory* ([20]) ambos advindos da abordagem de traços, entre outros.

O artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 descreve os modelos e inventários de personalidade utilizados nos desenvolvimentos das abordagens apresentadas. A seção 3 aborda os métodos de extração da personalidade adotados, enquanto a seção 4, aborda como os trabalhos utilizaram as informações sobre a personalidade, principalmente, em Sistemas de Recomendação. Seguindo pela descrição dos trabalhos relacionados na seção 5. Finalizando, na seção 6, com uma descrição as considerações finais e os direcionamentos da área.

2. MODELOS E INVENTÁRIOS DE PERSONALIDADE

Como descrito anteriormente a abordagem de personalidade mais utilizada extraída dos trabalhos pesquisados é a abordagem de traços. Nos trabalhos apresentados a abordagem de traços é mais comumente representada pelo modelo *Big Five* [19]. O *Big Five* é um exemplo de modelo multi-fatorial que recebe este nome devido aos cinco traços que ele adota como constitutivo da personalidade das pessoas:

- Extroversão (*Extraversion*): sociável, assertivo, animado;
- Neuroticismo (*Neuroticism*): inseguro, ansioso;
- Amabilidade (*Agreeableness*): amigável, cooperativo;
- Conscienciosidade (*Conscientiousness*): auto-disciplinado, organizado;
- Aberto ao novo (*Openness*): intelectual, criterioso

Estes cinco traços de personalidade tem sido repetidamente obtidos pela aplicação de análise de fator a várias listas de traços de adjetivos usados na descrição nos inventários de personalidade [19],[21],[22]. A base de tal análise de fator é a Hipótese Léxica [23]. Apesar de alguns limites conhecidos [24],[25], nos últimos 50 anos o modelo do *Big Five* se tornou o padrão na psicologia. Experimentos usando o *Big Five* tem mostrado que traços de personalidade influenciam muitos aspectos do comportamento individual relacionado a tarefas. Por exemplo, o sucesso de tarefas interpessoais depende da personalidade dos participantes, e os traços de personalidade influenciam, por exemplo: a habilidade de liderança [26], performance geral no trabalho [27], atitude sobre uso de máquinas [28], habilidade de vendas [27], efetividade como professor [29], e habilidade e motivação na área acadêmica [30], [31].

O Five-Factor Model (FFM) [32] é um framework que possui dentro dele os traços do Big Five, que tem sido vistos como disposições causais e considerado como dimensões meramente descritivas. O FFM conceitua cada um das grandes dimensões em uma maneira ligeiramente diferente da que faz o *Big Five*, com cada uma das cinco dimensões composta de seis facetas específicas e subtraços da personalidade (dependendo do questionário). Apesar de algumas diferenças entre o *Big Five* e o FFM, ambas perspectivas contêm dimensões de traço que são conceitualmente muito similar aos traços no modelo PEN de Eysenck.

O modelo PEN (*Psychoticism, Extraversion, and Neuroticism*) [33] é composto de três dimensões da personalidade baseado na psicofisiologia: Psicoticismo, Extroversão e Neuroticismo, sendo um dos primeiros traços compreensivos de personalidade. Proposto por Eysenck como o paradigma abrangente da psicologia da personalidade, tem dois principais aspectos: descritivo e casual. O aspecto descritivo do modelo é uma taxonomia hierárquica baseada na análise fatorial. No topo da hierarquia estão os superfatores do Psicoticismo, Extroversão e Neuroticismo. Estes superfatores são compostos de análise de fatores de ordem inferior de fatores como sociabilidade e efeitos positivos (componentes da Extroversão). Estes fatores são compostos da análise de fatores de ordem inferior de hábitos como a ligação com o estudo com grupo de pessoas (um componente de sociabilidade).

Eysenck acredita que o FFM é uma mistura de fatores e superfatores. O FFM e o modelo PEN ambos incluem Extroversão e Neuroticismo como o maior nível. Porém, o superfator de Psicoticismo é feito de fatores de níveis inferiores de (des-)Amabilidade e (des-)Conscienciosidade. Além do que, o Big Five inclui “intelecto” (auto- ou avaliado por pares) no nível alto. Eysenck acredita ser uma péssima maneira de medir inteligência, visto que é uma habilidade cognitiva que deveria ser refletida em um teste de Q.I. ao invés de auto-relatos em questionários adjetivos.

O modelo de personalidade conhecido como Egograma foi originalmente desenvolvido por [34] e tem sido usado em Análise Transacional, sendo fortemente relacionado ao comportamento comunicativo de indivíduos. O Egograma tem sido desenvolvido no campo da Análise Transacional (*Transactional Analysis* - TA), que trata de como pessoas comunicam-se umas com as outras de uma perspectiva social e psicológica. Comparado ao FFM que representa o comportamento individual relacionado a tarefa, o modelo do Egograma foca mais no aspecto de comunicação da personalidade. A Tabela 1 mostra os cinco estados ego e suas associações de comportamento. A personalidade do sujeito é explicada pela intensidade relativa entre estes cinco estados ego.

Tabela 1: Traços dos cinco estados ego. Adaptado de [17]

Estados Ego	Características
CP (Critical Parent)	paternal, idealista, responsável, conservador, crítico
NP (Nurturing Parent)	maternal, educado, mimante, simpático
A (Adults)	objetivo, racional, lógico, frio
FC (Free Child)	criativo, ativo, egoísta, abandon
AC (Adapted Child)	adaptável, obediente, cooperativo, passivo

Já o Egograma representa a quantidade de energia psicológica que uma pessoa distribui em um dado momento. Cada um dos cinco estados de ego indicam uma regra que é realizada na interação. Em particular, CP e NP representa como um trata os outros, FC and AC representa como o sujeito se auto representa, e A indica a objetividade na comunicação e representa como o sujeito controla isso.

O *framework* de estilo de personalidade chamado *Personal Style Inventory* (PSI) [35] classifica os participantes em quatro tipos de personalidade: intuitivo, julgador, pensador e perceptivo. O modelo avalia os indivíduos que possuem uma característica particular de personalidade com respeito a como eles preferem obter informação e se relacionam com o ambiente ao seu redor. As funções de coleta de informação incluem as dimensões de detecção ou intuição e pensamento ou sentimento. Orientações de relacionamento incluem as dimensões de extroversão ou introversão e julgando ou percebendo. Hogan e Champagne [36] estabeleceram instrumentos de confiança pela comparação de pontuações estimadas de participantes com pontuações atuais do PSI de participantes para encontrar a pontuação do coeficiente de correlação de *Pearson*.

Na parte de questionários de avaliação de personalidade, encontra-se o exame de personalidade chamado *Todai-shiki Egogram version 2* (TEG2) [37] é um exame de respostas em folha para Egograma. O TEG2 consiste de 50 itens que corresponde a cada um dos estados do Ego e são mais frequentemente usados na investigação clínica no Japão. Das respostas do TEG2 a intensidade dos cinco estados do ego (CP, NP A, FC and AC) são finalmente pontuados usando uma escala de 5 pontos.

Outro questionário adotado em alguns dos trabalhos é LEONARD (*Let's Explore our personality based on Openness, Neutral, Analytical, Relational and Decisive*) ou Leonard *Personality Inventory* (LPI) [38] que é, também, um questionário de personalidade para conduzir testes de personalidade baseado no FFM.

O *Revised NEO Personality Inventory* (NEO-PI-R; [32]) foi o primeiro questionário desenhado especificamente para avaliar o FFM. Ele tem sido o mais utilizado e difere dos mais operacionalizados principalmente em dois aspectos. O primeiro é que o fator V na tradição

léxica é usualmente chamado Intelecto, e enfatiza auto-relatos de habilidades cognitivas. O fator correspondente no NEO-PI-R é chamado Abertura para Experiência, e cobre um intervalo maior de construtos. Segundo aspecto é que a maioria das medidas adjetivas avaliam apenas os cinco grandes fatores, enquanto o NEO-PI-R foi desenhado desde sua origem como um instrumento hierárquico. Seis específicos traços, ou facetas, foram selecionados para representar cada fator.

Como dito anteriormente, o inventário de personalidade mais utilizado nos trabalhos chama-se *Big Five Personality Inventory* ([20]) que possui 44 itens e foi construído para permitir uma avaliação rápida e eficiente das cinco dimensões de personalidade do *Big Five*. Este inventário é utilizado quando não há possibilidade ou necessidade de mais mensurações diferenciadas das facetas de personalidade. A avaliação de auto-relato é realizada em uma escala que varia de 1 (discorda completamente) a 5 (concorda completamente) para cada um dos 44 itens.

O *International Personality Item Pool* (IPIP) [39] é um conjunto de itens de personalidade de domínio público que oferece uma escala que mede construtos similares a outros inventários de personalidade usando o FFM/*BIG FIVE*. O FFM foi operacionalizado no NEO-PI-R, e o IPIP oferece escalas gratuitas que se correlacionam altamente com o NEO-PI-R. Uma série de auto-descritivos são avaliados em uma escala de 1 (muito inaccurado) a 5 (muito acurado). Pontuações nas escalas são somadas e os inventários disponibilizam de 50 a 300 itens.

3. EXTRAÇÃO DE PERSONALIDADE

Os trabalhos levantados nesse *survey* utilizam diversas fontes para extração de personalidade do usuário, entre elas estão a extração em textos de blogs, conversações e textos de ensaios. Em comum entre a maioria desses trabalhos está a utilização de um dicionário de categorias chamado *Linguistic Inquiry and Word Count* (LIWC)¹.

3.1 Mairesse [1]

Um dos primeiros a investigar o reconhecimento automático da personalidade foi Mairesse [1]. Ele realiza extração de personalidade através da observação das saídas linguísticas individuais do usuário em conversações e em textos. Os textos são baseados em *corpus* de ensaios, enquanto as conversações são transcrições de registros de conversações realizadas pelos participantes. O trabalho possui cinco etapas: coleta de *corpus* individual; coleta associada de avaliação de personalidade para cada participante; extração de características relevantes do texto; construção de modelo estatístico de avaliação da personalidade baseado nas características do texto; e teste do modelo aprendido. Para o teste do modelo, utilizou-se a saída linguística de indivíduos não utilizados na construção do modelo. Foram extraídos um conjunto de características linguísticas de cada ensaio e transcrição de conversação baseados nas categorias da utilidade do LWIC. Estas características incluem tanto informações sintáticas quanto semânticas, que então foram validadas por juízes especialistas.

Para este estudo, Mairesse utilizou tanto a avaliação de personalidade realizada por um observador quanto pelo próprio participante. Os observadores foram solicitados a fazerem julgamento fazendo uso de descrições do *Big Five Inventory* [40]. Essa avaliação foi baseada nos registros de áudio, que contêm mais informação que as transcrições (i.e. sons do ambiente, incluindo as conversações capturadas). Os participantes para auto-avaliação também utilizaram o *Big Five Inventory*.

Entre as principais contribuições do trabalho de Mairesse estão: reconhecimento dos cinco fatores do *Big Five*; a percepção de que modelos de ranqueamento são mais acurados que classificadores multi-classe para modelagem de personalidade, conclusão que os modelos de reconhecimento treinados na personalidade observada apresentam melhores resultados que modelos treinados usando auto-avaliações; e a percepção de que o conjunto de características ótimas depende do traço de personalidade.

¹ Este dicionário é bastante utilizado, pois Pennebaker et al [41],[42] anteriormente encontraram correlações significantes entre essas características linguísticas e cada um dos traços de personalidade do *Big Five*.

Mairesse levanta o questionamento se a personalidade varia continuamente ou se existem agrupamento de pessoas com combinações de traços similares. Se a relação é contínua, a classificação de algoritmos nunca irá ser passível de produzir modelos precisos para mais que duas classes, por que eles não levam em conta nenhuma ordem entre as classes. No seu trabalho, os modelos de ranqueamento superaram os classificadores, e dado a grande escala de diferenças entre indivíduos refletidos pela literatura no *Big Five* ([23], [19],[22],[40]), Mairesse acredita que a personalidade varia de forma contínua entre membros de uma população, sugerindo que modelos de regressão ou ranqueamento deveriam ser mais acurados ao longo do percurso. A hipótese é suportada por trabalhos recentes de pesquisas médicas [43] que mostram que distúrbios de personalidade anti-social variam continuamente.

3.2 Iacobelli [16]

Outro estudo que visa extrair a personalidade de texto foi desenvolvido por Iacobelli [16]. Esse trabalho promove a primeira comparação sistemática do conjunto de características por algoritmos de aprendizagem de máquina na tarefa de classificação de personalidade. Para tal, foi utilizado um *corpus* muito grande de *blogs* associado com a informação de personalidade do autor (*Big Five*). Cada autor completou um auto-administrado questionário online de personalidade com cinco itens mensurando cada um dos tipos de personalidade do *Big Five*. Os itens eram simples questões “sim/não” e o questionário estima baixa, média e alta pontuações para cada traço [44]. Além do que, pela exploração das características que são mais informativas para um classificador, os autores conseguiram construir uma representação profunda de como o comportamento da personalidade realmente é realizado linguisticamente. O trabalho analisa os traços de personalidade do *Big Five* e como eles são classificados pelas características individuais da linguagem (bigramas).

Para examinar quais dos bigramas são classificados com alta ou baixa pontuação para cada traço de personalidade, os autores olharam para cada bigrama dentro do conjunto de bigramas que melhor classificaram cada traço. Estas descobertas foram utilizadas para sugerir que tanto a estrutura do texto quanto a presença de palavras comuns são importantes. Também notou-se que um dicionário comum de palavras usados para análise de conteúdo (LIWC) não tem desempenho tão bom na tarefa de classificação.

Para melhorar o senso de como a personalidade é expressa em *blogs*, os autores exploraram as características com melhor desempenho e discutem como estas podem prover um entendimento profundo da linguagem do comportamento *online* da personalidade. Foram incluídas características baseadas nas categorias psicológicas do LIWC, devido a eles serem extensivamente utilizados em estudos anteriores, para compará-los com características derivadas do n-grama. A escolha de bigramas como características rendeu os melhores resultados. Os resultados baseado no LIWC são similares aos estudos anteriores que usaram o LIWC para esta tarefa, porém os melhores resultados com bigramas melhoraram significativamente esses resultados.

3.3 Minamikawa [17]

Minamikawa [17] descreve a investigação da estimação da personalidade a partir de textos de *webblog* japoneses. Entre os vários tipos de personalidade, os autores focaram no Egograma, que tem sido usado em Análise Transacional e é fortemente relacionado ao comportamento comunicativo de indivíduos. Os participantes responderam o exame de personalidade TEG2 e a estimação foi realizada usando o Classificador Multinomial *Naive Bayes* [45] com algumas palavras características que são selecionadas baseadas no ganho de informação. A classificação é realizada baseada na aparição de palavras características que são derivadas da análise estatística dos dados supervisionados. Na estimação, os autores modelaram cada um dos cinco estados ego, e construíram um classificador para cada estado. Cada classificador deriva a pontuação de cada estado ego que são transformados em intervalos discretos. Os resultados mostraram que a abordagem atingiu 12-25% de melhoria sobre a *baseline*.

3.4 Golbeck [18]

Já Golbeck [18] desenvolve o primeiro estudo que busca a relação entre as informações de perfis disponibilizadas em redes sociais e traços de personalidade. O trabalho utiliza o *Big Five Personality Inventory* respondido através de uma aplicação no *Facebook*. No processo, ele obteve todos os dados públicos disponíveis nos perfis do *Facebook* dos usuários. Estes dados foram agregados, quantificados, e analisados por uma ferramenta de classificação de texto (LIWC) para se obter um conjunto de características. Utilizando estas estatísticas que descrevem os perfis de cada usuário, os autores desenvolveram um modelo para prever a personalidade em cada um dos cinco fatores dentro dos 11% dos valores atuais. Os algoritmos de aprendizagem de máquina utilizados foram *m5'Rules* [46] e *Gaussian Process* [47].

3.5 Zhou [48]

Zhou [48] propõe um método heurístico de recomendação de música para nichos de mercado focando em como identificar a personalidade do usuário o quanto antes após o cadastro. O método é mais adequado para novíssimos usuários, e sugere como resolver o problema do *cold-start* (ver seção 4). Utiliza-se um filtro colaborativo para recomendação das músicas mais populares, porém, ao invés de tentar melhorar a performance do algoritmo para novos usuários através apenas da recomendação dos itens mais populares, os autores trabalharam em como tornar os usuários mais familiarizados com o sistema, procurando explorar a personalidade dos usuários tão logo ele se cadastre. Para isso, recomendam as músicas pela probabilidade de classificar os usuários. Para explorar a personalidade dos consumidores, foram analisadas pessoas que fizeram *download* da mesma música do consumidor atual, e recomendou-se, utilizando uma Árvore de Decisão, a música ou álbum que pode identificar mais rápido a personalidade do consumidor. O método pode lidar com o novo usuário sem qualquer informação utilizando apenas a recomendação do item mais distinguível e que melhor revele a personalidade do consumidor.

3.6 Lampropoulos [14]

Lampropoulos [14] desenvolve um Sistema de Recomendação que possui dois níveis. No segundo nível é implementado uma técnica de diagnóstico da personalidade, cuja principal característica é que as predições tenham um significado semântico probabilístico. Isto é, a suposição feita é que as preferências constituem uma caracterização do tipo de personalidade subjacente de cada usuário. Portanto, levando em consideração as avaliações conhecidas do usuário ativo, é possível estimar a probabilidade que ele tenha o mesmo tipo de personalidade de outro usuário. O tipo de personalidade de um dado usuário é obtida do vetor de avaliações “verdadeiras” para o item já visto pelo usuário. Uma avaliação verdadeira é diferente da avaliação realmente realizada pelo usuário por um valor de ruído *Gaussiano* [49]. Esta consideração significa que um usuário pode realizar diferentes avaliações para o mesmo item em diferentes situações, dependendo do contexto. Dado o tipo de personalidade do usuário, a abordagem de diagnóstico da personalidade para o usuário dado é a mesmo tipo de personalidade dos outros usuários do sistema, e, conseqüentemente, estimar a probabilidade que o usuário irá se interessar por algum item.

4. SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

Sistemas de Recomendação (SR) [50],[51],[52] são sistemas, geralmente online, que sugerem itens (e.g. música, filmes, pessoas, grupos) para um usuário baseado nas suas preferências. Essas preferências podem ser obtidas assim que o usuário se cadastra no sistema (elicitação inicial) ou pelas suas pistas de navegação no sistema. Um dos principais problemas dos Sistemas de Recomendação é saber o que recomendar para o novo usuário já que não se tem nenhuma informação sobre ele [53]. Esse tipo de problema é clássico em SR e é chamado de

cold-start. O problema do *cold-start* pode ser dividido em dois subproblemas chamados: (i) problema do novo item e (ii) problema do novo usuário:

- (i) O problema do novo item ocorre quando recomendações são necessárias para itens que ninguém (na base de dados utilizada) fez avaliações ainda. Sistemas que utilizam filtragem colaborativa² pura não conseguem bons resultados em uma configuração de *cold-start*, visto que as informações de preferências dos usuários novos não estão disponíveis para formar uma base para a recomendação (utilizando similaridade de preferência entre vizinhos mais próximos). Para contornar o problema, a solução clássica, segundo Burke [51], é utilizar uma técnica híbrida que utilize tanto a filtragem colaborativa quanto outro método de recomendação, como por exemplo a filtragem baseada em conteúdo, que necessita apenas das informações dos itens avaliados pelo usuário a quem se deseja fazer a recomendação.
- (ii) O problema do novo usuário é simétrico ao problema do novo item, ocorrendo em sistemas que utilizam filtragem pura baseada em conteúdo e o usuário não fez ainda nenhuma avaliação para itens da base de dados. A solução clássica, segundo Burke [51], para este problema também é uma abordagem híbrida com a filtragem colaborativa com o uso de dados demográficos do usuário para o cálculo da similaridade entre usuários da mesma base de dados.

Uma das técnicas de recomendação inovadoras usadas para tratar e/ou minimizar o problema do *cold-start* é por meio do uso de personalidade do usuário, como apresentado abaixo.

4.1 Sistemas de Recomendação com Personalidade

Desde o trabalho [7],[54],[55] é notável o número de diferentes estudos que vem sendo desenvolvidos na área de Sistemas de Recomendação para utilização da personalidade do usuário para melhoria da personalização (e.g. recomendação de informações, produtos ou serviços mais relevantes) e interação (e.g. melhoria da elicitación inicial das preferências do usuário).

Sistemas de Recomendação possuem uma estrutura dividida em quatro processos: identificação dos usuários, coleta de informações, estratégia de recomendação e visualização das recomendações. Os trabalhos baseados em personalidade focam no problema do *cold-start* [53], base de dados de avaliação esparsa (um problema comum devido ao fato que usuários tipicamente avaliam apenas uma pequena proporção dos itens disponíveis, elicitación inicial da preferência e na abordagem de recomendação [51]). As soluções para esses dois últimos problemas são as duas principais inovações do Sistema de Recomendação baseado em personalidade [7], pois permite que a elicitación inicial de preferência seja substituída, por exemplo, por um formulário de avaliação da personalidade e as recomendações sejam realizadas a partir da similaridade de personalidade dos usuários, ao invés da similaridade entre itens e avaliações dos usuários. Entre os domínios de Sistemas de Recomendação, o mais utilizado baseado em personalidade é o de recomendação de música [3], [14], [15], [48].

Entre os trabalhos de Hu, em [5] ela compara um Sistema de Recomendação baseado em *quiz* de personalidade (*WhatToRent*³) com um sistema de recomendação tradicional baseado em avaliação (*MovieLens*⁴). Os critérios de avaliação foram acurácia percebida (mede como o usuário sente que a recomendação casou com suas preferências, *post-questionnaire* e avaliação do filme), esforço do usuário (esforço cognitivo percebido e tempo gasto) e lealdade do usuário. O resultado para a acurácia percebida (relevância dos itens recomendados) foi que a utilização da personalidade não fez muita diferença no resultado, porém nos critérios esforço e lealdade do usuário o sistema utilizando personalidade apresentou melhores resultados.

Em [4], Hu complementa o trabalho anterior e com resultados semelhantes a favor do uso da personalidade, porém comparando os mesmos dois sistemas agora em termos de aceitação,

² Filtragem colaborativa: técnica de SR que considera a recomendação de itens similares a que um cliente com perfil similar ao seu já comprou/ranqueou e gostou. Filtragem baseada em conteúdo: técnica de SR que recomenda itens similares as que o cliente já comprou (mais informações em [66],[67]).

³ <http://www.whattorent.com>

⁴ <http://www.movielens.com>

utilizando o modelo TAM (*Technology Acceptance Model*). Nesse modelo, duas crenças particulares são postuladas para determinar a intenção na utilização de um sistema: utilidade percebida e facilidade de uso percebida.

Em [2], Hu realiza um estudo profundo com participantes para comparar duas formas de construir perfis de usuários usando *quizzes* de personalidade em Sistemas de Recomendação: para usuários ativos e para seus amigos (como uma busca para presente). Ainda explora a influência do conhecimento do domínio na percepção do usuário para ambos os casos do Sistema de Recomendação baseado em personalidade. Esse trabalho mostra que enquanto usuários ativos percebem os itens recomendados serem mais acurados para seus amigos, eles preferem usar Sistemas de Recomendação baseados em *quizzes* de personalidade para encontrar itens para eles próprios. Além do que, considerando o conhecimento do domínio, os resultados apresentaram que usuários novatos apreciam mais Sistemas de Recomendação baseados em personalidade.

O trabalho [3] de Hu investiga a performance na utilização da informação de personalidade em um sistema de filtragem colaborativa baseada no usuário para o problema do novo usuário. Esse trabalho propõe uma medida de similaridade baseada em personalidade e um modelo geral que leva em consideração tanto a similaridade tradicional baseada em avaliação quanto a similaridade baseada em personalidade para encontrar os vizinhos do usuário ativo. Compara ainda o método proposto com um sistema de filtragem colaborativa puro baseado em avaliação em diferentes configurações de *cold-start*. Os resultados suportam positivamente a vantagem da similaridade baseada em personalidade na melhoria da qualidade da recomendação, ao menos em casos de base de dados esparsas, para novos usuários. Hu ainda propõe um *framework* com um algoritmo genérico para inferir a preferência musical em termos da personalidade do usuário. A possibilidade de uma dimensão musical ser do gosto do usuário é prevista considerando dois fatores: a personalidade do usuário e a relação entre personalidade e quatro dimensões de preferência musical.

Complementar ao trabalho anterior e com resultados semelhantes, em [13], Hu também trata do problema *cold-start* em Sistemas de Recomendação. Esse último trabalho apresenta um sistema puro baseado em filtragem colaborativa e personalidade e duas abordagens integradoras, uma combinando personalidade e avaliações em uma maneira linear e outra baseada em um mecanismo em cascata. O resultado alcançado foi obtido através de um experimento comparando a performance das variações da filtragem colaborativa baseada em personalidade com a tradicional baseada em avaliações, ambas em situações de base de dados esparsas e problema do novo usuário. Os autores consideram a melhoria na performance, apresentada no trabalho, estatisticamente significativa.

O trabalho de Lampropoulos [14] busca também resolver o problema de *cold-start* de um Sistema de Recomendação, combinando recuperação baseada em conteúdo e técnicas de filtragem baseada em diagnóstico de personalidade. Uma consulta é gerada com o envio de um arquivo de música para o sistema, e a partir desta consulta, as recomendações são geradas para músicas similares a enviada. O sistema é constituído de duas etapas. O primeiro nível utiliza uma Máquina de Vetor de Suporte (SVM - *Support Vector Machine*) como classificador para identificar o gênero para o arquivo de música enviado. O segundo nível que faz uso de questionário de personalidade foi tratado na seção 3 desse *survey*.

O trabalho de Tkalcic [6] utiliza metadados afetivos relacionados a personalidade e respostas emotivas do usuário, ao invés de metadados genéricos para um sistema de recomendação baseado em conteúdo de imagens. Metadados genéricos, no caso de filmes, são aqueles disponibilizados pelos produtores como o título, gênero, atores, diretores e etc. No caso de imagens, metadados genéricos podem ser o gênero e o tempo médio de visualização de um quadro pelos usuários, por exemplo. A inclusão de metadados afetivos obtêm aumentos significantivos de performance sobre os metadados genéricos. Os autores utilizaram o questionário IPIP para avaliar a personalidade do usuário através do modelo de cinco fatores *Big Five*. A personalidade foi utilizada como critério de heterogeneidade da amostra.

5. TRABALHOS RELACIONADOS

Além da aplicação da personalidade em Sistemas de Recomendação, alguns trabalhos utilizam personalidade em outros tipos de aplicações ou realizam outros tipos de estudos, como mostrado a seguir:

Em [56], Ahmad et al apresentam resultados parciais do estudo de um processo de avaliação de credibilidade pelos usuários. Os autores examinaram como os estilos de personalidade influenciam a forma que as pessoas fazem julgamento de credibilidade quando estão navegando online. Os participantes preencheram questionários online com seus dados demográficos, base cultural, experiência com computadores e *web* e estilo de personalidade. O trabalho adotou o *framework* de estilo de personalidade de Champagne and Hogan [35],[36] para classificar os participantes em quatro tipos de personalidade: intuitivo, julgador, pensador e perceptivo.

Em [57], Lekkas et al desenvolvem um sistema Web baseado na avaliação da performance de aprendizado para testar os vários instrumentos que foram incorporados ao modelo. Para alcançar seu objetivo utilizaram a teoria da personalidade baseada no modelo PEN de Eysenck.

Em [58], Subaramaniam et al discute as problemáticas da incorporação dos tipos de personalidade humana no projeto de interfaces homem-computador. O trabalho apresenta LEONARD como um questionário de personalidade para conduzir testes de personalidade. Todos os participantes do estudo concordaram fortemente que os tipos de personalidade humanos deveriam ser levados em consideração nos projetos de interfaces para o usuário. Em [59], Subaramaniam et al utiliza também o LEONARD para obter a personalidade dos participantes do seu estudo e conseguir construir padrões e diretrizes para as características das interfaces do usuário em aplicações *web* para atender os diferentes tipos de personalidade das pessoas.

Em [12], Zhong et al explora as questões de avaliar as relações entre o uso de sites de redes sociais (SNS - *Social Network Sites*) e os traços de personalidade, por exemplo, ele usa a necessidade cognitiva⁵ (NFC - *Need for Cognition*) [60] e a inovatividade⁶ para tecnologia e comunicação (ICT - *Information and Communication Technology*) [62], [63] que tem sido tratada como um traço de personalidade por que possui algum grau por todos os indivíduos. Para um melhor entendimento do uso dos SNS, o estudo também investigou a associação entre o uso de SNS e a multitarefa de mídia [64], [65]. A multitarefa de mídia é definida como o engajamento em duas ou mais tarefas de mídia simultaneamente, incluindo ao menos uma tarefa online de mídia, por exemplo trabalhar e estudar online, conversar com os amigos via SNS, assistir um vídeo, ler notícias ou jogar games online. O mais importante é que a multitarefa de mídia envolve mudança de tarefas que exijam a sobreposição de processos cognitivos. Zhong [12] ainda investigou alguns fatores de comportamento relacionados a SNS, como o tempo de Internet e o tempo online para trabalho/estudo. Os participantes responderam um questionário sobre o uso de SNS, necessidade por cognição, inovatividade de ICT, e experiência em multitarefa, atividades online e informações demográficas. Este estudo mostra que há alguma associação negativa entre o uso de SNS e a necessidade por esforço cognitivo, e uma associação positiva entre o uso de SNS com a inovatividade para ICT. Autores sugerem que futuros estudos possam investigar a relação entre o uso de SNS e outros traços de personalidade como o modelo de personalidade (FFM), e checar se uma associação similar existe.

6. DISCUSSÕES E CONCLUSÃO

Esse *survey* realiza um importante levantamento do estado da arte da área que usa personalidade referenciando trabalhos relevantes publicados em 2011. Os trabalhos versam sobre a extração, identificação e aplicação da personalidade em sistemas computacionais em diferentes áreas como redes sociais e Sistemas de Recomendação mostrando que a personalidade do usuário vem ganhando cada vez mais relevância e importância para utilização

⁵ definida como a propensão da pessoa se engajar e se interessar por tarefas que exijam demanda cognitiva, e tem sido vista como um importante atributo de personalidade que modera comunicação mediada por computador [61].

⁶ definida como o desejo de busca do novo e diferente.

na personalização e adaptação de interfaces, informações, produtos e serviços em sistemas computacionais buscando melhorar a interação a necessidade individual de cada usuário.

Alguns trabalhos apresentaram resultados de testes que demonstram que os usuários percebem a utilidade de Sistemas de Recomendação baseados em personalidade e preferem utilizá-los quando são usuários novatos. Outros trabalhos apresentaram que usuários desejam que a personalidade seja considerada no desenvolvimento de interfaces de sistemas, outros trabalhos apresentados mostram uma tendência de identificar a personalidade do usuário sem utilização de inventários de personalidade (intrusivo), utilizando para isso itens que outros usuários com a personalidade identificada consumiram para identificar a personalidade do consumidor alvo.

Alguns trabalhos possuem ainda perspectivas de trabalhos futuros como [3] em que Hu objetiva de descobrir como construir um modelo linkando os tipos de personalidade a características dos itens. Por exemplo, para um extrovertido, que tipo de itens o sistema deveria recomendar para ele? A autora revela que um dos seus objetivos ainda a alcançar é explorar maneiras de implementar Sistemas de Recomendação de itens domínios cruzados, utilizando características da personalidade como ligação. Considerando que a personalidade pode fazer uma ligação para vários tipos de produtos acredita-se ser razoável que a personalidade humana possa ser usada como meio para conectar diferentes domínios de itens.

E finalmente o trabalho de Page [11] citado nesse artigo, que diferentemente de todos os outros trabalhos, trata da privacidade do usuário e como gerenciar essa privacidade considerando a tecnologia de compartilhamento de localização e medição dos traços de personalidade, questões interessantes a ser tratados como extensão à esse *survey*.

-
1. 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 (JAIR)*, 30:457–500.
 2. Hu, R. and Pu, P. (2010). A Study on User Perception of Personality-Based Recommender Systems . In Bra, P., Kobsa, A., and Chin, D., editors, *User Modeling Adaptation and Personalization, UMAP*, volume 6075 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 291–302. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
 3. Hu, R. (2010). Design and user issues in personality-based recommender systems. In *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems -RecSys '10*, pages 357–360, New York, New York, USA. ACM Press.
 4. Hu, R. and Pu, P. (2009b). Acceptance issues of personality-based recommender systems. In *Proceedings of the third ACM conference on Recommender systems -RecSys '09*, page 221, New York, New York, USA. ACM Press.
 5. Hu, R. and Pu, P. (2009a). A comparative user study on rating vs. personality quiz based preference elicitation methods. In *Proceedings of the 13th international conference on Intelligent user interfaces -IUI '09*, page 367, New York, New York, USA. ACM Press.
 6. Tkalcic, M., Burnik, U., and Košir, A. (2010). Using affective parameters in a content based recommender system for images. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 20(4):279–311.
 7. Nunes, M. A. S. N. (2009). *Recommender Systems based on Personality Traits: Could human psychological aspects influence the computer decision-making process?*, volume 1. VDM Verlag Dr. Muller, Berlin, 1 edition.
 8. Lin, J., Li, X., Yang, Y., Liu, L., Guo, W., Li, X., and Li, L. (2011). A Context-Aware Recommender System for M-Commerce Applications. In Zhong, N., Callaghan, V., Ghorbani, A. A., and Hu, B., editors, *Active Media Technology. Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, volume 6890 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 217– 228. Springer Berlin Heidelberg, Berlin.
 9. Masthoff, J. (2011). Group recommender systems: combining individual models. In Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., and Kantor, P. B., editors, *Recommender Systems Handbook*, page 677. Springer US, Boston, MA.
 10. Yoo, K.-H. and Gretzel, U. (2011). Creating More Credible and Persuasive Recommender Systems: The Influence of Source Characteristics on Recommender System Evaluations . In Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., and Kantor, P. B., editors, *Recommender Systems Handbook*, pages 455–477. Springer US, Boston, MA.

11. Page, X. and Kobsa, A. (2011). Personality-based privacy management for location-sharing in diverse subpopulations. In Proceedings of the 2011 iConference on iConference '11, pages 736–738, New York, New York, USA. ACM Press.
12. Zhong, B., Hardin, M., and Sun, T. (2011). Less effortful thinking leads to more social networking? The associations between the use of social network sites and personality traits. *Computers in Human Behavior*, 27(3):1265–1271.
13. Hu, R. and Pu, P. (2011). Enhancing Collaborative Filtering Systems with Personality Information. In 5th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys'11), Chicago, IL, USA. ACM.
14. Lampropoulos, A. S., Lampropoulou, P. S., and Tsihrintzis, G. A. (2011). A Cascade-Hybrid Music Recommender System for mobile services based on musical genre classification and personality diagnosis. *Multimedia Tools and Applications*, pages 1–18.
15. Park, M. K. and Moon, N. (2011). The Effects of Personal Sentiments and Contexts on the Acceptance of Music Recommender Systems. In 2011 Fifth FTRA International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering, pages 289–292. IEEE.
16. Iacobelli, F., Gill, A., Nowson, S., and Oberlander, J. (2011). Large Scale Personality Classification of Bloggers. In D'Mello, S., Graesser, A., Schuller, B., and Martin, J.-C., editors, *Affective Computing and Intelligent Interaction*, volume 6975 of Lecture Notes in Computer Science, pages 568–577. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
17. Minamikawa, A. and Yokoyama, H. (2011). Personality Estimation Based on Weblog Text Classification. In Mehrotra, K. G., Mohan, C. K., Oh, J. C., Varshney, P. K., and Ali, M., editors, *Modern Approaches in Applied Intelligence*, volume 6704 of Lecture Notes in Computer Science, pages 89–97. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
18. Golbeck, J., Robles, C., and Turner, K. (2011). Predicting personality with social media. In Proceedings of the 2011 annual conference extended abstracts on Human factors in computing systems -CHI EA '11, pages 253–262, New York, New York, USA. ACM Press.
19. Norman, W. T. (1963). "Toward an adequate taxonomy of personality attributes: Replicated factor structure in peer nomination personality ratings". *Journal of Abnormal and Social Psychology* 66 (6): 574–583.
20. Benet-Martinez, V., & John, O. P. (1998). *Los Cinco Grandes* across cultures and ethnic groups: Multitrait multimethod analyses of the Big Five in Spanish and English. *Journal of Personality and Social Psychology*, 75, 729-750.
21. Peabody, D., & Goldberg, L. R. (1989). Some determinants of factor structures from personality-trait descriptors. *Journal of Personality and Social Psychology*, 57, 552-567.
22. Goldberg, L. R. (1990). An alternative "Description of personality": The Big-Five factor structure. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59, 1216-1229.
23. Allport, G.W. & Odbert, H.S. (1936). Trait-names: A psycho-lexical study. *Psychological Monographs*, 47(211).
24. Eysenck, H. (1991). Dimensions of personality: 16: 5 or 3? Criteria for a taxonomic paradigm. *Personality and Individual Differences*, 12, 773–790.
25. Paunonen, S. V., & Jackson, D. N. (2000). What is beyond the Big Five? Plenty! *Journal of Personality*, 68, 821-835. Hogan, R., Curphy, G.J. & Hogan, J. (1994) What we know about leadership. *American Psychologist*, 49(6), 493-504.
26. Furnham, A., Jackson, C. J., & Miller, T. (1999). Personality, learning style and work performance. *Personality and Individual Differences*, 27, 1113–1122.
27. Sigurdsson, J. F. (1991). Computer experience, attitudes toward computers and personality characteristics in psychology undergraduates. *Personality and Individual Differences*, 12 (6), 617–624.
28. Rushton, J. P., Murray, H. G., & Erdle, S. (1987). Combining trait consistency and learning specificity approaches to personality, with illustrative data on faculty teaching performance. *Personality and Individual Differences*, 8, 59–66.
29. Furnham, A., & Mitchell, J. (1991). Personality, needs, social skills and academic achievement: A longitudinal study. *Personality and Individual Differences*, 12, 1067–1073.
30. Komarraju, M., & Karau, S. J. (2005). The relationship between the Big Five personality traits and academic motivation. *Personality and Individual Differences*, 39, 557–567.
31. Costa, P. T., & McCrae, R. R. (1992). *NEO PI-R Professional Manual*. Psychological Assessment Resources, Odessa, FL.
32. Eysenck, H. J. (1990). Biological dimensions of personality. In L. A. Pervin (Ed.), *Handbook of personality: Theory and research* (pp. 244-276). New York: Guilford.
33. Dusay, J. *Egograms and the Constancy Hypothesis*. *Transactional Analysis Journal* V2 3, 1972.

34. Hogan, C. & Champagne, D. W. (1979). Supervisory and management skills: A competency based training program for middle managers of educational systems. Privately published, 1979.
35. Hogan, C. & Champagne, D. W. (1980). Personal Styles Inventory. In J. William Pfeiffer and John E. Jones (Eds.). Annual handbook for group facilitators. San Diego, California: University Associates.
36. TEG Research Group in the University Tokyo Medical school, TEG: Tokyo University Egogram (New Ver.), Kaneko Shobou (2000).
37. Yong, L.M.S. (1999). The LEONARD Personality Inventory. Maximizing Our Interpersonal Relationships (Typewritten) (<http://ipi.leonard.com.my/pdf/Yong%20EQ%20Inventory%20Norms%20Technical%20Manual.pdf>)
38. Goldberg, L. R., Johnson, J. A., Eber, H. W., Hogan, R., Ashton, M. C., Cloninger, C. R., & Gough, H. C. (2006). The International Personality Item Pool and the future of public-domain personality measures. *Journal of Research in Personality*, 40, 84-96.
39. John, O. P., & Srivastava, S. (1999). The Big Five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. In L. A. Pervin & O. P. John (Eds.), *Handbook of personality: Theory and research* (2nd ed., pp. 102-138). New York: Guilford.
40. Pennebaker, J. W., Francis, M. E., & Booth, R. J. (2001). *Inquiry and Word Count: LIWC2001*. Lawrence Erlbaum, Mahwah, NJ.
41. Pennebaker, J. W., & King, L. A. (1999). Linguistic styles: Language use as an individual difference. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77, 1296-1312.
42. Marcus, D. K., Lilienfeld, S. O., Edens, J. F., & Poythress, N. G. (2006). Is antisocial personality disorder continuous or categorical? A taxometric analysis. *Psychological Medicine*, 36 (11), 1571-1582.
43. Nowson, S., & Oberlander, J. (2007). Identifying more bloggers: Towards large scale personality classification of personal weblogs. In *Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social Media*.
44. McCallum, A. and Nigam, K. Employing EM and Pool-Based Active Learning for Text Classification. In *Machine Learning: Proceedings of the Fifteenth International Conference (ICML '98)*, pp. 359-367. 1998.
45. Holmes, G. et al: Generating Rule Sets from Model Trees. In: Twelfth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, 1-12, 1999.
46. Rasmussen, C. E. and Williams, C. *Gaussian Processes for Machine Learning*, the MIT Press, 2006.
47. Zhou, J.-L., Fu, Y., Lu, H., and Sun, C.-J. (2011). From Popularity to Personality -A Heuristic Music Recommendation Method for Niche Market. *Journal of Computer Science and Technology*, 26(5):816-822.
48. Pawula, R. F. et al, "Distribution of the phase angle between two vectors perturbed by Gaussian noise," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-30, no. 8, pp. 1828-1841, Aug. 1982.
49. Resnick, P. and Varian, H. R. (1997). Recommender systems. *Communications of the ACM*, 40(3):56-58.
50. Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4):331-370.
51. Adomavicius, G. and Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6):734-749.
52. Schein, A. I., Popescul, A., Ungar, L. H., and Pennock, D. M. (2002). Methods and metrics for cold-start recommendations. In *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval -SIGIR '02*, page 253, New York, New York, USA. ACM Press.
53. Nunes, M. A. S. N. ; Cerri, Stefano A. ; Blanc, N. . Towards User Psychological Profile. In: *Simpósio Brasileiro de Fatores Humanos em Sistemas Computacionais, 2008, Porto Alegre. IHC 2008. Porto Alegre : Sociedade Brasileira da Computação, 2008. v. 1. p. 196-203.*
54. Nunes, M. A. S. N. ; Cazella, S. C. . O que sua Personalidade revela? Fidelizando clientes web através de Sistemas de Recomendação e Traços de Personalidade. In: *Patricia Vilain e Valter Roesler. (Org.). Tópicos em Banco de Dados e Multimídia e Web. Porto Alegre: SBC, 2011, v. 1, p. 91-122.*
55. Ahmad, R., Wang, J., Herceg, K., and Komlodi, A. (2011). Different People Different Styles: Impact of Personality Style in Web Sites Credibility Judgement . In Smith, M. J. and Salvendy, G., editors, *Human Interface and the Management of Information. Interacting with Information*, volume

- 6771 of Lecture Notes in Computer Science, pages 521–527. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
56. Lekkas, Z., Tsianos, N., Germanakos, P., Mourlas, C., and Samaras, G. (2011). The Effects of Personality Type in User-Centered Appraisal Systems . In Jacko, J. A., editor, *Human-Computer Interaction. Design and Development Approaches*, volume 6761 of Lecture Notes in Computer Science, pages 388–396. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
 57. Subaramaniam, K., Baker, O. F., and Kabbany, N. (2011). User Interface Design, Standards & Guidelines for Web Applications Based on Human Personality Types. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 1(3):294–297.
 58. Subaramaniam, K. and Baker, O. F. (2011). Human Personality Types and Software Interface Design: HCI from a Different Perception. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 1(3):253–256.
 59. Cacioppo, J.T., Petty, R.E. & Kao, C.F., "The Efficient Assessment of Need for Cognition", *Journal of Personality Assessment*, Vol.48 No.3, (June 1984), pp.306-307.
 60. Amichai-Hamburger, Y., Kaynar, O., & Fine, A. (2007). The effects of need for cognition on Internet use. *Computers in Human Behavior*, 23(1), 880-891.
 61. Agarwal, R., and J. Prasad. 1998. A conceptual and operational definition of personal innovativeness in the domain of information technology, *Information Systems Research* 9(2) 204-215.
 62. Fiske, D. D.W. (1971) *Measuring the concepts of personality*. Chigago: Aldine. p. 68-89, 203-227.
 63. Vega, V., McCracken, K., Nass, C. & Labs, L. (2008). Multitasking Effects on Visual Working Memory, Working Memory and Executive Control. Annual Meeting of the Intl. Communication Association.
 64. Gerard Kim and Hyeong Cheol Kim. 2011. Designing of multimodal feedback for enhanced multitasking performance. In *Proceedings of the 2011 annual conference on Human factors in computing systems (CHI '11)*. ACM, New York, NY, USA, 3113-3122.
 65. Cazella, S. C., Nunes, M. A. S. N., Reategui, E. A *Ciência do Palpite: Estado da Arte em Sistemas de Recomendação* In: *Jornada de Atualização de Informática-JAI 2010- CSBC2010*, 2010. ed.Rio de Janeiro : Puc RIO, 2010, v.1, p. 161-216.
 66. Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., Friedrich, G.: *Recommender Systems - An Introduction*, Cambridge University Press, 2010.