

Exploring User Profiles Based on their Explainability Requirements in Interactive Systems

Henrique Louzada

Information Systems - PUC Minas

Contagem, Minas Gerais

henrique.louzada@sga.pucminas.br

Gabriel Chaves

Software Engineering - PUC Minas

Belo Horizonte, Minas Gerais

gabriel.chaves.1200613@sga.pucminas.br

Lesandro Ponciano

Dep. of Software Engineering and

Information Systems - PUC Minas

Belo Horizonte, Minas Gerais

lesandrop@pucminas.br

Abstract

Depending on the way they are designed, interactive systems may inadvertently influence the opinions, choices and actions of their users. To avoid this problem, there has been a growing demand for this type of system to be able to explain to users how their outputs are generated. This demand is called the “right to an explanation”, or the explainability requirement. User perceptions are still little addressed in this context, for example: (1) do people value software explainability? (2) what are the typical user profiles in terms of their demand for explainability? This work seeks to elucidate users’ perception and to identify profiles of users in terms of their perceptions of explainability requirement. The method consists of a questionnaire, data mining algorithms and statistical analysis to uncover and analyze the profiles of users. In a case study conducted with 61 people, we found 6 profiles, each one representing a different perception and type of requirement about software explainability. The implications of these profiles for the design of interactive systems are discussed.

CCS Concepts: • Human-centered computing → Empirical studies in HCI; User models.

Keywords: explainability, profiles, user perception, k-means

ACM Reference Format:

Henrique Louzada, Gabriel Chaves, and Lesandro Ponciano. 2020. Exploring User Profiles Based on their Explainability Requirements in Interactive Systems. In *XIX Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems (IHC '20)*, October 26–30, 2020, Diamantina, Brazil. ACM, New York, NY, USA, 6 pages. <https://doi.org/10.1145/3424953.3426545>

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than ACM must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from permissions@acm.org.

IHC '20, October 26–30, 2020, Diamantina, Brazil

© 2020 Association for Computing Machinery.

ACM ISBN 978-1-4503-8172-7/20/10...\$15.00

<https://doi.org/10.1145/3424953.3426545>

1 Introdução

Os sistemas computacionais interativos estão cada vez mais presentes na vida das pessoas, dando suporte às suas atividades diárias como trabalho, entretenimento e educação. Os fenômenos associados à relação entre as pessoas e os sistemas computacionais têm sido objetos de estudo da área de Interação Humano-Computador, que tem interesse no projeto e avaliação de sistemas interativos e nos fenômenos associados ao seu uso [1, 15]. Desafios precursores dessa área são o projeto e a avaliação de sistemas de software dotados de usabilidade, acessibilidade e que sejam capazes de maximizar a qualidade da experiência dos seus usuários [9, 13, 14, 16]. No entanto, na medida em que tais sistemas passam a ter papel determinante na vida das pessoas individualmente e no comportamento coletivo delas, novos desafios têm emergido em termos dos requisitos de qualidade dos sistemas interativos.

Atualmente, cresce o receio de que sistemas interativos possam, inadvertidamente, influenciar as opiniões, escolhas e ações dos seus usuários, refletindo na dinâmica social, política e econômica. Isso pode ocorrer, por exemplo, quando um sistema recomenda ao usuário uma decisão em detrimento de outra ou quando ele estabelece um ranque de relevância entre conteúdos priorizando uns em detrimento de outros. Para mitigar esse problema, é cada vez mais requisitado que esse tipo de sistema seja capaz de explicar ao usuário seus passos de computação e como suas saídas são geradas, i.e., baseado em quais critérios ele chegou a tal recomendação ou estabeleceu tal ranque [4, 10, 17]. Na União Europeia, isso tem sido debatido como “direito a uma explicação” (*right to an explanation*) no contexto da General Data Protection Regulation (GDPR)¹. No projeto, desenvolvimento e avaliação de sistemas interativos, isso tem sido tratado como um requisito não-funcional, denominado “requisito de explicabilidade” (*explainability requirement*) [6, 10].

Projetar e implementar um software de modo que ele esteja aderente ao requisito de explicabilidade é um grande desafio. Para que esse requisito seja satisfeito, ele deve permear toda a Engenharia de Software, incluindo a engenharia de requisitos, projeto, implementação e avaliação. Estudos

¹Disponível em https://ec.europa.eu/info/law/law-topic/data-protection/data-protection-eu_en. Acessado em 04 de julho de 2020.

têm sido desenvolvidos em todas essas atividades [4, 10, 17]. No entanto, enquanto a explicabilidade de software pode ser colocada como requisito legal ou uma demanda social, pouco se sabe sobre como as pessoas que são usuárias de sistemas interativos percebem esse requisito. É fundamental compreender em que medida as pessoas se preocupam com a explicabilidade e em que medida elas percebem a importância e a necessidade de que o sistema esteja aderente a esse requisito. Além disso, a fim de orientar o processo de projeto, é relevante a obtenção de modelos de usuários que capturem as diferentes percepções dos usuários. Nesse sentido, duas questões que ainda estão pouco compreendidas são: (1) qual é a percepção das pessoas sobre a necessidade de explicabilidade de software? (2) quais são os perfis de usuários em termos dessa percepção? Este trabalho contribui para ajudar a responder essas questões.

O objetivo deste estudo é identificar semelhanças e diferenças entre os usuários em termos do requisito de explicabilidade de software. O método empregado combina questionário, mineração de dados e análise estatística. O questionário explora diferentes dimensões de explicabilidade, como o impacto das explicações na confiança no sistema, a utilidade das explicações e a relevância delas. A partir das respostas obtidas, são empregadas técnicas para elucidar as percepções dos usuários e para verificar a existência de grupos de pessoas que apresentam percepções semelhantes (análise da variação intra-grupo e índice de Silhouette) e feito o agrupamento (algoritmo K-means) para obtenção dos grupos. Cada grupo representa um perfil de usuário em relação à sua percepção do requisito de explicabilidade.

Neste estudo, reportamos resultados do estudo conduzido com 61 pessoas. A partir de respostas providas por elas, são obtidos 6 grupos de usuários. A interpretação dos grupos permite identificar os seguintes perfis de usuários: moderação em relação à explicabilidade (Perfil 1), interessado em explicabilidade (Perfil 2), exigente em relação à explicabilidade (Perfil 3), indiferente quanto à explicabilidade (Perfil 4), individualista em relação à explicabilidade (Perfil 5) e desinteressado em explicabilidade (Perfil 6). Esses perfis revelam as diferenças de percepção em relação à explicabilidade e indícios de relações entre essas percepções e fatores como idade, gênero e escolaridade. Como implicações, essa análise motiva o debate sobre como projetar, implementar e avaliar a explicabilidade de sistemas considerando diferentes perfis de usuários.

No restante do texto, a Seção 2 apresenta trabalhos relacionados ao tópico de explicabilidade. Em seguida, os materiais e métodos empregados no estudo são detalhados na Seção 3. Os resultados obtidos são apresentados na Seção 4. Por fim, são discutidas as implicações e limitações do trabalho (Seção 5) e apresentadas as conclusões do trabalho (Seção 6).

2 Trabalhos Relacionados

Softwares podem implementar comportamentos complexos e, em algumas circunstâncias, apresentar comportamento errôneo ou inesperado pelo usuário. Explicitar o comportamento do software, a fim de permitir ao usuário compreendê-lo e/ou identificar erros, é uma demanda crescente [10]. Idealmente, o software deve prover elementos para uma avaliação pública, por parte dos usuários, sem que esses precisem ter conhecimentos especializados de Engenharia de Software, algoritmos, processamento probabilístico, inteligência artificial, etc. Impor a restrição de que o software apresente aos usuários explicações sobre seu comportamento interno é impor um requisito não-funcional, denominado *requisito de explicabilidade* [6, 7, 10].

O desafio de se desenvolver software capaz de explicar suas saídas se torna maior quanto mais sofisticada for a computação realizada pelo software. Uma das áreas em que explicabilidade tem sido amplamente tratada é a área de inteligência artificial, geralmente definida como Inteligência Artificial Explicável (XAI, do inglês *Explainable Artificial Intelligence*). Um desafio adicional em XAI é que o comportamento do software não é dependente apenas de sua implementação, mas também dos dados usados para treinamento e aprendizagem do software. No contexto de algoritmos de “aprendizagem profunda” (*Deep Learning*), há uma lacuna entre o significado social associado aos usuários e o significado técnico associado à implementação dos algoritmos [2, 3], o que torna a implementação da explicação ainda mais desafiadora. Estudos têm mostrado que há diversas lacunas associadas ao desenvolvimento de sistemas aderente ao requisito de explicabilidade [6, 10, 17].

A explicação provida por software pode ter diversos propósitos. Pode-se enumerar os seguintes propósitos [17]: i) *transparência*, que consiste em explicitar aspectos internos ao software; ii) *escrutínio*, que consiste em prover explicações que permitam ao usuário verificar se o software está errado; iii) *confiança*, prover explicações que levem o usuário a entender e a ter confiança em como o sistema produz suas saídas; iv) *educação*, permitir que o usuário aprenda a partir das explicações; v) *depuração*, permitir ao usuário inspecionar as computações e identificar se há defeitos; vi) *efetividade*, prover explicações que ajudem o usuário a melhorar a tomada de decisões; vii) *satisfação*, prover explicações que aumentem a facilidade de uso e experiência com o sistema; viii) *persuasão*, convencer o usuário a tentar algo ou a comprar algo a partir das explicações fornecidas; e, ix) *eficiência*, prover explicações que ajudem o usuário a agilizar a tomada de decisões. No contexto de Engenharia de Software, os termos transparência e interpretabilidade têm sido enfatizados [7, 8].

3 Método de Descoberta de Perfis de Usuários quanto à Explicabilidade

Para identificação de perfis de usuários quanto à sua percepção do requisito de explicabilidade, emprega-se neste trabalho a técnica baseada em métricas, agrupamento automático e interpretação dos grupos [12]. De forma resumida, ao empregar essa técnica de identificação de perfis, as seguintes etapas são seguidas:

1. Definição das métricas, que são as variáveis do domínio do problema a serem consideradas no agrupamento;
2. Obtenção dos dados de uma amostra de pessoas para definição de perfis;
3. Pré-agrupamento, com a análise de diferentes números de grupos (k), por meio do índice de Silhouette e variação intragrupo (*Within groups sum of squares*), para verificar a tendência de grupos nos dados e o valor de k que maximiza a qualidade do agrupamento;
4. Normalização e agrupamento dos dados das pessoas usando o algoritmo K-means e empregando o k identificado na etapa anterior;
5. Interpretação dos grupos encontrados pelo algoritmo k-means a partir da análise do centroide de cada grupo e da correlação interna (Spearman² ρ).

Para este estudo, são definidas 4 métricas para obtenção de perfis associados à explicabilidade. Cada métrica é uma questão em escala Likert de 5 pontos. São avaliadas as seguintes quatro afirmações:

- A1 - “Eu sigo uma recomendação gerada por software se ela for útil para mim, independente se ela tem ou não uma explicação associada a ela”; trata-se da utilidade da recomendação mesmo sem explicação.
- A2 - “Eu não tenho interesse em conhecer como softwares que uso geram as recomendações que me fazem”; trata-se do interesse pessoal em explicação.
- A3 - “Se algum usuário tem interesse em conhecer como softwares geram as recomendações que lhe fazem, então os softwares devem prover tal explicação a esse usuário”; explicação para os outros.
- A4 - “Eu me sinto mais confiante em seguir uma recomendação feita por um software quando ele me explica por que ele considera a recomendação adequada para mim”; avalia a confiança gerada pela explicação.

Apresenta-se a afirmação e o participante responde com o seu nível de concordância com a afirmação, sendo de 1, discordo totalmente, a 5, concordo totalmente. Para o agrupamento, as respostas obtidas são normalizadas para intervalo de 0 e 1. Além dessas questões associadas à explicabilidade, os participantes também são solicitados a informar a idade, o

²Dadas duas variáveis A e B , a correlação de Spearman $\rho(A, B)$ é um valor no intervalo de -1 e 1 . Se o valor é 0 , não há correlação entre A e B . Se o valor tende a -1 , há uma correlação inversa, i.e. o valor de A cresce quando o valor de B diminui. Se o valor tende a 1 , há uma correlação direta, quando A cresce, B também cresce.

gênero, o nível de escolaridade e a frequência em que usam cada uma dos seguintes sistemas: Redes sociais online (ex: Twitter, Facebook, Instagram); Mídias (ex: YouTube, Spotify, Pinterest); Software de comércio eletrônico (ex: Amazon, Submarino, Saraiva); Software de georreferenciamento e rotas (ex: Google Maps, Waze, HERE WeGo); Buscadores de conteúdo na Web (ex.: Google, Bing, Yahoo!).

O procedimento metodológico deste trabalho foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) da PUC Minas. Ao CEP foi submetido o questionário, descrição dos métodos de análise de dados, Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) a ser firmado pelos participantes e o desenho do estudo. O número de registro da pesquisa é CAAE: 02854718.3.0000.5137.

4 Resultados de um Estudo de Caso de Descoberta de Perfis

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos.

4.1 Participantes e Agrupamento

O questionário proposto foi divulgado em laboratórios de computação na cidade de Campina Grande, no estado da Paraíba, e na cidade de Belo Horizonte, no estado de Minas Gerais. O questionário foi divulgado via GoogleForms. Ele foi respondido por 61 pessoas. Ao todo, 68% dos respondentes são homens. A idade dos participantes varia de 13 a 47 anos, a maior parte tem idade entre 18 e 27 anos, sendo 25% com idade entre 18 e 22 anos e outros 30% com idade entre 23 e 27 anos. A maior parte dos participantes sempre acessa buscadores de conteúdo na Web, mídias e redes sociais online.

Testou-se a tendência a grupos nos dados e avaliou-se as estruturas de grupo com k variando de 2 a 10 grupos. O melhor resultado obtido foi com $k = 6$, que possibilita uma redução na variação intragrupo, conforme mostra a Figura 1. Com esse número de grupos, tem-se um índice de Silhouette de 0.43, que é o maior valor obtido entre todos os valores de k . Esse valor de índice de Silhouette em conjunto com a análise da variação intragrupo indica que uma estrutura de grupos foi encontrada. A partir desse resultado, os respondentes foram agrupados em 6 grupos empregando o algoritmo K-means.

4.2 Perfis de usuários quanto ao requisito de explicabilidade

A Figura 2 apresenta os centroides identificados no agrupamento. Cada centroide representa um grupo que pode ser interpretado como um perfil de usuário pelos seus requisitos de explicabilidade. Dessa forma, são seis perfis numerados de Perfil 1 a Perfil 6. A seguir analisamos cada um desses perfis.

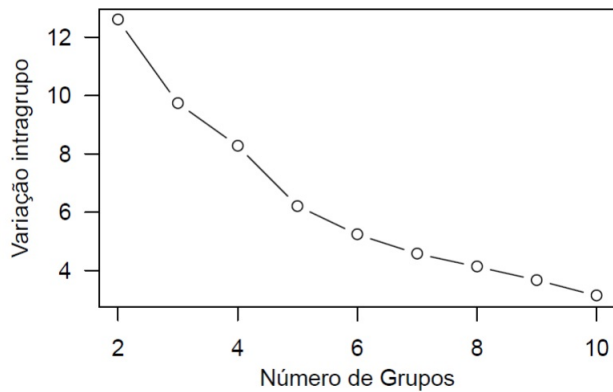


Figura 1. Variação intragrupo quando se varia o número e grupos (k) de 2 a 10.

Perfil 1, tende a ser moderado em relação à explicabilidade. Pessoas que apresentam este perfil discordam plenamente que elas não tenham interesse nas explicações providas por software (A2) e concordam plenamente que a explicabilidade deve ser provida aos usuários que desejam (A3). No entanto, essas pessoas são céticas em relação ao papel desempenhado pelas explicações, pois elas discordam que ficam mais confiantes quando o software apresenta uma explicação (A4) e concordam que seguem as recomendações dos software em razão da utilidade das recomendações, independente delas serem explicadas ou não (A1). Foram identificadas 7 (11.48%) pessoas que exibem este perfil.

Perfil 2, tende a ser interessado em explicabilidade. As pessoas neste perfil concordam que têm interesse nas explicações providas por software (A2), embora elas sigam as recomendações mesmo quando elas não são explicadas (A1). Este perfil de usuário concorda plenamente que a explicabilidade deve ser provida aos usuários que desejam (A3) e também concordam plenamente que sentem mais confiança em seguir uma recomendação provida por software quando são explicadas (A4). Este é um perfil mais comum. Na amostra estudada, são 29 pessoas, representando 47.54% do total.

Perfil 3, tende a ser exigente em relação à explicabilidade. Este perfil de explicabilidade representa um conjunto de pessoas que discorda que elas pesam mais a utilidade da recomendação provida pelo software, mesmo que ela não seja explicada (A1) e elas também discordam que não têm interesse em tais explicações (A2). Outra característica importante deste perfil é que as pessoas concordam plenamente que a explicabilidade deve ser provida aos usuários que desejam (A3) e também concordam plenamente que sentem mais confiança em seguir a recomendação provida pelo sistema quando há uma explicação associada a essa recomendação (A4). Na amostra estudada são 16 pessoas que exibem este perfil, representando 26.22% do total.

Perfil 4, tende a ser indiferente em relação à explicabilidade. Pessoas neste perfil não concordam e nem discordam que se preocupam com explicabilidade (A2) e também não concordam e nem discordam que se sentem mais confiantes em seguir uma recomendação quando a explicação está presente (A4). Neste perfil, também se encontram representadas as pessoas que discordam totalmente que pesam mais a utilidade das recomendações, mesmo que elas não sejam explicadas (A1), e também discordam totalmente que explicabilidade deve ser provida aos usuários que desejam (A3). Este é um perfil raro; foram identificadas 2 (3.28%) pessoas que exibem este perfil.

Perfil 5, tende a ser individualista em relação à explicabilidade. Pessoas que apresentam este perfil demandam muito por explicabilidade para si próprias, há três evidências disso: 1) elas discordam totalmente de que não tenham em interesse explicabilidade (A2); 2) elas também discordam totalmente que pesam apenas a utilidade da funcionalidade provida pelo software sem explicação (A1); e 3) elas concordam totalmente que se sentem mais confiantes quando o software apresenta uma explicação (A3). No entanto, em oposição aos outros perfis, pessoas neste perfil discordam que a explicabilidade deve ser provida aos usuários que desejam (A3). Há, portanto, um indicativo de que essas pessoas percebem a necessidade de explicabilidade para si próprias, mas não necessariamente para os outros usuários. Na amostra estudada, foram identificadas 4 (6.55%) pessoas que exibem este perfil.

Perfil 6, tende a ser desinteressado em relação à explicabilidade. As pessoas representadas neste perfil concordam plenamente que não têm interesse que o software apresente explicações para as recomendações que fazem (A2), sendo essa a principal marca deste perfil em relação aos outros perfis. Essas pessoas também concordam plenamente que explicabilidade deve ser provida aos outros usuários que desejam (A3). Elas também discordam que a explicabilidade tenha efeito na confiança que sentem ao usar o sistema (A4) e tendem a discordar de que pesam mais a utilidade das recomendações do que as explicações providas (A1). Este é um perfil raro; foram identificadas 3 (4.92%) pessoas que exibem este perfil.

Analisando internamente os perfis, pode-se observar algumas correlações entre características que não são observadas em todo o conjunto de dados. A Tabela 1 mostra os valores de correlação entre cada par de característica em todos os dados e nos perfis 2 e 3, os dois com mais pessoas. No caso do Perfil 2, tem-se a tendência de que quanto mais o usuário discorda que não se preocupa com explicabilidade mais ele concorda que usa o software independente de ter explicações ($\rho(A1, A2) = -0.49$). No caso do Perfil 3, observa-se a tendência de que quanto mais o usuário discordar que não se preocupa com explicabilidade mais ele concorda que sente

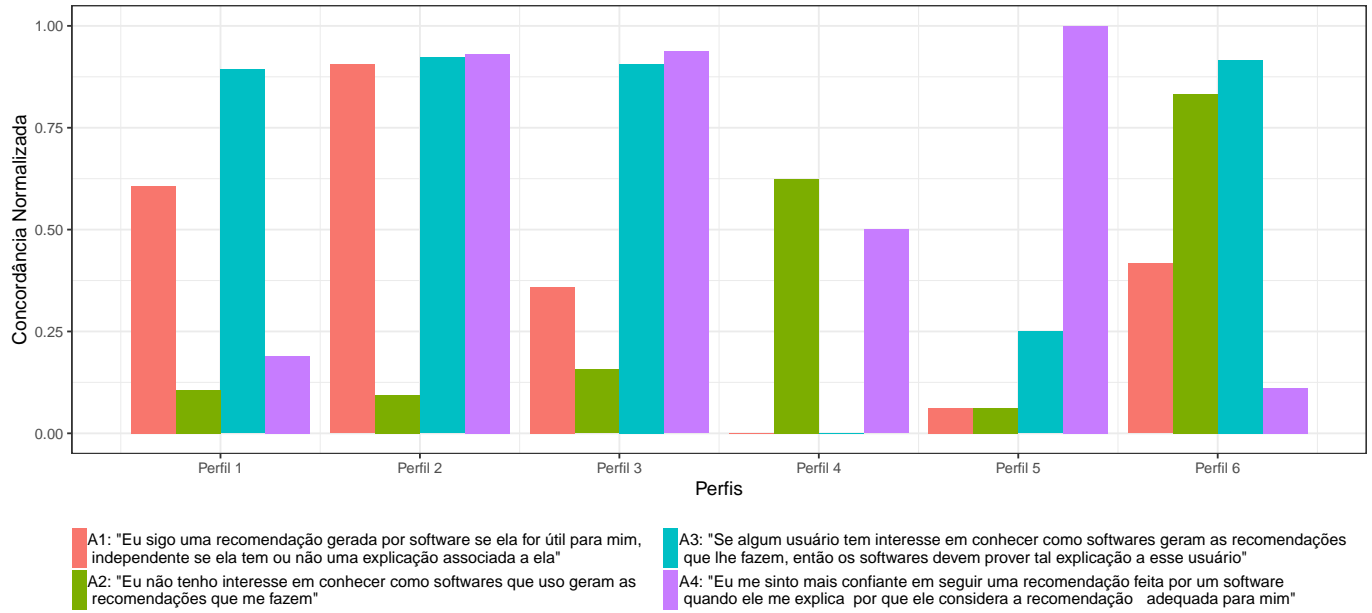


Figura 2. Perfis de usuários definidos pelo centróide identificados pelo algoritmo k-means. O eixo vertical mostra os valores normalizados para cada métrica de percepção de explicabilidade (indicadas como barras) e o eixo horizontal mostra os perfis

confiança quando o sistema apresenta explicações para suas recomendações ($\rho(A2, A4) = -0.53$).

Tabela 1. Correlação de Spearman, ρ , entre cada par de afirmações dentro do conjunto de todas as pessoas e no grupo de respondentes no Perfil 2 e 3.

Par	Todos os perfis N = 61	Perfil 2 N = 29	Perfil 3 N = 16
$\rho(A1, A2)$	0.07	-0.49*	-0.18
$\rho(A1, A3)$	0.04	0.37*	-0.16
$\rho(A1, A4)$	0.17	0.13	0.27
$\rho(A2, A3)$	-0.36	-0.48*	-0.66*
$\rho(A2, A4)$	-0.33	0.02	-0.53*
$\rho(A3, A4)$	0.14	0.27	0.29

Nota 1: *Correlação significativa (p-value < 0.05).

Nota 2: Em negrito estão as correlações superiores a 0.4.

Também é importante destacar como essa composição dos perfis ocasiona, indiretamente, a observação do agrupamento de pessoas de diferentes características demográficas. Essa análise é apresentada na Tabela 2. Por exemplo, observa-se que apesar de mulheres serem uma minoria na amostra estudada, quando se olha as pessoas que exibem o Perfil 1, a maioria é do sexo feminino. O perfil identificado como Perfil 2 em explicabilidade, por sua vez, é o mais comum e exibe características demográficas iguais às que se observa na amostra total.

5 Discussões das Implicações e Limitações

Este estudo apresenta evidências de que se pode derivar perfis de usuários em termos de seus requisitos de explicabilidade. Esse tipo de perfil reúne informações relevantes ao processo de projeto de sistemas interativos, da especificação até a avaliação. Projetar para diferentes perfis de usuários, é usual em diversos contextos, como o caso do requisito de privacidade [11]. Este estudo traz evidências de que esse também pode ser o caso do requisito de explicabilidade. Os perfis identificados também podem ser evoluídos para personas, seguindo uma abordagem de criação personas focadas na representação de requisitos potenciais [5].

Embora o tamanho da amostra utilizada permita detectar a estrutura geral das percepções das pessoas, ela não permite afirmar a generalidade dos perfis encontrados. Dessa forma, novos estudos precisam ser conduzidos a fim de detectar os comportamentos que são invariantes. Também é natural que, a depender do contexto de cada sistema, o projetista opte por outras questões associadas à explicabilidade. Nessas situações, as questões reportadas neste trabalho servem como ponto de referência e o processo de identificação e análise dos perfis pode ser utilizada como metodologia a ser utilizada pelo projetista. Nesse contexto, também é relevante investigar a existência de “paradoxos” entre o que a pessoa responde no questionário e a forma como ela realmente comporta. Esse tipo de paradoxo ocorre no caso do requisito de privacidade [11] e também pode ocorrer em explicabilidade.

Tabela 2. Características demográficas e de sistemas mais usados por cada perfil de usuário quanto à explicabilidade.

Perfil	Nº de Pessoas	Faixa etária	Gênero	Sistema mais usado	Escolaridade
Perfil 1	7 (11.48%)	De 18 a 22 anos	Feminino	Mídias e Buscadores de conteúdo na Web	Ensino médio
Perfil 2	29 (47.54%)	De 23 a 27 anos	Masculino	Buscadores de conteúdo na Web	Ensino médio
Perfil 3	16 (26.22%)	De 13 a 17 anos	Masculino	Buscadores de conteúdo na Web	Ensino médio
Perfil 4	2 (3.28%)	De 23 a 27 anos	Masculino	Mídias e Buscadores de conteúdo na Web	Ensino médio
Perfil 5	4 (6.55%)	De 33 a 37 anos	Masculino	Buscadores de conteúdo na Web	Doutorado
Perfil 6	3 (4.92%)	De 23 a 27 anos	Masculino	Mídias	Mestrado
Todos	61 (100%)	De 23 a 27 anos	Masculino	Buscadores de conteúdo na Web	Ensino Médio

6 Conclusão

Neste trabalho apresentamos uma análise de perfis de usuários de sistemas interativos, tendo como perspectiva sua percepção acerca de requisitos de explicabilidade. As duas principais questões levantadas no estudo são se as pessoas percebem a necessidade de explicabilidade de software e quais são os perfis típicos de usuários em termos da demanda por explicabilidade. Para responder a essas questões, emprega-se um método que combina questionário, mineração de dados e análise estatística.

Os resultados obtidos mostram que há diversos perfis de usuários de sistemas interativos em termos de sua percepção quanto ao requisito de explicabilidade de software. No estudo com 61 pessoas, são obtidos 6 perfis. Buscando colocar em perspectiva suas principais características quanto à percepção do requisito de explicabilidade, os perfis foram analisados em termos do nível de exigência e interesse em relação à explicabilidade. Em termos demográficos, pessoas nesses perfis também apresentam diferenças quanto à faixa etária, gênero e escolaridade. Os perfis de pessoas interessadas (Perfil 2) e exigentes (Perfil 3) agregam a maior quantidade de pessoas, agregando mais de 70% dos participantes.

A partir do estudo realizado, pode-se apontar diversos trabalhos futuros. É importante realizar estudos qualitativos com pessoas de cada perfil de modo a investigar, de forma mais aprofundada, suas percepções e interesses. Além disso, é importante investigar como considerar tais perfis durante o projeto de sistemas interativos. A obtenção dos requisitos e dos perfis dos usuários é apenas o início do processo. Nesse sentido, é importante destacar, por exemplo, a relevância de se investigar como projetar e implementar a interface e interação de sistemas interativos com recurso de explicabilidade que atendam às expectativas de cada um dos perfis.

Referências

- [1] Simone Barbosa and Bruno Silva. 2010. *Interação Humano-Computador*. Elsevier Brasil, Brazil.
- [2] Rafael Brandão, Joel Carbonera, Clarisse de Souza, Juliana Jansen Ferreira, Bernardo Gonçalves, and Carla Leitão. 2019. Mediation Challenges and Socio-Technical Gap for Explainable Deep Learning Applications. *CoRR abs/1907.07178* (2019). arXiv:1907.07178
- [3] Joel Carbonera, Bernardo Gonçalves, and Clarisse de Souza. 2018. O problema da explicação em Inteligência Artificial: considerações a partir da semiótica. *TECCOGS: Revista Digital de Tecnologias Cognitivas* 17 (2018), 59–75.
- [4] Shuo Chang, Maxwell F. Harper, and Loren Terveen. 2016. Crowd-based personalized natural language explanations for recommendations. In *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems*. ACM, 175–182.
- [5] Bruna Ferreira, Simone Barbosa, and Tayana Conte. 2018. Creating Personas Focused on Representing Potential Requirements to Support the Design of Applications. In *Proceedings of the 17th Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems* (Belém, Brazil) (IHC 2018). ACM, New York, NY, USA.
- [6] Bryce Goodman and Seth Flaxman. 2017. European Union regulations on algorithmic decision-making and a “right to explanation”. *AI magazine* 38, 3 (2017), 50–57.
- [7] Maximilian A Köhl, Kevin Baum, Markus Langer, Daniel Oster, Timo Speith, and Dimitri Bohlender. 2019. Explainability as a non-functional requirement. In *2019 IEEE 27th International Requirements Engineering Conference (RE)*. IEEE, 363–368.
- [8] Julio Leite and Claudia Cappelli. 2010. Software Transparency. *Business & Information Systems Engineering* 2, 3 (2010), 127–139.
- [9] Jakob Nielsen. 1994. *Usability engineering*. Elsevier.
- [10] Ingrid Nunes and Dietmar Jannach. 2017. A systematic review and taxonomy of explanations in decision support and recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 27, 3 (2017), 393–444.
- [11] Lesandro Ponciano, Pedro Barbosa, Francisco Brasileiro, Andrey Brito, and Nazareno Andrade. 2017. Designing for Pragmatists and Fundamentalists: Privacy Concerns and Attitudes on the Internet of Things. In *Proceedings of the XVI Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems* (Joinville, Brazil) (IHC 2017). ACM, NY, US, Article 21, 10 pages.
- [12] Lesandro Ponciano and Francisco Brasileiro. 2014. Finding Volunteers’ Engagement Profiles in Human Computation for Citizen Science Projects. *Human Computation* 1, 2 (2014), 245–264.
- [13] Lesandro Ponciano, Francisco Brasileiro, Nazareno Andrade, and Livia Sampaio. 2014. Considering human aspects on strategies for designing and managing distributed human computation. *Journal of Internet Services and Applications* 5, 1 (2014), 10.
- [14] Raquel Prates, Clarisse de Souza, and Simone Barbosa. 2000. Methods and tools: a method for evaluating the communicability of user interfaces. *interactions* 7, 1 (2000), 31–38.
- [15] Yvonne Rogers, Helen Sharp, and Jenny Preece. 2011. *Interaction design: beyond human-computer interaction*. John Wiley & Sons.
- [16] Jim Thatcher, Cynthia Waddell, and Michael Burks. 2002. *Constructing accessible web sites*. Vol. 34. Glasshaus Birmingham.
- [17] Nava Tintarev and Judith Masthoff. 2012. Evaluating the effectiveness of explanations for recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 22, 4 (01 Oct 2012), 399–439.