

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE INFORMÁTICA
BACHARELADO EM SISTEMAS DE INFORMAÇÃO**

ANDRÉ DONATO ZANON

**PESQUISA BIBLIOGRÁFICA SOBRE O USO DE BIG DATA NA
AVALIAÇÃO DE UX**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CURITIBA

2017

ANDRÉ DONATO ZANON

**PESQUISA BIBLIOGRÁFICA SOBRE O USO DE BIG DATA NA
AVALIAÇÃO DE UX**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Câmpus Curitiba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Sistemas de Informação.

Orientadora: Profª. Drª. Sílvia Amélia Bim

CURITIBA

2017

TERMO DE APROVAÇÃO

“Pesquisa Bibliográfica Sobre o Uso de Big Data na Avaliação de Ux”

por

“**André Donato Zanon**”

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi apresentado como requisito parcial à obtenção do grau de Bacharel em Sistemas de Informação na Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR - Câmpus Curitiba. O(a)(s) aluno(a)(s) foi(ram) arguido(a)(s) pelos membros da Banca de Avaliação abaixo assinados. Após deliberação a Banca de Avaliação considerou o trabalho _____.

<hr/> <p>Prof. Dr^a. Sílvia Amélia Bim (Presidente - UTFPR/Curitiba)</p>	<hr/> <p>Prof. Dr. Leonelo Dell Anhol Almeida (Avaliador 1 – UTFPR/Curitiba)</p>
<hr/> <p>Prof. Dr. Thiago Henrique Silva (Avaliador 2 – UTFPR/Curitiba)</p>	<hr/> <p>Prof. Dr^a. Leyza Baldo Dorini (Professor Responsável pelo TCC – UTFPR/Curitiba)</p>
<hr/> <p>Prof. Dr. Leonelo Dell Anhol Almeida (Coordenador(a) do curso de Bacharelado em Sistemas de Informação – UTFPR/Curitiba)</p>	

“A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Curso.”

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por minha vida, família e amigos.

Também agradeço esta universidade e seu corpo docente, que proporcionaram o ambiente de ensino criativo e amigável que permitiu a realização deste projeto.

Especialmente agradeço a Prof^a. Dr^a Silvia Amélia Bim pela oportunidade, paciência, disponibilidade e apoio dedicados à realização deste trabalho.

Por fim agradeço meus pais pelo exemplo, incentivo e compreensão nos momentos mais difíceis.

“The saddest aspect of life right now is that science gathers knowledge faster than society gathers wisdom.”

– Isaac Asimov

RESUMO

Zanon, André Donato. Pesquisa Bibliográfica Sobre o Uso de Big Data na Avaliação de Ux. 95 f. TCC (Bacharelado em Sistemas de Informação), Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2017.

Este trabalho tem como objetivo, através da realização de uma pesquisa bibliográfica, investigar possíveis contribuições que o uso de Big Data pode trazer para o processo de avaliação da UX de sistemas computacionais. Procura-se compreender melhor o assunto por meio da resposta a questionamentos relacionados à identificação da motivação das pesquisas com o tema, dos grupos de interesse, das ferramentas computacionais utilizadas, dos procedimentos e técnicas realizados e dos impactos encontrados em estudos sobre o assunto. Para encontrar as respostas foram selecionados artigos que continham evidências da relação entre Big Data e a avaliação de UX de sistemas. Através da análise dos estudos foi possível observar que o uso de Big Data em avaliações de UX é visto pelos profissionais que realizaram os estudos como boa forma de complementar avaliações de UX tradicionais, não um substituto. A pesquisa realizada também encontrou evidências de que o processo aumenta a compreensão sobre o comportamento real dos usuários, enriquece os resultados das avaliações e proporciona relativa redução do custo e do tempo investidos no processo.

Palavras-chave: Avaliação de UX. Big Data. Interação Humano Computador.

ABSTRACT

ZANON, André Donato. Bibliographic Research on Big Data Usage in Ux Evaluation. 95 f. TCC (Bachelor of Information Systems) - Federal University of Technology - Paraná. Curitiba 2017.

The objective of this work is to perform a bibliographic research on possible contributions that the use of Big Data can bring to the UX evaluation process of computational systems. It is sought to better understand the subject through the answer of questions related to the identification of research motives with the theme, interest groups found, computational tools used, procedures and techniques performed, and the impacts found in studies on the subject. To find the answers articles that contained evidence of the relationship between Big Data and the UX evaluation of systems were selected. Through the analysis of the studies it was possible to observe that the use of Big Data in UX evaluations is seen by the professionals that carried out the studies as a good way of complementing traditional UX evaluations, not as a substitute. The research also found evidence that the process increases understanding of users' real behaviors, enriches the results of evaluations, and provides a reduction in cost and time invested in the process.

Keywords: UX Evaluation. Big Data. Human Computer Interaction.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – O processo de Interação Humano-Computador (Prates et al., 2003).....	3
Figura 2 – Características que compõe UX (Adaptado de Woods, 2015).....	9
Figura 3 – Etapas do processo de KDD (Adaptado de: Fayyad et al., 1996).....	13
Figura 4 – Gartner Hype Cycle 2013 (Gartner, 2013).....	17
Figura 5 – Gartner Hype Cycle 2014 (Gartner, 2014).....	17
Figura 6 – Gartner Hype Cycle 2015 (Gartner, 2015).....	18
Figura 7 – Relação entre o interesse nos termos UX e Usability (Google Trends, 2017).....	19
Figura 8 – Relação entre o interesse nos termos KDD, Data Mining e Big Data (Google Trends, 2017).....	20
Figura 9 – Relação entre o interesse nos termos UX, Usability, KDD, Data Mining e Big Data (Google Trends, 2017).....	21
Figura 10 – Representação das etapas do roteiro de pesquisa (Quivy e Campenhout, 1998). 25	
Figura 11 – Representação gráfica da localização dos grupos de interesse identificados pela pesquisa.	45

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Descrição das regiões do Gartner Hype Cycle (Baseado em: Gartner, 2016).	16
Tabela 2 – Artigos selecionados para a pesquisa bibliográfica.....	32
Tabela 3 – Relação das motivações de pesquisa identificadas por artigo.....	40
Tabela 4 – Relação dos grupos de interesse e profissionais envolvidos identificados por artigo.....	47
Tabela 5 – Relação das ferramentas computacionais utilizadas identificadas por artigo.	51
Tabela 6 – Relação de processos de pesquisa identificados por artigo.....	61
Tabela 7 – Relação entre vantagens percebidas por artigo.	69
Tabela 8 – Relação entre desafios identificados por artigo.	69

LISTA DE SIGLAS E ACRÔNIMOS

UX	User Experience
IHC	Interação Humano Computador
KDD	Knowledge Discovery in Databases
UXPA	User Experience Professionals Association
HEART	Happiness, Engagement, Adoption, Retention, Task Success
IWi	Institut für Wirtschaftsinformatik
DFKI	Deutsche Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz
VyGLab	Visualization and Graphics Research Laboratory
GRIHO	Grupo de Pesquisa em Interação Humano-Computador e Integração de Dados
AIPO	Asociación Interacción Persona-Ordenador
CESAR	Centro de Estudos e Sistemas Avançados de Recife
IT	Information Technology
TI	Tecnologia da Informação
HDFS	Hadoop Distributed File System
IP	Internet Protocol
ACM	Association for Computing Machinery

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	3
1.1 OBJETIVOS	5
2 REFERENCIAL TEÓRICO	8
2.1 UX E USABILIDADE	8
2.2 KDD, DATA MINING E BIG DATA	12
3 METODOLOGIA DA PESQUISA	22
3.1 ENQUADRAMENTO METODOLÓGICO	22
3.2 ETAPAS DE PESQUISA	24
4 ANÁLISE E RESULTADOS	36
4.1 QUAIS FATORES MOTIVAM O USO DE AVALIAÇÃO DE UX ASSOCIADA COM BIG DATA?	36
4.2 QUAIS GRUPOS DE PESQUISA, EMPRESAS OU UNIVERSIDADES ESTÃO DESENVOLVENDO PESQUISAS COM ESTE TEMA?	40
4.3 QUAIS FERRAMENTAS TÊM SIDO UTILIZADAS PARA ESTAS PESQUISAS? ..	48
4.4 QUAIS OS PRINCIPAIS PROCESSOS E TÉCNICAS QUE ESTÃO SENDO EMPREGADOS?	52
4.5 QUAIS SÃO AS PRINCIPAIS DIFICULDADES E VANTAGENS CONSTATADAS SOBRE A APLICAÇÃO DE BIG DATA PARA AVALIAÇÃO DE UX DE SISTEMAS? ..	61
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	70
REFERÊNCIAS	74
APÊNDICES	80

1 INTRODUÇÃO

A Interação Humano-Computador (IHC) é, em termos gerais, o que acontece quando um usuário utiliza um sistema computacional para atingir um objetivo (Hartson e Pyla, 2012). A área de IHC estuda este processo partindo do ponto de vista do usuário: que ações ele realiza em um sistema e sua interpretação das respostas transmitidas pelo sistema através da interface (Prates et al., 2003). Este processo está representado na Figura 1:

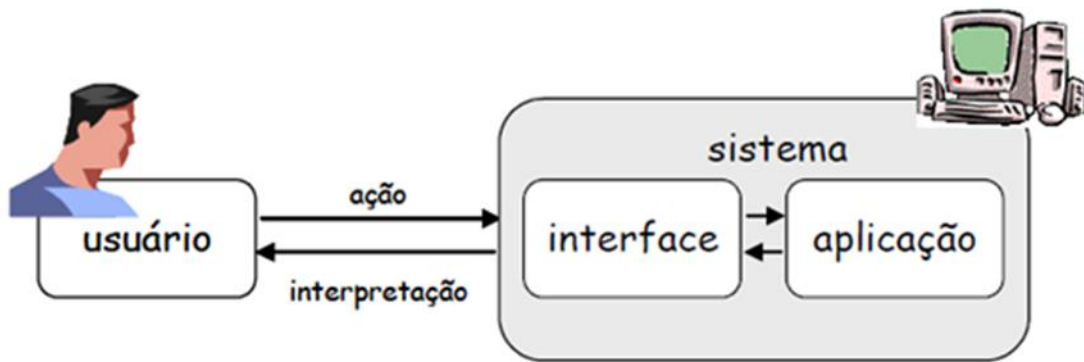


Figura 1 – O processo de Interação Humano-Computador (Prates et al., 2003).

Dentro da área de IHC um dos critérios para avaliar a qualidade de um sistema é a User Experience ou UX. Este tem sido um critério conhecido e almejado nos processos de desenvolvimento de sistemas de várias empresas desenvolvedoras de software como Google, IBM e Intel (Google, 2016; Mao et al., 2005; Cheng et al., 2015). No entanto, a definição do conceito de UX e sua aplicação em processos empresariais não é uma tarefa trivial.

A natureza multidisciplinar de UX levou à criação de diferentes definições para o conceito, variando entre perspectivas psicológicas até perspectivas organizacionais (Roto, 2009). No âmbito da IHC uma das definições mais aceitas segundo Law et al. (2009) propõe que UX é “*uma consequência do estado interno de um usuário, das características de design do sistema e do contexto ou ambiente onde a interação acontece*” (Hassenzahl e Tractinsky, 2006).

Durante o ciclo de vida de um sistema, diferentes aspectos de UX como usabilidade, design das interfaces, design da interação, conteúdo do sistema e

arquitetura da informação podem ser avaliados. Este processo é realizado para descobrir como uma pessoa se relaciona com um sistema computacional antes, durante e após sua interação com ele (Albert & Tullis., 2013) e assim medir a adequação de um sistema computacional como ferramenta.

Existem diversos métodos de avaliação dos sistemas onde, tradicionalmente, designers de interação realizam uma análise qualitativa de testes realizados com uma amostra da população de usuários em um laboratório ou um ambiente controlado (Preece et al., 2013). Estes testes servem para observar e analisar o comportamento dos usuários enquanto realizam tarefas em um sistema computacional. Um exemplo de método que se encaixa nessa abordagem de avaliação é o “Teste de Usabilidade”. Neste, 5 a 10 participantes têm sua interação com um sistema registrada para posterior análise de possíveis falhas na usabilidade de um sistema (Barbosa e Silva, 2010).

Este processo, no entanto, se torna ineficaz caso haja a necessidade de avaliar outras características de UX, com um número de pessoas próximo da população real de usuários do sistema. O tempo para realizar os estudos, coletar as observações e compilar os resultados implicaria em custo não justificável. Além disso a maioria das empresas não teria uma equipe de designers de interação grande o suficiente para realizar esta análise. No Brasil, por exemplo, 45% das empresas possuem no máximo 3 pessoas trabalhando com UX (Silva et al., 2015).

Para suprir estas deficiências, a coleta e análise automatizada de dados de interação tem sido cogitada como uma abordagem quantitativa da avaliação de UX. Esta aproximação pode trazer novas revelações e apontar tendências que poderiam não ser percebidas pelos métodos tradicionais. O uso de diferentes métodos complementares pode ajudar os profissionais de UX a encontrar diferentes tipos de problemas e realizar uma avaliação de UX levando em conta outros aspectos dos sistemas computacionais.

O uso dessas técnicas automatizadas para monitorar e processar grandes quantidades de dados tem se difundido entre diversas áreas da Ciência da Computação. Para a IHC estas técnicas possibilitam a coleta de grandes volumes de dados de interação de usuários. O processamento e a análise automatizada destes dados possibilitam uma nova dimensão da avaliação da UX dos sistemas computacionais.

Associado a este fator, o avanço da tecnologia de armazenamento e processamento de dados, permitiu o surgimento de metodologias que fazem uso de bases de dados de grande volume e complexidade, com dados normalmente não estruturados, de diferentes fontes e formatos e coletados de forma automática e transparente. Sistemas com este padrão tem sido definidos de forma genérica pelo termo Big Data (Dijicks, 2012).

Este trabalho explora estudos recentes, exemplos e casos onde Big Data esteve envolvida no processo da avaliação da UX. Esta pesquisa bibliográfica visa contribuir para a compreensão deste relacionamento para o desenvolvimento de sistemas computacionais interativos.

1.1 OBJETIVOS

Neste capítulo são explicitados o objetivo geral e os objetivos específicos do projeto. Também são discutidos fatores que justificam esta proposição e sua inserção na área proposta.

1.1.1 GERAL

Este trabalho tem como objetivo realizar uma pesquisa exploratória sobre as possíveis contribuições do uso de Big Data para a avaliação de UX em sistemas computacionais interativos.

1.1.2 ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos deste estudo são representados pelas seguintes questões de pesquisa:

1. Quais fatores motivam o uso de Avaliação de UX associada com Big Data?
2. Quais grupos de pesquisa, empresas ou universidades estão desenvolvendo pesquisas com este tema?

3. Quais ferramentas computacionais têm sido utilizadas para estas pesquisas?
4. Quais os principais processos e técnicas que estão sendo empregados?
5. Quais são as principais dificuldades e vantagens constatadas sobre a aplicação de Big Data para avaliação de UX de Sistemas?

Estas questões foram formuladas de acordo com a problemática definida para este trabalho de conclusão de curso. Elas visaram a elaboração de uma análise sobre características consideradas relevantes em relação à perspectiva do porquê, onde, como, e de quais impactos existem na relação entre avaliações de UX e Big Data.

Este trabalho de pesquisa sobre a contribuição de Big Data no processo da avaliação da UX se justifica pelas seguintes razões:

- Verifica-se que a relação entre UX e Big Data ainda é um tema recente, onde contribuições ainda podem ser feitas.

A pesquisa em relação à Experiência do Usuário data do início da década de 90. O próprio termo UX foi criado por Donald Norman, no início de 1990, para melhor definir a visão da Apple quanto aos aspectos da interação do usuário com os seus sistemas (Merholz, 2007). A partir deste ponto o conceito de UX começou a ser difundido e passou a receber mais atenção por parte dos profissionais de IHC. O conceito de Big Data também tem crescido e se tornou um campo para novas oportunidades empresariais (Fenn & LeHong, 2011). Segundo análises realizadas pela Gartner Inc., Big Data é uma tecnologia emergente desde 2011 que se tornou prevalente em diversos aspectos do cotidiano (Gartner, 2015). A junção destes dois conceitos e sua interação é um campo promissor para a melhoria de sistemas computacionais. Portanto, verificar as possibilidades de sinergia entre os dois contextos e mapeá-los, apresenta-se como oportunidade para pesquisa.

- A análise de dados em larga escala pode trazer novos aspectos para a avaliação de UX em sistemas computacionais interativos.

Ainda não existe uma compreensão sobre como ou o quanto estes novos métodos de avaliação dos sistemas podem complementar os métodos

tradicionalmente aplicados para avaliação de UX nos sistemas computacionais interativos (Chen et al.,2009). Portanto, existem possibilidades para investigar que benefícios podem surgir desta aplicação, qual o impacto deste processo nos custos da avaliação, qual o papel dos profissionais nestes estudos, entre outros.

Esse trabalho foi desenvolvido seguindo a seguinte estrutura: inicialmente o Capítulo 2 descreve o 'Referencial Teórico' que fundamentou a pesquisa. Em seguida o texto apresenta a 'Metodologia da Pesquisa' deste trabalho e os artigos selecionados. Os próximos capítulos apresentam a 'Análise e Resultados', seguidos pela discussão das 'Considerações Finais' em relação à pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção apresenta uma síntese dos conceitos empregados neste trabalho de conclusão para verificar o estado atual das áreas envolvidas no problema de pesquisa.

2.1 UX E USABILIDADE

O termo User Experience foi criado por Donald Norman no início de 1990, quando ele era Vice-Presidente do Grupo de Tecnologias Avançadas da Apple. Norman acreditava que definições como Interface de Usuário e Usabilidade limitavam o entendimento sobre o que o trabalho dele representava. Então, ele renomeou seu cargo para “User Experience Architect” e começou a difundir entre os funcionários da sua equipe o termo “User Experience” para definir a visão da Apple quanto aos aspectos da interação do usuário com os sistemas (Merholz, 2007).

Existem diversas definições do que é UX. Isso acontece devido às diferentes interpretações das características da experiência de um usuário por outras áreas. Além da Ciência da Computação, conceitos de UX podem ser observados para produtos e processos fora do contexto de sistemas computacionais. Isso torna os conceitos de UX abrangentes, dinâmicos e subjetivos. Estas foram algumas conclusões de uma pesquisa feita durante a conferência de 2008 da SIGCHI - Special Interest Group on Computer-Human Interaction (Law et al., 2009).

A comunidade presente na conferência foi consultada para tentar encontrar uma definição comum para o termo UX. Na ocasião algumas definições de UX foram utilizadas como base para um debate comparativo entre as diferentes visões desta área.

O conceito mais votado pelos participantes foi que UX pode ser definida como *“uma consequência do estado interno de um usuário (pré-disposições, expectativas, necessidades, motivações, humor, etc.), das características de design do sistema (complexidade, usabilidade, funcionalidades, etc.) e do contexto ou ambiente onde a interação acontece”* (Hassenzahl e Tractinsky, 2006)

Outra visão relacionada no estudo da SIGCHI vem de Jakob Nielsen e Donald Norman que dizem que “*todos os aspectos da interação de um usuário com uma empresa, seus serviços e seus produtos fazem parte da área de UX. Mas o primeiro requisito de uma boa experiência dos usuários é atender exatamente as necessidades do cliente. Depois disto produzir produtos com simplicidade e elegância, que sejam prazerosos para o usuário. UX, portanto, é o resultado dos esforços de diversas áreas, engenharia, marketing, produção e design de interfaces*” (Nielsen e Norman, 2016)

Estas duas definições têm um ponto em comum: a UX de um sistema é composta por diversos aspectos. Nielsen e Norman afirmam que “*mesmo que um software ou um site tenham uma interface perfeita, se eles não atenderem a necessidade do usuário, ele não terá tido uma boa experiência*”. Isto levanta o ponto de que a avaliação da UX de um sistema precisa explorar diferentes características do sistema em conjunto.

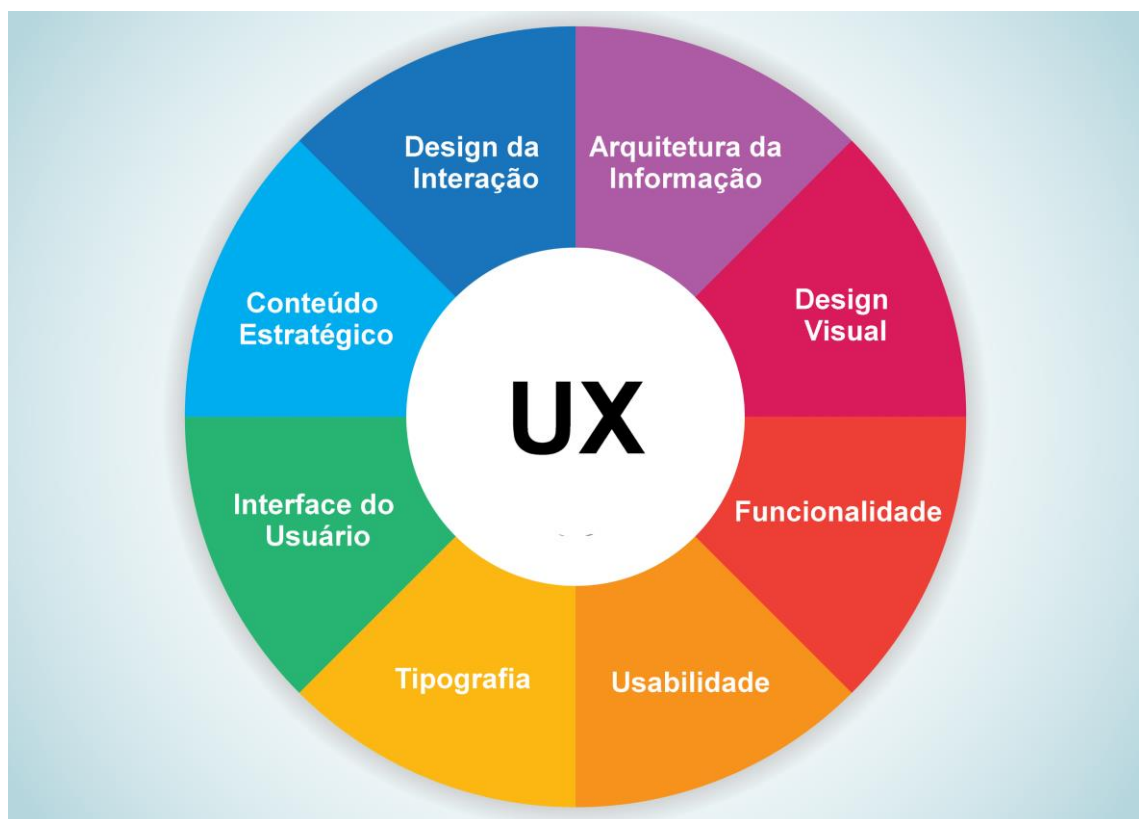


Figura 2 – Características que compõe UX (Adaptado de Woods, 2015).

Todas as características mostradas na Figura 2 podem ser agregadas para compor a avaliação da UX de um sistema computacional. Um exemplo de contexto possível para este processo seria coletar dados a respeito da arquitetura da informação e sobre a usabilidade de um mesmo sistema. Estes dados são combinados e analisados posteriormente, buscando o entendimento sobre a qualidade da UX de um sistema computacional. A arquitetura da informação é definida como a organização e marcação de informações, combinada à estruturação da navegação de um usuário em um sistema computacional, para facilitar a localização e administração de informações e a realização de tarefas (Rosenfeld e Morville, 2002).

A usabilidade, por sua vez, é uma qualidade das interfaces dos aplicativos, ela indica o quão fácil é para um usuário aprender e utilizar a interface de um sistema (Nielsen e Norman, 2016).

A combinação destas características em UX, proporciona a análise de um conjunto de aspectos interdependentes que compõem a experiência que um usuário pode ter com um sistema computacional. Este conjunto de características quando avaliadas, sob a abordagem de UX, apresenta uma percepção mais abrangente deste sistema do que a avaliação destes elementos de maneira independente.

As avaliações de UX de um sistema costumam ser conduzidas por designers de interação que inspecionam e realizam testes para analisar o sistema. Estes testes normalmente são divididos em 4 etapas distintas:

- **Preparação:** onde o responsável define as tarefas que serão executadas nos testes, define o perfil dos participantes e, em geral, prepara os recursos necessários para realização dos testes;
- **Coleta de dados:** etapa em que o avaliador reúne as informações do ambiente de testes, como o tempo de realização de tarefas, os erros cometidos ou encontrados no sistema;
- **Análise e interpretação dos dados:** o avaliador reúne, contabiliza e processa os dados coletados identificando as falhas na UX do sistema;
- **Crítica:** onde o avaliador relata o desempenho e a opinião dos participantes e sugere soluções para a melhoria do sistema e da experiência do usuário (Barbosa et al., 2010; Ivory, 2001).

Os métodos de teste (que os designers responsáveis pelas avaliações de UX dos sistemas computacionais) costumam ter duas distinções com relação aos tipos de dados utilizados: “Quantitativos” ou “Qualitativos”. Métodos Qualitativos utilizam dados coletados em testes realizados com grupos amostrais de usuários, e procuram trazer informações sobre o “porquê” de um aspecto de UX de um sistema não funcionar como esperado. No contexto da avaliação de UX de sistemas computacionais, estes métodos são mais tradicionais, pois existe certa preferência ou costume de pesquisadores e profissionais da área em utilizar essa abordagem em suas avaliações (Vermeeren et al., 2010). Entretanto, uma outra abordagem possível é a aplicação de Métodos “Quantitativos” para avaliação de UX de sistemas. Estes métodos costumam envolver a coleta de dados de todos ou vários usuários de um sistema. Eles procuram trazer noções de “quantas vezes” ou “quantas pessoas” encontraram problemas durante a interação com um software (Nielsen, 1994; González, 2006).

Como foi observado anteriormente, a avaliação de UX de um sistema, compreende diversos aspectos. Estes aspectos podem ser compostos de dados com diferentes níveis de facilidade na captação automática e interpretação. Estas diferenças são determinantes na definição do método utilizado para avaliação dos sistemas. Métodos Qualitativos costumam captar dados a partir de entrevistas e da percepção de um avaliador sobre a interação dos usuários com um sistema, enquanto métodos Quantitativos costumam utilizar-se da automação da coleta de dados, a partir de ferramentas de captura transparente da interação.

No contexto da avaliação de UX, a variedade de características que a compõe pode proporcionar a união destes dois métodos de avaliação, analisando dados qualitativos, para algumas características, e dados quantitativos, coletados automaticamente, para outras. Podemos verificar isto observando atributos de análise da usabilidade, por exemplo. Eles são: facilidade de aprendizado, eficiência de uso, facilidade de memorização, baixa taxa de erros e satisfação subjetiva (Nielsen, 1994).

A automação da análise da eficiência de uso e da baixa taxa de erros de um sistema é uma possibilidade para compor uma avaliação de UX. A análise do log de interação de um sistema, por exemplo, é um método que possibilita a captura destas informações durante uma interação com um sistema. Estes dados são

coletados automaticamente registrando o tempo dispensado para realização de tarefas e os erros cometidos pelo usuário durante uma interação (Ivory, 2001).

Já atributos como facilidade de aprendizado, memorização e satisfação do usuário são mais subjetivos dependendo da percepção e das preferências do usuário e do avaliador. A satisfação subjetiva do usuário, por exemplo, costuma ser inferida nas entrevistas feitas durante os testes sendo, assim, uma informação não estruturada e complexa para ser avaliada 'somente' por ferramentas computacionais (Ivory, 2001).

A junção destes dois tipos de dados para a análise da qualidade de um sistema, reflete um contexto onde a avaliação de UX do sistema é beneficiada pela agregação de um modelo de Big Data.

Uma abordagem baseada em Big Data para avaliação da UX de um sistema visa apropriar-se de técnicas de coleta e processamento automático de dados. Este processo explora o grande volume de dados gerados da captura da interação dos usuários para descobrir padrões e relacionamentos de um conjunto de informações. Ao contrário dos métodos qualitativos tradicionais, esta é uma abordagem de um contexto quantitativo da avaliação de sistemas computacionais interativos. No entanto, esta aproximação não propõe substituir os métodos tradicionais de avaliação, mas sim servir como um complemento para estes.

Diferentes técnicas podem descobrir diferentes tipos de problema e o uso delas em conjunto permite realizar uma avaliação de sistemas mais profunda. Como comentado anteriormente, atributos como a satisfação subjetiva de um usuário, dificilmente poderão ser avaliados com total precisão com técnicas quantitativas, enquanto taxas de erros e eficiência de uso são características muito mais adaptáveis em ambientes automatizados como os de Big Data.

2.2 KDD, DATA MINING E BIG DATA

Em diversas áreas dados vêm sendo acumulados em um ritmo acelerado. Por exemplo, em um contexto de análise de UX, a coleta automática dos dados de interação pode gerar um volume de dados gigantesco, levando em consideração um cenário em que um grande número de usuários é monitorado de

forma contínua. Esta situação gera uma necessidade de novas técnicas e ferramentas computacionais para extrair informações úteis destas bases de dados.

Podemos começar a examinar a aplicação real deste cenário observando alguns conceitos menos recentes, mas que fundamentaram o surgimento de Big Data como uma abordagem de pesquisa. O conceito de Extração de Conhecimento em Bancos de Dados, ou Knowledge Discovery in Databases (KDD). KDD é o nome dado ao processo de identificar padrões que sejam novos, válidos, potencialmente úteis e compreensíveis em bases de dados (Fayyad et al., 1996). No contexto deste trabalho, KDD é uma generalização do processo de descoberta de informações relevantes para a avaliação da UX de sistemas computacionais. O processo de KDD para descoberta de novos conhecimentos é iterativo e composto de diversas etapas (Brachman e Anand, 1996) partindo da coleta e seleção de dados até a interpretação dos dados para obtenção de uma informação. Este processo está apresentado na Figura 3.

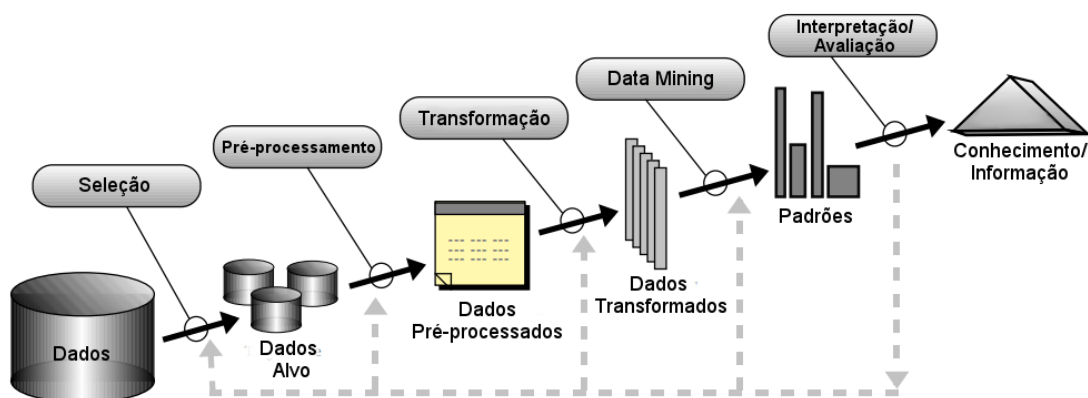


Figura 3 – Etapas do processo de KDD (Adaptado de: Fayyad et al., 1996).

Uma das etapas do processo de KDD, segundo Bachman e Anand (1996), é conhecida por Data Mining: a aplicação de algoritmos de descoberta e análise dos dados para revelação de padrões. Data Mining tem como objetivo o estudo de métodos para descobrir novos padrões e relacionamentos úteis em repositórios de dados. Nestes métodos são combinadas ferramentas de estatística e inteligência

artificial com técnicas de gerenciamento de bancos de dados para analisar conjuntos de dados (Hand et al., 2001).

Com o avanço de tecnologias de processamento e armazenamento de dados novas ideias começam a influenciar este cenário de análise de dados. O conceito de computação em nuvem, por exemplo, proporcionou mudanças em alguns bancos de dados, permitindo entre outras utilidades, o armazenamento dos dados através de serviços online que facilitam o acesso às informações a qualquer momento e de qualquer lugar (Armbrust et al., 2010).

O crescimento exponencial do acesso à internet a partir dos anos 2000 é outro aspecto. Atualmente segundo dados da IBM, quintilhões de bytes de informação são gerados diariamente (Müller, Rosenbach e Schulz, 2013). Para acompanhar estas mudanças, os processos de KDD e Data Mining passaram por uma transformação.

Empresas, profissionais de tecnologia da informação e outros grupos de pesquisa começaram a perceber um potencial neste grande volume de dados. Utilizando das novas tecnologias citadas em relação ao armazenamento e processamento de dados, a análise destes dados para extração de conhecimento tornou-se possível. Mas, neste momento, percebeu-se que os conceitos de KDD e Data Mining já não representavam com tanta clareza o processo.

Big Data é o termo que tem sido usado para definir casos onde os grandes conjuntos de dados armazenados são tão vastos ou complexos que os aplicativos de processamento de dados tradicionais, baseados apenas em KDD e Data Mining, ainda não conseguem lidar. Os estudos sobre Big Data fundamentam o conceito em 5 V's : velocidade, volume, variedade, veracidade e valor (Dijicks, 2012; Marr, 2015).

Velocidade: O ritmo em que os dados são recebidos e tratados precisa ser mais rápido do que em bases de dados tradicionais. Certas aplicações e equipamentos operando online precisam ter seus dados tratados em tempo real, ou pelo menos quase real, para que tenham significância. Dados de mídias sociais como o Facebook e Twitter são gerados a cada segundo pelos seus usuários e podem conter informações sobre a percepção destes sobre fatores que impactam diretamente uma empresa. A rápida interpretação destes dados pode determinar o sucesso na resposta de uma empresa nesta situação.

Volume: O volume, em Big Data, indica a existência de mais entradas granulares de dados únicos em um banco de dados, uma quantidade maior de dados brutos armazenados. Isto pode ser observado em bancos de dados onde entradas de pequenos pacotes de dados sozinhos representam uma parcela do sistema, mas seu armazenamento contínuo gera uma grande quantidade de dados ao longo do tempo. Estes dados são armazenados de maneira não estruturada e não possuem valor algum até serem processados. Para algumas organizações estes dados podem ser de dezenas de terabytes, enquanto para outras de centenas de petabytes. Imaginando um cenário de coleta de dados de interação de usuários, o registro de cliques e ações em uma página é enviado constantemente à base de dados. Podemos visualizar, neste exemplo, milhares de entradas sendo geradas em pouco tempo de uso, mesmo considerando apenas uma centena de usuários.

Variabilidade: Este conceito refere-se aos tipos de dados que estão sendo tratados. Em se tratando de Big Data, os bancos de dados precisam lidar com dados de todos os tipos, estruturados ou não. Isto considera textos, áudios e vídeos, por exemplo, que precisam de tratamento adicional para serem utilizados e terem significado. Também pode-se considerar a análise dos meta-dados atrelados a todo esse conteúdo como identificadores de tempo, localização ou versão de um sistema. Esta característica é relevante em avaliações de UX devido à possibilidade de captura de informações textuais estruturadas para comparação, como pesquisas e registros de acesso, ou então dados de vídeo, áudio, imagens entre outros dados não estruturados, que precisarão de um nível completamente diferenciado de processamento para serem úteis.

Veracidade: Com estes 3 fatores já listados, é possível assumir que estes dados são gerados por diversas fontes e têm diferentes destinos. Assim os dados em sistemas de Big Data também precisam ser auditados e controlados de modo a garantir a qualidade da informação gerada. Os logs de um sistema são um exemplo desta característica. Eles precisam ser confiáveis e seguros para que informações falsas ou mal indexadas não gerem desvios nos resultados de uma análise. Os sistemas de análise precisam ser preparados para certificar a origem dos dados e eliminar dados que possam ter sido corrompidos durante o processo

Valor: Por fim, nada disto teria significado se os dados não trouxessem um ganho para quem os detêm. A informação gerada e analisada pelos sistemas é

que tem um valor intrínseco. Estes grandes conjuntos de dados devem permitir, aos desenvolvedores e responsáveis por um sistema, a tomada de decisões mais refinadas e precisas. Para isto o desafio recai em reconhecer padrões nas interações dos usuários com um sistema, prever comportamentos e fazer as perguntas certas para obter sistemas com mais qualidade.

Big Data tem sido uma tecnologia emergente. Uma das maneiras de observar o crescimento dessa tecnologia através dos anos é observar os chamados *Gartner's Hype Cycles* (Ciclos de Expectativa de Gartner). Os hype cycles são uma visualização gráfica da evolução das tecnologias emergentes e têm o intuito de fornecer uma ideia de que tecnologias podem sobreviver às expectativas do mercado e realmente passarem a integrar a vida das pessoas. Eles são baseados em resultados de pesquisas sobre a maturidade, tempo para a adoção, benefícios para indústria e direções futuras de mais de duas mil tecnologias agrupadas em 112 áreas (Gartner, 2016).

Os *Hype Cycles* apresentam as tecnologias emergentes divididas em 5 regiões de uma curva. A Tabela 1 apresenta esta relação:

Tabela 1 – Descrição das regiões do Gartner Hype Cycle (Baseado em: Gartner, 2016).

Região	Cenário
<i>Innovation Trigger</i>	Início de uma tecnologia em potencial
<i>Peak of Inflated Expectations</i>	Publicidade em histórias de sucesso de uma tecnologia
<i>Trough of Disillusionment</i>	Queda relativa do interesse público
<i>Slope of Enlightenment</i>	Evolução dos produtos em uma área
<i>Plateau of Productivity</i>	Adoção de uma tecnologia pelo público geral

Desde 2011, Big Data tem aparecido constantemente nos *hype cycles* como uma tecnologia em potencial. Em 2013, conforme a Figura 4, estava muito próxima ao topo das expectativas dos usuários. Um ano depois, iniciou uma queda de interesse, mas seguindo o fluxo do gráfico isto era esperado antes da adoção geral do público (Figura 5).

Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies, 2013

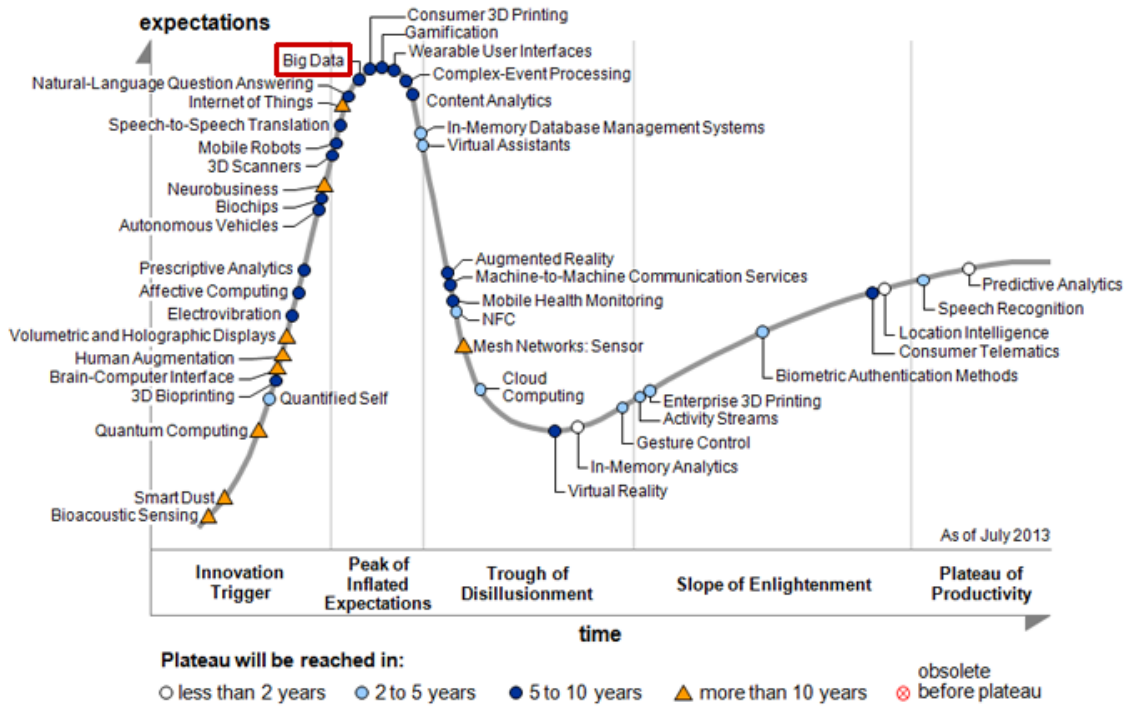


Figure 4 – Gartner Hype Cycle 2013 (Gartner, 2013).

Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies, 2014

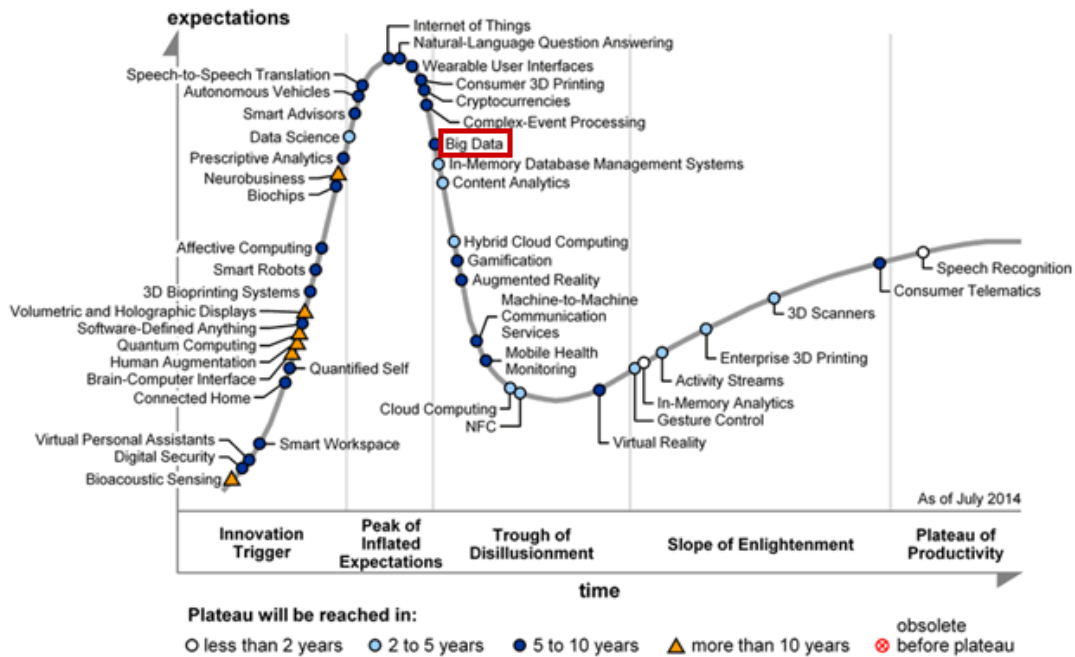


Figure 5 – Gartner Hype Cycle 2014 (Gartner, 2014).

Apesar destes fatores, em 2015, não se encontra mais nenhuma referência à Big Data no Hype Cycle do período (Figura 6).

Hype Cycle for Emerging Technologies, 2015

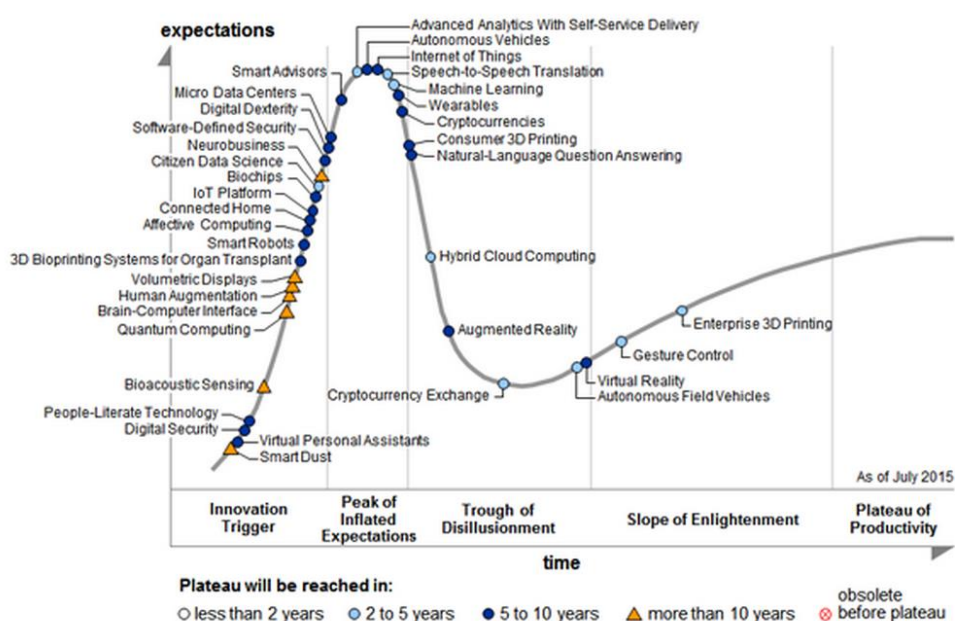


Figura 6 – Gartner Hype Cycle 2015 (Gartner, 2015).

Segundo os autores do estudo em 2015, Big Data avançou rapidamente em seus processos de desenvolvimento e já não cabia exatamente em nenhum dos setores. Segundo Betsy Burton, “Big Data tornou-se prevalente em nossas vidas em diversos outros hype cycles.”. Portanto Big Data está integrando o Gartner Hype Cycle de 2015 em outras tecnologias nas quais ela já é aplicada e passou a ser uma área que vai abrigar novas tecnologias.

Assim, de acordo com o que foi apontado no Hype Cycle de 2015, podemos apontar tecnologias relacionadas com Big Data, por exemplo, nos veículos autônomos. Estes precisam utilizar uma abordagem de Big Data para processar em tempo real os dados capturados de diversos sensores em um carro adaptado para tomar decisões críticas quanto a condução do veículo.

Partindo dos conceitos teóricos abordados nesta seção e utilizando a ferramenta Google Trends foi possível observar um recorte da interação entre as áreas e temas deste trabalho de conclusão, a ferramenta apresenta uma possibilidade de visualização do histórico debatido neste capítulo e permite visualizar um aspecto da relação temporal entre os conceitos apresentados.

O Google Trends é uma ferramenta que apresenta graficamente com que frequência um termo específico é buscado na ferramenta “Google Search” (em relação ao número total de buscas). Os dados apresentados têm o intuito de apresentar em uma escala mundial qual é o interesse atrelado a um termo. Os resultados disponibilizados pela ferramenta já foram utilizados, por exemplo, para estimar variações do mercado de ações, devido à grande relevância da ferramenta no consumo de informações mundial (Preis et al., 2013). Neste trabalho a ferramenta permitiu visualizar um dos aspectos da transição de interesse e relevância pelos quais passaram UX e Big Data em relação aos conceitos de Usabilidade, KDD e Data Mining.

Na Figura 7 podemos observar o crescimento da relevância do termo “UX” em relação ao termo “Usability” (foi utilizado o termo em inglês neste caso devido a maior ocorrência deste em buscas realizadas no período). O maior salto ocorre em 2006 – deste então a diferença relativa entre o interesse em UX e o interesse em Big Data apenas cresceu.



Figura 7 – Relação entre o interesse nos termos UX e Usability (Google Trends, 2017).

Na Figura 8 podemos observar a relação entre o interesse demonstrado nos termos KDD e Data Mining, mas principalmente o gráfico apresenta o grande crescimento que Big Data teve como foco de buscas a partir de 2011. Enquanto os outros termos passaram por uma queda de interesse e atualmente demonstram uma estabilização do número de buscas. Big Data prova ter grande relevância como foco de pesquisas na época atual.

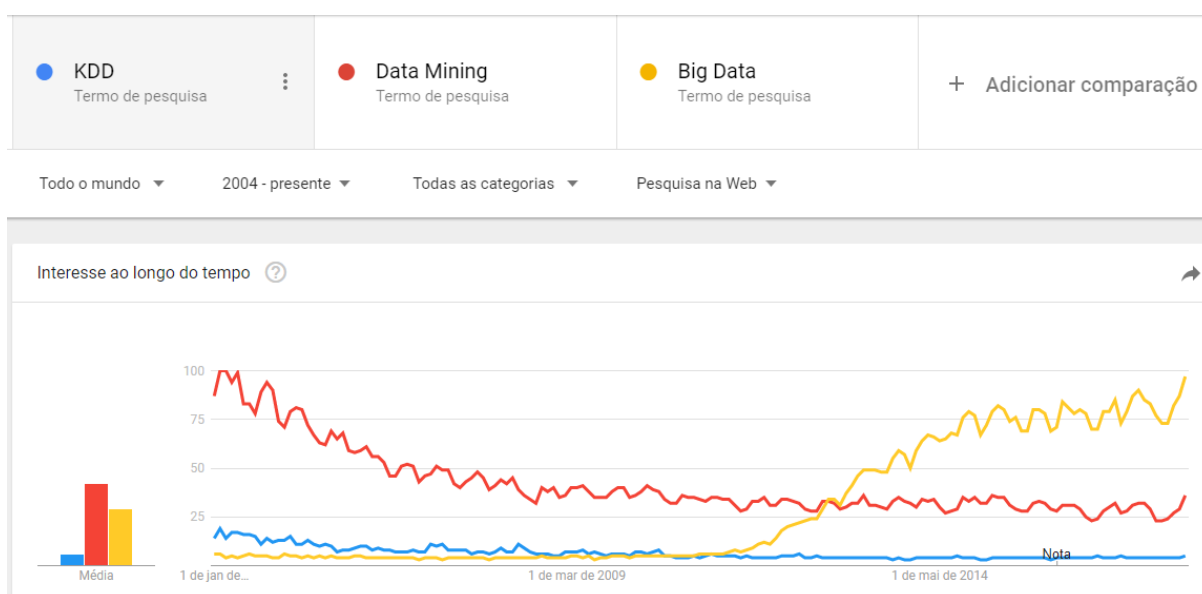


Figura 8 – Relação entre o interesse nos termos KDD, Data Mining e Big Data (Google Trends, 2017).

A Figura 9 complementa esta análise apresentando a relação entre todos os termos. Verifica-se uma similaridade entre os termos de UX e Big Data em relação ao interesse atual demonstrado pela busca dos termos.



Figura 9 – Relação entre o interesse nos termos UX, Usability, KDD, Data Mining e Big Data (Google Trends, 2017).

Pelos motivos apontados neste capítulo, particularmente as possibilidades apontadas pelo *Gartner Hype Cycle* de 2015, deve-se oportunizar as investigações dos benefícios que podem surgir com a aplicação de Big Data para a avaliação de UX dos sistemas computacionais. O próximo capítulo vai apresentar quais métodos foram utilizados nesta pesquisa.

3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Neste capítulo estão presentes três seções com o objetivo de descrever o método e os materiais utilizados para realização deste estudo. As seções estão divididas como: (I) O enquadramento metodológico do trabalho, descrevendo o método de pesquisa escolhido; (II) As etapas e procedimentos realizados para pesquisa; (III) A apresentação dos artigos selecionados para o estudo.

3.1 ENQUADRAMENTO METODOLÓGICO

Este trabalho foi desenvolvido segundo uma abordagem qualitativa de pesquisa, de objetivo exploratório e fundamentada em uma pesquisa bibliográfica. Nas próximas seções estes conceitos são apresentados de acordo com sua aplicação neste trabalho de conclusão.

3.1.1 ABORDAGEM QUALITATIVA DE PESQUISA

Segundo Gerhardt e Silveira (2009), pesquisas qualitativas procuram realizar o aprofundamento da compreensão em relação a um assunto. Sendo assim, neste tipo de abordagem o pesquisador está preocupado principalmente com aspectos do estudo que não podem ser quantificados, mas que podem ser levados em consideração para exploração do tema.

Devido à proposta deste trabalho estar relacionada à compreensão dos possíveis benefícios da aplicação de Big Data para Avaliação de UX de sistemas computacionais, considerou-se mais adequada a aplicação desta abordagem qualitativa para os estudos realizados.

3.1.2 PESQUISA EXPLORATÓRIA, PESQUISA BIBLIOGRÁFICA

Em relação ao objetivo este trabalho foi realizado como uma **pesquisa exploratória**. Segundo Gil (2002), em pesquisas exploratórias pretende-se: criar

familiaridade com o assunto, torná-lo mais explícito ou edificar hipóteses em relação ao problema de pesquisa. Este tipo de pesquisa costuma fundamentar-se em levantamentos bibliográficos ou estudos aplicados para a realização de análises que estimulem a compreensão do tema. Pesquisas exploratórias costumam ser divididas, de acordo com os procedimentos realizados, em pesquisas bibliográficas e estudos de caso.

Para este trabalho foram realizados os procedimentos característicos de uma **pesquisa bibliográfica**. Deste modo, a execução do trabalho teve como base um levantamento bibliográfico de referências teóricas publicadas em artigos científicos e outras publicações sobre o uso de Big Data em avaliações da UX de sistemas computacionais.

Em relação às etapas deste tipo de pesquisa, segundo Gil (2002), as etapas de uma pesquisa bibliográfica dependem de fatores como a natureza do problema ou o grau de precisão dos objetivos de um estudo. Por isso, existem divergências sobre como suas etapas podem ser encadeadas.

Neste trabalho de conclusão, o roteiro de pesquisa escolhido foi descrito por Quivy e Campenhout (1998). As etapas deste modelo são: Definição da Questão Inicial, Exploração do Tema, Definição da Problemática, Construção do Modelo de Análise, Coleta de Dados, Análise das Informações, Conclusões. Estas etapas estão expostas na Figura 10.

3.1.3 JUSTIFICATIVAS PARA ESCOLHA DO MÉTODO

A escolha da abordagem qualitativa de pesquisa e deste modelo exploratório/bibliográfico está ligada ao tema escolhido e os objetivos definidos para este trabalho. Segundo Cervo e Bervian (1996), a pesquisa exploratória bibliográfica é uma abordagem comum nos seguintes cenários:

- Quando o objetivo de pesquisa é: a familiarização com o fenômeno a ser estudado, a obtenção de novas percepções, ou ainda a descoberta de novas ideias.
 - Neste trabalho procurou-se atingir estes objetivos com foco na relação existente entre Big Data e UX;

- Se existem poucos conhecimentos sobre o problema a ser estudado.
 - Big Data é uma área de estudos recente, com menos de uma década de pesquisas sendo realizadas. Enquanto isso UX surgiu como uma característica da qualidade de sistemas em meados de 1990. Por isso considera-se que o acervo de pesquisas envolvendo as duas áreas ainda é relativamente pequeno;
- Quando não se elaboram hipóteses a serem testadas, mas se definem objetivos a atingir e busca-se aumentar os conhecimentos sobre determinado assunto.
 - De acordo com esta observação, este trabalho elaborou questionamentos relevantes ao tema deste estudo, sendo a análise e discussão das respostas obtidas uma maneira de aumentar o entendimento sobre a aplicação de Big Data para avaliação de UX de sistemas computacionais.

3.2 ETAPAS DE PESQUISA

Como definido anteriormente este trabalho irá seguir as seguintes etapas para realização da pesquisa: Definição da Questão Inicial, Exploração do Tema, Definição da Problemática, Construção do Modelo de Análise, Coleta de Dados, Análise das Informações, Conclusões. Estas etapas estão representadas na Figura 10.

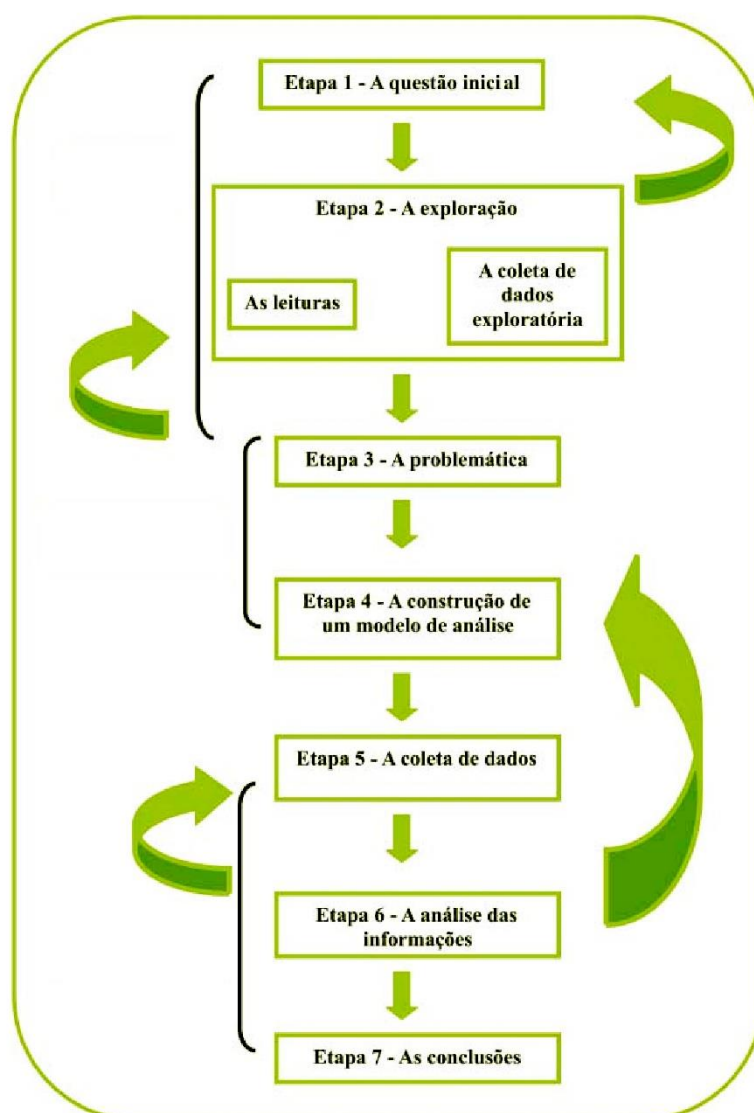


Figura 10 – Representação das etapas do roteiro de pesquisa (Quivy e Campenhout, 1998).

As próximas seções irão abordar as primeiras cinco etapas da pesquisa bibliográfica e como ocorreu sua aplicação neste trabalho de conclusão. As etapas de “Análise das Informações” e “Conclusões” estão descritas em capítulos distintos na sequência deste trabalho.

3.2.1 DEFINIÇÃO DA QUESTÃO INICIAL

Durante a definição da questão inicial o pesquisador procura definir o mais precisamente possível o que ele busca conhecer, qual será o tema de sua

pesquisa e qual seu objetivo. Esta etapa visa criar o fundamento para guiar as próximas etapas da pesquisa (Gerhardt e Silveira, 2009).

Neste trabalho de conclusão a definição da questão inicial de pesquisa, consiste em investigar a relação entre Big Data e UX. Desta forma elaborou-se a seguinte questão: “**Como a aplicação de Big Data pode impactar a avaliação de UX de um sistema?**”, a qual fundamenta a definição do objetivo deste trabalho de conclusão, descrito no Capítulo 1.

3.2.2 EXPLORAÇÃO DO TEMA

Durante a etapa de exploração do tema, o pesquisador busca realizar leituras, pesquisas, entrevistas ou outros métodos complementares para aumentar sua compreensão do ambiente de pesquisa. Esta etapa costuma ser importante para que a construção da problemática seja realizada com facilidade e clareza na etapa seguinte (Gerhardt e Silveira, 2009).

Neste trabalho de conclusão, durante esta etapa, foi realizado um levantamento bibliográfico preliminar sobre a área de IHC, UX e seus critérios de avaliação, técnicas de análise de dados, suas relações com Big Data e um histórico do tema. Este levantamento permitiu fundamentar os conceitos desta pesquisa, definindo pontos de interesse e contextualizando o ambiente de pesquisa. Posteriormente estas informações vieram a compor o Capítulo 2, Referencial Teórico, deste trabalho de conclusão.

3.2.3 PROBLEMÁTICA DE PESQUISA

A problemática é a etapa onde são abordadas as perspectivas para a solução da questão de pesquisa, é o momento onde define-se como se atingir os objetivos de um estudo. Segundo Quivy e Campenhout (1998) o pesquisador deve levantar possíveis abordagens de acordo com os resultados do levantamento de informações na etapa anterior. Então deve ser definida qual a perspectiva mais

pertinente para realização do projeto, levando em consideração o contexto da pesquisa, os recursos disponíveis e a capacidade do pesquisador.

Neste trabalho de conclusão, após o levantamento bibliográfico preliminar realizado, foram levantadas as possíveis abordagens de pesquisa que poderiam ser apropriadas para a resposta da questão inicial de pesquisa. Como descrito na seção de enquadramento metodológico deste trabalho, a abordagem qualitativa apoiada por um método de pesquisa exploratório se mostrou adequada ao contexto desta pesquisa.

3.2.4 CONSTRUÇÃO DO MODELO DE ANÁLISE

A etapa dedicada à construção do modelo de análise constitui um prolongamento natural da problemática. Nesta etapa são definidas as características principais, referenciais e pistas que serão escolhidos para guiar o trabalho de coleta de dados e a análise (Quivy e Campenhout, 1998).

Neste trabalho, em um primeiro momento, foram definidos pontos de interesse a serem explorados em relação à aplicação de Big Data em avaliações de UX de sistemas. Estes pontos surgiram devido à necessidade de compreender quem está gerando pesquisas sobre o tema, por que estes pesquisadores aplicaram técnicas de Big Data para avaliar a UX de sistemas, entender como estes estudos foram realizados e quais foram os resultados. Estes indicadores vieram a compor as questões de análise dos artigos expostas nos objetivos específicos deste projeto, descritos no Capítulo 1 deste trabalho.

- Quais fatores motivam o uso de Avaliação de UX associada com Big Data?
- Quais grupos de interesse estão desenvolvendo pesquisas com este tema?
- Quais ferramentas computacionais têm sido utilizadas para estas pesquisas?
- Quais os principais processos e técnicas que estão sendo empregados?
- Quais são as principais dificuldades e vantagens constatadas sobre a aplicação de Big Data para avaliação de UX de Sistemas?

Partindo destes questionamentos foi elaborada uma ficha com o objetivo de guiar a leitura, o registro de informações e posteriormente a análise de artigos,

abordando pontos específicos que poderiam ser destacados. Segundo Gil (2002), a confecção de fichas é um processo conveniente para sistematizar a leitura e a redação de uma pesquisa bibliográfica. O modelo da ficha criada está disponível na seção de apêndices deste trabalho.

3.2.5 COLETA DE DADOS

A etapa da coleta de dados compreende as operações para reunir dados relevantes ao estudo de acordo com as características definidas na etapa anterior pelo modelo de pesquisa. Sistemáticamente a pesquisa deve agregar fontes, materiais e dados que contribuam para a resposta das questões de pesquisa.

Partindo deste princípio, para garantir a relevância dos dados, na pesquisa bibliográfica, foram realizados, previamente à seleção dos artigos, processos para seleção de fontes e definição de critérios de seleção e exclusão de artigos, descritos a seguir.

3.2.5.1 SELEÇÃO DE FONTES

A seleção de fontes pode ser compreendida como o estabelecimento de critérios para garantir a relevância dos estudos em uma pesquisa bibliográfica (Wazlawick, 2009). Assim procurou-se definir meios de publicação que indexem artigos relacionados em conferências e periódicos importantes em IHC e Big Data. Foram selecionadas inicialmente, nesta etapa, as bases ACM Digital Library, IEEE Explorer, Science Direct e Research Gate.

Devido ao objetivo deste trabalho em compreender possíveis contribuições da aplicação de Big Data para avaliação da UX de sistemas, percebeu-se a necessidade de expandir a pesquisa e obter uma visão do tema envolvendo também o contexto empresarial e de profissionais da área de UX. Por isso a UXPA Magazine foi utilizada como fonte para seleção de artigos que representem a visão dos profissionais de UX. O Google Scholar foi incluso como um sistema de busca,

pois permitiu encontrar publicações de empresas não comumente relacionadas nas bases acadêmicas citadas anteriormente.

3.2.5.2 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO

Após a seleção das fontes são estabelecidos critérios para inclusão e exclusão de artigos baseados na questão de pesquisa definida para o trabalho. Estes são importantes para garantir a seleção de artigos relevantes no contexto da pesquisa. Critérios de inclusão correspondem a fatores que indicam a relevância e validam o tema e objetivos do estudo para que estejam de acordo com a temática de trabalho. Critérios de exclusão, por sua vez, buscam filtrar estudos que foram encontrados durante a etapa de coleta, mas que não trazem contribuições relevantes para o trabalho (Kitchenham, 2004).

Para este trabalho foram definidos como critérios de inclusão o idioma e o conteúdo dos artigos e como critério de exclusão a data de publicação.

Portanto, com relação ao **idioma**, trabalhos escritos nas línguas inglesa e portuguesa foram inclusos.

Com relação ao **conteúdo dos artigos**, os estudos encontrados deveriam apresentar características que fossem relevantes para a pesquisa realizada em relação ao uso e impacto de Big Data para a avaliação de UX de sistemas. Para verificar esta característica, durante a busca dos artigos, a verificação do título e do abstract de artigos encontrados serviram como indicativo de conformidade. Caso ainda houvesse alguma incerteza, uma leitura dos objetivos e metodologias do projeto foi realizada para verificar a relevância do estudo.

Com relação à **data de publicação**, artigos anteriores a 2005 foram excluídos da análise deste trabalho de conclusão.

As próximas seções descrevem como foi realizado o processo de coleta utilizando os critérios estabelecidos, relacionam os artigos selecionados para a pesquisa e apresentam um pequeno resumo destes.

3.2.5.3 SELEÇÃO DE ESTUDOS

Para a seleção dos artigos neste trabalho, foram escolhidas palavras-chave para realização de uma coleta de artigos inicial. Nesta etapa foram utilizadas as bases ACM Digital Library, IEEE Xplore e, como ferramenta de busca, o Google Scholar. Foram definidas expressões para busca de artigos com base nos conceitos estudados previamente neste trabalho de conclusão. As expressões foram:

- UX Big Data;
- User Experience Big Data;
- Usability Big Data;
- UX Data Mining;
- User Experience Data Mining;
- Usability Data Mining;
- UX KDD;
- User Experience KDD;
- Usability KDD.

O retorno gerado pela aplicação destas expressões de busca trouxe diversos resultados, devido ao formato dos termos de busca. O registro da quantidade de estudos encontrados não fez parte deste estudo devido ao caráter qualitativo desta pesquisa.

Seguindo os critérios de seleção definidos pela metodologia desta pesquisa bibliográfica, os artigos que traziam as palavras-chave da busca utilizadas fora do escopo planejado neste trabalho de conclusão foram desconsiderados do escopo deste trabalho. Um exemplo da aplicação deste critério está relacionado à artigos encontrados pelo uso das palavras-chave “Big Data” e “UX”, onde o contexto do estudo apontava contribuições que UX pode trazer para sistemas de Big Data. Uma relação válida, mas inversa ao foco deste trabalho de conclusão de curso, por isso estes estudos não compuseram a análise.

Como mencionado anteriormente, através da leitura dos resumos dos estudos encontrados, em alguns casos objetivos e metodologias, sete artigos foram selecionados: (Ting et al., 2005), (González et al., 2008), (Rodden et al., 2010), (Thaler, 2014), (Urbano et al., 2014), (Cheng et al., 2015) e (Dadashnia et al., 2016). Com estes artigos iniciou-se a leitura e o fichamento dos dados de acordo com o modelo de análise escolhido.

Estas pesquisas e leituras iniciais proporcionaram um novo entendimento do ambiente de pesquisa. Através da análise das citações dos estudos retornados na primeira etapa de busca e de novos termos encontrados durante a leitura dos artigos selecionados, foi possível realizar uma nova busca para coleta de mais estudos.

Nesta segunda rodada de buscas foram incluídas as bases: Science Direct, Research Gate e UXPA Magazine. Além das expressões de busca já utilizadas foram utilizados os termos:

- User Behavior Big Data;
- UX Large Scale Data;
- UX Design Big Data;
- UX Metrics;
- User Experience Metrics.

Aplicando os critérios descritos anteriormente, os trabalhos selecionados para esta pesquisa estão descritos na Tabela 2:

Tabela 2 – Artigos selecionados para a pesquisa bibliográfica.

Nome do Artigo	Referência
UBB mining: Finding Unexpected Browsing Behaviour in clickstream data to improve a web site's design	(Ting et al., 2005)
Enhancing Usability Testing through Data Mining Techniques: A Novel Approach to Detecting Usability Problem Patterns for a Context of Use	(González et al., 2008)
Measuring the User Experience on a Large Scale: User-Centered Metrics for Web Applications	(Rodden et al., 2010)
Interactions with Big Data Analytics	(Fisher et al., 2012)
Towards Usability Mining	(Thaler, 2014)
Anomalous Behavior Identification using Statistical Analysis of Large Scale User Interaction Data	(Urbano et al., 2014)
Using big data to improve User Experience across the Enterprise	(Cheng et al., 2015)
Towards a Real-time Usability Improvement Framework based on Process Mining and Big Data for Business Information Systems	(Dadashnia et al., 2016)
Thinking Outside the Browse and Search Box: Big Data as a Complement to Navigation Design	(Owens, 2017)
Big Data UX: Research Opportunity and Ethical Challenge	(Scott, 2017)
Tracking User Behavior with Big Data: A Model for Detecting Pain Points in the User Experience	(Wei, 2017)

3.2.5.3 SELEÇÃO DE ESTUDOS

Esta seção visa apresentar um breve resumo de cada trabalho que compõe este estudo.

Ting, Kimble e Kudenko (2005) desenvolveram um processo para realizar a mineração de dados relacionados à navegação de usuários em websites. Este processo, chamado de *Unexpected Browsing Behavior*, visava permitir aos

designers de sistemas uma nova forma de avaliar o comportamento dos usuários de websites. Para o projeto, os autores desenvolveram um modelo de avaliação do comportamento dos usuários baseado na coleta automatizada de dados de uso e na segmentação de rotas de navegação.

Também fazendo uso de técnicas de *data mining*, González, Lorés e Granollers (2007) desenvolveram uma abordagem com a intenção de estender os processos de avaliação de UX de sistemas. Os autores utilizaram, em seu modelo, as técnicas conhecidas como Regras de Associação e Árvores de Decisão para identificar problemas de usabilidade em uma análise qualitativa de sistemas acadêmicos universitários. Este processo foi realizado com base em 3450 registros de Avaliações Heurísticas de uma base de dados já existente.

Membros de equipes de design e de produto da Google, Rodden, Hutchinson e Fu (2010) descrevem em seu artigo o processo chamado *Goals-Signals-Metrics* (Objetivos-Indícios-Métricas) e o *framework* HEART. Ambos foram desenvolvidos na empresa para apoiar as equipes na definição de métricas centradas no usuário para seus sistemas. A descrição do processo revela uma série de passos estabelecidos na organização para realização de avaliações da UX. Enquanto isso, o *framework* desenvolvido guia a seleção de métricas para estas avaliações. O nome HEART é um acrônimo para *Happiness* (Felicidade), *Engagement* (Engajamento), *Adoption* (Adoção), *Retention* (Retenção) e *Task Success* (Sucesso). Cada um desses fatores segmenta o grande conjunto de dados de uso coletados para as análises.

Em (Fisher et al., 2012), os autores apresentam descobertas e resultados de uma pesquisa realizada com 16 analistas de dados envolvidos em projetos de Big Data da Microsoft. O artigo retrata como foram realizadas pesquisas envolvendo Big Data e expõe os principais aspectos do processo de avaliação de UX e de análise de dados realizados na empresa. O estudo também descreve diversos pontos de atenção relatados em entrevistas com especialistas. Por fim, utilizando desta compreensão os autores propõem um modelo hipotético de sistema visando corrigir as falhas observadas.

Usability Mining é um método para avaliação quantitativa e qualitativa de usabilidade de sistemas descrito em (Thaler, 2014). O método concebido pelo autor constitui-se de 6 etapas utilizadas como mecanismo de apoio para tomada de decisões orientadas à melhoria da experiência dos usuários. As etapas definidas pelo autor envolvem: Monitoramento do usuário em tempo real para coleta de dados de uso; Processamento e agrupamento de dados; Derivação do modelo de uso através do sistema “Heuristics Miner”; Análise automatizada do comportamento do usuário através do sistema RefMod-Miner; Identificação de falhas/melhorias de usabilidade do sistema; Implementação das mudanças propostas.

Os estudos apresentados em (Urbano et al., 2014) expõem a abordagem criada no CESAR (Centro de Estudos e Sistemas Avançados de Recife) para aprimorar os processos de melhoria contínua no desenvolvimento de seus sistemas. Os autores descrevem o uso da instrumentação de sistemas para coleta automatizada de dados de interação e modelagem do comportamento dos usuários. Aliando técnicas estatísticas com algoritmos de KDD, os dados são analisados para identificação de padrões no comportamento dos usuários. Estas informações são então utilizadas para definição de pontos de melhoria dos sistemas.

Em (Cheng et al., 2015) é possível observar os esforços da Intel para o desenvolvimento de um framework de UX unificado para todos os sistemas da empresa. O artigo mostra o processo da criação de uma base de dados para agregar todos os dados de interação coletados pelos sistemas internos da empresa. Também apresenta um modelo para definição de cenários e histórias de usuários e uma ferramenta de avaliação da UX.

Os estudos de (Dadashnia et al., 2016) apresentam uma abordagem para melhoria da usabilidade de sistemas em tempo real. Os autores do artigo descrevem um processo baseado em três etapas: coleta automatizada de dados de interação, cálculo de métricas e desenvolvimento de técnicas para melhoria do fluxo de trabalho do usuário. Os autores descrevem também a avaliação realizada deste modelo a partir de um protótipo desenvolvido em conjunto com uma empresa de software alemã.

Em (Owens, 2017) o autor descreve uma série de técnicas que podem ser aplicadas para gerenciar o conteúdo, melhorar o design e personalizar a experiência de navegação de usuários de websites. O artigo apresenta diversas aplicações de conjuntos de dados coletados ao longo do tempo que podem ser analisados para definição de estratégias de design que complementem o uso de ferramentas de busca na localização de conteúdo em websites.

O estudo de (Scott, 2017) apresenta alguns aspectos éticos da prática de avaliações de UX apoiadas por Big Data. A autora faz um paralelo entre o processo de avaliação tradicional da UX de sistemas e o processo de avaliação de UX apoiado por Big Data. Nesta comparação ela descreve os possíveis riscos da aplicação desta nova abordagem e possíveis formas de mitigar estas falhas salientando a responsabilidade do profissional de UX nestes cenários.

Por fim, (Wei, 2017) apresenta um modelo de avaliação de UX desenvolvido para, através do monitoramento do comportamento de usuários, detectar falhas na experiência proporcionada por um determinado sistema computacional. Wei destaca neste artigo a aplicação de dados de uso do sistema para modelar a interação dos usuários com o sistema avaliado. Esta modelagem, segundo o autor, visa compreender razões ou emoções por trás de ações realizadas no contexto do sistema. Esta compreensão é aliada à aplicação de indicadores de desempenho do sistema para localização de problemas e desenvolvimento de soluções voltadas à melhoria da UX. O artigo também apresenta um estudo de caso da aplicação deste modelo para melhoria da seção de comentários de um aplicativo de distribuição de vídeos em uma plataforma móvel.

Os artigos apresentados nesta seção foram analisados em busca de respostas para as questões de pesquisa deste trabalho de conclusão. O resultado da análise destes artigos está registrado no próximo capítulo, “Análise e Resultados”.

4 ANÁLISE E RESULTADOS

Esta seção relata as descobertas obtidas a partir da análise das informações dos artigos selecionados para este trabalho de conclusão. Seguindo os objetivos e a metodologia definida, esta seção apresentará as respostas para os questionamentos definidos na seção 1.1.2 Objetivos Específicos.

1. Quais fatores motivam o uso de Avaliação de UX associada com Big Data?
2. Quais grupos de interesse estão desenvolvendo pesquisas com este tema?
3. Quais ferramentas têm sido utilizadas para estas pesquisas?
4. Quais os principais processos e técnicas que estão sendo empregados?
5. Quais são as principais dificuldades e vantagens constatadas sobre a aplicação de Big Data para avaliação de UX de Sistemas?

4.1 QUAIS FATORES MOTIVAM O USO DE AVALIAÇÃO DE UX ASSOCIADA COM BIG DATA?

Um fator constante de motivação, presente nos estudos selecionados, foi o **crescimento da percepção de desenvolvedores, empresas e universidades da necessidade de prover sistemas com uma boa UX.**

As experiências relatadas em (Ting et al., 2005; Rodden et al., 2010; Dadashnia et al., 2016; Wei, 2017) apontam que uma boa experiência dos usuários é um dos principais fatores de sucesso de um sistema e, portanto, pode gerar um grande diferencial competitivo para empresas. Em (González et al., 2008) podemos verificar uma situação semelhante. Os autores argumentam em seu estudo que uma boa UX traz benefícios para os usuários de sistemas universitários. Em (Thaler, 2014; Urbano et al., 2014; Cheng et al., 2015) os autores destacam que uma boa UX de sistemas gerenciais pode aumentar a produtividade e trazer bons impactos para os processos internos de uma empresa. Por fim, os estudos em (Fisher et al., 2012; Owens, 2017; Scott, 2017) revelam o ponto de vista de desenvolvedores e profissionais de UX em relação às oportunidades de melhoria dos sistemas que a avaliação da UX proporciona.

Esse interesse na melhoria da UX de sistemas e otimização de avaliações de UX tem levado à busca de novos métodos para realização deste processo. Partindo desta premissa o uso de técnicas de Big Data aparece como uma opção de melhoria, abordagem escolhida pelos autores dos artigos analisados neste estudo.

Indícios desse cenário aparecem em (Rodden et al., 2010), por exemplo, onde os autores apontam a existência de uma relação direta entre o aprimoramento da experiência do usuário e o aumento de visualizações/novos usuários em aplicações web. Em (Dadashnia et al., 2016), os autores destacam que a decisão do usuário continuar navegando em uma página ou sair, é fortemente influenciada pela aparência e facilidade de uso deste sistema, não pelas funcionalidades inerentes ou serviços oferecidos. Wei (2017), similarmente, indica a importância do conhecimento sobre o comportamento e as emoções dos usuários com relação a um sistema, de modo a fortalecer a conexão deste usuário com a marca. Em todos estes casos os autores partem desta motivação e empregam técnicas de Big Data para mensurar esse comportamento dos usuários.

Nos estudos de (Cheng et al., 2015), os autores descrevem que a preocupação com UX de seus sistemas gerenciais proporciona vantagens para as empresas. Segundo os autores uma boa UX traz vantagens como uma integração mais transparente e interações mais ágeis entre equipes de trabalho/desenvolvimento e os usuários do sistema. Neste estudo os autores descrevem a aplicação de Big Data como uma forma de atingir este objetivo.

Outro fator citado como um motivador para o desenvolvimento de avaliações de UX associadas a Big Data foi o **alto custo atrelado ao processo de avaliação tradicional**. Neste caso é importante considerar que avaliações de UX apoiadas por Big Data atuam em cenários com uma população de usuários muito maior que avaliações de UX tradicionais e principalmente permitem a análise contínua do sistema e em cenários onde a execução da avaliação tradicional gera custos que inviabilizam o processo.

Tom Thaler (2014), aponta que empresas de pequeno e médio porte, não comportam o alto custo da realização de uma avaliação de UX através de métodos tradicionais. Os trabalhos de (Urbano et al., 2014; Dadashnia et al., 2016) suportam essa ideia em seus estudos apontando que métodos de avaliação tradicionais

costumam ser realizados manualmente. Nestes casos **o tempo e o tamanho da equipe** necessários para conduzir os testes, coletar as observações e compilar os resultados **implicam um custo elevado e não justificável**. Scott (2017), especificamente aponta haver um crescimento na demanda de empresas por avaliações de UX que sejam mais ágeis, enxutas e que aceitem um orçamento mais restrito.

Além do alto custo atrelado às avaliações de UX tradicionais, os autores de (Dadashnia et al., 2016), indicam que **avaliações de UX apoiadas por Big Data ficaram mais baratas**. Segundo os autores, nos últimos anos houve uma grande queda nos custos relacionados ao armazenamento e processamento de dados. Em (Thaler, 2014), o relato do autor atribui essa redução ao fato de que antes da popularização de bancos de dados distribuídos, técnicas de avaliação precisavam ser aplicadas em ambientes controlados, computadores específicos, sistemas operacionais distintos, entre outras restrições. Estas técnicas agora podem ser realizadas na nuvem, ou seja, utilizando de serviços que fornecem armazenamento e processamento de dados em servidores compartilhados e interligados por meio da internet. Segundo os relatos de Fisher et al. (2012), a principal diferença deste modelo é que o armazenamento e processamento dos dados está ligado à necessidade percebida, de acordo com a necessidade do projeto. Isto implica em custos variáveis e não em um investimento inicial fixo, como um computador de grande porte ou um servidor dedicado, por exemplo. Por isso a aplicação deste modelo reduz significativamente o custo do armazenamento de dados dos sistemas para avaliação de UX e a necessidade do investimento com processamento de dados. Esta redução dos custos atrelados ao processo, eventualmente, incentiva novos grupos, que antes não podiam arcar com estes investimentos, realizar avaliações de UX apoiadas por Big Data com grupos de usuários demograficamente maiores e abrangentes.

A necessidade da **adaptação do processo de avaliação tradicional** e a **criação de métricas específicas de UX para a avaliação de sistemas** é outro fator apontado como um motivador para o desenvolvimento das pesquisas sobre avaliações de UX apoiadas por Big Data.

Alguns autores, entre os artigos selecionados, indicaram deficiências nos modelos de avaliação de UX tradicionais que eram realizados, até o momento, em seus respectivos ambientes. Os trabalhos de (Rodden et al., 2010; Urbano et al.,

2014), por exemplo, retratam um cenário onde as avaliações de UX não abrangiam um grande número de usuários devido às restrições do processo de avaliação de UX tradicional. Portanto, pode ser observado que existem aspectos da avaliação tradicional que podem usufruir de novos processos para melhorar a compreensão do comportamento dos usuários de um sistema computacional.

É possível então observar indícios do porquê é necessário ter informações mais abrangentes em relação à população real de usuários, isto é exposto em (Ting et al., 2005; Urbano et al., 2014; Wei, 2017).

Rodden et al. (2010) e Cheng et al. (2015) retratam em seus estudos a escassez de métricas específicas para a avaliação da UX de sistemas computacionais como um grande motivador para a pesquisa de metodologias e técnicas de Big Data que possam suplementar esta carência.

Em (Rodden et al., 2010) descreve-se como a pesquisa realizada veio a suprir deficiências nas métricas existentes para avaliação da UX de suas aplicações computacionais. Neste artigo, os autores apontaram que os métodos e métricas utilizados até aquele momento eram, em maioria, centrados na atividade comercial e não no usuário. Além disso, os serviços existentes encontrados traziam soluções muito específicas para o contexto de comércio eletrônico. Estas características levavam então a análises genéricas da experiência dos usuários de seus sistemas.

Em (Cheng et al., 2015) os autores registraram a necessidade de centralizar as informações de uso de seus sistemas gerenciais e, principalmente, criar um modelo de métricas de UX que pudesse ser seguido por todas as equipes de tecnologia da empresa. Em ambos os casos, as necessidades levaram os autores a pesquisarem e aplicarem elementos de Big Data em seus processos de avaliação de UX de sistemas.

A Tabela 3 foi elaborada com o intuito de relacionar as motivações identificadas nesta sessão, facilitando assim a visualização dos seus respectivos estudos.

Tabela 3 – Relação das motivações de pesquisa identificadas por artigo.

Motivação	Artigos
UX é um fator de sucesso para sistemas	(Ting et al., 2005); (González et al., 2008); (Rodden et al., 2010); (Dadashnia et al., 2016);(Wei, 2017).
Compreender o cenário da população real de usuários	(Ting et al., 2005); (Rodden et al., 2010); (Wei, 2017).
Criação de métricas para avaliação de UX com Big Data	(Rodden et al., 2010); (Urbano et al., 2014); (Cheng et al., 2015).
A boa UX de sistemas pode aumentar a produtividade em empresas;	(Thaler, 2014); (Urbano et al., 2014); (Cheng et al., 2015).
Custo do processo de avaliação de UX	(Fisher et al., 2012); (Thaler, 2014); (Urbano et al., 2014); (Dadashnia et al., 2016); (Scott, 2017).
Profissionais de IHC consideram UX uma maneira de melhorar sistemas	(Fisher et al., 2012); (Owens, 2017); (Scott, 2017).

4.2 QUAIS GRUPOS DE PESQUISA, EMPRESAS OU UNIVERSIDADES ESTÃO DESENVOLVENDO PESQUISAS COM ESTE TEMA?

Para a resposta desta questão de pesquisa, foram identificados grupos de pesquisa e instituições que realizaram estudos sobre a avaliação de UX em sistemas computacionais utilizando técnicas de Big Data.

Nesta seção estes grupos foram distribuídos entre os presentes em universidades e os atuantes em empresas. Em seguida é relatada uma análise realizada em relação ao perfil profissional identificado dos autores e envolvidos nas pesquisas.

4.2.1 UNIVERSIDADES

A **University of York** (Universidade de York), identificada em (Ting et al., 2005) é uma das instituições que apresentaram pesquisas na área de IHC envolvendo análises de UX associadas com técnicas de Big Data. Segundo dados de 2014, o departamento de Ciência da Computação da Universidade de York figura entre os 10 melhores do Reino Unido (Times Higher Education, 2014) e mantém um dos grupos de pesquisa na área de IHC mais antigos do Reino Unido.

O grupo tem uma abordagem interdisciplinar que envolve também os departamentos de psicologia e sociologia. O grupo mantém linhas de pesquisa que incluem acessibilidade e usabilidade da informação, acessibilidade em plataformas de E-learning e colaboração, interação multimídia/multimodal, gestão do conhecimento e metodologias e métricas em IHC. Aparentemente esta última é a linha que abrange o tema de avaliações de UX e Big Data (Department Of Computer Science, 2017).

Em (González et al., 2008) são apresentados outros grupos de pesquisa que atuaram na aplicação de técnicas de Big Data para análise de UX de sistemas. Localizado na Catalunha, **GRIHO** (Grup de Recerca en Interacció Persona Ordinador i Integració de Dades, “em catalão”) (Grupo de Pesquisa em Interação Humano-Computador e Integração de Dados) é o nome do grupo de pesquisa na área de IHC da **Universidad de Lleida** (Universidade de Lérida).

O grupo tem grande influência na área de IHC e foi fundador da AIPO (Asociación Interacción Persona-Ordenador), a associação de IHC para países de língua espanhola. Também foi criador do primeiro mestrado em IHC em espanhol (GRIHO, 2017a). Uma das linhas de pesquisa mantida pelo grupo está voltada exatamente para as contribuições de técnicas como KDD para o estudo do comportamento de usuários e a medição da usabilidade de sistemas interativos (GRIHO, 2017b).

O projeto relatado por (González et al., 2008) foi realizado em conjunto com o **VyGLab** (Visualization and Graphics Research Laboratory) (Laboratório de pesquisa de Visualização e Gráficos), um laboratório especializado na descoberta de conhecimento através da visualização e análise de dados. O laboratório está associado ao Departamento de Ciência e Engenharia da Computação da **Universidad del Sur** (Universidade do Sul), na Argentina. O VyGLab mantém atualmente uma linha

de pesquisa associada com o tema deste trabalho de conclusão. O grupo realiza estudos relacionadas à visualização de dados de uso de sistemas (VYGLAB, 2017).

Por fim, a **Saarland University**, situada na Alemanha, foi citada como parceira em dois dos artigos analisados (Thaler, 2014) e (Dadashnia et al., 2016). O Centro de Informática da universidade foca em particular os campos de segurança de informação, inteligência artificial, computação visual, bioinformática e web semântica. No total existem 30 linhas de pesquisa na universidade. Mas os grupos ligados à IHC estão principalmente voltados a pesquisas sobre computação ubíqua (Saarland Information Campus, 2017).

Os estudos descritos em (Thaler, 2014; Dadashnia et al., 2016) foram realizados por institutos dentro do campus da Universidade: o **Institute for Information Systems (IWi)** (Instituto para Sistemas de Informação) e o **German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI)** (Centro de Pesquisa Alemão para Inteligência Artificial).

4.2.2 EMPRESAS

Os parágrafos seguintes apresentam empresas da área de Tecnologia da Informação que foram identificadas utilizando ou incentivando a pesquisa de técnicas de Big Data para avaliação de UX em sistemas computacionais.

Em (Rodden et al., 2010) observa-se que os autores são integrantes de equipes de tecnologia e design do **Google**, uma das maiores multinacionais desenvolvedoras de software e serviços online do mundo, com mais de 70 escritórios espalhados em 50 países, tendo sua sede oficial no estado americano da Califórnia. Através da leitura do estudo não foi possível identificar a localização exata das equipes que realizaram a pesquisa. No entanto pode ser observada a abordagem da empresa em relação ao uso de dados em larga escala para criação de métricas de avaliação de UX para aplicações como o Gmail, Google Maps, Google Finance e iGoogle.

Em (Fisher et al., 2012) é relatado o cenário da prática de avaliações de UX envolvendo Big Data por parte de profissionais do setor de IHC da **Microsoft**. Os estudos revelaram o interesse dos profissionais e da empresa na pesquisa de formas de aplicar a análise de dados para melhoria dos sistemas desenvolvidos. O estudo

apresentou a visão dos profissionais com relação a problemas para a aplicação de avaliações de UX e a perspectiva destes para o uso de Big Data para melhoria dos seus sistemas. Os exemplos citados de projetos desenvolvidos com esta abordagem envolvem desde jogos eletrônicos, como Halo 3, onde a equipe de produção utilizou de dados de uso para melhorar a experiência dos jogadores, até a criação de uma nova interface para o Microsoft Office 2007.

Em (Cheng et al., 2015), observamos o relato do estudo de caso de um grupo de pesquisadores da **Intel**. É apresentada a criação do framework baseado em Big Data da empresa para melhoria da experiência de seus funcionários ao utilizarem seus sistemas internos. A Intel tem sua sede no estado americano da Califórnia e diversos outros centros de pesquisa espalhados pelo mundo, não sendo possível identificar através da leitura do artigo o local onde a pesquisa foi aplicada.

Outra empresa identificada fazendo uso de Big Data para avaliação da UX de sistemas é o **CESAR** (Centro de Estudos e Sistemas Avançados de Recife), um centro privado de inovação, com unidades nas cidades de Recife, Curitiba, Sorocaba e Manaus. O centro visa desenvolver produtos, serviços e negócios utilizando de Tecnologia da Informação e Comunicação (CESAR, 2017). A experiência relatada em (Urbano et al., 2014) apresenta um estudo realizado pela unidade do CESAR em Curitiba explorando processos de inovação e desenvolvimento de sistemas. O artigo foca em como estes processos foram modelados para utilizar da coleta automatizada de dados de interação para realizar a avaliação da UX dos sistemas desenvolvidos pelo CESAR.

O **Baidu Inc.** foi outra empresa identificada durante a análise dos artigos. O Baidu é uma companhia de serviços online chinesa e desenvolvedora da principal ferramenta de buscas da China. A equipe que desenvolveu o projeto neste estudo é a responsável pela plataforma **iQIYI** (<http://www.iqiyi.com>). O iQIYI é um subgrupo da empresa, desenvolvedor de uma plataforma online para distribuição de vídeos. O sistema possui atualmente mais de 500 milhões de usuários mensais. Os relatos em (Wei, 2017) descrevem como a empresa utilizou da coleta de dados da interação em larga escala para modelar o comportamento dos seus usuários e redesenhar a área de comentários do iQIYI em sua versão móvel.

Em (Scott, 2017) o artigo menciona a Synchrony Financial, uma empresa americana prestadora de serviços financeiros, onde a autora exerce o papel de vice-

presidente de pesquisa de UX e acessibilidade. Em seu estudo a autora descreve o papel da empresa nas experiências que explicitou em seu relato sobre a responsabilidade ética dos profissionais de UX. Apesar não ser uma empresa da área de tecnologia da informação, os relatos da autora descrevem o interesse e a participação da diretoria da empresa em relação aos estudos sobre UX apoiada por Big Data realizados.

Por fim em (Dadashnia et al., 2016) os autores relatam a participação de uma grande empresa alemã no desenvolvimento do projeto. A empresa participou dos testes do framework desenvolvido no artigo para avaliação de UX de sistemas gerenciais. Esta pesquisa foi conduzida para melhoria dinâmica da interface dos sistemas. A empresa em questão teve sua identidade preservada no artigo.

Além destes artigos que citaram diretamente a participação de empresas em um ambiente de melhoria de UX através do uso de Big Data, outros artigos também apresentaram, indiretamente, o interesse corporativo nos sistemas avaliados e processos realizados. O relato feito em (Thaler, 2014), por exemplo, apresenta uma pesquisa desenvolvida com foco na melhoria de sistemas administrativos. A abordagem de Thaler apresenta um modelo genérico que poderia ser seguido por diversas empresas para análise de UX apoiada por Big Data em seus sistemas gerenciais. É possível verificar que existem semelhanças de aplicação entre a abordagem de Thaler e aquelas apresentadas nos projetos em (Urbano et al., 2014; Dadashnia et al., 2016).

A Figura 11 representa graficamente a localização dos grupos de interesse identificados de acordo com a metodologia de pesquisa utilizada e no escopo deste trabalho. O mapa não representa a totalidade de localizações mas um recorte dos locais onde a pesquisa com o tema deste trabalho é realizada.

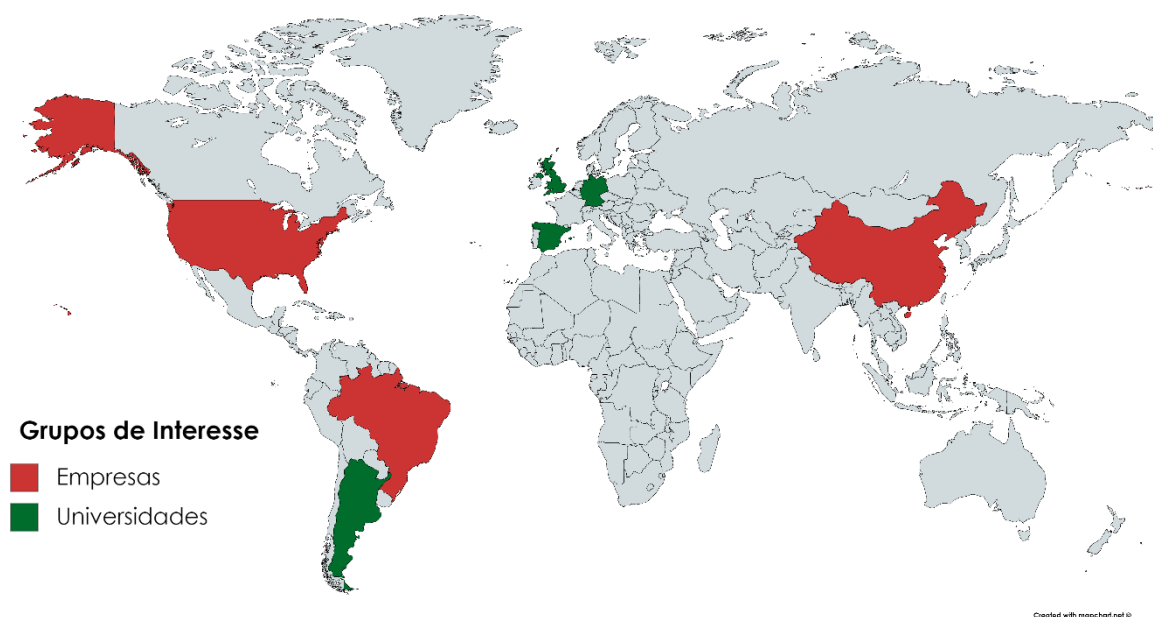


Figura 11 – Representação gráfica da localização dos grupos de interesse identificados pela pesquisa.

4.2.3 PROFISSIONAIS

Foi identificado também o perfil dos profissionais envolvidos ou interessados na aplicação de Big Data para Avaliação de UX.

Um dos primeiros pontos observados é o caráter multidisciplinar das equipes que participaram dos artigos. Como comentado anteriormente, este trabalho de conclusão está baseado na cooperação entre as áreas de IHC e Banco de Dados. Artigos como (Urbano et al., 2014; Cheng et al., 2015) demonstram esta cooperação apresentando a **participação de designers de interação/especialistas em UX e analistas de Big Data** como principais condutores das pesquisas.

Os artigos apresentaram também a participação de: Web designers, Gerentes de Marketing, Proprietários de Sistemas, Avaliadores de Usabilidade, Profissionais de UX, Desenvolvedores, Analistas de Dados, Engenheiros de Software, Designers de Interação, Profissionais de TI, Engenheiros de IHC, Gerentes de Projeto, Designers de UX.

Esta lista de profissionais foi obtida a partir da análise de todos os artigos selecionados para esta pesquisa. Um descritivo mais específico dos profissionais de cada estudo é apresentado na Tabela 4.

Apesar da participação majoritária de profissionais da área de Tecnologia de Informação, também é importante observar a participação de profissionais de marketing, design, proprietários de websites e gerentes de projeto nas pesquisas sobre a avaliação da UX apoiada por Big Data. Isto demonstra a intenção de aproximar os resultados do processo com interesses administrativos e comerciais de empresas.

Ting et al. (2005) citam gerentes de marketing, proprietários/gerentes de serviços online e designers de websites como parte de um grupo de interesse que participou do processo de avaliação de UX desenvolvido.

Gerentes de projeto e líderes de equipes de produto também foram citados como um grupo de profissionais atuando e se beneficiando dos resultados de avaliações de UX apoiadas por Big Data. Em (Cheng et al., 2015), os autores destacam que a criação do framework de avaliação de UX da Intel trouxe uma melhoria na qualidade de trabalho dos gerentes de seus projetos e suas equipes de desenvolvimento.

Por fim, uma observação singular aparece em (Cheng et al., 2015). Os autores do artigo comentam a participação de **profissionais de TI recém graduados ou ainda graduandos** durante a execução do projeto de criação do framework de avaliação de UX da Intel. O Intel IT Graduate Program (Programa de Graduação de TI Intel) visa dar experiência a funcionários da Intel ainda em começo de carreira. Os participantes são alocados de acordo com a necessidade de cada projeto. Segundo os autores, apesar da inexperiência e baixo conhecimento destes participantes em relação à UX ou Big Data, a parceria foi importante para capacitação desses funcionários, redução do tempo de execução do projeto e controle do conhecimento gerado.

A Tabela 4 foi elaborada para relacionar os grupos de interesse identificados nesta etapa da pesquisa, facilitando assim a visualização da ligação entre eles e os artigos selecionados para este trabalho de conclusão. A Tabela 4 também apresenta os profissionais presentes nos projetos de pesquisa analisados.

Tabela 4 – Relação dos grupos de interesse e profissionais envolvidos identificados por artigo.

Artigo	Empresas	Universidades	Outros Grupos	Profissionais Envolvidos
(Ting et al., 2005)	-	University of York	-	Webdesigners; Gerentes de Marketing; Proprietários de Sistemas;
(González et al., 2008)	-	Universidad del Sur	GRIHO/VyGLab	Avaliadores de Usabilidade;
(Rodden et al., 2010)	Google	-	-	Profissionais de UX; Desenvolvedores;
(Fisher et al., 2012)	Microsoft	-	-	Analistas de Dados; Proprietários de Sistemas;
(Thaler, 2014)	-	Saarland University	WI / DFKI	Engenheiros de Software; Desenvolvedores;
(Urbano et al., 2014)	CESAR	-	-	Designers de Interação; Analistas de Dados; Desenvolvedores;
(Cheng et al., 2015)	Intel	-	-	Profissionais de Ux e TI; Engenheiros de IHC; Gerentes de Projeto; Desenvolvedores;
(Dadashnia et al., 2016)	-	Saarland University	WI / DFKI	Desenvolvedores; Gerentes de Projeto;
(Owens, 2017)	-	-	-	Designers de UX; Desenvolvedores; Proprietários de Sistemas;
(Scott, 2017)	Synchrony Financial	-	-	Profissionais de UX; Proprietários de Sistemas;
(Wei, 2017)	Baidu	-	-	Profissionais de UX; Webdesigners, Desenvolvedores;

4.3 QUAIS FERRAMENTAS TÊM SIDO UTILIZADAS PARA ESTAS PESQUISAS?

Esta seção visa apresentar ferramentas computacionais identificadas nos estudos selecionados para este trabalho. Os exemplos relatados aqui apresentam indícios de quais ferramentas têm potencial para serem aplicadas na realização de avaliações de UX apoiadas por Big Data.

A identificação das linguagens de programação utilizadas foi um dos focos desta etapa da análise dos artigos. O estudo realizado em (Dadashnia et al., 2016) revelou o desenvolvimento de um protótipo para experimentação de técnicas de Big Data para avaliação de UX. O artigo descreve o uso de **Javascript** como linguagem de programação utilizada para instrumentar as páginas da web desse protótipo. A linguagem foi utilizada para desenvolvimento dos métodos para coleta de dados de interação. Os autores apontam que o perfil da linguagem permitiu a fácil aplicação do código em todas as páginas da aplicação.

Em (González et al., 2008) é possível observar principalmente o uso de linguagens de consulta (*query languages*) para realizar a mineração de bases de dados. No estudo os autores citam exemplos de linguagens consideradas pertinentes para este tipo de análise de dados, como: **orngMySQL, MSQL, OLE DB e KDDML**. Estas linguagens são baseadas principalmente em SQL e XML para criação de regras de associação de dados e realização de consultas. Em seus experimentos os autores utilizaram de consultas em linguagem **MSQL** para realização das avaliações de UX.

Em (Fisher et al., 2012) a pesquisa realizada dentro da Microsoft indicou que os analistas de dados entrevistados utilizaram principalmente **de C# ou de Microsoft SCOPE** como linguagem de programação para o desenvolvimento de análises de dados como os característicos de uma avaliação de UX apoiada por Big Data. O SCOPE (Structured Computations Optimized for Parallel Execution) é uma linguagem desenvolvida dentro da Microsoft para facilitar o processamento de grandes conjuntos de dados, permitindo a execução de processos em paralelo em *clusters*. A evolução desta linguagem, chamada U-SQL, passou a ser utilizada como linguagem de consulta para Big Data do serviço de armazenamento da Microsoft, o Azure Data Lake Analytics (Microsoft Developer Network, 2017). Os autores do estudo indicam que os pesquisadores entrevistados também utilizam outras linguagens de

acordo com o ambiente da avaliação a ser realizada, estas outras possibilidades citadas foram: **R, Python, PIG (normalmente aplicadas em ambientes Hadoop), DryadLINQ ou Matlab**. Segundo Fisher (2012) estas duas últimas são comuns principalmente para casos onde há necessidade de paralelismo na execução de análises de dados.

Em relação ao armazenamento dos dados, como já abordado neste trabalho de conclusão, características como o grande volume, velocidade e variedade dos dados utilizados no processo, distinguem avaliações de UX apoiadas por Big Data de avaliações tradicionais. Esta situação promove o uso de ferramentas ou frameworks de controle de dados que possam lidar com estas condições. Estudos como (Fisher et al., 2012; Cheng et al., 2015; Dadashnia et al., 2016) demonstram esse cenário. A análise destes artigos revelou a aplicação de frameworks diferenciados para armazenamento e processamento de dados em seus estudos.

Em (Cheng et al., 2015; Fisher et al., 2012) os autores mencionam o uso do **HDFS, Hadoop Distributed File System** (Sistema de Arquivos Distribuídos Hadoop), um subprojeto do ecossistema Hadoop especializado no armazenamento distribuído de arquivos. O Hadoop é um framework open source que reúne diversos softwares criados para realizar computação distribuída, voltada para *clusters* e para o processamento de grandes massas de dados. O projeto foi criado pela Apache, mas vem sendo construído e adaptado por uma comunidade de contribuidores (Apache Hadoop, 2017). Apesar do Hadoop ter um destaque nestes estudos, os autores em (Fisher et al., 2012) detectaram, durante as entrevistas em sua pesquisa, o uso de outras plataformas de armazenamento de dados como o Microsoft Azure e o RDS da Amazon.

Particularmente em (Cheng et al., 2015) os autores descrevem o uso da distribuição do Hadoop criada pela Cloudera como sistema de arquivos distribuídos. A ferramenta foi utilizada para o armazenamento dos dados do projeto como: informações e perfis de funcionários, tickets de suporte, relatórios de despesas, relatórios dos sistemas de treinamento, logs das plataformas sociais e pesquisas. Os autores descrevem a importância do uso do framework Hadoop devido à necessidade da aplicação de ferramentas para análise de texto, de modo que fosse possível

converter grandes quantidades de dados não estruturados em métricas relevantes para análise.

Já em (Dadashnia et al., 2016) os autores do projeto descrevem a utilização do **SAP HANA** como sistema de armazenamento de arquivos. O SAP HANA é um sistema de gerenciamento de bancos de dados relacionais em memória. Isto quer dizer que dados são manipulados na memória principal de um computador e não em discos rígidos, como é o comum em outros sistemas. O acesso aos dados em memória reduz o tempo necessário das consultas. Em se tratando de uma quantidade massiva de dados, este processo é importante pois proporciona um desempenho mais rápido e previsível nas respostas do sistema. O ecossistema desenvolvido pela SAP SE, que foi utilizado neste projeto, também consistia de um ambiente de desenvolvimento chamado **SAP XS**, empregado na criação do back-end do protótipo desenvolvido. Também fazia parte do ecossistema um framework de desenvolvimento de interfaces chamado **SAP UI5**, utilizado para criação do front-end do protótipo.

Outro ponto identificado como relevante para a análise das ferramentas computacionais utilizadas foi o uso de softwares já existentes para mineração ou modelagem dos dados em alguns projetos.

Em (González et al., 2008) os autores descrevem o uso de plataformas de análise de dados como o **WEKA**, o **Orange** e o **DBMiner**. (Owens, 2017) apenas revela a possibilidade de aplicação dos frameworks **Google Cloud** e **Amazon Machine Learning** para realizar avaliações de UX apoiadas por Big Data. E em (Thaler, 2014) o autor do estudo apresenta a aplicação do **Heuristics Miner** em associação com o **RefMod-Miner** do DFKI para construção e análise dos gráficos que representam o uso do protótipo desenvolvido. Estes sistemas são ferramentas para análise e processamento de dados. Segundo os autores dos estudos eles podem ser utilizados devido a sua capacidade de automaticamente processar conjuntos de dados utilizando algoritmos e técnicas de data mining e machine learning. Outra funcionalidade destes sistemas é a de providenciar representações gráficas dos padrões descobertos.

Nos estudos em (González et al., 2008) os autores descrevem mais amplamente o processo de avaliação de UX realizado utilizando o **WEKA**. Segundo os autores a aplicação foi escolhida para os experimentos pois forneceu as técnicas

de data mining necessárias (Indução de árvores de decisão e mineração de regras de associação) e também por providenciar uma interface simples para realização de consultas e visualização dos resultados.

A Tabela 5 foi elaborada com o intuito de relacionar as ferramentas computacionais identificadas nesta seção, facilitando assim a visualização destes elementos e a compreensão de sua aplicação nos projetos analisados nesta pesquisa.

Tabela 5 – Relação das ferramentas computacionais utilizadas identificadas por artigo.

Artigo	Linguagens	Armazenamento	Sistemas
(Ting et al., 2005)	-	-	-
(González et al., 2008)	orngSQL; MSQL; OLE DB; KDDML;	-	WEKA; Orange; DBMiner;
(Rodden et al., 2010)	Javascript; Flash	-	-
(Fisher et al., 2012)	C#; SCOPE; R; Python; PIG; DryadLINQ; MatLab;	-	-
(Thaler, 2014)	-	-	RefMod-Miner; Heuristics Miner;
(Urbano et al., 2014)	-	-	-
(Cheng et al., 2015)	-	Hadoop(Cloudera)	-
(Dadashnia et al., 2016)	Javascript;	SAP HANA	SAP HANA XS; SAP UI5;
(Owens, 2017)	-	-	Google Cloud; Amazon Machine Learning;
(Scott, 2017)	-	-	-
(Wei, 2017)	-	-	-

4.4 QUAIS OS PRINCIPAIS PROCESSOS E TÉCNICAS QUE ESTÃO SENDO EMPREGADOS?

Esta seção visa apresentar uma análise dos processos mais relevantes adotados nos estudos selecionados para este trabalho de conclusão.

Um dos processos iniciais mais importantes observados nos estudos selecionados neste trabalho de conclusão é o **processo de coleta de dados**. O uso de Big Data para a avaliação da UX de sistemas necessita de uma base de dados que represente o uso do sistema por seus usuários. Por isso em todos os artigos selecionados neste estudo é possível observar uma atenção especial dos autores na descrição deste processo.

Principalmente é possível identificar a importância de determinar quais dados são coletados e como os sistemas são desenvolvidos ou adaptados para realizar a coleta.

Em relação aos tipos de dados coletados foi possível perceber uma distinção entre alguns trabalhos. Artigos como (Ting et al., 2005; Thaler, 2014; Urbano et al., 2014; Wei, 2017) descrevem a coleta de **dados de uso que permitem modelar o caminho e as ações** realizadas pelo usuário no sistema. Neste caso os dados representam principalmente a identificação do usuário, a interação com elementos da interface, páginas acessadas e *timestamps* da interação. Em artigos como (González et al., 2008; Rodden et al., 2010; Cheng et al., 2015; Owens, 2009; Fisher et al., 2012) é possível perceber uma coleta de dados mais abrangente de modo a **criar um conjunto de métricas para o acompanhamento da UX do sistema**. Dados como respostas em pesquisas de satisfação e análises de interface, tickets de suporte e até dados financeiros de projetos foram anexados em bancos de dados para avaliação da UX do sistema. Em (Fisher et al., 2012) os autores sugerem inclusive a agregação de dados provenientes de bases governamentais, ou a compra de dados em lojas de empresas privadas como a Infochimp ou o Microsoft Azure Marketplace.

Em relação ao método de coleta dos dados a grande maioria dos artigos selecionados relata que, em algum momento do processo de desenvolvimento ou de

avaliação do sistema, ocorreu a **instrumentação do sistema para coleta dos dados** necessários para o processo de avaliação da UX.

Em (Urbano et al., 2014), por exemplo, os autores relatam que durante a implementação do sistema são definidas **rotinas para registro de eventos** como transições de tela, acionamento de botões e toque/cliques na interface. Em (Dadashnia et al., 2016) os autores relatam a aplicação de um método semelhante utilizando da marcação das páginas do website avaliado. O método permitiu o registro automático de dados como o intervalo de tempo entre ações e a posição do cursor do usuário na página.

Outra perspectiva do processo de coleta é a **agregação de dados gerados ou criados por outros sistemas** como plataformas sociais, ferramentas gerenciais e de comunicação. Em (Cheng et al., 2015) é possível verificar este cenário. Neste caso grande parte dos dados do estudo já estavam presentes em bases de dados da empresa. Segundo os autores, para criar a base de dados do framework desenvolvido foi necessário utilizar-se de técnicas de Big Data para agregar dados como tickets de suporte, planilhas de despesas, registros de funcionários, entre outros.

Também foi possível identificar em alguns artigos o uso de **formulários de pesquisa para coleta de dados** associados a outros tipos de dados. Em (Scott, 2017), os autores relatam a possibilidade do uso de ferramentas para requisitar o feedback do usuário. Estes são convidados ao longo do processo de avaliação de UX a responder algumas perguntas em um formulário de pesquisa online. Os autores argumentam que ao longo do tempo e com o número crescente de respostas é possível utilizar estes dados para mensurar a satisfação do usuário ou detectar falhas na experiência. Em (González et al., 2008), a base de dados utilizada para o estudo foi criada com base em avaliações heurísticas geradas por um formulário de avaliação do sistema respondido por diversos profissionais de IHC. Segundo os autores, os dados correspondem a 3450 registros em um sistema desenvolvido previamente para realização desta coleta.

Seguindo a coleta dos dados, o **pré-processamento** destes foi outro processo identificado em grande parte dos artigos analisados neste trabalho de conclusão. Após o processo de coleta de dados da interação do usuário, os relatos

destes estudos mostraram que os **dados recém coletados normalmente não possuem os requisitos ou a estrutura apropriada** para que possam ser utilizados nas etapas de modelagem e/ou análise que são empregadas posteriormente.

Os estudos descritos em (Ting et al., 2005) por exemplo, relatam que antes da aplicação de algoritmos de mineração, os dados de interação coletados passam por processos para **remoção de ruídos e limpeza de dados irregulares**. Segundo os autores, este pré-processamento é importante para remoção de dados gerados por robôs e para restauração de logs de interação corrompidos devido falhas de cache no servidor. Em (Fisher et al., 2012) os autores comentam que, durante a execução das avaliações, certos dados acabavam removidos pois causavam interferências nos resultados obtidos. Segundo a pesquisa, os entrevistados demonstraram uma preferência por criar novos conjuntos de dados e manter o histórico para a análise a limpar estes dados em tempo de execução das análises. O baixo custo de armazenamento dos dados justifica tal comportamento.

Outro exemplo de como os dados podem ser pré-processados é relatado por (Thaler, 2014). Neste estudo o autor aplicou uma etapa para o **agrupamento (clustering) de dados semelhantes** no escopo de sua avaliação de UX, antes de realizar a modelagem da interação dos usuários. Neste caso, devido ao grande volume e variedade dos dados reunidos durante a etapa de coleta, houve a necessidade de que dados de versões semelhantes do sistema fossem agrupados e processados de maneira distinta. Isto permitiu uma análise mais fiel em relação às iterações de desenvolvimento do sistema. Neste estudo o autor ainda sugere outros aspectos que poderiam ser considerados para realização desta etapa de agrupamento: idade dos usuários, versões do sistema, plataforma ou sistema operacional onde foi executado, valor da compra realizada, tempo e número de operações.

Em (Cheng et al., 2015) os autores descrevem algumas técnicas que foram necessárias para preparar os dados coletados para análise. Segundo os autores dados não estruturados precisaram ser consolidados em informações mais simples, porém com mais significado para o framework de avaliação de UX criado. Dados da rede social dos funcionários e de outros sistemas da empresa passaram por uma **ferramenta de processamento de texto**. São ferramentas desenvolvidas especificamente para percorrer o texto de e-mails ou chamados de suporte para

encontrar palavras ou expressões de texto recorrentes que possam representar o pensamento ou o sentimento dos usuários para com um sistema. Por exemplo, uma ferramenta de texto pode ser empregada para processar chamados do suporte recebidos sobre o sistema de recursos humanos de uma empresa. A ferramenta pode encontrar diversas instâncias recorrentes das palavras “lento”, “devagar”, “tempo”. Uma análise destas informações, combinadas a registros de tempo de resposta do sistema e número de operações realizadas pelos usuários podem indicar quais usuários não estão satisfeitos com o desempenho do sistema e qual o porquê. Desta maneira, apenas padrões recorrentes de texto ou palavras-chave identificadas em postagens, reclamações ou sugestões dos usuários foram utilizados como variáveis de análise. O artigo evidenciou também que poucos dados dos logs de tickets de suporte coletados eram relevantes para análise, mas que a contagem do número total de tickets e o tempo entre cada entrada pode trazer informações importantes.

O estudo descrito em (Dadashnia et al., 2016) revela outra necessidade de pré-processamento dos dados de interação, desta vez em relação à relevância dos dados coletados para uma análise de UX apoiada por Big Data. Neste estudo os autores revelam que, antes da etapa de análise, foi necessário **atribuir um peso aos dados coletados de acordo com a relevância deles no escopo da avaliação de UX** que foi realizada no sistema. Neste estudo e de acordo com as metodologias escolhidas pelos pesquisadores para o contexto da avaliação de UX realizada, dados sobre o tempo das interações deveriam ter mais relevância para a análise do que o navegador onde ela ocorreu. Para realizar essa notação, os autores utilizaram de indicadores de valor (“muito valioso”, “valioso”, “não valioso”) associados a cada instância da base de dados da pesquisa.

Outro quesito abordado durante a execução das avaliações de UX nos artigos selecionados foi a **preocupação com a segurança e a privacidade** dos dados coletados.

Tom Thaler (2005) afirma que os dados para avaliação da UX de seu sistema são **anonimizados** durante a coleta. Esta prática visa reduzir a possibilidade de desvios, por parte do analista responsável, durante a análise do sistema. Este processo também protege dados sensíveis de usuários, evitando que sejam violados por terceiros.

Os autores de (Cheng et al., 2015) expandem este conceito. Neste estudo os autores comentam a necessidade de remover, do conjunto de dados para análise, o acesso a dados como: IP, nome do usuário, dados do navegador de internet, do site e do servidor, idiomas e várias outras entradas consideradas de alto risco, caso interceptadas por terceiros. O intervalo da coleta e a agregação do tempo de interação também foram processos levados em consideração de maneira a inibir a identificação da origem dos dados.

Durante os testes realizados previamente ao lançamento do framework para toda empresa, uma codificação através de chaves simétricas foi utilizada para **controlar o acesso aos dados mais sensíveis**. Entretanto, para o ambiente real, devido ao alto custo deste processo, os dados mais sensíveis foram apenas criptografados. Segundo os autores do estudo todo este processo e as métricas de segurança utilizadas foram apropriados e adaptados de técnicas da indústria médica para proteção de dados de pacientes.

Em se tratando da etapa de análise dos dados para realização de avaliações de UX apoiadas por Big Data, um processo frequentemente identificado é a **definição e o uso de métricas para análise dos dados** da interação dos sistemas.

Em (González et al., 2008), por exemplo, os autores do estudo utilizaram **atributos provindos da avaliação heurística para definição de métricas para a avaliação de UX** realizada. Sete métricas foram definidas pelos pesquisadores como parâmetros do sistema de avaliação de UX apoiada por Big Data dos websites: 'Interface Amigável', 'Interface Limpa', 'Design do Texto', 'Design Líquido', 'Rótulos em Imagens', 'Elementos Animados', 'Resolução das Imagens'. Os termos foram traduzidos diretamente do estudo, segundo os autores cada um representa uma característica desejada de qualidade dos sistemas, segundo a metodologia aplicada neste projeto. É interessante observar que as métricas procuram representar não apenas características de qualidade do sistema como os 'rótulos e resolução das imagens', como também representar o sentimento dos usuários para com o sistema no caso da métrica de 'design amigável'. Segundo o estudo, esta métrica está diretamente relacionada à percepção própria de cada usuário em relação à qualidade da sua interação com a interface do sistema, sendo necessário, para esta avaliação, ponderar a resenha deixada pelos pesquisados à respeito do sistema.

A pesquisa apresentada em (Rodden et al., 2010) expõe o framework desenvolvido para organização de métricas da análise de UX apoiada por Big Data nos sistemas do Google. Os autores comentam que existe uma grande variedade de dados coletados para cada avaliação. Estes **dados precisam ser traduzidos em métricas de alto nível, significativas para a avaliação da experiência**, como a satisfação ou sucesso do usuário. É preciso acompanhar estes aspectos ao longo do tempo. Para mensurar o engajamento de usuários por exemplo, os autores comentam que o número bruto de acessos em um período de tempo não é um bom indicativo, pois não afere um nível de comprometimento. Neste caso, uma métrica mais relevante é a porcentagem de usuários ativos que acessaram o sistema por um certo período de tempo em um intervalo regular de dias. Neste caso a métrica é desenvolvida agregando diversos dados para acompanhar o desempenho do sistema.

Em (Dadashnia et al., 2016) os autores apresentam uma planilha das métricas que foram utilizadas como base para a avaliação de UX de seus estudos. As métricas representam os conceitos definidos para avaliação da UX do sistema. Estas métricas foram: Tipo de Usuário, Duração da Visita, Caminho de Uso, Páginas Mais Acessadas e Erros. Cada métrica desta lista é composta por um conjunto de dados que podem se repetir, mas que têm interpretações diferentes de acordo com seu contexto. As 'páginas acessadas' pelo usuário, por exemplo, são dados que compõe as métricas relacionadas a 'quantidade de acessos' e ao 'caminho seguido pelo usuário'.

Outros estudos como (Cheng et al., 2015; Owens, 2009; Wei, 2017) também relatam a aplicação de métricas para realização da análise dos dados. Mas os exemplos anteriores foram considerados mais relevantes.

Para grande parte dos estudos selecionados, os autores aplicaram uma proposta própria para a coleta de dados e análise da interação dos usuários, os métodos de estudo eram escolhidos de acordo com o cenário da pesquisa e o objetivo do pesquisador. Entre os métodos que foram replicadas, o uso de testes A/B recebeu certo destaque e atenção por parte de alguns autores dos estudos selecionados. Segundo os estudos de (Rodden et al., 2010; Fisher et al., 2012; Scott, 2017) testes A/B permitem a coleta e comparação de dados da interação dos visitantes em duas versões distintas do website. O método permite facilmente através da análise dos

dados coletados, definir métricas para eleger o melhor candidato e assim passar para um próximo estágio de desenvolvimento. Em (Rodden et al., 2010) os autores utilizam do método para definir a interface de busca do Google Maps, o estudo indica que através de métricas do sucesso dos usuários, a partir de um certo limiar foi possível verificar que um modelo de interface era superior ao outro.

Outro processo que foi identificado durante a análise dos estudos foi o uso de técnicas de Big Data para coleta e análise dos dados de interação visando **modelar o comportamento dos usuários do sistema**. Os estudos relatados em (Ting et al., 2005; Thaler, 2014; Urbano et al., 2014; Wei, 2017) revelam esta semelhança em seus estudos.

Este processo de modelagem mostrou-se distinto para cada um dos trabalhos, mas tem o propósito de utilizar dos dados coletados para representar graficamente o caminho da interação e as ações do usuário, permitindo que o avaliador possa visualizar mais facilmente padrões e estatísticas do comportamento do usuário. Thaller (2014), por exemplo, utiliza de grafos para representar um sistema, cada nodo representa uma tela da aplicação e contabiliza os acessos, quanto tempo um usuário ficou naquela tela e quais ações realizou. A análise deste grafo mostra que é possível identificar rotas de navegação mais comuns e quais os principais pontos de saída de um usuário da aplicação. Estas informações fornecem pistas sobre a forma como o usuário utiliza o sistema. Uma evasão muito grande de acessos em uma tela que está no meio de um processo planejado, pode indicar uma falha da UX onde o sistema não permite que o usuário encontre ou realize uma operação da maneira como ela foi planejada.

Os estudos em (Ting et al., 2005) seguem um processo de coleta automatizada de dados que visa representar a rota de navegação dos usuários do sistema. Estes dados posteriormente são processados por alguns algoritmos que retornam duas **listas de rotas de navegação dos usuários do sistema**. A primeira, com rotas comuns e esperadas de acordo com a visão do designer do sistema, basicamente validando sua interpretação da interação do usuário. A segunda, com rotas inesperadas, representando comportamentos não mapeados dos usuários e potenciais falhas na UX do sistema.

Em (Thaler, 2014; Urbano et al., 2014) os autores apresentam uma metodologia similar. Em um primeiro momento um software em desenvolvimento é instrumentado para coletar dados da interação dos usuários. Em seguida, de posse dos dados, eles são processados por ferramentas computacionais específicas de modo que as **interações com o sistema passam a ser representadas graficamente por diagramas ou fluxos de navegação**. Estes diagramas ou fluxos são apoiados por métricas e análises estatísticas que representam o uso do sistema e, assim, permitem que os avaliadores do sistema possam visualizar e compreender o comportamento dos usuários e, de acordo com sua interpretação, tomar decisões a respeito da UX do sistema.

De modo especial em (Wei, 2017) o autor usa modelos gráficos para representar as etapas da interação dentro sistema e não exatamente o comportamento dos usuários. Os dados capturados a partir do uso do sistema compõem métricas para análise da interação. Esta análise é realizada em **comparação com os modelos desenhados pelo avaliador visando detectar desvios do comportamento esperado** e falhas na UX do sistema. Segundo o estudo, após a análise, um novo modelo e uma nova iteração do sistema são desenvolvidos com intenção de corrigir as falhas encontradas. Um novo ciclo do processo de melhoria é iniciado ao fim deste processo.

Como mencionado anteriormente neste trabalho de conclusão, uma avaliação de UX pode conter até quatro etapas: preparação, coleta de dados, análise e interpretação e, por fim, crítica. Esta última etapa corresponde ao momento onde são relatados os resultados da análise e sugeridas soluções ou melhorias para o sistema.

É possível perceber uma opinião conjunta dos autores dos estudos analisados neste trabalho de conclusão. Grande parte dos estudos afirma que o uso de Big Data para a avaliação de UX de sistemas não visa substituir métodos tradicionais, mas paralelamente aprimorar processos que tragam melhores experiências para os usuários e melhor qualidade ao trabalho de profissionais de de UX. Em (Rodden et al., 2010) os autores concluem o estudo afirmando que o framework desenvolvido a partir de Big Data traz informações e métricas extremamente úteis para guiar discussões e análises mais aprofundadas por parte

das equipes de desenvolvimento. Em (Urbano et al., 2014) os autores relatam que a aplicação de algoritmos para avaliar a UX dos sistemas é um instrumento rico para identificar pontos de alerta sobre a experiência dos usuários, permitindo ao designer atuar com mais precisão. Para Owens (2017) Big Data abre as portas para novas maneiras de desenvolver sistemas e aprimorar a experiência dos usuários, mas ainda não tem a capacidade para substituir métodos tradicionais de avaliação de UX, e que vai ter seu melhor aproveitamento enquanto usada como complemento para estes métodos.

Em relação aos estudos selecionados para esta pesquisa a etapa de crítica mostrou-se particularmente interessante quando alguns autores indicaram a possibilidade de utilizar resultados da etapa de análise dos dados para, dinamicamente, melhorar a experiência do usuário. Os estudos de (Dadashnia et al., 2016; Owens, 2009) têm essa característica em comum.

Os autores em (Dadashnia et al., 2016) apresentam um conceito para personalização de um sistema baseado em métricas geradas a partir da coleta automatizada de dados da interação. Os autores sugerem que a instrumentação do sistema para alterar características do ambiente dinamicamente pode potencialmente melhorar a experiência de seus usuários. Os autores descrevem três abordagens que podem ser utilizadas para realizar esse processo. A primeira voltada ao pré-carregamento de conteúdos utilizados com frequência; instruções mais comuns, tem seus dados armazenados e processados de maneira a prever a requisição do usuário, visando reduzir o tempo de espera ao realizar uma requisição ao servidor. A segunda abordagem visa esconder do usuário funcionalidades fora do seu escopo de operação; links e ações percebidas fora do contexto de uso são retiradas da interface principal do sistema, isto evita sobrecarregar o usuário e facilitar sua tomada de decisão. A terceira abordagem visa disponibilizar links diretos para tarefas frequentes; recursos mais utilizados do sistema são adicionados no ambiente principal do sistema, fundamentalmente reduzindo o número de passos para realização de uma tarefa.

Em (Owens, 2009) o autor do artigo realiza uma análise semelhante, expondo diversas maneiras de preparar um sistema para **dinamicamente melhorar o conteúdo de um website através de Big Data**. O autor descreve através de uma série de questionamentos quais métricas podem ser utilizadas e como um website pode ser preparado para exibir dinamicamente conteúdos mais relevantes para seus

usuários. Por exemplo: a coleta da quantidade de acessos em cada página do sistema pode guiar a criação de uma área especial para apresentar ao usuário as páginas mais populares, potencialmente reduzindo seu caminho de navegação.

A Tabela 6 foi elaborada com o intuito de corresponder os processos e métodos apresentados nesta seção aos seus respectivos artigos, facilitando assim a visualização das relações entre eles e seu cenário de aplicação.

Tabela 6 – Relação de processos de pesquisa identificados por artigo.

Processos	Artigos
Aplicação de formulários de Pesquisa	(González et al., 2008); (Scott, 2017).
Instrumentação do sistemas para coleta automatizada de dados de uso	(Urbano et al., 2014); (Dadashnia et al., 2016).
Aplicação de testes A/B	(Rodden et al., 2010); (Fisher et al., 2012); (Scott, 2017).
Agregação de dados de uso gerados por sistemas empresariais	(Rodden et al., 2010); (Cheng et al., 2015); (Owens, 2017).
Limpeza do conjunto de dados	(Ting et al., 2005); (Fisher et al., 2012).
Agrupamento de dados semelhantes	(Thaler, 2014); (Cheng et al., 2015).
Anonimização do conjunto de dados	(Thaler, 2014); (Cheng et al., 2015).
Criação de métricas para mensurar a UX	(González et al., 2008); (Rodden et al., 2010); (Cheng et al., 2015); (Dadashnia et al., 2016); (Owens, 2017); (Wei, 2017).
Modelagem do comportamento dos usuários;	(Ting et al., 2005); (Thaler, 2014); (Urbano et al., 2014); (Wei, 2017).
Melhoria dinâmica da UX dos sistemas;	(Dadashnia et al., 2016); (Owens, 2017).

4.5 QUAIS SÃO AS PRINCIPAIS DIFICULDADES E VANTAGENS CONSTATADAS SOBRE A APLICAÇÃO DE BIG DATA PARA AVALIAÇÃO DE UX DE SISTEMAS?

Esta seção visa apresentar alguns padrões percebidos entre os resultados apresentados pelos autores dos artigos selecionados para a pesquisa bibliográfica deste trabalho de conclusão. A análise dos resultados nesta seção está dividida entre a discussão das vantagens e contribuições percebidas da aplicação de

Big Data para avaliações de UX de sistemas e a discussão de dificuldades relatadas pelos pesquisadores durante seus estudos.

4.5.1 VANTAGENS PERCEBIDAS

Grande parte dos estudos selecionados para esta análise apontam a redução do tempo necessário para avaliar e desenvolver sistemas como o principal fator de diferenciação para avaliações de UX apoiadas por Big Data. A análise dos relatos dos autores evidenciou uma **economia do tempo investido no processo de avaliação de UX** dos sistemas quando são utilizadas técnicas de Big Data. Segundo os autores também foi possível verificar que a melhoria no processo de avaliação também acarretou na melhoria da eficiência de equipes de desenvolvimento, um resultado da **redução no tempo despendido no ciclo de desenvolvimento e melhoria dos sistemas.**

Um exemplo da eficiência de avaliações de UX apoiadas por Big Data pode ser visto em (Ting et al., 2005). Os autores do estudo destacam a boa performance do algoritmo desenvolvido neste estudo em cenários com dados de uso de até 1000 sessões. Segundo os autores, o processo utilizado tem potencial para o processamento dos dados e descoberta de falhas de UX em um espaço de tempo significativamente menor do que em avaliações de UX tradicionais.

Artigos como (Fisher et al., 2012; Scott, 2017; Rodden et al., 2010) comentam o grande potencial das avaliações de UX apoiadas por Big Data em coletar os dados de uso em tempo real. A análise destes dados permite acelerar a melhoria da UX de sistemas, os estudos indicam que é possível mensurar e agir rapidamente para melhorar a qualidade da interação através do acompanhamento constante de métricas pré-determinadas relacionadas à satisfação do usuário, duração da interação e a quantidade de tarefas executadas. Segundo os autores, técnicas como a aplicação de testes A/B, mencionadas anteriormente, geram um volume de dados de uso que, ao serem processados, trazem informações significativas sobre a UX do sistema em suas diferentes versões, com um gasto de tempo menor se comparado com o processo de testes tradicionais, em laboratório.

O relato dos autores em (Cheng et al., 2015) também passa a visão de que o apoio de técnicas de Big Data no framework criado acelerou os processos de UX da Intel, trazendo mais rapidamente revelações sobre as expectativas e necessidades de seus funcionários.

O outro aspecto da redução de tempo do processo é a **redução no tempo de desenvolvimento e de melhorias para os sistemas**. Os autores de (Cheng et al., 2015; González et al., 2008; Thaler, 2014) indicaram essa redução em seus estudos quando aplicadas técnicas de Big Data para avaliação da UX.

Em (Cheng et al., 2015) os autores indicam que as histórias de usuários geradas pelo framework de UX desenvolvido com o apoio de Big Data facilitaram a criação de protótipos mais fiéis às necessidades dos usuários, encurtando o tempo do ciclo de vida do desenvolvimento dos sistemas da empresa. Segundo os autores o framework criado consegue mapear necessidades dos usuários e transmitir isto em projetos, permitindo uma intervenção mais rápida das equipes de desenvolvimento. Os autores apontam uma redução do tempo necessário entre etapas de conceito, desenvolvimento de um protótipo e lançamento do sistema final. O artigo relata a **redução do tempo de desenvolvimento de sistemas** em aproximadamente 50% após a aplicação do framework.

Outro resultado positivo da aplicação de Big Data para avaliação da UX de sistemas está relacionado à **facilidade e precisão na modelagem das interações** e com isso a **melhoria na compreensão do comportamento real dos usuários dos sistemas**. Os estudos (Ting et al., 2005; Thaler, 2014; Urbano et al., 2014; Wei, 2017) têm foco principalmente neste aspecto da avaliação de UX de sistemas. Ting et al. (2005) argumenta em seu estudo que as listas de rotas (geradas pelo sistema de avaliação desenvolvido) permitem facilmente ao designer de um website compreender como os usuários estão utilizando o sistema. Os estudos em (Urbano et al., 2014) também afirmam que, ao aplicar Big Data para avaliações da UX de sistemas, existe um grande potencial para melhorar a compreensão do comportamento real dos usuários. De acordo com o estudo, isto acontece devido à capacidade das avaliações de UX apoiadas por Big Data de reduzir vícios de interpretação e aumentar a significância da amostra de usuários observada. Thaler (2014) aponta que coletas e análises de dados automatizadas, durante as iterações de um projeto, permitiram

modelar o comportamento real dos usuários e assim avaliar se as funcionalidades desenvolvidas para um sistema têm o efeito desejado e se estão de acordo com as necessidades dos usuários.

Em relação ao uso de métricas suportadas por Big Data para acompanhamento da UX de sistemas, alguns autores apresentaram alguns exemplos de como este processo pode ser vantajoso. Segundo Rodden et al. (2010) a aplicação de técnicas de Big Data para a avaliação de UX de sistemas teve **bons resultados para mensurar a retenção de usuários dos sistemas**. Entre os métodos utilizados neste estudo, os autores apontaram que a coleta automatizada de dados de uso do Google Finance trouxe diversos dados com relação à quantidade de usuários novos e contínuos em determinados períodos de tempo. Estes dados foram refinados para compor uma métrica que revelava a taxa de novos usuários que continuavam acessando o site. Segundo os autores a métrica foi muito importante para distinguir os grupos de usuários em eventos que causaram picos de acesso ao sistema. Segundo os autores este processo foi importante para a definição de ações para aumentar o número de usuários contínuos do site.

Os experimentos de (Wei, 2017) mostram um resultado semelhante. Neste caso os autores tiveram uma boa experiência ao utilizar **métricas para mensurar o engajamento dos usuários** com uma funcionalidade de um aplicativo para compartilhamento de vídeos. Segundo o autor foi identificado uma falha na UX do aplicativo iQIYI (“<http://www.iqiyi.com/>”) a partir da comparação dos dados relacionados ao uso de cada funcionalidade do sistema. Foi descoberto que a área de comentários era a menos utilizada pelos usuários. Após esta identificação, o desenvolvimento de uma nova área de comentários utilizou de iterações de melhoria baseadas em métricas geradas pelo sistema de avaliação da UX em conjunto com entrevistas com os usuários.

Por fim diversos estudos demonstram que a avaliação de UX apoiada por Big Data traz um grande potencial para o **contínuo acompanhamento do sucesso do sistema e da satisfação dos usuários**.

Os estudos em (Rodden et al., 2010) argumentam que é possível utilizar de métricas baseadas em Big Data como, ‘satisfação do usuário’ para acompanhar,

através da coleta automatizada de dados, o desempenho de um sistema ao longo de um período de tempo. O estudo descreve um exemplo: após a realização de uma grande alteração na interface, métricas que acompanhavam a satisfação dos usuários (tempo de uso, operações realizadas, número de acessos, usuários recorrentes e formulários de avaliação) apresentaram um declínio, mas após um período de tempo voltaram a subir, indicando que os usuários se acostumaram rapidamente com o novo ambiente.

Em avaliações tradicionais este tipo de acompanhamento não é tão simples. Segundo Urbano et al. (2014) normalmente este acompanhamento não é realizado. O estudo aponta que a participação de designers da interação normalmente é restrita a algumas etapas do ciclo de desenvolvimento de um sistema. O uso de uma abordagem de avaliação de UX apoiada por Big Data **possibilita que estes profissionais acompanhem o sistema do início ao fim do ciclo de desenvolvimento**, para identificação e correção de falhas, permitindo um processo de inovação e melhoria contínua da UX dos sistemas.

4.5.2 DESAFIOS ENCONTRADOS

Entre os desafios encontrados pelos autores durante a produção de seus estudos um fator recorrente foi a **dificuldade na escolha de dados para avaliações de UX apoiadas por Big Data**. Como já observado, uma das primeiras etapas dos estudos é a definição de quais dados compõe a avaliação do sistema.

Os estudos em (Rodden et al., 2010; Owens, 2017) indicam que existe uma dificuldade em **articular ou concordar quanto aos objetivos** de uma avaliação e transmitir estes em métricas por parte das equipes de produto, resultando no questionamento sobre quais dados ou métricas devem ser considerados em uma avaliação de UX apoiada por Big Data?

Os relatos descritos em (Ting et al., 2005) demonstram a complexidade desta decisão. Os autores relatam que esta é uma das primeiras dificuldades encontradas no início de um projeto, pois dados que são relevantes em um contexto podem não ser importantes em outro. Assim **cada projeto precisa ser ponderado individualmente para definição do escopo da avaliação de UX**. Segundo os

autores a inclusão de dados não significativos em uma análise de UX apoiada por Big Data pode causar desvios nos resultados desta, além de aumentar custos com a coleta, armazenamento e processamento de dados de maneira desnecessária. Em (Fisher et al., 2012) os autores relatam que esta decisão também pode levar em conta a dificuldade no processamento dos dados. Em certos casos, **um dado relacionado para uma análise pode estar em um formato que desestimula o seu uso**. Os autores citam a necessidade de processamento de texto ou de imagens como exemplos. Segundo o estudo realizado, estes desafios com relação a arquitetura das bases de dados existem porque este processo usualmente também define os custos do projeto em relação aos serviços de armazenamento e processamento distribuído de dados. Segundo os autores, faltam maneiras de estimar o custo ou a duração do processo de análise dos dados de uma avaliação de UX apoiada por Big Data. Isto mantém desenvolvedores sujeitos a um processo de iterativamente e empiricamente selecionar dados para realizar testes de modo a encontrar um equilíbrio entre o custo e o resultado de suas análises.

Outra dificuldade apontada por alguns estudos está relacionada com a ‘volatilidade’ das informações que podem ser obtidas, este fator faz referência à um contexto onde os dados capturados precisam ser analisados em um tempo relativamente curto para que sejam relevantes. Os estudos demonstram que é possível capturar dados que refletem se o usuário aprova ou não uma funcionalidade durante a interação, mas não é trivial analisar estes dados em tempo de obter esta informação de modo a maximizar seu valor para um sistema e permitir que ações sejam tomadas para aumentar a satisfação dos usuários. Isto quer dizer que, para avaliações de UX, o aspecto **velocidade em Big Data ainda é um ponto que precisa ser observado com mais atenção**.

Em (Fisher et al., 2012) os autores descrevem a **dificuldade em analisar certas informações com a velocidade necessária** para a realização de testes iterativos de sistemas. Utilizando os serviços de armazenamento e processamento distribuído, em certos casos, o processamento dos dados pode levar horas devido ao tamanho da base de dados ou à complexidade do processamento. Os analistas de dados entrevistados revelam que o processo pode ser frustrante

quando se percebe que, após algumas horas de processamento, existe a necessidade de realizar uma pequena alteração no conjunto de dados.

Em (Dadashnia et al., 2016) os autores comentam a necessidade de atenção neste quesito. Neste estudo, o processo de avaliação de UX e atualização dinâmica do sistema só acontece devido à coleta e à análise dos dados imediatamente após a interação acontecer. Segundo os autores, vários fatores influenciam este processo. Neste estudo foi **crucial a escolha do sistema de armazenamento em memória**. Durante os testes da aplicação desenvolvida, a cada iteração de execução do processo o propósito do sistema era oferecer uma experiência melhor sem comprometer a eficiência da interação do usuário. Segundo os autores, este objetivo foi atingido. Os testes realizados demonstraram uma melhora na experiência e produtividade dos usuários em um número reduzido de iterações, o que indica a eficiência do sistema em processar os dados.

Em relação à quantidade de dados coletados, os estudos em (Dadashnia et al., 2016) revelam haver uma **dificuldade em abordar todo o conjunto de dados nos experimentos**. Segundo os autores, de toda a base de dados criada a partir da coleta automatizada de dados, apenas um subconjunto dos dados foi utilizado para o experimento, devido aos limites do escopo definido para o projeto, havendo potencial para o aprimoramento da avaliação realizada partindo da inclusão de novos dados e novos aspectos para análise. Em (Cheng et al. 2015) os autores também comentam o volume crescente das bases de dados como um ponto de atenção. O estudo apresentado revelou que a base de dados criada conectou dados relacionados a mais de 100 mil empregados, 700 horas de narrativas de usuários, 20 mil respostas em formulários de pesquisa e 18 milhões de transações em sistemas. Segundo os autores estes dados representam apenas 30% dos dados disponíveis e que ao fim do estudo a base de dados já havia quase triplicado em tamanho e deveria continuar crescendo.

Este fator está associado a outro desafio identificado: o tamanho destas bases de dados. Os autores dos estudos selecionados para este trabalho de conclusão retratam uma **dificuldade em manter acessível o uso, o aprendizado e a compreensão dos sistemas e frameworks com as informações das avaliações de UX**.

Em (Cheng et al., 2015) os autores do artigo apontam a dificuldade em expandir o acesso aos dados. De acordo com o estudo, as informações obtidas pelo framework desenvolvido ainda estão disponíveis apenas para a equipe de pesquisa que desenvolveu o sistema e para profissionais de UX trabalhando diretamente neste projeto. Segundo os autores, o sistema carece do desenvolvimento de um ambiente que permita a compreensão e o aproveitamento dos dados por outros grupos e em uma escala maior. Em (Fisher et al., 2012) os autores descrevem que a aplicação e os resultados de avaliações de UX apoiados por Big Data possuem algumas armadilhas para pessoas não familiarizadas com processos de avaliação de UX. Os autores indicam haver a necessidade de treinar os usuários destes frameworks para evitar falhas que comprometam o processo, como o uso de bancos de dados incompletos ou não representativos do sistema.

Por fim, alguns artigos mencionam o desafio de aplicar avaliações de UX apoiadas por Big Data seguindo diretrizes éticas, mantendo normas de proteção e segurança comuns em avaliações tradicionais. O estudo em (Fisher et al., 2012) aponta que o trabalho com Big Data ainda é subjetivo e a responsabilidade sobre a **interpretação de como realizar o processo recai em grande parte sobre o pesquisador**. Em (Cheng et al., 2015), o estudo apresenta uma discussão sobre a segurança de dados pessoais e a preservação da privacidade dos usuários. O artigo apresenta um exemplo de como isto pode ser atingido utilizando de processos para anonimizar e criptografar os dados. É interessante ressaltar, neste caso, que a inspiração para o processo vem de processos e técnicas definidos pela Medicina para proteção de dados de pacientes e não de normas ou convenções de abordagens tradicionais de avaliação de UX.

Em (Scott, 2017) ocorre uma discussão mais abrangente sobre a ética em avaliações de UX apoiadas por Big Data. A autora do estudo revela através de alguns exemplos, quais são os riscos éticos que um profissional de UX deve levar em consideração durante seus projetos. Além da segurança e da privacidade já mencionados, a autora ressalva a **responsabilidade do avaliador em procurar informar o usuário sobre o processo e garantir seu consentimento**. Mesmo que, legalmente, a aceitação dos termos e condições de um website já sejam suficientes.

As Tabelas 7 e 8 foram elaboradas com o intuito de relacionar os conceitos abordados nesta seção, facilitando assim a visualização das relações entre estes conceitos e a compreensão do cenário observado.

Tabela 7 – Relação entre vantagens percebidas por artigo.

Vantagens Percebidas	Artigos
Eficiência na Avaliação de UX	(Ting et al., 2005); (Cheng et al., 2015);
Redução do tempo de desenvolvimento	(González et al., 2008); (Cheng et al., 2015); (Dadashnia et al., 2016); (Owens, 2017);
Mensurar a Retenção de usuários	(Rodden et al., 2010); (Wei, 2017);
Coleta de dados de uso em tempo real	(Rodden et al., 2010); (Fisher et al., 2012); (Scott, 2017)
Compreensão do comportamento dos usuários	(Ting et al., 2005); (Thaler, 2014); (Urbano et al., 2014); (Wei, 2017);
Contínuo acompanhamento dos sistemas	(Rodden et al., 2010); (Urbano et al., 2014)

Tabela 8 – Relação entre desafios identificados por artigo.

Desafios Encontrados	Artigos
Projetos precisam ser ponderados individualmente para avaliação de UX	(Ting et al., 2005)
Articular e concordar em objetivos,	(Rodden et al., 2010); (Owens, 2017);
Formato dos dados ainda pode desestimular o uso, Volatilidade da Informação, Manter a informação acessível	(Fisher et al., 2012)
Dificuldade em abranger toda a base de dados na análise, Manter a informação acessível	(Cheng et al., 2015)
Necessidade de um sistema de armazenamento em memória, Dificuldade em abranger toda a base de dados na análise	(Dadashnia et al., 2016)
Responsabilidade ética do avaliador	(Scott, 2017)

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Partindo das questões propostas pelos objetivos específicos deste trabalho de conclusão, a pesquisa bibliográfica realizada permitiu abordar alguns aspectos significativos sobre o processo de avaliar a UX de sistemas computacionais utilizando de Big Data. Esta seção visa apresentar quais foram os aprendizados mais relevantes obtidos neste trabalho de conclusão.

A análise dos estudos revelou que existe um grande interesse por parte de desenvolvedores em melhorar a UX de sistemas e, por isso, procuram-se meios de complementar e melhorar processos que já são tradicionais em avaliações de UX. O uso de Big Data aparece como uma opção motivada pela necessidade de definir métricas que representem a interação do usuário e nos cenários apresentados pelo menor custo/investimento para realização de avaliações em um grupo de usuários maior, com uma maior distribuição geográfica e durante todo o ciclo de vida do sistema.

Também foi possível identificar grupos em diversas partes do mundo realizando pesquisas acadêmicas e aplicadas sobre o uso de Big Data em avaliações de UX. Particularmente o processo parece fazer parte da perspectiva de grandes empresas da área de tecnologia da informação, pois o estudo revelou a existência de projetos da Microsoft, Intel, Google e Baidu, envolvendo a avaliação da UX de sistemas utilizando Big Data.

A pesquisa bibliográfica também revelou que estes projetos costumam ser liderados por especialistas em UX ou analistas de dados, mas que é comum a participação de profissionais das áreas de marketing, administração, engenharia/desenvolvimento de software e design nas equipes.

A pesquisa também revelou que as avaliações de UX apoiadas por Big Data, na maioria dos estudos selecionados, utilizam serviços específicos para o armazenamento e processamento de dados. Estes serviços visam permitir que os processos sejam realizados com uma arquitetura distribuída ou em memória, quando existe a necessidade de garantir mais velocidade às análises de dados.

Algumas ferramentas de software foram utilizadas para auxiliar a realização do processo de análise e a construção de representações gráficas dos dados, facilitando a compreensão dos resultados por parte do avaliador do sistema.

Entre as ferramentas para codificação dos sistemas um destaque é a aplicação de linguagens específicas especializadas em computação paralela, de modo a aproveitar melhor o potencial das bases de dados distribuídas.

A análise neste trabalho de conclusão também revelou que avaliações de UX apoiadas por Big Data mantêm uma estrutura semelhante em comparação com avaliações de UX tradicionais, mas os processos foram adaptados para se adequar às necessidades deste tipo de avaliação.

A análise revelou que a seleção dos dados e métricas a serem coletadas e a definição dos sistemas e recursos ainda apresentam alguns desafios. Apesar de a seleção de usuários não ser mais um processo realizado nesta etapa, outras preocupações surgem em relação à segurança das informações e à ética dos estudos.

A coleta de dados costuma ocorrer principalmente por meio da instrumentação dos sistemas para que as ações dos usuários possam ser capturadas. Em alguns casos, é possível que os dados já existam, mas a necessidade de criar uma estrutura para que eles possam ser consolidados para análise é comum.

A análise dos dados costuma envolver técnicas de Big Data para gerar dados estatísticos(métricas) para mensurar os aspectos da interação do usuário com o sistema. Outra opção utilizada é a modelagem do comportamento do usuário visando encontrar padrões ou indicativos de falhas na experiência com um sistema. Os processos de análise, embora busquem formas de quantificar ocorrências e mensurar o sistema, em geral mantêm um aspecto qualitativo de análise. De acordo com o estudo não houve indicativos suficientes, ou alegações por parte dos autores, para garantir neste estágio de pesquisa, uma avaliação de UX de completo sucesso sem a mediação de um avaliador. Apesar disto, vários fatores apontam que a aplicação de uma abordagem de Big Data para o processamento de dados de uso proporciona melhores resultados à etapa de análise durante a avaliação da UX de sistemas computacionais.

Com relação à etapa de crítica, os processos desenvolvidos nos estudos apresentaram bons resultados em relação à inferência de erros ou melhorias nos sistemas, servindo como uma ferramenta de apoio para a ação de um avaliador responsável. Além destes resultados, alguns estudos demonstraram haver potencial para que os sistemas continuem evoluindo de modo a permitirem o aperfeiçoamento dinâmico da UX dos sistemas.

A análise dos resultados dos estudos revelou que o uso de Big Data apresenta bons impactos nas avaliações de UX, principalmente em relação à economia do tempo necessário para a realização das avaliações de UX e para o desenvolvimento do sistema. O uso de Big Data para as avaliações de UX também apresentou vantagens ao garantir aos profissionais de UX uma compreensão mais concreta do comportamento real dos usuários, ao longo de todo o ciclo de vida dos sistemas.

Apesar destas vantagens, o estudo mostrou haver espaço para melhorias, a pesquisa permitiu observar que existem alguns desafios em acompanhar o volume e a velocidade dos processos de coleta e análise dos dados. Alguns estudos também apontaram a dificuldade em fazer com que as informações encontradas alcancem todos os indivíduos interessados, em grande parte dos estudos apenas os responsáveis pelo processo tinham acesso aos resultados da avaliação, em outros a visualização dos resultados não era formatada de modo a facilitar a compreensão de stakeholders como diretores da empresa. Também foi relatada a dificuldade em realizar o processo com seguindo alguns conceitos de ética e segurança da informação comuns em processos de avaliação tradicionais.

De acordo com a proposta desta pesquisa, conclui-se que foi possível ampliar a compreensão sobre estado em que se encontra a pesquisa sobre avaliação de UX apoiada por ferramentas de Big Data. Principalmente, de acordo com os resultados observados até o momento, é possível afirmar que uma abordagem de Big Data traz contribuições positivas quando aplicada para realização de avaliações de UX de sistemas computacionais.

Por estes motivos a relação entre UX e Big Data deve se tornar cada vez mais comum. Esta associação não visa substituir os métodos tradicionais de avaliação de UX, mas sim agregar novas ferramentas que possam ajudar avaliadores e profissionais de UX a realizarem suas funções com mais eficiência e qualidade.

Os projetos analisados neste trabalho de conclusão apresentavam principalmente contribuições da aplicação de Big Data em avaliações de UX. Assim durante a etapa de seleção dos estudos para análise, trabalhos que apresentavam a aplicação de UX em processos e sistemas de Big Data não se enquadraram no escopo da pesquisa. Apesar disto, estudos mostrando essa relação foram encontrados e também são um campo interessante para pesquisas.

Para as empresas que queiram investir na aplicação de Big Data para avaliar a UX de seus sistemas, este estudo indica que um bom ponto de partida é a definição do objetivo do projeto. De acordo com a pesquisa, definir dados e métricas e extrair informações relevantes para avaliar a UX de um sistema torna-se um grande desafio caso um objetivo claro não esteja definido. O baixo custo do armazenamento pode ser uma armadilha e as bases de dados podem conter dados não significativos para compreensão do comportamento dos usuários. A quantidade de dados não deve sobrecarregar o processo de análise do sistema, como observado, os dados podem complementar a investigação revelando padrões de comportamento dos usuários.

Em vista do progresso esperado para as relações entre UX e Big Data, este projeto estima contribuir para pesquisas futuras sobre o assunto. É da percepção desta pesquisa que existe espaço para a expansão da pesquisa relacionada à criação de padrões de coleta de dados e métricas para avaliação da UX apoiada por Big Data, por exemplo. Com relação as métricas criadas para avaliar o comportamento dos usuários, existe ainda um fator não explorado pelos estudos. A possibilidade da criação de maneiras de utilizar Big Data para analisar o comportamento de “não usuários”. O uso de bases de dados importadas de terceiros, ou seja dados externos ao sistema e não coletados diretamente da interação do usuário, teoricamente, também permite a análise e identificação de padrões de comportamento de usuários que não utilizam o sistema avaliado. Este tipo de análise também pode trazer esclarecimentos com relação às preferências de um público ajudando a melhorar a qualidade da UX de sistemas.

Estima-se também a expansão de pesquisas em relação a métodos de visualização e processamento dos dados de uso, visando melhorar o alcance das informações e a eficiência/qualidade das análises de dados para avaliação da UX de sistemas.

REFERÊNCIAS

- Albert, W., & Tullis, T. (2013). **Measuring the user experience: collecting, analyzing, and presenting usability metrics**. Newnes.
- Apache Hadoop. **Welcome to Apache Hadoop!**. Disponível em: <<http://hadoop.apache.org/>>. Acesso em: 14 nov. 2017.
- Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A. D., Katz, R., Konwinski, A., ... & Zaharia, M. (2010). **A view of cloud computing**. Communications of the ACM, 53(4), 50-58.
- Barbosa, Simone Diniz Junqueira, & Bruno Santana da Silva. **Interação humano-computador**. Elsevier, 2010.
- Brachman, R. J., & Anand, T. (1996). **The process of knowledge discovery in databases**. Advances in knowledge discovery and data mining (pp. 37-57). American Association for Artificial Intelligence.
- CESAR. **Quem Somos**. Disponível em: <<http://www.cesar.org.br/quem>>. Acesso em: 2 out. 2017.
- Cervo, A. L., & Bervian, P. A. (1996). **A pesquisa: noções gerais**. Metodologia científica, 3, 50-63.
- Chen, Y., Pavlov, D., & Canny, J. F. (2009). **Large-scale behavioral targeting**. In Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining (pp. 209-218). ACM.
- Cheng, L., McCreary, f., Schloss, D., Sedayao, J., & Wong, J. (2015). **Using Big Data to Improve User Experience**. Intel White Paper.
- Dadashnia, S., Niesen, T., Fettke, P., & Loos, P. (2016). **Towards a Real-time Usability Improvement Framework based on Process Mining and Big Data for Business Information Systems**. Tagungsband Multikonferenz Wirtschaftsinformatik (MKWI-16).
- Department Of Computer Science. University Of York. **Human-Computer Interaction (HCI)**. Disponível em: <<https://www.cs.york.ac.uk/research/research-groups/hci/>>. Acesso em: 02 out. 2017.
- Dijcks, J. P. (2012). **Oracle: Big data for the enterprise**. Oracle White Paper.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). **From data mining to knowledge discovery in databases**. AI magazine, 17(3), 37.

Fenn, J., & LeHong, H. (2011). **Hype cycle for emerging technologies**, 2011. Gartner, July.

Fisher, D., DeLine, R., Czerwinski, M., & Drucker, S. (2012). **Interactions with big data analytics**. *interactions*, 19(3), 50-59.

Gartner. (2013, julho). **Gartner's 2013 Hype Cycle for Emerging Technologies Maps Out Evolving Relationship Between Humans and Machines**. Disponível em: <<http://www.gartner.com/newsroom/id/257551>>. Data de acesso: julho 01, 2016.

Gartner. (2014, julho). **Gartner's 2014 Hype Cycle for Emerging Technologies Maps the Journey to Digital Business**. Disponível em: <<http://www.gartner.com/newsroom/id/2819918>>. Acesso em : jul 2016.

Gartner. (2015, julho). **Gartner's 2015 Hype Cycle for Emerging Technologies Identifies the Computing Innovations That Organizations Should Monitor**. Disponível em: <<http://www.gartner.com/newsroom/id/3114217>>. Data de acesso: julho 01, 2016.

Gartner. (2016). **Gartner Hype Cycle**. Retrieved July 01, 2016. Disponível em: <<http://www.gartner.com/technology/research/methodologies/hype-cycle.jsp>>. Data de acesso: julho 01, 2016.

Gerhardt, T. E., & Silveira, D. T. (2009). **Métodos de pesquisa**. Plageder.

Gil, A. C. (2002). **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo, 5(61), 16-17

González, M. P., Lorés, J., & Granollers, A. (2008). **Enhancing usability testing through datamining techniques: A novel approach to detecting usability problem patterns for a context of use**. *Information and software technology*, 50(6), 547-568.

Google Inc. **10 verdades em que acreditamos** – Empresa – Google. (2016). Retrieved June 29, 2016. Disponível em: <<https://www.google.com.br/intl/pt-BR/about/company/philosophy/>>. Acesso em: jul 2016.

GRIHO. (2017a). **Presentation of GRIHO**. Disponível em: <<http://www.griho.udl.cat/about/>>. Acesso em: 02 out. 2017.

GRIHO. (2017b). **Lines of Research**. Disponível em: <<http://www.griho.udl.cat/research/>>. Acesso em: 02 out. 2017.

Hand, D. J., Mannila, H., & Smyth, P. (2001). **Principles of data mining**. MIT press.

Hartson, R., & Pyla, P. S. (2012). **The UX Book: Process and guidelines for ensuring a quality user experience**. Elsevier.

Hassenzahl, M., & Tractinsky, N. (2006). **User experience - a research agenda**. Behaviour & information technology, 25(2), 91-97.

Ivory, M. Y., & Hearst, M. A. (2001). **The state of the art in automating usability evaluation of user interfaces**. ACM Computing Surveys (CSUR), 33(4), 470-516.

Kitchenham, B. (2004). **Procedures for performing systematic reviews**. Keele, UK, Keele University, 33(2004), 1-26.

Law, E. L. C., Roto, V., Hassenzahl, M., Vermeeren, A. P., & Kort, J. (2009, abril). **Understanding, scoping and defining user experience: a survey approach**. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (pp. 719-728). ACM.

Mao, J. Y., Vredenburg, K., Smith, P. W., & Carey, T. (2005). **The state of user-centered design practice**. Communications of the ACM, 48(3), 105-109.

Marr, B. (2015). **Big Data: Using SMART big data, analytics and metrics to make better decisions and improve performance**. John Wiley & Sons.

Merholz, P. (2007). **Peter in conversation with Don Norman about UX & innovation**. Disponível em: <<http://adaptivepath.org/ideas/e000862/>>. Acesso em: jul 2016.

Microsoft Developer Network. (2017). **U-SQL Language Reference**. Disponível em: <<https://msdn.microsoft.com/en-us/library/azure/mt591959.aspx>>. Acesso em: 14 nov. 2017.

Muller, Martin U.; Rosenbach, Marcel; Schulz, Thomas. **Big Data Enables Companies and Researchers to Look into the future**. 2013. Disponível em: <<http://www.spiegel.de/international/business/big-data-enables-companies-and-researchers-to-look-into-the-future-a-899964.html>>. Data de acesso: julho 01, 2016.

Nielsen, J. (1994). **Usability engineering**. Elsevier.

Nielsen, J., & Norman, D. (2016). **The Definition of User Experience (UX)**. Disponível em: <<https://www.nngroup.com/articles/definition-user-experience/>>. Acesso em: jul 2016.

Owens, D. (2017). **Thinking Outside the Browse and Search Box: Big Data as a Complement to Navigation Design**. User Experience Magazine, 17(1).

Prates, R. O., & Barbosa, S. D. J. (2003, julho). **Avaliação de Interfaces de Usuário- Conceitos e Métodos**. Jornada de Atualização em Informática do Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, Cap1 (Vol. 6).

Preece, J., Rogers, Y., & Sharp, H. (2013). **Design de interação: além da interação humano-computador**. Bookman.

Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013). **Quantifying trading behavior in financial markets using Google Trends**. Scientific reports, 3.

Quivy, R., & Van Campenhoudt, L. (1998). **Manual de investigação em ciências sociais**.

Rodden, K., Hutchinson, H., & Fu, X. (2010). **Measuring the user experience on a large scale: user-centered metrics for web applications**. Em Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems (pp. 2395-2398). ACM.

Rosenfeld, L., & Morville, P. (2002). **Information architecture for the world wide web**. " O'Reilly Media, Inc."

Roto, V. (2009, agosto). **Demarcating User Experience**. In IFIP Conference on Human-Computer Interaction (pp. 922-923). Springer Berlin Heidelberg.

Saarland Information Campus. Saarland University. **Human-Computer Interaction: Brief overview of the research field**. Disponível em: <<https://informatics-campus.saarland/en/forschung-research/human-computer-interaction/>>. Acesso em: 2 out. 2017.

Scott, J. (2017). **Big Data UX: Research Opportunity and Ethical Challenge**. User Experience Magazine, 17(1).

Silva, C., Betiol, A., Dudyk, J., & Macedo, V. (2015). **Perfil dos profissionais de UX no Brasil 2015**.

Thaler, T. (2014). **Towards Usability Mining**. Em GI-Jahrestagung (pp. 2269-2280).

Times Higher Education. (2014). **Research Excellence Framework: Institutions Ranked By Subject**. Disponível em: <<https://www.timeshighereducation.com/news/ref-2014-results-table-of-excellence/2017590.article>>.

Ting, I. H., Kimble, C., & Kudenko, D. (2005). **UBB mining: finding unexpected browsing behaviour in clickstream data to improve a Web site's design**. In Web Intelligence, 2005. Proceedings. The 2005 IEEE/WIC/ACM International Conference on (pag. 179-185). IEEE

Urbano, P., Cruz, R., Dallegrave, T. (2014). **Anomalous behavior identification using statistical analysis of large scale user interaction data**. Em Interaction South America (ISA 14). 6ª Conferencia Latinoamericana de Diseño de Interacción; Buenos

Aires. Disponível em: <http://bibliotecadigital.uca.edu.ar/ponencias/anomalous-user-interaction-data.pdf>

Vermeeren, A. P., Law, E. L. C., Roto, V., Obrist, M., Hoonhout, J., & Väänänen-Vainio-Mattila, K. (2010, outubro). **User experience evaluation methods: current state and development needs**. Proceedings of the 6th Nordic Conference on Human-Computer Interaction: Extending Boundaries (pag. 521-530). ACM.

VYGLAB. **Research Topics**. Disponível em: <http://vyglab.cs.uns.edu.ar/index.php/research>. Acesso em: 2 out. 2017.

Wazlawick, R. S. (2009) **Metodologia da pesquisa para ciência da Computação**. Elsevier.

Wei, L. (2017). **Tracking User Behavior with Big Data: A Model for Detecting Pain Points in the User Experience**. User Experience Magazine, 17(3).

Woods, S. (2015). **User Experience (UX): The Fast Five**. Disponível em: <http://shortiedesigns.com/2015/11/user-experience-ux-the-fast-five/>. Data de acesso: julho 01, 2016.

ÍNDICE DE APÊNDICES E ANEXOS

APÊNDICE A – Modelo da ficha utilizada para gerenciar a leitura dos artigos.....	82
--	----

APÊNDICES

APÊNDICE A – Modelo da ficha utilizada para gerenciar a leitura dos artigos

1. **Título** - Título do artigo
2. **Ano de Publicação** -
3. **Autores - [nome e análise]**[Avaliar se o artigo é de pesquisa ou prática, os autores são da academia ou do mercado.]
4. **Área de Aplicação** - [Comercial, Empresarial, Onde está sendo utilizado]
5. **Diferencial** - [Qual o tipo de vantagem da aplicação, ROE, Tempo, vendas, Qualidade de uso, desempenho, eficiência...]
6. **Tipo de Automação** - [Captura de Dados, Análise, ou Crítica(Sugestão de melhoria)]
7. **Tipo de captura** - [Como se coletam os dados de uso]
 - a. **Dado capturado** - [(Quais informações são utilizadas)]
 - b. **Como é capturado** - [Tipo do arquivo, testes, logs salvos, captura de imagem, questionários]
 - c. **Vantagem e desvantagem** - [Possíveis comparações com outros casos, ou como era antes]

d. **Software Utilizado** - [Se algum software é utilizado ou foi desenvolvido com a funcionalidade de capturar informações]

8. **Pessoas Envolvidas** - [Equipe de pesquisa, usuários pesquisados, ambiente onde e aplicado...]

a. **Tamanho da Equipe** - [numero de pessoas envolvidas]

b. **Qualificação e perfil** - [Especialização da equipe.]


9. **Infraestrutura** - [Equipamentos e recursos utilizados]

a. **Tipo de armazenamento** - [Nuvem, banco de dados próprio, relacional, não relacional?]

b. **Tipo de equipamentos utilizados** - [Equipamento de captura de imagem? Equipamento de rede?]

10. **Tipo de avaliação** - [Mapeamento cognitivo, inspeção, simulação, captura de interação...]

APÊNDICE B – Declaração de Autoria


UTFPR
 UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
 Pró-Reitoria de Graduação e Educação Profissional
 Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
 Sistema de Bibliotecas

DECLARAÇÃO DE AUTORIA

Autor¹: André Donato Zanon _____

CPF²: 083.708.719-84 _____

Código de matrícula¹: 884197 _____

Telefone³: (41) 99701-7588 _____ (41) 3563-1041 _____, () _____

E-mail¹: andrezanon@alunos.utfpr.edu.br _____

Curso/Programa de Pós-graduação: Bacharelado em Sistemas de Informação _____

Orientador: Prof^a. Dr^a. Sílvia Amélia Bim _____

Co-orientador: _____

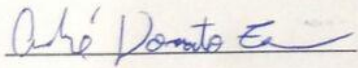
Data da defesa: 01/12/2017 _____

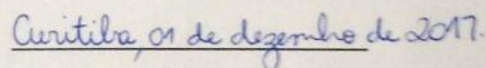
Título/subtítulo: Pesquisa Bibliográfica Sobre o Uso de Big Data na Avaliação de UX _____

Tipo de produção intelectual: (X) TCC² () TCCE³ () Dissertação () Tese

Declaro, para os devidos fins, que o presente trabalho é de minha autoria e que estou ciente:

- dos Artigos 297 a 299 do Código Penal, Decreto-Lei nº 2.848 de 7 de dezembro de 1940;
- da Lei nº 9.610, de 19 de fevereiro de 1998, sobre os Direitos Autorais,
- do Regulamento Disciplinar do Corpo Discente da UTFPR; e
- que plágio consiste na reprodução de obra alheia e submissão da mesma como trabalho próprio ou na inclusão, em trabalho próprio, de idéias, textos, tabelas ou ilustrações (quadros, figuras, gráficos, fotografias, retratos, lâminas, desenhos, organogramas, fluxogramas, plantas, mapas e outros) transcritos de obras de terceiros sem a devida e correta citação da referência.


 Assinatura do Autor¹



 Local e Data

¹ Para os trabalhos realizados por mais de um aluno, devem ser apresentados os dados e as assinaturas de todos os alunos.

² TCC – monografia de Curso de Graduação.

³ TCCE – monografia de Curso de Especialização.

APÊNDICE C – Termo de autorização para publicação


UTFPR
 UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

Ministério da Educação
 Universidade Tecnológica Federal do Paraná
 Pró-Reitoria de Graduação e Educação Profissional
 Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
 Sistema de Bibliotecas

TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA PUBLICAÇÃO DE TRABALHOS DE CONCLUSÃO DE CURSO DE GRADUAÇÃO E ESPECIALIZAÇÃO, DISSERTAÇÕES E TESES NO PORTAL DE INFORMAÇÃO E NOS CATÁLOGOS ELETRÔNICOS DO SISTEMA DE BIBLIOTECAS DA UTFPR

Na qualidade de titular dos direitos de autor da publicação, autorizo a UTFPR a veicular, através do Portal de Informação (PIA) e dos Catálogos das Bibliotecas desta Instituição, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9.610/98, o texto da obra abaixo citada, observando as condições de disponibilização no item 4, para fins de leitura, impressão e/ou download, visando a divulgação da produção científica brasileira.

1. Tipo de produção intelectual: TCC¹ TCCE² Dissertação Tese

2. Identificação da obra:
 Autor³: André Donato Zanon _____
 RG⁴: 10.193.778-0 _____
 CPF⁵: 083.708.719-84 _____
 Telefone⁶: (41) 99701-7588 _____, (41) 3563-1041 _____, (____) _____
 e-mail⁷: andrezanon@alunos.utfpr.edu.br _____
 Curso/Programa de Pós-graduação: Bacharelado em Sistemas de Informação _____
 Orientador: Pro⁸. Dr⁹. Sílvia Amélia Bim _____
 Co-orientador: _____
 Data da defesa: 01/12/2017 _____
 Título/subtítulo (português): Pesquisa Bibliográfica¹⁰ Uso de Big Data na Avaliação de UX _____
 Título/subtítulo em outro idioma: Bibliographic Research on Big Data Usage in UX Evaluation _____
 Área de conhecimento do CNPq: Sistemas de Informação _____
 Palavras-chave: Avaliação de UX; Big Data; Interação Humano Computador; _____
 Palavras-chave em outro idioma: UX Evaluation; Big Data; Human Computer Interaction _____

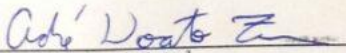
3. Agência(s) de fomento (quando existir): _____

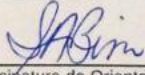
4. Informações de disponibilização do documento:
 Restrição para publicação: Total¹¹ Parcial¹² Não Restringir

Em caso de restrição total, especifique o porquê da restrição: _____

Em caso de restrição parcial, especifique capítulo(s) restrito(s): _____

Curitiba, 01 de dezembro de 2017
 Local e Data


 Assinatura do Autor³


 Assinatura do Orientador

¹ TCC – monografia de Curso de Graduação.
² TCCE – monografia de Curso de Especialização.
³ Para os trabalhos realizados por mais de um aluno, devem ser apresentados os dados e as assinaturas de todos os alunos.
⁴ A restrição parcial ou total para publicação com informações de empresas será mantida pelo período especificado no Termo de Autorização para Divulgação de Informações de Empresas. A restrição total para publicação de trabalhos que forem base para a geração de patente ou registro será mantida até que seja feito o protocolo do registro ou depósito de PI junto ao INPI pela Agência de Inovação da UTFPR. A íntegra do resumo e os metadados ficarão sempre disponibilizados.