

CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI

ANDREY ARAUJO MASIERO

**CLASSIFICADOR BAYESIANO DE PERFIL DO USUÁRIO UTILIZANDO A
APROXIMAÇÃO DO ROBÔ**

São Bernardo do Campo

2017

ANDREY ARAUJO MASIERO

**CLASSIFICADOR BAYESIANO DE PERFIL DO USUÁRIO UTILIZANDO A
APROXIMAÇÃO DO ROBÔ**

Tese de Doutorado apresentada ao Centro Universitário FEI para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica, orientado pelo Prof. Dr. Plínio Thomaz Aquino Junior e coorientado pelo Prof. Dr. Flavio Tonidandel.

São Bernardo do Campo

2017

A Deus e a minha família que são o alicerce de
minha vida.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar gostaria de agradecer a Deus, que sempre me trouxe sabedoria e luz, mesmo nos momentos difíceis dessa jornada e de tantas outras.

À minha mãe Kathia, que desde o primeiro momento me apoiou e incentivou, mesmo quando tudo parecia impossível e eu não conseguia ver a luz no fim do túnel.

À minha irmã Andressa, que me suportou quando fiquei exaltado de felicidade ou tristeza perante as dificuldades.

Aos meus avós, Hélio e Rachel, que mesmo não presentes em carne, continuam iluminando minha vida e me guiam pelos caminhos que percorro deixando a sensação de sempre estar seguro.

Ao professor e orientador Plinio Thomaz Aquino Junior, que me auxilia a direcionar nos caminhos ao longo da jornada acadêmica e pessoal, com seus sábios conselhos e cumplicidade, fortalecendo a parceira a cada momento nesses últimos anos.

Ao professor e coorientador Flavio Tonidandel, que ajudou a tornar esse trabalho possível, com seus conselhos e ensinamentos, além de sempre puxar a minha orelha quando algo estava estranho ou elogiar sempre que eu conseguia um bom resultado. Tudo isso faz com que nossa parceria seja majestosa, desde a época do mestrado.

Aos professores da FEI, que compartilharam ao longo desse período seus conhecimentos e amizade, ajudando na evolução desse trabalho e também a minha como pessoa.

Aos meus amigos, que sem esse laço seria impossível avançar mais um passo neste caminho cheio de curvas. Os momentos de descontração, de discussão, almoços e principalmente cafés foram e são de extrema importância para nos ajudar a andar no caminho chamado vida.

E por fim a todos que de alguma maneira contribuíram para mais essa conquista.

“O olho vê, a lembrança revê, e a imaginação
transvê. É preciso transver o mundo”

Manoel de Barros

RESUMO

A evolução da tecnologia torna-se cada vez mais evidente com o passar dos anos. As pessoas possuem computadores portáteis menores e com melhor configuração, *tablets*, aparelhos de telefonia móvel inteligentes interligados com relógios e também robôs que possuem tarefas específicas como aspirar o pó da casa ou monitorar o ambiente a partir de um determinado ponto. Contudo, o robô inserido no ambiente doméstico ou pessoal atual, é apenas mais um dispositivo tecnológico que a pessoa possui. Caso um robô autônomo capaz de realizar diversas tarefas domésticas e de cuidados pessoais médicos seja inserido nesse ambiente e ainda ele realize interações através de voz, gestos e toque com o ser humano, o sentimento a partir desse momento não seria mais de um dispositivo tecnológico no ambiente. Existe uma possibilidade do ser humano ficar de uma certa maneira desconfortável com a presença do robô. Considerando a situação de desconforto do ser humano com o robô, essa tese propõe uma metodologia que mapeia o conjunto de ações que o robô é capaz de executar visando a maximização da probabilidade de uma interação humano-robô com maior qualidade, baseando-se no comportamento e características do indivíduo. A partir do mapeamento de comportamento da pessoa é possível determinar o comportamento que o robô deve ter para proporcionar uma situação confortável para a interação com o ser humano. Como resultado espera-se um *framework* que possa aprender e analisar o comportamento do ser humano e que também seja capaz de transferir esse conhecimento com o robô inserido no ambiente, aumentando a eficácia da interação entre humanos e robôs.

Palavras-chave: Robótica Social, Proxemics, Aprendizado de Máquina, Interação Humano-Robô

ABSTRACT

The technology's evolution has increased over the years. People have smaller laptops with better set up, tablets, smartphones interconnected with watches and also robots, which have specific tasks such as vacuuming or monitoring the environment from a certain point. However, the robot inserted into the current household or staff, is just another technological device that the person has. If an autonomous robot, able to perform various household chores and personal care doctors to be entered in this environment and still perform it interactions via voice, gestures and touch with the human being, the feeling would be no more than a technological device into the environment. There is a possibility of human beings in a way become uncomfortable with the presence of the robot. Considering the uncomfortable situation of the human being with the robot, this thesis proposes a methodology that maps the set of actions that the robot is able to perform in order to maximize the likelihood of human-robot interaction with higher quality, based on behavior and characteristics of the individual. From the behavior of the person mapping you can determine the behavior that the robot should have to provide a comfortable situation for interaction with humans. As a result we expect a framework that can learn and analyze the human behavior and also be able to transfer this knowledge to the robot inserted in the environment, increasing the effectiveness of the interaction between humans and robots.

Keywords: Social Robotic, Proxemics, Machine Learning, Human-Robot Interaction

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Ilustração 1 – Zonas de Proximidades	36
Ilustração 2 – Os robôs Chester e Blink.	48
Ilustração 3 – Visão geral sobre o projeto de IHR desenvolvido.	64
Ilustração 4 – Rede bayesiana construída para auxiliar no diagnóstico e avaliação da experiência do usuário na interação com o robô.	87
Ilustração 5 – Conforto por gênero.	88
Ilustração 6 – Conforto por idade.	90
Ilustração 7 – Conforto por posição de interação.	91
Ilustração 8 – Conforto por declaração de sociável.	91
Ilustração 9 – Medo por gênero.	92
Ilustração 10 – Medo por idade.	92
Ilustração 11 – Medo por posição de interação.	93
Ilustração 12 – Medo por declaração de sociável.	94

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – As 10 heurísticas de Nielsen	28
Tabela 2 – 8 heurísticas de IHR baseada nos conjuntos de Nielsen e Scholtz	30
Tabela 3 – 8 heurísticas de IHRH adaptadas do conjunto de Nielsen	31
Tabela 4 – Variáveis Comportamentais apresentadas por Mead e Maja J Matarić (2013) .	43
Tabela 5 – Tabela comparativa entre os algoritmos	54
Tabela 6 – Variáveis de Comportamento do Robô	74
Tabela 7 – Persona Joaquim	80
Tabela 8 – Persona Maria Eduarda	81
Tabela 9 – Persona Alfredo	82
Tabela 10 – Persona Danielo	83
Tabela 11 – Persona Manuel	84
Tabela 12 – Perfis dos usuários que realizaram o teste.	89
Tabela 13 – Expectativa do robô em casa dos perfis por Persona.	95
Tabela 14 – Expectativa do robô no ambiente de trabalho dos perfis por Persona.	95
Tabela 15 – O que os perfis mais gostaram e menos gostaram separados por Persona. . . .	96
Tabela 16 – Desconforto dos perfis na interação, separados por Persona.	97

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Objetivos	13
1.1.1	Objetivo Principal	13
1.1.2	Objetivos Secundários	13
1.2	Hipóteses	13
1.3	Motivação	14
1.4	Justificativa	14
1.5	Metodologia	14
1.6	Estrutura do Trabalho	15
2	INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ	17
3	EXPERIÊNCIA DE USUÁRIO	23
3.1	Entendendo o usuário através de Personas	26
3.2	Avaliando a interação com o usuário	27
3.3	A experiência de usuário em interações com robô	28
4	PROXEMICS: TEORIA DA PROXIMIDADE	36
4.1	<i>Proxemics</i> e Interação Humano-Computador	38
4.2	<i>Proxemics</i> e Interação Humano-Robô	38
5	CONCEITOS FUNDAMENTAIS	52
5.1	Agrupamento de Dados	52
5.1.1	Algoritmos de Agrupamento de Dados	53
5.2	Raciocínio Probabilístico	55
5.2.1	Redes Bayesianas	57
5.2.1.1	Métodos de Inferência	60
5.2.2	Classificador Naïve Bayes	61
5.2.3	Classificação com Redes Bayesianas	61
5.2.4	Aplicações com Classificadores Bayesianos	62
6	PROJETANDO TESTES EM INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ	64
6.1	Análise de Variáveis para IHR	65
6.1.1	Variáveis Etnograficas	66
6.1.2	Variáveis Comportamentais	67
6.1.3	Variáveis do Robô	69
6.1.4	Variáveis de Ações na Interação	70
7	CLASSIFICADOR BAYESIANO DO USUÁRIO COM BASE NO COM- PORTAMENTO DO ROBÔ E HEURÍSTICAS	72
7.1	Ações e Comportamentos do Robô	74
7.2	Questionários para Coleta de Dados de Interação	74
7.3	Preparando os dados para o algoritmo QG-SIM	78

7.4	Executando o QG-SIM e criando as Personas	79
7.5	Heurísticas de Interação Humano-Robô	79
7.6	Classificação do Usuário através da Rede Bayesiana	82
8	RESULTADOS E DISCUSSÕES	88
9	CONCLUSÕES PARCIAIS	98
	REFERÊNCIAS	99

1 INTRODUÇÃO

Durante o passar dos anos foi possível acompanhar a contínua evolução dos sistemas computacionais, como por exemplo os telefones móveis, os computadores pessoais e portáteis, as televisões, e também os robôs pessoais, como o iRobot Roomba¹ e o JIBO². Pode-se perceber a evolução ao comparar a quantidade de tarefas que um telefone móvel é capaz de realizar e a diferença entre os tamanhos de seus componentes, os computadores e televisões cada vez com uma espessura menor e a inserção frequente de robôs móveis em ambientes sociais, como as casas e hospitais. Entretanto, os robôs Roomba e JIBO possuem tarefas específicas e o nível de interação com as pessoas não é diferente de alguns dos dispositivos existentes no mercado (HEENAN et al., 2014).

Contudo, existe uma popularização da robótica nos dias atuais principalmente devido ao relativo baixo custo e também devido aos dispositivos tecnológicos cada vez menores. Esse fenômeno faz com que pesquisadores e fabricantes sintam a necessidade de robôs inteligentes que possuam a habilidade de interagir com as pessoas onde este contato não gere desconforto de nenhum indivíduo. Visto que, com a popularização do contato na interação humano-robô aumentará de diversas maneiras, sendo o robô apenas uma ferramenta ou ele sendo um agente no mundo ao qual ele se encontra (LOOI; SEE, 2012). A interação entre robôs e seres humanos é importante não simplesmente pela questão social, mas também porque uma boa interação passa a ser uma questão essencial para a convivência entre todos, ao considerar que robôs já encontram-se em ambientes inteligentes como casas, hospitais e escolas (ALBO-CANALS et al., 2013; BROWN; KERWIN; HOWARD, 2013).

Um ambiente inteligente possui vários meios de interação, além de ser capaz de identificar alguns padrões e ainda ter um certo nível de autonomia em tomadas de decisão. O ambiente realiza as tarefas de interação através de sensores e atuadores espalhados em todos os seus espaços. Alguns sensores que considera-se são câmeras, infravermelhos, térmicos, entre outros. E os atuadores são todos os dispositivos que possam gerar interação, externando algo para o indivíduo, seja através de um movimento, uma imagem ou até mesmo algum sinal sonoro. Alguns exemplos de atuadores são: aparelho de televisão, cafeteira, lâmpadas, tomadas, geladeiras, painéis, aparelhos eletrônicos, entre outros. Dentro do ambiente inteligente também pode existir a presença de um robô móvel, que é um sensor interativo. O robô é capaz de realizar não somente a leitura de padrões do indivíduo de maneira próxima e seguindo a pessoa a qualquer parte do ambiente, mas o robô também pode servir como um atuador durante a interação (LOOI; SEE, 2012; CHOI; KIM; KWAK, 2014; DOBRA, 2014).

Para aproveitar o robô sem que atrapalhe a rotina existente no ambiente, é necessário que o robô tenha um comportamento social esperado de qualquer agente humano que conviva neste mesmo ambiente. Entre pessoas é esperado um comportamento social onde exista res-

¹<http://www.irobot.com/For-the-Home/Vacuum-Cleaning/Roomba.aspx>

²<https://www.jibo.com/>

peito do seu espaço social e até mesmo cuidado durante a execução dos movimentos para que não seja agressivo ou invasivo. Quando existe um cenário de interação humano-robô, onde o ser humano deve realizar tarefas em conjunto com o robô ou até mesmo esperar que o robô realize uma tarefa, o comportamento social por parte do robô tem sido pouco explorado. Sem a preocupação com o comportamento social, o robô acaba gerando um desconforto para as pessoas que estão presentes no mesmo ambiente. O comportamento social pode ir além da execução de movimentos, pois é possível transmitir os sentimentos através de expressões corporais e faciais, além da maneira que se fala com o outro indivíduo. Em seu trabalho E. T. Hall (1969) define o termo *Proxemics* como a ciência que estuda esse comportamento social através de uma métrica de distância entre os indivíduos.

Em um trabalho posterior, Argyle (1988) define quatro níveis de distância social para complementar o trabalho de E. T. Hall (1969). Os quatro níveis de distância social são: (I) Íntima; (II) Pessoal; (III) Social; e (IV) Pública, sendo declaradas da mais próxima para a mais distante. O raio que determina cada um desses níveis dependerá da experiência de vida que cada indivíduo possui, podendo ainda ser influenciado pelo o local de origem ou nascimento. Seres humanos conseguem tratar essa questão comportamental de maneira natural e intuitiva. Todavia, as pessoas possuem diferentes perfis e podem reagir ainda de maneira diferente de acordo com a tarefa que estão executando ou o ambiente em que estão inseridos (JUNG, 1991). Dessa forma, há a necessidade de, em muitos casos, adaptar a forma de interação para conseguir ganhar a confiança do indivíduo e conseguir se aproximar sem causar nenhuma experiência ruim ou desconforto com a aproximação do robô.

Considerando essas informações, pode-se perceber que o primeiro passo para uma boa interação é estabelecer um nível de confiança com um indivíduo onde a aproximação dele chegue a um nível pessoal. E a partir desse ponto é possível realizar novas tarefas em colaboração ou até em benefício para o próprio indivíduo, como no caso de cuidados pessoais. Porém, deve-se fazer com que o robô consiga interagir de forma intuitiva e natural como a apresentada na interação entre os seres humanos. Essa naturalidade na interação não ocorre de maneira imediata entre os seres humanos, ela é aprendida ao longo de sua vida (E. T. HALL, 1969; ARGYLE, 1988).

A partir do aprendizado ao longo de sua vida, o ser humano é capaz de identificar situações similares e a partir das experiências passadas tomar algumas decisões no presente. Porém, ao se aproximar de uma pessoa sem conhecê-la antes, o ser humano realiza uma classificação de seu perfil comportamento baseando-se em algumas informações de linguagem corporal, expressão facial, estereótipos e vai ajustando essa classificação de acordo com as reações da outra pessoa. Em inteligência artificial, existem muitos algoritmos que são capazes de realizar a classificação de pessoas e de diversas maneiras. Porém, o uso de técnicas determinísticas não são aconselhadas, pois tratando de seres humanos existem muitas variáveis internas a ele que geram muita incerteza. Assim, classificadores probabilísticos são mais adequados para utilizar na tarefa com variáveis humanas (FACELI et al., 2011; HARTSON; PYLA, 2012).

Sendo assim, esta tese de doutorado apresenta um classificador bayesiano capaz de identificar um perfil de usuário definido como Personas utilizando a aproximação do robô para uma interação social. A partir da classificação é possível identificar ações que o robô deverá realizar para melhorar a interação com o usuário. Essas técnicas de tomadas de decisão são discutidas como trabalhos futuros durante o capítulo de resultados. O cenário de teste foi baseado em tarefas que o robô deve executar durante a competição de robótica doméstica. As decisões dessas tarefas que foram base, estão descritas no livro de regras da competição RoboCup@Home (BEEK et al., 2015), como por exemplo a tarefa de um robô enfermeiro dentro da residência.

1.1 OBJETIVOS

Nessa seção são apresentados o objetivo principal e os objetivos secundários defendidos por essa tese.

1.1.1 Objetivo Principal

Como objetivo principal, esta tese propõem um classificador bayesiano que utiliza as ações do robô e heurísticas de interação como variáveis para identificar o perfil do usuário em formato de Personas durante a aproximação entre o robô e a pessoa.

1.1.2 Objetivos Secundários

O objetivo secundário almejado nessa tese é a entrega de um pacote funcional do ROS ³ para utilização em qualquer robô que possua os sensores utilizados durante o processo.

1.2 HIPÓTESES

Como hipóteses de comprovação essa tese apresenta:

- a) Durante a interação social, um robô que não considera os fatores humanos causará desconforto com sua presença;
- b) Padrões de comportamento de interação social são definidos com base na cultura, porém a experiência de vida do indivíduo aumenta as possibilidades de interação humano-robô.

³www.ros.org

1.3 MOTIVAÇÃO

O crescente uso da robótica em ambientes sociais como casas, hospitais e escolas fazem com que o estudo em interação humano-robô seja um tópico de atenção entre os pesquisadores. Esse é um tópico importante, pois os diferentes formatos existentes de robôs podem gerar problemas de confiabilidade, no sentido de integridade física da pessoa, e também o conforto de estar em um ambiente junto com um robô.

Para mitigar esse problema, vários fatores devem ser analisados. Fatores como o perfil comportamental do indivíduo nesses ambientes e também as características físicas do robô. Todas essas informações são consideradas para que o robô possa prever quais são as melhores ações de interação com um determinado indivíduo. Apesar de simples a descrição do problema, a sua solução embarcada em robôs é algo mais complexo. Deve-se considerar a coleta e o processamento de todas essas informações para a tomada de decisão correta, o que em muitas vezes é necessário de sensores instalados no ambiente, extra robô.

Considerar todos os fatores apresentados é uma tarefa complexa e que gera um custo muito alto ao robô pois, sua infraestrutura tem uma capacidade computacional baixa em muitas ocasiões. Sendo assim, é necessário que exista uma arquitetura de sistema capaz de considerar a captura de todas as informações, o processamento e a comunicação entre todos os sensores distribuídos no ambiente e também presentes no robô responsável pela interação.

1.4 JUSTIFICATIVA

Durante os estudos de trabalhos que realizam a análise de comportamento humano através de robôs aplicados principalmente em robótica social, notou-se que existem poucos estudos de aprendizagem desse comportamento para promover a reação do robô na interação. Além disso, a maioria dos trabalhos não possui uma alimentação automática das informações de comportamento, e os robôs utilizados em grande parte das vezes são teleoperados, ou seja, controlados por algum tipo de controle remoto.

Assim, a criação de um processo que seja capaz de fazer com que o robô possa, de maneira autônoma, aprender como interagir e tomar a decisão sobre qual a forma de reagir durante a interação, é importante para que haja uma evolução dos ambientes inteligentes, que consideram o robô um agente inserido nele. Assim é possível, além da evolução dos ambientes inteligentes, manter o indivíduo com a melhor experiência de interação com o robô e também sentir confortável com a presença do robô no mesmo ambiente de convivência.

1.5 METODOLOGIA

A pesquisa desenvolvida neste trabalho mantém como base os problemas de interação que são apresentados ao longo da introdução desta tese buscando sempre a qualidade na inte-

ração entre o indivíduo e o robô. A fundamentação do trabalho foi realizada em pesquisas de cada uma das áreas abrangentes, Interação Humano-Robô utilizando o conceito de *Proxemics* e Raciocínio Baseado em Casos, onde identificou-se a possibilidade da criação de um processo automático de aprendizagem e também de aplicação do aprendizado durante toda a fase de interação entre os agentes, humano e robô.

Com o objetivo definido, realizou-se um estudo referente às técnicas que podem ser utilizadas em cada fase da metodologia de Raciocínio Baseado em Casos, para um melhor armazenamento de situações e também a melhor tomada de decisão para cada situação atual. Além disso, também é realizado a definição do conjunto de variáveis que são considerados mais adequados, tanto referente ao indivíduo quanto ao robô, que possam apoiar todo o processo de interação humano-robô.

Definidos os conjuntos de variáveis e também a implementação das técnicas de cada uma das etapas do Raciocínio Baseado em Casos, são realizados alguns testes preliminares de interação do robô para coletar a base de dados inicial e análise prévia dessas informações. Na sequência dos testes aplicados com indivíduos de diversos perfis comportamentais e demográficos são realizados. O primeiro teste é relacionado a primeira abordagem de interação e o segundo teste está relacionado com alguma tarefa das regras atuais da Robocup@Home (BEEK et al., 2015).

Realizados os testes, os resultados serão analisados e discutidos realizando a validação do processo de aprendizagem do robô para interação com pessoas.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta tese é composta por um total de 9 capítulos discriminados a seguir.

O capítulo 1 apresenta a **introdução** do trabalho conduzindo o leitor ao problema que a pesquisa desta tese deve contribuir para a mitigação.

O capítulo 2 introduz a área de **Interação Humano-Robô**, contando um pouco da história e importância dela para o futuro.

O capítulo 3 introduz a área de **Experiência do Usuário**, apresentado os principais conceitos para o desenvolvimento de um sistema centrado no usuário.

O capítulo 4 apresenta o conceito de análise comportamental chamado *Proxemics*, que tem como objetivo o estudo do espaço social durante a interação.

O capítulo 5 apresenta os **conceitos fundamentais**, utilizando como uma aproximação para minimizar o problema apresentado.

O capítulo 7 apresenta a **proposta** da solução para o problema apresentado por esta tese.

O capítulo ?? apresenta os **cenários de teste** que serão realizados para a validação da proposta desta tese.

O capítulo 8 apresenta os **resultados esperados** por esta tese.

O capítulo 9 apresenta as **conclusões parciais** observadas ao longo dos estudos para essa tese.

2 INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ

Interação Humano-Robô (IHR) é a área de estudo que procura compreender, avaliar e implementar robôs para que possam trabalhar em conjunto ou executar uma determinada tarefa onde a interação com o ser humano ocorra. A interação deve ser menos invasiva e mais colaborativa. O primeiro guia da IHR apareceu no conjunto de trabalhos de ficção científica de Isaac Asimov, que é apresentado como as primeiras leis da robótica por diversos pioneiros no tema. A primeira lei fala que um robô não pode ferir um ser humano e também deve protegê-lo para que nenhum mal o seja causado. A segunda lei diz que um robô deve obedecer as ordens dadas por seres humanos exceto nos casos que as ordens entrem em conflito com a primeira lei. E por fim a terceira lei diz um robô deve proteger sua própria existência desde que não entre em conflito com a primeira e/ou segunda leis. Essas leis regem os trabalhos em IHR até os dias atuais (GOODRICH; SCHULTZ, 2007; WEISS, 2010).

Qualquer tipo de robô possui um nível de interação, mesmo os completamente autônomos. A interação pode ocorrer de duas maneiras específicas: Interações Remotas (robôs e humanos em diferentes locais espaço-temporais), por exemplo, a operação do robô Curiosity¹ em Marte e a NASA no planeta Terra; Interações Próximas (robôs e humanos estão no mesmo local, compartilhando o mesmo espaço), por exemplo, em indústrias ou residências como o robô Roomba (GOODRICH; SCHULTZ, 2007).

Robôs teleoperados são guiados por controles, como por exemplo *joysticks* de video games. Já os robôs completamente autônomos devem consistir o ambiente, o cenário de atuação, agentes existentes no ambiente e os que estão direcionando-o para o seu objetivo final, além de atualizar constantemente esses dados e as restrições competentes. Muitos trabalhos são direcionados a interação através de um controle ou central de comando com a operação de um ser humano, mas a quantidade de trabalhos com robôs autônomos vêm crescendo principalmente em pesquisas de robótica assistiva e robótica para resgate em catástrofes, onde existem riscos a vida (GOODRICH; SCHULTZ, 2007; WEISS, 2010).

IHR é um estudo que necessita da participação de diversas outras áreas de pesquisa, como Ciências Cognitivas, Linguística, Psicologia, Antropologia, Engenharia, Ciências da Computação, Matemática, Engenharia dos Fatores Humanos e Design. É importante também, o estudo de padrões de interação adotando pequenas perspectivas sobre soluções de problemas condizentes com a pesquisa, tornando mais fácil encontrar meios de corrigir um problema recorrente (GOODRICH; SCHULTZ, 2007).

Uma definição para interação é a atividade de trabalhar em conjunto para o mesmo objetivo. A IHR é afetada por cinco fatores de interação, que são: (I) Nível e comportamento de autonomia; (II) Troca natural de informação; (III) Estrutura do time; (IV) Adaptação, aprendizado e treinamento de pessoas e robôs; e (V) Definir as tarefas. Um robô que possui um grau de autonomia, consegue manter-se desatento por um período de continuar sua tarefa no mesmo

¹https://www.nasa.gov/mission_pages/msl/index.html

ponto que parou. Contudo, em IHR a autonomia não é considerada com um resultado final, mas sim um meio que auxilia o processo de interação (GOODRICH; SCHULTZ, 2007; WEISS, 2010).

O nível de autonomia de um robô determina o quanto esse pode agir por conta própria. Existem diversas formas de medir e analisar esse nível. O mais utilizado é a escala de Sheridan (SHERIDAN; VERPLANK, 1978) que apresenta um intervalo contínuo desde de um robô que não realiza nenhuma tarefa por conta própria, ou seja, um robô teleoperado, até um robô totalmente independente e autônomo. Apesar do grande uso da escala de Sheridan, sua aplicabilidade ao cenário completo não é muito eficiente. Aconselha-se utilizar a escala dividindo o cenário em subtarefas (GOODRICH; SCHULTZ, 2007; WEISS, 2010).

Em IHR o nível de autonomia é melhor determinado por uma combinação entre o nível de interação com o humano e o quanto ambos, robô e pessoa, conseguem realizar tarefas de forma independente. O desenvolvimento de habilidades cognitivas é importante para o robô interagir com o humano de maneira natural e eficiente. Nos anos 80, Brooks apresentou um novo paradigma para autonomia de robôs, conhecida como robôs baseados em comportamento (R. BROOKS, 1986; R. A. BROOKS, 1991). Outro modelo chamado de *sinta-pense-aja* também é apresentado na literatura como uma arquitetura híbrida que apresenta um problema de desenvolver comportamentos naturais e atividades robustas para robôs humanoides. Devido a isso, as áreas que trabalham no modelo cognitivo de aprendizagem e tomada de decisão tem crescido cada vez mais (GOODRICH; SCHULTZ, 2007).

Estudos de interação entre humanos e robôs não se limitam apenas ao nível de autonomia do robô. Modelos cognitivos, aplicações em ambientes sociais e principalmente em ambientes de cuidados pessoais, têm se tornado cada vez mais frequentes em novos estudos.

O tratamento de inteligência emocional em trabalho de IHR tendem a tornar as tarefas realizadas mais naturais. Rani, C. Liu e Sarkar (2006) apresentam um modelo dos efeitos fisiológicos e correlaciona com os psicofisiológicos para que o robô seja capaz de inferir sobre o efeito da ansiedade nas pessoas. A partir desse modelo foi possível incentivar a melhora no desempenho de pessoas que tentavam fazer cestas em um jogo de basquete.

Giovannangeli e Gaussier (2007) apresentam um modelo de IHR onde o robô é capaz de aprender tarefas a partir de uma pessoa realizando o papel de treinador, onde o robô reproduz seus movimentos e consegue armazená-lo para situações futuras. No mesmo sentido, um trabalho com o robô Pepper da Softbank é apresentado por Kitagawa et al. (2016). Nesse trabalho é realizado um controle de *sleep* antes da reprodução dos gestos. Esse controle auxiliou na naturalidade da execução dos gestos e também um fato curioso, foi que a pessoa reproduzindo os gestos muitas vezes acabava por imitar o robô.

Outro fator importante para IHR é a aparência do robô em conjunto com a capacidade de execução de tarefas esperada para àquela aparência. Dessa maneira, Minato et al. (2007) apresentam uma plataforma robótica em formato de uma criança, mais precisamente um bebê,

para realizar estudos de interação e principalmente a capacidade da cognição do robô durante a interação.

Diversas teorias de psicologia também são aplicadas em trabalhos de IHR. Um exemplo é a teoria da mente que auxilia o robô na análise do comportamento de um indivíduo e possibilita a tomada de decisão para uma interação próxima a natural (HIATT; HARRISON; TRAFTON, 2011). Assim como a teoria de ação, definida por Norman, que auxilia na definição de emoções humanas com base em ações tornando o comportamento do robô mais natural ao do ser humano (TOUMI; ZIDANI, 2013).

Utilizando um sensor de movimento Kinect foi criado uma plataforma de teste para interação humano-robô, onde o ser humano pode treinar o robô a distância e sem necessidade de contato físico. A idéia é poder fazer com que o robô não cause dano físico à pessoa e por consequência diminuir o medo de interação em participação de testes. A plataforma apresentada por Rossmann et al. (2013) transmite em tempo real o conhecimento dos gestos para o robô e este é reproduzido fielmente.

Aplicações em serviços médicos também são explorados em IHR. Briggs, Scheutz e Tickle-Degnen (2015) apresentam um estudo para auxiliar o tratamento de pessoas com a doença de Parkinson. Com essa doença o paciente pode perder a funcionalidade dos músculos faciais, levando assim a perda das expressões faciais. Quando um enfermeiro ou médico vai realizar o tratamento do paciente, pode interpretar que ele está desdenhando ou com nojo do profissional. A utilização do robô soluciona esse problema, já que o robô é capaz de filtrar as expressões faciais. Nos testes apresentados, os pacientes sentiram-se confortáveis com a interação junto ao robô NAO da Aldebaran.

Trabalhos colaborativos são amplamente explorados entre os trabalhos de IHR. Muitos trabalhos vem promovendo debates sobre o assunto (STROHKORB; SCASSELLATI, 2016; LAMPE et al., 2016). Alguns trabalhos já apresentam a integração com outros tipos de técnicas para desmonstrar como que o robô pode assumir a liderança na tarefa ou apenas seguir as instruções da pessoa. Um trabalho nessa direção é apresentado por Li et al. (2015) que utiliza a teoria de jogos para solucionar o problema de lider ou seguidor na IHR.

Sistemas de detecção de anomalias com o propósito de servir idosos e pessoas com problemas físicos que vivem sozinhos é outro tema explorado. Após a detecção da anomalia com base no padrão de interação com o ambiente dessa pessoa, as entidades de assistência domésticas são acionadas e o processo de socorro da pessoa é iniciado. Para que esse trabalho atingisse uma boa acurácia (entre 80% e 85%), um robô móvel é utilizado em conjunto com senhores no ambiente de uma casa inteligente para detecção das anomalias (LUNDSTRÖM; MORAIS; COONEY, 2015).

Diversos estudos são desenvolvidos em torno de edifícios inteligentes, com o intuito de robôs estarem cada vez mais presentes em tarefas do dia-a-dia. Entretanto, robôs e seres humanos possuem percepções diferentes do ambiente. Para melhor entender a diferença entre as percepções de cada um, com foco em ambientes internos, uma área chamada de mapeamento

semântico vêm ganhando evidência na literatura. Esse mapeamento utiliza a detecção de objetos no ambiente com o intuito de inferir a localização do robô em residências e edifícios (TUREK; CETNAROWICZ; BORKOWSKI, 2017).

Turek, Cetnarowicz e Borkowski (2017) criam um modelo baseado no utilizado por seres humanos, que tem como objetivo entender a planta de um edifício e como o robô realizaria para atingir a mesma percepção. Assim, o conhecimento pode ser compartilhado, aumentando a eficiência da comunicação e compreensão entre ambos para o ambiente. Essa compreensão aumenta a eficácia na navegação do robô pelo prédio. Como evolução do trabalho, Turek, Cetnarowicz e Borkowski (2017) querem gerar conhecimento a priori para o robô através de arquivos tipo CAD e também utilizando outros sensores espalhados na residência.

Como pode-se observar, a IHR tem sido aplicada em diversas áreas de atuação e uma que cresceu o número de trabalhos dedicados é a área da educação. Martelaro et al. (2016) investigam métodos para criação de comportamento do robô em função de aumentar a confiança entre humanos que interagem com robôs. Dois meios de medida para o aumento da confiança são aplicados, vulnerabilidade vs expressividade. Notou-se nos testes que robôs mais vulneráveis aumentam mais a confiança do que robôs mais expressivos. Os testes foram realizados com base em um robô tutor.

Outra proposta é identificar se crianças conseguem aprender melhor com o um tutor humano ou um robô. Estatisticamente, não houve significância considerável entre os dois resultados. Porém, o índice de Carson mostrou que o humano conseguiu ser melhor que o robô, principalmente na questão social. Um dos pontos que mais faltaram ao robô durante a interação com as crianças foi a questão de olhar mútuo. Apesar do estudo feito, não existe a ideia de substituir o ser humano com o robô, mas sim utilizar o robô como uma ferramenta complementar na sala de aula (KENNEDY et al., 2016).

Um questionário é conduzido dentro de um hotel no Japão que utiliza de robôs para realizar alguns serviços. O objetivo é identificar se o robô é capaz de substituir uma pessoa nas tarefas. Entrevistaram em primeiro lugar o gerente do hotel e depois direcionaram as entrevistas às pessoas que tinham maior contato com o robô no dia-a-dia. Chegou-se a conclusão de que robôs podem substituir o ser humano nas tarefas, porém esse é um trabalho que deve ser realizado de maneira bem planejada (OSAWA et al., 2017).

Um robô com aspecto de humanoide foi desenvolvido para fazer a patrulha de um shopping durante a noite e durante o dia servir de apoio ao visitantes. A área de segurança deve ser muito explorada, pois a quantidade de pessoas treinadas para executar esse trabalho tem diminuído e as empresas não estão conseguindo repor a necessidade do mercado. Como patrulha, o robô teve um desempenho esperado, só que a atuação como cartão de boas vindas ao shopping foi além do esperado. Os resultados mostraram que as pessoas tiveram empatia pelo robô e acabou fazendo com que ele atraísse mais consumidores ao shopping (LÓPEZ; CUÉLLAR, 2017). Isso demonstra que o robô pode apresentar múltiplas aplicações, apenas trocando as funções de seu programa.

Para que o robô seja capaz de realizar todas essas atividades, várias técnicas devem ser empregadas. Para realizar a personalização da interação do robô para cada pessoa, Suga et al. (2006) aplicam uma técnica de computação evolucionária iterativa. Essa técnica funciona como um algoritmo evolucionário qualquer, porém a função *fitness* é dada pela avaliação direta da pessoa. Como meio de melhorar essa função, é apresentada uma função híbrida onde uma parte dos genes são modificadas pelo usuário e outra parte modificada pelo próprio algoritmo usando como base as modificações manuais. Os resultados apontaram que o robô foi capaz de adaptar o comportamento de cada sujeito de teste.

Outro algoritmo evolucionário é aplicado para melhorar a aparência do robô com a ajuda e retorno sobre o gosto da pessoa. A fase de seleção do algoritmo era feita sobre a preferência do usuário que avaliava uma versão digital da morfologia do robô. Após o estacionamento da aparência do robô na otimização feita pelo algoritmo, o robô era confeccionado (DE BEIR; VANDERBOGHT, 2016).

O uso da percepção sobre o olhar em uma interação entre humanos é comum e auxilia a melhorar a comunicação entre os indivíduos. A abordagem dessa característica é pouco utilizada em interação humano robô e geralmente é realizado com base na orientação da cabeça apenas. Utilizar a orientação da cabeça pode gerar um erro grande e uma noção de comunicação falha. Por isso, Palinko et al. (2016) desenvolveram um algoritmo de rastreamento do olho com baixo custo passivo para um robô humanoide. Os resultados apresentaram um bom rastreamento do movimento do olho. Agora estudos tendem a evoluir para o rastreamento da pupila e da posição da cabeça para melhorar a robustez do algoritmo.

Tratando-se de IHR é impossível não tratar a questão do contato físico entre os agentes. Com base nessa premissa, foi criado um modelo de controle de impedância, para reduzir e controlar a força do robô após o contato com qualquer superfície. É utilizado um sensor de RGB-D (Kinect) para identificar o ponto de contato e em seguida o planejamento do movimento é feito. Caso haja um contato não planejado durante sua trajetória, o robô é capaz de identificar a pressão exercida, regulando assim a força exercida sobre a superfície mantendo a segurança na interação (MAGRINI; FLACCO; LUCA, 2015).

Outra questão investigada na interação com contato físico é o efeito de um abraço dado por um robô de pelúcia gigante sobre a vontade de fazer caridade das pessoas abraçadas. Resultados não foram estatisticamente significantes, porém acreditasse que é necessário realizar uma investigação melhor sobre essa questão (NAKATA et al., 2017).

É investigado também a questão sobre a preocupação com a segurança pessoal ou o custo financeiro dos danos causados pelo robô em caso de falha. Para conduzir o experimento alguns videos de situações e tarefas de interação humano-robô foram apresentados para pessoas. Após o video elas avaliavam o grau de criticidade de cada situação. Os resultados apresentados são interessantes, pois as pessoas deram um nível maior de criticidade para o robô derrubando líquido no laptop do que ele esbarrar e machucar uma pessoa. Contudo, estudos mais realísticos devem ser efetuados (ADUBOR; ST. JOHN; STEINFELD, 2017).

Outras discussões também tem sido endereçadas na questão de robótica social, assistiva e de serviço. Com robôs entrando em nosso dia-a-dia começa a preocupação sobre questões de invasão de privacidade das pessoas por parte destes agentes. Questões éticas sobre a aplicação dos robôs no dia-a-dia. Essas linhas de pesquisa têm ganhado força em debates da comunidade (RUEBEN et al., 2017).

Ao observar os trabalhos relacionados a IHR, pode-se perceber que quando existe uma interação social, o primeiro passo é a aproximação entre dois agentes. Dessa forma, existe a necessidade do robô aprender como se comportar, de acordo com algumas normas sociais, durante a aproximação de um ser humano. Assim, um modelo é apresentado com o objetivo principal voltado para o mapeamento do espaço social e também a análise do comportamento humano. Este modelo tem como sua essência um conceito apresentado por E. T. Hall (1969), chamado de *Proxemics*. O modelo serve de base para essa tese e é apresentada em detalhes no capítulo 4.

3 EXPERIÊNCIA DE USUÁRIO

Novos sistemas computacionais e maneiras de interação fazem com que especialistas fiquem empolgados e utilizem processos para criar e refinar as aplicações básicas que são apresentadas no mercado ao longo do tempo (HARTSON; PYLA, 2012). Assim como sistemas robóticos, que são sistemas capazes de interagir de diversas maneiras com o usuário além de poderem ser totalmente ativo nos cenários encontrados nas tarefas do dia-a-dia.

Dessa maneira, pode-se dizer que sistemas computacionais vão além de computadores de mesa ou notebooks, além de interface gráfica com usuário, seja em sistemas locais ou executados em servidores na nuvem e web. Cada vez mais sistemas computacionais tornam-se ubíquos, ou seja, difundido entre os produtos mais inesperados do mercado, sendo peças de roupas ou eletrodomésticos (HARTSON; PYLA, 2012).

Ao desenvolver um produto voltado para seres humanos, este produto necessariamente terá um usuário. Então toda vez que esse produto for utilizado, ele proverá uma experiência para a pessoa que o usou (GARRETT, 2010).

Essa experiência vivida, a experiência do usuário, é definida como a experiência criada por um produto em pessoas que fazem seu uso no dia-a-dia dentro do mundo real. Ela é parte de uma equação de “como isso funciona”, geralmente em um pedaço que não tem muita atenção no projeto mas, é essencial para determinar o sucesso ou a falha no lançamento deste produto (GARRETT, 2010).

Experiência de usuário refere-se em como o produto funciona fora do laboratório, quando pessoas em situações reais entram em contato com ele diariamente. Observando o assunto, de uma certa maneira todos os produtos existentes e disponíveis para consumo geram uma experiência de usuário, de garrafas de ketchup à suéteres, de livros a computadores, e quaisquer outros produtos que possam imaginar (GARRETT, 2010).

Um produto desenvolvido para prover boa experiência de usuário, vai além de funcionalidades e aparência estética. Desenvolver um produto corretamente refere-se a questões psicológicas e comportamentais com os próprios usuários durante o uso. Quanto mais complexo for um produto, maior a dificuldade de entregar uma experiência adequada ao usuário (GARRETT, 2010).

A maneira mais eficiente de prover experiência de usuário correta em um produto, é utilizando o projeto centrado no usuário. Esse tipo de projeto considera o usuário durante todas as etapas, guiando o produto para resultados surpreendentes apesar de mais complexos para análise (GARRETT, 2010).

Garantir uma boa experiência de usuário pode ser realizado através do conceito de usabilidade, presente nos conceitos de interação humano-computador (IHC). Uma interação entre humano e computador ocorre quando um usuário (humano) e um sistema (computador) trabalham juntos com o objetivo de realizar algo em comum (HARTSON; PYLA, 2012).

A usabilidade é um conceito que tem como objetivo principal garantir a interação com efetividade, eficiência e satisfação para o usuário. A ISO 9241-11 de 1997, define algumas características para usabilidade: (I) Fácil de usar; (II) Produtividade; (III) Eficiência; (IV) Efetividade; (V) Fácil aprendizado; (VI) Retenção de conhecimento; e (VII) Satisfação do usuário (HARTSON; PYLA, 2012).

Um produto que entrega uma experiência de usuário adequada, é mais importante do que um produto que possui muitas funcionalidades, um exemplo apresentado por Hartson e Pyla (2012) é o do Blackberry que comparado ao iPhone possui muito mais funcionalidades, porém a experiência entregue de maneira inadequada fez com que ele fosse desbancado pelo último no mercado. A experiência pela interação é o sistema em si, no ponto de vista do usuário.

A experiência de usuário possui o seguinte escopo (HARTSON; PYLA, 2012):

- a) efeitos com base nos fatores de usabilidade;
- b) efeitos com base nos fatores de utilidade;
- c) efeitos com base nos fatores de impacto emocional.

Dentro dos fatores que afetam os efeitos da experiência de usuário, pode-se listar pelo menos 5 (cinco) qualidades diferentes que impactarão a experiência de um usuário ao interagir com um determinado sistema (HARTSON; PYLA, 2012):

- a) **Utilidade:** talvez a mais fundamental das qualidades. Está ligada ao conceito do que serve o sistema. Se é importante para o usuário ou o quão interessante é o conteúdo exposto no sistema. Lembrando que um conteúdo poder ser interessante para um usuário, mas não para o outro. Um determinado produto pode atingir múltiplos de maneira diferente, de acordo com o interesse de cada um. É importante conhecer e manter sólido esse conhecimento sobre o público principal do produto.
- b) **Integridade Funcional:** é a qualidade de manter o sistema funcionando, como ele deve funcionar. A falta de integridade funcional resulta em um produto com muitos erros e até mesmo vírus no código produzido do sistema.
- c) **Usabilidade:** refere-se ao quanto é fácil de aprender a usar, quando trata-se de usuários de primeira viagem e esporádicos, e o quanto é fácil de usar, tratando-se de usuários frequentes ao uso do sistema. Um produto pode atender as questões de utilidade e integridade funcional, porém o seu uso pode ser difícil e ainda apresentar tédio para o usuário.
- d) **Persuasividade:** é quando o produto consegue, em um determinado nível, incentivar o seu uso, manter uma conversa com o usuário para que ele sinta-se atraído, além de direcionar comportamentos específicos durante seu contato.

- e) **Aparência (Design Gráfico):** são as cores, tipografias e todos os elementos referentes a aparência do produto onde é possível gerar um grande impacto na experiência do usuário. Todos os elementos geram impactos emocionais nos usuários do sistema e podem fazer total diferença na hora dele optar por continuar ou não o uso.

Todas essas qualidades de experiência de usuário contribuem entre si, porém considerá-las de maneira separada auxilia na aplicação efetiva durante o projeto do produto, sendo este um website, uma caixa de presente ou até mesmo um robô social de serviço doméstico.

Alguns especialistas definem experiência de usuário como uma sequência de efeitos sentidos pelo usuário, em seu interior, ao interagir com algo ou alguma coisa. Contudo, nem todos os sentimentos causados pelos efeitos do uso ou interação com o sistema são internos. Muitos dos efeitos podem ser causados pela aplicação de técnicas envolvendo o conceito de usabilidade e utilidade. Sendo assim, pode-se dizer em vias gerais que a usabilidade e utilidade de um produto auxiliam na promoção da experiência do usuário (HARTSON; PYLA, 2012).

Outro ponto importante apontado por especialistas é que uma experiência de usuário não pode ser projetada. Ela é experimentada durante o uso de um produto ou sistema qualquer. A experiência de usuário ocorre em um determinado contexto de aplicação e depende do usuário e seu estado emocional o que vai sentir naquele instante de tempo. O mesmo projeto, aplicado em outro contexto, pode gerar uma experiência totalmente diferente para o mesmo usuário e também todos os demais (HARTSON; PYLA, 2012).

O quanto é apresentado de impacto emocional durante a experiência, fica implícito que são questões referentes a diversão, estética/aparência, sensações, experimentação, originalidade e inovação. Em outras palavras, refere-se ao impacto emocional durante o processo de interação entre o usuário e o produto/sistema. Geralmente, usuários não se encantam mais por eficiência e eficácia dos produtos no mercado. Eles buscam “sentir” mais os produtos com os quais interagem (HARTSON; PYLA, 2012).

A experiência de usuário é tratada como algo que pode impactar as emoções de uma pessoa, como algo transcendente ao ser. Ela afeta pessoas de maneiras diferentes e até afeta de forma espiritual. Uma área definida como tecnoespiritualidade estuda as causas da experiência do usuário como algo que pode ser mundano, natural até algum fator místico ou de crença do próprio ser (HARTSON; PYLA, 2012).

É preciso compreender bem o projeto de um produto para que seja possível o mapeamento adequado dos reais usuários e na sequência utilizar as técnicas desenvolvidas ao longo dos anos para maximizar a experiência positiva da interação com o produto. Para isso, é necessário definir os objetivos dessa experiência. Esses objetivos são, geralmente, de alto nível dentro de um projeto de interação, onde torna-se possível antecipar a experiência do usuário junto ao produto. Como exemplos de objetivos de experiência de usuário, pode-se citar fácil de usar, evitar erros para usuários esporádicos, alta satisfação do cliente, entre alguns outros (HARTSON; PYLA, 2012).

Um ponto chave para auxiliar a atender os objetivos é a identificação dos usuários e quais seus perfis. Esse mapeamento facilita a comunicação das tomadas de decisões na construção do projeto e também na evolução e adaptação do sistema para o perfil do usuário. Uma das técnicas utilizadas para esse tipo de tarefa é a teoria de modelagem de usuário como Personas. Personas é a técnica que tem sido mais adotada em trabalhos de projeto de interfaces com o usuário. A seção 3.1 apresentará como a técnica de Personas auxilia no entendimento das necessidades e identificação do perfil do usuário real do sistema.

3.1 ENTENDEDO O USUÁRIO ATRAVÉS DE PERSONAS

Perfis de usuário são construídos através de informações detalhadas, coletadas em um processo interativo e vinculados com o objetivo principal do sistema ao qual será utilizado pelo perfil. As informações que o compõe devem ser voltadas para o ponto principal do produto ou sistema. Informações pessoais, a familiaridade dele com a tecnologia, o domínio que ele tem sobre o assunto e também informações dele com relação ao produto (BARBOSA; SILVA, 2010).

Um perfil de usuário pode ser utilizado de diversas maneiras, inclusive para definir papéis e classes de usuário. Quando o objetivo é obter o perfil de usuário, a ferramenta mais adequada para essa tarefa são as Personas. Elas são ótimas quando trabalha em conjunto com histórias, cenários e encenações (HARTSON; PYLA, 2012).

Personas não são definidas como usuários reais, mas sim como arquétipos hipotéticos ou possíveis usuários do produto. Também pode ser definida como um personagem fictício capaz de representar um grupo de usuários reais com características similares (AQUINO JUNIOR; FILGUEIRAS, 2005; BARBOSA; SILVA, 2010; HARTSON; PYLA, 2012; MASIERO, 2013).

O uso de Personas faz-se importante para criar as funcionalidades corretas aos usuários corretos. Evitar discussões de projeto sem necessidade no momento é uma das suas principais características. O uso desta ferramenta auxilia na comunicação da equipe, facilitando e mantendo o foco no usuário (AQUINO JUNIOR; FILGUEIRAS, 2005; HARTSON; PYLA, 2012; MASIERO, 2013).

Ao se projetar um sistema é natural que o especialista pense em como será sua reação com a funcionalidade X dada a aparência Y. Porém, este tipo de comportamento, em muitos casos, leva a falha do produto. Personas auxiliam projetistas a não cometerem este equívoco, forçando-os a pensar como a Persona Maria, por exemplo, irá reagir a uma determinada funcionalidade ou interface apresentada (HARTSON; PYLA, 2012).

A Persona pode ser classificada como primária ou secundária. A primária deve ser totalmente atendida no projeto final, ela deve estar 100% satisfeita e feliz com o produto. A melhor experiência ao interagir com o produto deve ser dela. Ao mesmo tempo, as Personas secundárias são atendidas com um alto grau de satisfação, porém com um percentual de satisfação sempre abaixo da primária (HARTSON; PYLA, 2012).

Para que a efetividade da ferramenta seja maior e também para identificar quem são as personas secundárias e quem é a primária, é importante que seja definido um cenário de interação. Um cenário é uma narrativa, seja ela textual ou através de figuras (pictóricas), concreta e com um alto nível de detalhes descrevendo pessoas executando alguma atividade (BARBOSA; SILVA, 2010).

A partir do momento que as informações do usuário e cenário estão definidas, é necessário fazer uma validação do sistema através de um método de avaliação da interface e interação do usuário. Alguns métodos são conhecidos em trabalhos de IHC. Eles tem o objetivo de minimizar erros que possam vir a acontecer no uso do sistema. A seção 3.2 apresenta um meio de realizar a atividade de avaliação da interface e interação do produto.

3.2 AVALIANDO A INTERAÇÃO COM O USUÁRIO

Existem muitos tipos de avaliação de interface e interação do usuário com o sistema. Alguns exemplos são a avaliação heurística, o percurso cognitivo, o teste com usuários, grupo focal, entre outros (BARBOSA; SILVA, 2010).

No percurso cognitivo um especialista vai narrando o cenário e o usuário diz quais são as ações que devem ser tomadas no sistema. Testes com o usuário são realizados com o uso do sistema, onde especialistas devem fazer anotações e observações da interação e erros enquanto o usuário narra todos os seus pensamentos e passos em voz alta. O grupo focal, basicamente, é um grupo de usuários que vão discutindo sobre o que eles acharam do produto, onde tiveram dificuldades e se compreenderam o objetivo (BARBOSA; SILVA, 2010). Dentre todos, a avaliação heurística é o que tem o custo menor, é o mais simples de aplicar e também é o mais utilizado em projetos de avaliação de interação do usuário (TSUI et al., 2010).

A avaliação heurística é uma avaliação onde o especialista percorre sistematicamente todo o sistema buscando por problemas que venham impactar na usabilidade, e consequentemente podendo gerar uma experiência negativa de interação para o usuário (BARBOSA; SILVA, 2010; BENYON, 2011).

Esse método é composto por algumas diretrizes de usabilidade, onde é possível identificar se a interação e a interface possuem características desejadas e de alto valor para o usuário (BARBOSA; SILVA, 2010; BENYON, 2011). As diretrizes, também chamadas de heurísticas, mais populares entre os especialistas são as de Nielsen (1994), que foram as primeiras heurísticas apresentadas com esse objetivo. Ao todo foram criadas 10 heurísticas com base em problemas frequentes encontrados por Nielsen (1994) ao longo de alguns anos de trabalho. A tabela 1 apresenta as 10 heurísticas originais de Nielsen.

Esse conjunto de heurísticas apresentado na tabela 1, pode ser considerado como mínimo e pode receber novas diretrizes com o intuito de expandir ou ajustar de acordo com a necessidade do projeto e avaliadores (BARBOSA; SILVA, 2010; BENYON, 2011).

Tabela 1 – As 10 heurísticas de Nielsen

ID	Heurística	Descrição
01	Visibilidade do estado do sistema	Sempre informar o usuário sobre o que está acontecendo no sistema de maneira adequada e no tempo correto.
02	Correspondência entre os sistemas e o mundo real	O uso de linguagens comuns para os usuários. A ordem das informações devem manter uma sequência natural e lógica, de acordo com o esperado pelo usuário.
03	Controle e liberdade	O sistema deve permitir que o usuário desfaça e refaça suas ações.
04	Consistência e padronização	Manter as convenções da plataforma ou do ambiente computacional.
05	Reconhecimento em vez de memorização	As instruções do uso devem ser de fácil acesso no momento que o usuário desejar.
06	Flexibilidade e eficiência de uso	Possibilidade de atalhos que facilitem a operação do sistema por parte do usuário. Possibilidade de personalização da interface.
07	Projeto estético e minimalista	A interface não deve possuir informações desnecessárias a tarefa realizada.
08	Prevenção de erros	O sistema é capaz de contornar erros mantendo o seu funcionamento.
09	Ajude os usuários a reconhecerem, diagnosticarem e se recuperarem de erros	Uso de linguagem simples ao apresentar erros e mostrar explicitamente a solução para tal.
10	Ajuda e documentação	Uma boa documentação deve sempre estar disponível para que o usuário possa acessar adequadamente.

Fonte: Nielsen (1994).

Desde que sistemas robóticos começaram a coexistir com os seres humanos, pesquisadores de IHC e robótica começaram a se preocupar com as interações e também as interfaces entre os dois. A seção 3.3 apresenta os trabalhos relacionados envolvendo trabalhos que utilizam técnicas de IHC com o intuito de melhorar a interação entre os seres humanos e robôs.

3.3 A EXPERIÊNCIA DE USUÁRIO EM INTERAÇÕES COM ROBÔ

Alguns trabalhos tem tratado experiência de usuário e técnicas de IHC para melhorar a qualidade de projetos em robótica social, de serviço e assistiva. Pesquisadores em experiência de usuário têm se mobilizado para entender como as pessoas estão se sentindo em relação a essa nova tecnologia e como melhorar a experiência com os robôs, principalmente os autônomos.

A técnica de GOMS (*Goals, Operators, Methods and Selections*) foi adaptada para entender projetos de interação humano-robô (IHR) como modelos de processamento humano. Assim, a modelagem de tarefas do robô em diversos cenários pode ter benefícios e maior eficiência na execução (DRURY; SCHOLTZ; KIERAS, 2007).

Clarkson e Ronald C Arkin (2007) apresentam um conjunto de heurísticas para a avaliação de projetos em IHR. A construção e validação desse conjunto foram feitas através da adaptação das heurísticas de Nielsen e Scholtz, e aplicação de métricas apresentadas no método de Nielsen. Com base nas métricas a avaliação deve ser realizada com 3-5 avaliadores e o total de problemas encontrados com as heurísticas deve estar em torno de 40-60%, utilizando métodos e projetos diferentes. As avaliações entre sistemas diferentes não é estatisticamente relevante, porém como atenderam as métricas, os autores afirmam que podem ser utilizadas em outros projetos. As avaliações ocorreram em um robô para cenário de resgate. Após as adaptações das heurísticas, foi definido um conjunto com 8 heurísticas para sistemas de IHR. Elas são apresentadas na tabela 2.

Como mesmo propósito, porém em um domínio diferente, Elara et al. (2007) também apresenta um conjunto de heurísticas com o foco na interação humano e robô humanoíde (IHRH) dentro do domínio de futebol. O conjunto apresentado é uma adaptação direta das 10 heurísticas de Nielsen. As heurísticas propostas tiveram uma resposta de aproximadamente 35% mais problemas encontrados do que as originais de Nielsen. O conjunto de heurísticas para IHRH são apresentadas na tabela 3.

O uso das heurísticas criadas por Clarkson e Ronald C Arkin (2007) é apresentado no trabalho de Manja Lohse, Hanheide et al. (2008). É construído um robô social que realiza interação com usuários ingênuos (que não tem contato prévio com robôs) durante uma visita guiada por uma casa. Para avaliar o sistema robótico construído, foi feita a avaliação heurística.

Com a avaliação alguns pontos importantes foram apresentados. A avaliação e o desenvolvimento do projeto deve ser iterativo. Testes com usuários reais e ambientes reais apresentam melhores resultados. Os testes devem ser realizados com robôs totalmente autônomos, sem o uso da técnica de Wizard of Oz (WoZ) onde o robô é teleoperado sem o conhecimento do usuário em teste. As tarefas e contextos devem estar de acordo com o projeto do robô e as heurísticas devem ser incorporadas no projeto de construção do robô (Manja LOHSE; HANHEIDE et al., 2008).

Manja Lohse, Hanheide et al. (2008) questionam ao final do trabalho, como essa avaliação heurística pode ser incorporada como métricas compreensivas para aceitação social de robôs reais e também como podem afetar o impacto social dos robôs.

Por ser um método de avaliação de interface com baixo custo, simples e com ampla aplicabilidade, o uso de heurísticas é utilizado em diversas pesquisas. Porém, nas aplicações do método sempre existe uma adaptação das heurísticas de Nielsen, por serem as pioneiras. A adaptação do método é feita para que domínios específicos sejam melhor atendidos (TSUI et al., 2010).

A criação de heurística sempre seguem dois formatos: baseado em métodos de pesquisa ou em métodos empíricos. A validação é feita através de testes de usabilidade realizados empiricamente ou comparando com avaliações feitas através das heurísticas de Nielsen (TSUI et al., 2010).

Tabela 2 – 8 heurísticas de IHR baseada nos conjuntos de Nielsen e Scholtz

ID	Heurística	Descrição
01	Design de informações suficientes	As interfaces devem prover informações o suficiente para que o usuário possa determinar se precisa intervir, mas também não pode sobrecarregá-lo com excesso de informação.
02	Visibilidade do estado do sistema	O sistema deve sempre manter o usuário informado sobre o que está acontecendo, através de um retorno com tempo apropriadamente calculado. O sistema deve prover um modelo do mundo real de maneira completa e permitir que o usuário possa ver isso, tendo total entendimento da situação. O sistema deve auxiliar o usuário a ter consciência da situação.
03	Apresentação apropriada da informação	A interface deve apresentar informações claras sobre os sensores, que devem ser de fácil compreensão, e de maneira útil ao usuário. O sistema deve utilizar o princípio do reconhecimento por recuperação, externalização de memória. Deve apoiar o gerenciamento da atenção do usuário.
04	Uso de sugestões naturais	A linguagem utilizada para a comunicação do sistema com o usuário deve acontecer por palavras, frases e conceitos familiares ao usuário e não em termos orientados a sistemas. Seguir convenções do mundo real, apresentar informações em ordem lógica e de maneira natural.
05	Síntese do sistema e interface	A interface e o sistema devem trabalhar como um só fazendo com que a interface seja uma extensão do sistema, do usuário e por representação, do mundo. A interface deve facilitar de maneira eficiente e com eficácia a comunicação entre o sistema e o usuário, em uma via dupla.
06	Ajudar o usuário a reconhecer, diagnosticar, e recuperar de erros	O sistema com mal funcionamento deve se expressar através da linguagem simples (sem códigos), precisamente indicar o problema, e de maneira construtiva sugerir uma solução. A informação deve ser suficiente a ponto do usuário poder identificar se o ambiente contribuiu de alguma forma ao problema.
07	Flexibilidade da Arquitetura da Informação	Se o sistema será utilizado por um longo período, a interface deve ser capaz de suportar novos itens como capacidade de sensores e atuadores, mudanças de comportamento e alterações físicas. A capacidade de sensores e atuadores devem ser adequados ao tipo de tarefa e ambiente esperados para o sistema.
08	Projeto minimalista e estético	Informações do sistema deve ser apenas necessárias, sem o uso de informações irrelevantes. O formato físico deve ser agradável e de acordo com a função pretendida.

Fonte: Clarkson e Ronald C Arkin (2007).

No trabalho de Tsui et al. (2010) é proposto o desenvolvimento de heurísticas focadas em robôs assistivos. Utilizam, como ferramenta, um manipulador robótico montado em uma

Tabela 3 – 8 heurísticas de IHRH adaptadas do conjunto de Nielsen

ID	Heurística	Descrição
01	Visibilidade do estado do sistema	O sistema deve sempre manter o usuário informado sobre o que está acontecendo, através de um retorno com tempo apropriado.
02	Clareza na apresentação da informação	A interface deve ser desenvolvida para apresentar de maneira clara e compreensiva a informação de sensores e atuadores.
03	Correspondência entre o sistema e o mundo real	A linguagem utilizada para a comunicação do sistema com o usuário deve acontecer por palavras, frases e conceitos familiares ao usuário e não em termos orientados a sistemas.
04	Posicionamento prioritário de informações	Posicionamento prioritário dos botões de controle de acordo com a importância e frequência de uso.
05	Extendibilidade do sistema	O sistema devem permitir a evolução, como inclusão de sensores, atuadores, componentes de comportamento e habilidades.
06	Ajudar o usuário a reconhecer, diagnosticar, e recuperar de erros	O sistema com mal funcionamento deve se expressar através da linguagem simples (sem códigos), precisamente indicar o problema, e de maneira construtiva sugerir uma solução. Informações abstratas do robô humanoíde que o ambiente pode prover para o usuário com fins de depuração.
07	Arquitetura de comunicação efetiva	A interface e o sistema devem trabalhar como um só fazendo com que a interface seja uma extensão do sistema, do usuário e por representação, do mundo. A interface deve facilitar de maneira eficiente e com eficácia a comunicação entre o sistema e o usuário, em uma via dupla.
08	Projeto minimalista e estético	Informações do sistema deve ser apenas necessárias, sem o uso de informações irrelevantes. O formato físico deve ser agradável e de acordo com a função pretendida.

Fonte: Elara et al. (2007).

cadeira de rodas que se movimenta através de teleoperação. Durante a pesquisa, foram encontrados quatro erros de grande impacto no sistema: segurança; confiança; erros do sistema; e flexibilidade. Para cobrir esses erros foram criadas heurísticas adicionais com base nas de Nielsen, na literatura de acessibilidade e robótica social.

O conjunto de heurísticas exclusivo para robótica assistiva, com o mesmo cenário de teleoperação, apresentou resultados melhores que as de Nielsen. De 39 problemas, as heurísticas de Nielsen são capaz de cobrir apenas 13, enquanto as heurísticas adaptadas cobriram 33. O teste foi realizado apenas com 2 avaliadores, e precisam de mais experimentos para uma avaliação mais significativa (TSUI et al., 2010).

Um estudo empírico em experiência de usuário foi realizado através de interações com o robô por voz. K. Jokinen e Wilcock (2013) apresentam uma maneira de realizar uma avaliação da interação por voz dando ênfase ao que o usuário realiza para se comunicar com o robô e também em seu processo cognitivo durante a interação. A atividade comunicativa do usuário

se correlaciona com o sistema, onde assume-se que a experiência do usuário é positiva quando a sua participação na interação é avaliada pelo próprio como concluída com sucesso ao final do processo.

A experiência não é medida apenas com a informação de sucesso pelo próprio usuário e adoção dele após a interação com o sistema robótico, mas também com o processo psicológico que refere-se a atenção, motivação e percepção do usuário durante o cenário executado (K. JOKINEN; WILCOCK, 2013).

Os resultados foram promissores e mostraram que a experiência do usuário caminha para uma direção natural de interação. Contudo, um estudo mais aprimorado sobre a percepção e cognição é necessário, assim como a adição de variáveis para o estudo (K. JOKINEN; WILCOCK, 2013).

Após a instalação de um novo manipulador robótico, agora sem a proteção de uma grade, Buchner et al. (2013) investigam qual seria a experiência do usuário ao utilizá-lo nas tarefas da fábrica. Uma variável relativa ao tempo de uso da tecnologia foi adicionada ao experimento, com o intuito de identificar o comportamento do usuário conforme o passar dos dias de trabalho. Para isso, questionários foram aplicados em diferentes tempos da produção. O primeiro foi realizado no momento da inauguração do novo manipulador. Esses questionários foram distribuídos entre os operadores no novo robô e de um segundo robô que já estava na fábrica a mais de 10 anos com o espaço protegido por uma cerca. Mais duas rodadas de questionários foram realizadas, após 12 meses da instalação do robô e também 18 meses após este momento.

Resultados apontam que o usuário se acostuma com a tecnologia ao longo do tempo e a experiência não apresenta diferenças após um período. Contudo, não quer dizer que houve melhora na experiência do usuário com o passar do tempo. Principalmente tratando-se de um robô industrial, o usuário acaba interagindo por obrigação e dever a cumprir com a empresa. Mais pesquisas devem ser realizadas para obter detalhes dos fatores que são importantes e realmente influenciam a experiência do usuário ao longo do tempo (BUCHNER et al., 2013).

Um estudo sobre uma interface de controle para robôs de regaste é realizado através de avaliações heurísticas. A melhora da interface é proposta após a identificação de alguns erros. Naveed, Rao e Mertsching (2014) identificam alguns pontos que são problemas de interação com a interface de controle através de uma avaliação empírica e sem o uso de heurísticas já definidas para o domínio. Após a identificação dos erros, é proposto uma nova interface de controle ao sistema.

Saariluoma e J. P. P. Jokinen (2014) aborda o conceito de psicologia de usuário que tem como objetivo utilizar conceitos, teorias e resultados, como meio para estruturar problemas em investigações sobre interações entre humanos e computadores. Três estudos são apresentados com cenários em diferentes tecnologias voltadas a interação. Dois estudos são em laboratório e um em campo. Com os resultados extraídos dos estudos é proposto um modelo bipolar competência-frustração para melhorar o entendimento de aspectos emocionais da experiência do usuário.

Uma maneira para definir emoção é como sendo parte crítica para uma tomada de decisão efetiva, assim como meio melhor de aprender sobre algo ou situação. O foco da pesquisa apresentada por Saariluoma e J. P. P. Jokinen (2014) é em questionários sobre emoções básicas, que são a base de investigações sobre psicologia de usuário em tecnologia envolvendo a base de conceitualização, definições operacionais, interpretação de resultados e explicação de resultados.

Os resultados obtidos através dos experimentos conduzidos foram representações mentais sobre experiência de usuário emocional com o foco principal sobre o efeito de emoções básicas na experiência durante a interação. Para realizar os experimentos de maneira empírica os usuários foram solicitados a refletir sobre como estavam se sentindo e expressar-se através das palavras que representavam tais emoções. Assim, foi possível encontrar dois grupos entre as emoções básicas, o positivo nomeado de competências e o negativo como frustrações. Com eles é possível realizar o mapeamento do estado mental da pessoa (SAARILUOMA; J. P. P. JOKINEN, 2014).

Investigações sobre como comportamentos multimodais do usuário podem auxiliar a medir o compromisso durante a interação com o robô, são conduzidas por K. Jokinen e Wilcock (2015). Foram mapeados diversas combinações de comportamentos do usuário, como direção do olhar, expressões faciais, e postura corporal, para auxiliar na predição da experiência do usuário e avaliação da interação por voz entre 5 categorias, capacidade de resposta, expressividade, interface, usabilidade e impressões gerais.

Após determinar as características para cada comportamento do usuário e também para algumas ações do robô, foi utilizado algoritmos de regressão logística e *support vector machines* (SVM) para classificá-los entre as cinco categorias de interação mapeadas (K. JOKINEN; WILCOCK, 2015).

Como a diferença estatística entre os dois algoritmos não demonstrou representatividade, optou-se por utilizar o SVM. Cada comportamento contribui para classificar uma determinada categoria porém, essas informações são muito complexas e necessitam de mais características para aumentar a acurácia da classificação (K. JOKINEN; WILCOCK, 2015).

Broadbent (2016) apresenta um guia, no ponto de vista psicológico, sobre quais pontos devem ser estudados para aprimorar a compreensão da interação humano robô de maneira a otimizar o comportamento do robô. O trabalho apresenta conceitos, teorias e modelos de interação humano-humano na psicologia.

Um estudo de caso investiga a experiência do usuário ao trabalhar de forma colaborativa com um robô fixo, em uma linha de produção de veículos. Após trabalharem por três semanas, os usuários que trabalharam em parceria com o robô foram entrevistados utilizando técnicas de questionários em usabilidade. Os usuários sentiram-se limitados com o auxílio do robô. Ele delimita consideravelmente o espaço de trabalho e também a velocidade que cada indivíduo realiza as tarefas ao longo da jornada de trabalho (Astrid WEISS; HUBER, 2016).

Esse tipo de comportamento resultou em uma perda de produtividade e impacto direto na experiência do usuário ao compartilhar as tarefas com o robô. Dado o cenário de experiência de usuário ruim, a primeira tomada decisão na empresa foi regulamentar algumas soluções técnicas fazendo com que o usuário se adapte melhor ao trabalho colaborativo, por exemplo, treinamentos e sequências de ações no trabalho. Na sequência fatores de experiência de usuário devem ser melhor investigados e agregados ao projeto do robô de maneira a aprimorar o cenário (Astrid WEISS; HUBER, 2016).

Trabalhos com experiência de usuário em reabilitação de pacientes também é investigado por pesquisadores da área. Shirzad e Van der Loos (2016) utilizaram um robô que auxiliou no aumento de casos de sucesso do tratamento e a reabilitação dos pacientes tornou-se mais divertida.

Lindblom e Andreasson (2016) defendem a ideia de utilizar técnicas de experiência de usuário em robótica social e falam que é o melhor caminho para o desenvolvimento de robôs sociais com maior aceitação. Utilizar tais técnicas torna-se importante, pois auxiliam em aspectos que aumentam a aceitação, usabilidade e credibilidade dos sistemas robóticos em âmbito social. Para auxiliar os futuros projetos de robótica, os autores informam sobre 3 desafios que devem ser vencidos ao longo dos próximos anos:

- a) Adoção de um processo iterativo de UX design;
- b) Incorporar metas de UX para garantir uma boa experiência;
- c) Projetistas de robótica devem adquirir o conhecimento adequado para a avaliação de UX.

É importante olhar cada um desses desafios, pois a aplicação de UX em HRI fará com que os robôs sociais sejam melhor aceitos em diversos ambientes e por pessoas dos mais diferentes perfis (LINDBLOM; ANDREASSON, 2016).

Robôs contruídos para serviços no setor de agricultura encontram muitas dificuldades, e quando são totalmente autônomos, no geral, possuem diversas limitações devido ao ambiente sem controle e aberto. Sendo assim, robôs teleoperados são melhores aceitos para o trabalho, pois apresentam resultados 4% melhores que seres humanos e 14% melhores que robôs autônomos. Com base nesse cenário, Adamides et al. (2017) conduzem uma pesquisa sobre a melhor configuração de interface para o usuário operar o robô. Três variáveis foram consideradas para montar a configuração de interface, são elas: (I) tipo de saída de video (monitor ou capacete de realidade virtual); (II) número de visões ou telas (única ou múltiplas); e (III) tipo de controle do robô (*joystick* ou teclado).

Testes com operadores foram conduzidos para verificar a resposta perante cada configuração. Em seguida, questionários foram aplicados para identificar as configurações que guiaram uma melhor experiência. O uso de múltiplas telas foi a melhor configuração para a variável, pois pontencializa a visão do usuário referente a onde o robô deve atuar. A visão através da tela

contribui menos que o uso do capacete, quando se tratado da carga de trabalho exercida pelo usuário. Por fim, a interface via teclado teve melhor resposta na eficiência do trabalho perante o *joystick*. Estudos de representações espaciais devem continuar com o intuito de elevar mais a experiência do usuário na manipulação do robô (ADAMIDES et al., 2017).

Muitos artigos na literatura discutem o quão importante são os estudos aplicados a robôs domésticos. Com isso em mente, McGinn, Sena e Kelly (2017) conduziram um estudo para verificar a aptidão dos usuários novatos em controlar o robô pelo ambiente doméstico através de um controle. Os usuários selecionados nunca tiveram contato direto com robôs reais. Para realizar o teste, construiu-se um ambiente virtual e os usuários tinham que realizar a navegação pela casa virtual.

As observações feitas durante o teste demonstraram que os usuários não possuem destreza para executar a tarefa. Houve um número alto de colisões, principalmente durante a transição pela região das portas da residência e corredores estreitos. Os controles demonstram que as técnicas na criação de um interface para controle do robô não apresentam uma usabilidade adequada e promovem uma experiência ruim ao usuário, ponto que será trabalho no futuro (MCGINN; SENA; KELLY, 2017).

Alguns trabalhos fizeram a adaptação da técnica de Personas (vide seção 3.1) para utilizar na interação humano-robô. A ideia é fazer com que o robô se comporte ou tenha características de uma Persona para realizar tarefas. Além disso, discussões sobre a possibilidade do robô incorporar uma determinada Persona de acordo com o cenário ao qual ele se encontra, também é apresentado nos trabalhos envolvendo o tema. Pouco se fala em utilizar Personas, como método de modelagem e classificação do usuário, durante o desenvolvimento de projetos de robótica social, de serviço e assistiva (WOODS et al., 2005; LJUNGBLAD et al., 2006; MEERBEEK; SAERBECK; BARTNECK, 2009; RUCKERT, 2011; DUQUE et al., 2013; RUCKERT et al., 2013).

Dado os trabalhos que falam sobre experiência de usuário na literatura, uma discussão ampla é guiada por Alenljung et al. (2017). A investigação na literatura sobre aplicação das técnicas voltadas para trabalhos com experiência de usuário em projetos de interação entre humanos e robôs sociais é feita com algumas críticas. Eles defendem que as técnicas devem ser adaptadas e empregadas de maneira correta ao longo do projeto de criação de robôs sociais, de serviço e assistivos, em principal os autônomo. Apesar de muitos trabalhos serem voltados para que haja uma boa experiência de interação, não existe a formalidade das técnicas aplicadas como em cenários de interação humano-computador. Trabalhar com as técnicas tradicionais de maneira adaptada é essencial e pode otimizar o tempo de aceitação do robô na sociedade, tornando uma área muito importante para estudos e pesquisas dedicadas.

4 PROXEMICS: TEORIA DA PROXIMIDADE

As pessoas, quando convivem em sociedade, tendem a respeitar o espaço existente entre cada indivíduo. Esse fenômeno é determinado como espaço social, sendo este medido através da distância social que é um dos princípios fundamentais para uma interação social com qualidade (E. T. HALL, 1969; Z. HENKEL et al., 2014). A análise do comportamento das pessoas e a relação da distância social entre os indivíduos foi definido por E. T. Hall (1969) como *Proxemics*. *Proxemics* então pode ser definido com o processo dinâmico de interação entre dois agentes, onde eles fiquem posicionados frente a frente e/ou próximos entre si (MEAD; ATRASH; Maja J MATARIĆ, 2011a).

Durante os estudos de E. T. Hall (1969), observou-se que a questão da distância social está diretamente ligada a cultura de cada indivíduo. Isso quer dizer que a percepção dessa distância entre pessoas que viveram em regiões distintas poderá ser diferente.

Com base na teoria de E. T. Hall (1969), pode-se ilustrar o seguinte cenário como exemplo. Uma pessoa que vive no Brasil pode não se importar com o indivíduos muito próximos a ele. Em contra partida, a pessoa que vive no Japão talvez tenha preferência por manter uma distância maior entre ele e as demais pessoas durante o processo interação. Além disso, variáveis como gênero e idade também influenciam na relação espacial de interação entre indivíduos.

Apesar da observação sobre as variáveis que podem influenciar na relação da distância social, E. T. Hall (1969) não formalizou nenhuma regra sobre a distância social para interações entre indivíduos. Assim, Argyle (1988) definiu quatro zonas de proximidades, formalizando regras para distância social nas interações entre indivíduos. São elas: (I) Zona de Proximidade Pública; (II) Zona de Proximidade Social; (III) Zona de Proximidade Pessoal; e (IV) Zona de Proximidade Íntima. A figura 1 ilustra a definição de Argyle (1988) na formalização do espaço social.

Figura 1 – Zonas de Proximidades



Fonte: Argyle (1988).

Cada uma das zonas de proximidades apresentadas na figura 1 possui características particulares que pode guiar como ocorrerão as interações sociais. Na zona de proximidade social, o indivíduo pode emitir sons com maior volume do que a zona de proximidade íntima que, por estarem muito próximos os indivíduos acabam se comunicando com sons mais baixos ou até mesmo sussurros. Interações na zona íntima são esperadas normalmente entre amigos muito próximos ou entre casais (E. T. HALL, 1969; ARGYLE, 1988). O comportamento aceitável em zonas de proximidades mais distantes, como a social e a pública, é a comunicação com maior intensidade, movimentos mais amplos e até com uma força física maior que nas regiões mais próximas, onde há a probabilidade maior do indivíduo se assustar com esse tipo de comportamento (Z. HENKEL et al., 2014).

Além dos comportamentos diferentes em cada zona de proximidade, existe um outro fator que pode atrapalhar a interação exclusiva entre duas pessoas nas regiões mais distantes. A existência de pessoas inseridas nas regiões mais distantes, pode dificultar o estabelecimento uma interação exclusiva devido ao excesso de ruído no cenário. O ruído para esse cenário pode ser considerado através do volume excessivo de pessoas no local, junto com a altura dos sons emitidos e além da quantidade de gestos que cada indivíduo realiza simultaneamente (WALTERS et al., 2009; Z. HENKEL et al., 2014). Isso pode influenciar diretamente no estabelecimento do ponto focal da interação.

Algo que pode ser feito para trabalhar mais próximo do ponto focal da interação é a aproximação entre os agentes, fazendo com que essa interação possua menos ruídos. Para que essa aproximação ocorra com sucesso, alguns fatores são importantes, como velocidade de aproximação, gestos e ruídos emitidos, entre outros fatores. Sendo assim, não é apenas o espaço social que a teoria de *Proxemics* se refere, mas também à análise comportamental dos agentes envolvidos na interação. Algumas variáveis que são utilizadas para a leitura corporal também são utilizadas na análise comportamental. Mead, Atrash e Maja J Matarić (2013) lista algumas variáveis consideradas em seu trabalho, além da distância social, são elas: (I) orientação da postura; (II) orientação do quadril; (III) orientação dos ombros; (IV) posicionamento e orientação da cabeça; e (V) fixação do olhar entre os indivíduos. Todas as variáveis apresentadas por Mead, Atrash e Maja J Matarić (2013) auxiliam a determinar a qualidade da interação social entre dois indivíduos, agentes ou entre robôs e humanos.

Proxemics tem sido explorado em trabalhos de interação humano-robô (IHR) desde 1997, somando aproximadamente 25 trabalhos de acordo com Z. Henkel et al. (2014) e este número continua em constante crescimento. Contudo, não é apenas em IHR que o tema de *Proxemics* é abordado. Trabalhos relacionados a tecnologia móvel e realidade virtual, também utilizam o tema com o intuito de melhorar a interação dos sistemas de maneira geral. Assim, a próxima seção apresentará os trabalhos relacionados que abordam o tema da *Proxemics* e tecnologias, seguido pela abordagem em IHR, sempre tentando demonstrar o vínculo dos trabalhos apresentados e a tese defendida neste texto.

4.1 PROXEMICS E INTERAÇÃO HUMANO-COMPUTADOR

Hemmert et al. (2013) apresentam um trabalho que tem como objetivo a aplicação de *Proxemics* em aparelhos de telefonia móvel. A ideia principal é fazer com que o telefone reaja de acordo com a aproximação do aparelho pela voz da pessoa. O foco principal dentre as oito variáveis de *Proxemics* é a postura do usuário. Interações de *Proxemics* tem sido um dos modelos gerais em interação humano-computador (IHC), onde a parte mais observada é o comportamento do usuário na interação com os diversos sistemas e dispositivos. Entretanto, é um tema pouco explorado em telefonia móvel (HEMMERT et al., 2013).

O projeto utilizado no caso de estudo apresenta uma nova maneira de interagir com dispositivos móveis, em especial telefones, tendo como base variáveis de linguagem corporal e proximidade do indivíduo para com o aparelho. Como trabalho futuro Hemmert et al. (2013) querem apresentar um modelo que faça a leitura de diversas variáveis com o intuito de entender por completo como elas funcionam no comportamento do ser humano.

Um ponto interessante abordado por Hemmert et al. (2013) é quando ele faz referência ao uso de *Proxemics* em IHR. Geralmente os trabalhos de *Proxemics* são voltados ao comportamento de ser humano, e nenhum possui foco na reação do robô, ou seja, como esse robô reagirá caso um ser humano invada o espaço íntimo do robô sem consentimento. Esse é um ponto interessante que deve ser explorado ao longo dessa tese.

No trabalho proposto por Kastanis e Slater (2012) é apresentado um modelo de aprendizado por reforço aplicado a aproximação de uma pessoa a um avatar em um mundo virtual. O conceito de proximidade é aplicado com o intuito de validar se a tarefa de aproximação foi atingida com sucesso. Apenas 1 participante não alcançou o objetivo de 10, em um dos grupos. Ao todo das 20 pessoas que interagiram com o avatar utilizando aprendizado por reforço, apenas 3 não chegaram a uma posição de zona íntima. Não foi avaliado no trabalho de aprendizado por reforço é a melhor técnica para isso, porém o algoritmo Q-Lambda atendeu ao experimento proposto.

4.2 PROXEMICS E INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ

Nessa seção são apresentados os trabalhos de *Proxemics* aplicados a interação humano-robô (IHR), como o trabalho de Walters et al. (2009) que propõem um *framework* empírico com o objetivo de auxiliar a detecção da distância real, ou seja, a distância considerando fatores diversos da IHR.

Alguns fatores de impacto na IHR foram apresentados por Walters et al. (2009) na discussão de seu trabalho. Um dos fatores explorados foi o impacto dos sons emitidos pelo robô durante a interação, ou seja, a voz do robô. A voz não causa impacto apenas pelo volume que é emitida, mas também o estilo dela que pode influenciar uma vez que é possível inferir emoções a partir do estilo em que a voz é emitida. Além disso, a voz também pode influenciar no tempo

de aproximação entre o robô e o indivíduo, pois dependendo de como o som é emitido pode gerar insegurança ao indivíduo que está interagindo com o robô (WALTERS et al., 2009).

Fatores como a aparência do robô e informações demográficas como idade, gênero, grau de instrução, personalidade, carisma, entre outros também podem interferir na IHR. Por exemplo, as pessoas preferem manter uma distância maior dos robôs que possuem uma aparência humanoide, pois ela causa um pouco de preocupação sobre as ações dele, quando comparado a um robô com aparência mais mecânica. Entretanto, a altura do robô não é um fator que apresenta grande relevância para IHR (WALTERS et al., 2009).

Outro trabalho, apresentado por Torta et al. (2011), tem como objetivo a apresentação de um arquitetura para robótica baseada em comportamento que permite ao robô navegar em segurança por um ambiente doméstico mutável e consiga codificar interações não verbais de maneira embarcada. Dessa maneira, é possível fazer com que o robô possa apresentar o comportamento de aproximação adequado ao seu objetivo, utilizando um modelo de espaço pessoal.

O modelo utilizado considera a relação entre a orientação do robô em conjunto com a distância do objetivo e a avaliação do indivíduo para orientar a aproximação do robô (TORTA et al., 2011). Para alcançar esse objetivo Torta et al. (2011) utilizaram um filtro Bayesiano para inferir a localização do objetivo a partir da posição do robô de maneira dinâmica. O filtro Bayesiano é utilizado como guia para o robô em seu algoritmo de navegação.

Nos testes utilizou-se o robô NAO e obteve a validação de que a inclusão do espaço pessoal no algoritmo de navegação trouxe resultados positivos ao modelo implementado. Em estudos futuros, Torta et al. (2011) incluirão outros fatores ao cenário de IHR, como a altura do robô, a aparência e o propósito da interação, e a partir dessas novas variáveis identificar como é possível melhorar a interação de tal forma, que esse modelo obtenha uma qualidade maior em sua aplicação (TORTA et al., 2011).

A aplicação de *Proxemics* não é exclusiva a robótica social ou doméstica, Srinivasan, Z. Henkel e R. Murphy (2012) aplicam o conceito para o cenário de resgate de vítimas. O trabalho apresentado tem como objetivo avaliar a utilização do olhar social com movimentos de cabeça e funções escalares de *Proxemics* para auxiliar na aproximação e trabalho em resgate de vítimas em centros urbanos.

Nesse cenário o robô deve manter a vítima calma, tranquila, com pensamentos positivos e cuidar dela, na medida do possível, até que o resgate consiga acesso ao local para que o trabalho de extração seja realizado com sucesso. Dois cenários de simulação foram utilizados para validar o método proposto: no primeiro cenário observou-se como a vítima correspondia a medida que o robô gesticulava com a cabeça durante a interação comparado ao robô totalmente estático. O movimento da cabeça foi programado para ficar sincronizado com a fala do robô de tal forma, que seu comportamento ficasse próximo a um comportamento natural. Neste primeiro cenário, foi validado a hipótese de que o usuário prefere o robô que tem o movimento social (gesticulação da cabeça) ao invés do robô que permanece totalmente estático durante a interação (SRINIVASAN; Z. HENKEL; R. MURPHY, 2012).

No segundo cenário de simulação, utilizou-se funções escalares para definir a aproximação do robô junto à vítima. Nessa aproximação são consideradas as quatro regiões de proximidades, apresentadas na figura 1, para determinar a interação com a vítima. Foram comparadas três tipos de funções: (I) Logarítmica; (II) Linear; (III) Não escalar. Nos testes os melhores resultados foram obtidos através da função logarítmica, seguida pela função linear e depois a função não escalar (SRINIVASAN; Z. HENKEL; R. MURPHY, 2012). Dessa forma, Srinivasan, Z. Henkel e R. Murphy (2012) esperam melhorar a abordagem com robôs às vítimas de desastres em cenários de centros urbanos.

Okita, Ng-Thow-Hing e Sarvadevabhatla (2012) realizaram um estudo para identificar quais fatores mais auxiliam na redução da distância física entre o robô e o ser humano. Foram utilizados dois tipos de abordagem para os testes realizados: (I) Robô com a iniciativa de se aproximar do ser humano; e (II) Humano com a iniciativa de se aproximar do robô.

Para o teste de ambos cenários foram utilizados dois tipos de indivíduos, separados em dois grupos diferentes, crianças e adultos. Na execução do teste, Okita, Ng-Thow-Hing e Sarvadevabhatla (2012) utilizaram o método chamado de *Wizard of Oz* (WOZ) que permite operar o robô através de um controle remoto distante da vista do indivíduo em interação. Dessa forma, é possível passar a impressão de que o robô é autônomo e ao mesmo tempo ter o controle dele para que não ocorra nenhum acidente durante a interação.

O experimento foi executado de duas maneiras diferentes sendo uma o robô aproximar-se sem nenhum tipo de aviso prévio e a outra maneira era exatamente avisar sua aproximação através de saudação via voz. Observou-se que quando o robô solicitava a permissão para aproximar do indivíduo o resultado sempre era positivo para a interação, quando comparado à aproximação sem aviso ou com aviso posterior a ação do robô (OKITA; NG-THOW-HING; SARVADEVABHATLA, 2012).

Muitos trabalhos apontam maneiras de aplicar o estudo de *Proxemics* em interações sociais. Algumas variáveis que podem afetar a interação são funções interpessoais de relacionamento, fatores fisiológicos moldados pela cultura de origem de um indivíduo, perspectivas etnológicas, além de informações sobre o ambiente de interação, como a luz ambiente, localização e ocupação física do agente, tamanho, entre outros fatores (MEAD; ATRASH; Maja J MATARIĆ, 2011a).

Com a facilidade de compra dos sensores de captura de movimento não invasivo como o Microsoft® Kinect® ou o PrimeSensor®, os pesquisadores Mead, Atrash e Maja J Matarić (2011a) apresentam em seu trabalho um conjunto de métricas que são capazes de auxiliar na automatização do processo de análise do comportamento para distância social. As métricas por eles estabelecidas são: postura, posição do quadril, do ombro, do torso, dos braços, distâncias entre os agentes, gênero, entre outros.

Com base nas métricas definidas foi realizado um estudo conceitual para verificar se o cenário com um Kinect® inserido no ambiente, fosse capaz de capturar todas essas informações para que a partir delas, torna-se possível a criação de um mecanismo de análise automática

do comportamento de agentes em um ambiente de interação social. Os testes preliminares possibilitaram a validação do cenário apresentado por Mead, Atrash e Maja J Matarić (2011a).

Um cenário e ferramenta para coleta de informações sobre indivíduos em interação social são apresentados também por Mead, Atrash e Maja J Matarić (2011b). O principal objetivo é utilizar as informações coletadas em estudos futuros. Essas informações serviram para a criação de um modelo oculto de Markov (*Hidden Markov Model* (HMM), em inglês) com seis classes para auxiliar na predição das *Proxemics* de interação face a face. Nesse estudo, o HMM demonstrou-se com um desempenho superior para a tarefa de predição, quando comparado com um classificador aleatório ponderado por pesos (MEAD; ATRASH; Maja J MATARIĆ, 2011b).

Em um trabalho posterior, Mead, Atrash e Maja J Matarić (2012) apresentam uma discussão sobre os tipos de representações de variáveis para *Proxemics*. Essas representações são: física e psicológica. Além desses dois tipos é proposto uma representação psicofísica que apresenta uma abordagem permitindo unir melhor as qualidades dos outros dois tipos de representação. A representação física tem como objetivo analisar como o espaço social é ocupado por dois indivíduos e é a abordagem mais comum em estudos de *Proxemics*, tanto para interações humano-humano quanto para interações humano-robô. A representação psicológica mantém o foco em fatores de relacionamento interpessoal de alto nível entre dois ou mais indivíduos. Esse fatores estão relacionados a teoria de conflito afiliativo (ARGYLE; DEAN, 1965) e também a teoria de adaptação interpessoal (BURGOON; STERN; DILLMAN, 2007).

Porém, com as lacunas existentes nesses dois tipos de representação de *Proxemics*, foi proposto o tipo psicofísico. Os tipos psicofísicos tem como objetivo principal analisar a percepção e a produção de estímulo social entre dois ou mais indivíduos interagindo. A abordagem psicofísica é discutida também por E. T. Hall (1969). Essa representação está diretamente ligada com a experiência sensorial do estímulo social até os parâmetros espaciais de maneira física. A partir da representação psicofísica é realizado um estudo para capturar informações que servirão de base para treinamento de dois HMM. Cada HMM é responsável por uma exclusiva tarefa, início da interação ou término da interação. Essa representação deve auxiliar nas pesquisas de interação humano-robô, no intuito de que seja possível realizar uma análise para a interação ocorrer com maior qualidade (MEAD; ATRASH; Maja J MATARIĆ, 2012).

Outro trabalho de Mead e Maja J Matarić (2012) apresenta um mecanismo de análise comportamental através da *Proxemics*. Utiliza-se modelos probabilísticos de tal forma, que seja possível determinar alguns comportamentos dos indivíduos durante uma interação. Como métrica de proximidade utilizou-se a estratégia do mundo de grades para predizer a distância aproximada entre o robô e o indivíduo. Esse trabalho é implementado através de uma rede Bayesiana dinâmica como uma evolução para o mecanismo apresentado em trabalhos anteriores (MEAD; Maja J MATARIĆ, 2012).

Conforme tem sido discutido ao longo dessa seção, para que a interação entre um humano e um robô possa ocorrer de maneira confortável e com qualidade, ou seja atendendo as normas sociais, é necessário que o robô entenda as variáveis de espaço social. Além disso, é

necessário também que ele possua o controle sobre essas variáveis de tal forma, que ele consiga tomar decisões sobre as ações que executará (MEAD; Maja J MATARIĆ, 2013).

Mead e Maja J Matarić (2013) apresentam um estudo baseado principalmente com variáveis de voz e gestos, utilizando um método de amostragem que tem como entrada a postura do indivíduo ao interagir com o robô, em outras palavras, a orientação do corpo representando assim uma linguagem corporal. A maior contribuição esperada por Mead e Maja J Matarić (2013) é a apresentação do entendimento obtido através das interações pré culturais que estão inseridas junto ao estudo de *Proxemics*. O resultado apresentado é apenas uma base de dados para investigar todos os aspectos da interação humano-robô apresentadas no trabalho (voz e gestos).

A partir da base de dados gerada por Mead e Maja J Matarić (2013), é apresentado outro trabalho onde Mead, Atrash e Maja J Matarić (2013) discutem a utilização de um HMM para extração de características comportamentais espaciais do ser humano (apresentadas na tabela 4), em outras palavras, *Proxemics*. Alguns fabricantes de sensores de movimentos, como o Microsoft® Kinect® e o ASUS® Xtion, têm pesquisado técnicas para aprimorar o estudo das distâncias sociais e também seus significados.

Com base nesses estudos, Mead, Atrash e Maja J Matarić (2013) analisam a possibilidade de automatizar o processo de análise das *Proxemics*. A intenção do trabalho é extrair variáveis (vide tabela 4) para que seja, então, possível determinar o início da interação, dado pela aproximação em direção do indivíduo, e o fim da interação social, que é o chamado de fuga social ou o afastamento para uma zona social mais pública sem intenção de uma reaproximação, através de um HMM. Para realizar os experimentos foram necessários dois indivíduos e um robô aplicados a um cenário de interação, onde os indivíduos se aproximam do robô sendo que os indivíduos estão separados por uma parede. Os resultados são apresentados em relação ao ponto de vista físico e psicológico. Na detecção das variáveis que representam as *Proxemics* de maneira dinâmica, Mead, Atrash e Maja J Matarić (2013) consideram os resultados satisfatórios e como sequência do trabalho é mantido o foco em interações com fatores psicológicos complexos, para aprimorar a precisão do pacote criado para o ROS (*Robot Operating Systems*).

Mead e Maja J Matarić (2014) direcionam o foco de seu trabalho para a análise de conversa social e gestos, tanto na questão de produção das conversas e gestos de maneira automática quanto para o reconhecimento, aplicados em interações humano-humano e humano-robô. Todo o trabalho realizado está relacionado com o estudo de *Proxemics* na interações sociais, uma vez que essas tem o objetivo de não só identificar as variáveis (vide tabela 4), mas também de interpretar, manipular e compreender a dinâmica do comportamento espacial dentro do cenário das interações sociais.

Os estudos e experimentos sociais realizados por Mead e Maja J Matarić (2014) auxiliaram na coleta de informações sobre o volume da fala de acordo com a distância, medida em polegadas, além dos gestos que necessitam de espaços maiores para execução sem prejudicar a interação. Os resultados apresentados apontam que a distância de interações entre humanos

Tabela 4 – Variáveis Comportamentais apresentadas por Mead e Maja J Matarić (2013)

Características Individuais	
<i>Stance Pose</i>	Orientação da postura do corpo
<i>Hip Pose</i>	Orientação do quadril
<i>Torso Pose</i>	Orientação do tronco
<i>Shoulder Pose</i>	Orientação dos ombros
<i>Head Pose</i>	Orientação da cabeça
<i>Hip Torque</i>	Torsão do quadril
<i>Shoulder Torque</i>	Torsão dos ombros
<i>Head Torque</i>	Torsão da cabeça
Características Físicas	
Distância Total	Calculada com base na distância euclidiana entre os dois agentes
<i>Straight-Ahead Distance</i>	Magnitude no eixo X
Distância Lateral	Magnitude no eixo Y
Orientação Relativa do Corpo	Diferença da distância entre dois agentes
Características Psicofísicas	
<i>Distance Code</i>	Variável baseada na distância total
<i>Socialfugal-SocioPetal Axis Code</i>	Variável baseada na orientação do corpo
<i>Visual Code</i>	Variável baseada na posição da cabeça
<i>Voice Loudness Code</i>	Variável baseada na distância total
<i>Kinesthetic Code</i>	Variável baseada na distância entre a posição do quadril, tronco, ombros e braços
<i>Olfaction Code</i>	Variável baseada na distância total
<i>Thermal Code</i>	Variável baseada na distância total
<i>Touch Code</i>	Variável baseada na distância total

Fonte: Adaptado de Mead e Maja J Matarić (2013).

é menor que a distância da interação entre um humano e um robô. Além disso, os resultados obtidos não são aplicados à múltiplas culturas (nesse caso origem dos indivíduos), e isso deve ser realizado em outros trabalhos segundo Mead e Maja J Matarić (2014). Um mecanismo para personalizar o tratamento que o robô terá com o indivíduo durante a interação também é algo que deve ser construído ao longo dos trabalhos futuros.

Duas bibliotecas que colaboram para a execução de trabalhos com interação humano e robô, focadas em robótica assistiva e social, são apresentadas por Mead et al. (2014). A primeira biblioteca é chamada de *Social Behavior Library* (SBL) que tem o objetivo de prover os controles adequados para o robô saber como executar uma tarefa. Ela trata as questões do comportamento social do robô, como por exemplo, saber respeitar o espaço de uma pessoa. A segunda é a *Social Interaction Manager* (SIM) que está focada em tomadas de decisão no mundo real. As técnicas aplicadas são para resolver problemas de reconhecimento, tomada de decisão e aprendizado, ou seja, informa ao robô o que ele deve fazer em uma determinada situação.

Um framework para trabalhar com proximidade entre humano e robô, é apresentado por Mead e Maja J. Matarić (2016). O processo proposto é dividido em três etapas, que compõe este framework. A primeira etapa é a estimativa das ações para se aproximar e ficar com o robô frente a frente com o ser humano, pois é afirmado pelos autores que a melhor maneira de promover uma interação é posicionando os agentes olhando de frente um para o outro. Para realizar essa estimativa foi criada uma rede bayesiana que considera a posição relativa entre humano e robô, altura do som emitido pelo ser humano e o percebido pelo robô, e também os gestos emitidos e percebidos em cada zona de proximidade. Depois de estimar a posição final o robô realiza cálculos para determinar a distância que será percorrida, e também as diferenças entre os ângulos referentes a orientação do robô para pessoa e da pessoa para o robô. Isso resulta na diferença entre orientação atual para orientação objetivo. Como passo final, o robô realiza o planejamento de trajetória global que é ajustado ao longo do caminho considerando não só o ambiente ao redor, mas também o rastreamento dos movimentos da pessoa que ele está em busca da interação, já que é considerado que a pessoa está em constante movimento. Esse procedimento melhorou o encontro entre seres humanos e robôs dados face a face.

Definir um conjunto de variáveis para estudos com interação humano-robô é o foco do trabalho apresentado por Joosse, Sardar e Evers (2011). O conjunto de variáveis apresentados tem o objetivo de avaliar as respostas humanas durante a interação. O primeiro conjunto de variáveis apresentados, correspondem a medidas para atitudes pessoais, veja abaixo:

- a) **Aparência do robô com o humano:** o quão próximo de um ser humano o robô é. Essa é uma medida feita através de uma escala Likert de sete pontos, com tópicos como “*Human-made - Humanlike*” ou “sem gênero - masculino ou feminino”.
- b) **Atitudes em relação ao robô:** refere-se a atitudes negativas que o robô pode gerar socialmente. Também é medido através de uma escala Likert de 7 pontos.
- c) **Confiança no robô:** refere-se a confiança da pessoa no robô que interage com ela. Escala Likert de 7 pontos com credibilidade de fonte.
- d) **Aparente habilidade social do robô:** para medir as habilidades é utilizado uma escala likert de 5 itens chamada Wish & Kaplan. Esse método originalmente possui uma escala bipolar de 9 pontos, porém foi revertida em uma escala Likert de 7 pontos.
- e) **Atração física e social do robô:** inclui-se itens de escala de atração interpessoal, que originalmente possuem uma escala de Likert 7 pontos com 15 itens. Porém foi realizado uma adaptação com a exclusão de 5 itens, matendo apenas 10 itens que representam as atrações físicas e sociais.

Além da lista sobre atitudes pessoais, Joosse, Sardar e Evers (2011) apresentam medidas comportamentais que são preenchidas pelo especialista através da observação do video feito durante o teste. Nas medidas comportamentais ele deve marcar se houve repostas de linguagem

corporal como se afastar do robô ou se houve um inclinação em direção ao robô. Também são inclusas expressões faciais como sorrindo ou se parecia assustado.

Para validar a proposta de Joosse, Sardar e Evers (2011) foi utilizado um cenário, onde o ser humano fica parado em frente a alguns quadros, observando-os, e após um certo período de tempo o robô se aproxima com uma determinada velocidade. Um vídeo é gravado com todo o processo do teste. Após o processo de teste concluído, os vídeos são analisados e o questionário criado é preenchido e depois quantificado para realizar a análise estatística.

Durante as análises realizadas percebeu-se que as habilidades sociais não interferiam nas reações do ser humano durante a interação. Dessa maneira, todos os pontos sobre habilidades sociais foram removidos do questionário. Apesar de terem removido os pontos sobre habilidades sociais do robô, Joosse, Sardar e Evers (2011) acreditam que é um ponto importante e deve ser investigado com mais calma, pois pode apresentar resultados importantes para o processo de interação.

A questão de reconhecimento de expressão facial e características faciais de movimento podem ser úteis no futuro para ajuda na avaliação das emoções das pessoas. Joosse, Sardar e Evers (2011) esperam que este arcabouço de questões, seja utilizado em mais pesquisas para tentar fazer com que ele torne-se mais robusto.

Analizando a diferença de cultura para variáveis de *Proxemics*, Eresha et al. (2013) apresentam como objetivo do trabalho a avaliação do comportamento de indivíduos ao se encontrarem com dois robôs interagindo entre si e caminhando em direção ao indivíduo de tal forma que este possa também interagir ou não com os robôs conforme a aproximação do ser humano. Além de avaliar o comportamento dos indivíduos durante a interação com os robôs, Eresha et al. (2013) adicionaram a variável de cultura ao estudo. O objetivo é identificar como é a diferença de comportamento entre culturas diferentes. Foram escolhidos participantes de origem árabe e alemã para o estudo.

Nos experimentos, Eresha et al. (2013) utilizaram dois robôs NAO que se posicionavam a 40 cm de distância entre eles e caminhavam até ficarem a uma distância diagonal de 85 cm do indivíduo. Para o experimento houve a participação de 24 indivíduos, 12 árabes e 12 alemães, sendo metade do gênero feminino e a outra metade do gênero masculino. Os testes apresentaram resultados interessantes, pois alguns indivíduos não reagiram como o esperado para pessoas de sua origem e muitas vezes o comportamento social na interação era idêntico entre alemães e árabes. Outro ponto apresentado por Eresha et al. (2013) é que durante os testes dois alemães apresentaram o sentimento de medo de serem atacados fisicamente pelos robôs.

O trabalho de Eresha et al. (2013) apresenta indícios de que as variáveis de *Proxemics* não estão ligadas a cultura do indivíduo, como origem, mas sim na experiência cultural que este teve ao longo de sua vida. Dessa maneira, pode-se dizer que *Proxemics* são variáveis extra-culturais, porém é necessário realizar um tratamento para esse tipo de condição verificando a origem do indivíduo, onde o robô possa interagir com mais qualidade com pessoas que possuem diferentes experiências culturais.

Zachary Henkel et al. (2012) investigam características entre diversas plataformas de teste para interação humano-robô, e com base no resultado deste estudo é realizada a proposta de uma nova plataforma de testes. A nova plataforma foi desenvolvida, pois Zachary Henkel et al. (2012) alegam que não existe nenhuma plataforma de teste capaz de atender aos seis atributos de dependência das *Proxemics*. Os atributos são: (I) movimento afetivo; (II) leitura das *Proxemics*; (III) interação de voz; (IV) manipulação do estilo de áudio; (V) controle do olhar; e (VI) apresentação de conteúdo através de mídia, por exemplo, monitor ou leds.

A plataforma é constituída por uma cabeça feita com um monitor de 7", junto com um encaixe construído para ser acoplado em qualquer base de robôs já existentes no mercado. Alguns testes que foram realizados no cenário de resgate à vítimas, demonstram que as pessoas que tinham a zona de espaço social íntimo invadida por qualquer parte do robô, sem uma interação prévia, ficavam em situação de *stress* elevado. Essa reação foi totalmente oposta quando o robô iniciava com qualquer tipo de interação antes de realizar a aproximação do indivíduo (Zachary HENKEL et al., 2012). O primeiro contato antes da aproximação para uma interação maior é importante, pois esse comportamento pode definir o quão confortável a interação entre os agentes será e esse comportamento deve ser explorado durante a execução dessa tese.

Em outro trabalho, Z. Henkel et al. (2014) apresentam duas funções escalares para avaliar os valores de proximidade entre humanos e robôs. As funções escalares são comparadas com outras funções não-escalares e também entre si de tal forma, que seja possível uma tomada de decisão em tempo de execução da ação/interação. As duas funções escalares apresentadas são: (I) logarítmica; e (II) linear.

Os testes foram executados no cenário de resgate à vítimas. Quando a função logarítmica foi aplicada, os resultados apresentados foram melhores do que os obtidos com as demais funções. Como o principal objetivo de Z. Henkel et al. (2014) é generalizar o método para outros cenários, eles pretendem realizar testes do modelo em outras situações e também utilizando outros tipos de robôs para sustentar melhor a hipótese. Os estudos prévios realizados demonstram que a generalização do modelo é possível.

A integração social do robô com os ambientes que envolvem cenários de cuidados médicos, construção, educação, serviço públicos, entre outros pode ser a chave de sua aceitação por parte dos seres humanos. Um dos caminhos para conseguir esse objetivo é fazer com que o robô saiba ter um comportamento adequado de interação em cada um desses cenários, assim como o que já é demonstrado em filmes de ficção científica. Dessa maneira, é possível fazer com que os seres humanos utilizem o próprio senso social para identificar essas habilidades no robô, quebrando um pouco o medo de interagir com ele (HEENAN et al., 2014).

Como primeiro passo para que a interação ocorra naturalmente entre o ser humano e o robô, Heenan et al. (2014) acreditam que deve haver sempre uma saudação entre ambas partes logo ao primeiro contato. Esse tipo de comportamento pode ser fundamental para que haja uma aceitação social do robô entre as pessoas. Durante uma saudação existem diversos fatores que são analisados implicitamente pelo ser humano, como nuances de comunicação não verbal,

vocalização das palavras e a distância inter pessoal. Esses fatores devem ser considerados ao projetar uma saudação por parte do robô, fazendo com que seja possível o robô iniciar a interação.

Fazer com que um robô realize uma saudação natural não é uma tarefa muito fácil. Deve ser considerado que um robô não tem a mesma capacidade de identificar as nuances sociais com a mesma velocidade de um ser humano. Outro ponto negativo é que o robô possui o lado mecânico limitado, quando comparado a musculatura do ser humano. Assim, o primeiro objetivo do trabalho de Heenan et al. (2014) é definir um subconjunto exato de elementos de uma saudação social que possa ser articulado pelo robô durante a tarefa e ainda como implementar as sutilezas do comportamento da interação de saudação social.

Os testes executados demonstram que a saudação é um ponto importante para o resultado com sucesso da interação com o ser humano. O robô NAO utilizado nos testes foi capaz de implementar ações de comportamento como o contato visual, linguagem corporal e distância social para comunicação efetiva. Apesar de algumas restrições do modelo de saudação ocorrerem devido a limitação do NAO, é possível realizar a generalização do mesmo para outros robôs (HEENAN et al., 2014).

Percebeu-se que o contato visual se apresentou como um elemento de interação social bem natural, contudo deve-se tomar cuidado para que o robô não fique encarando a pessoa constantemente, pois é gerado um desconforto para a pessoa durante o contato. Heenan et al. (2014) dizem que é possível afirmar que utilizar a saudação é importante no primeiro contato de dois agentes, além de aumentar a capacidade da interação social entre o robô e o ser humano.

Vázquez et al. (2014) apresentam um robô móvel no formato de mobília, chamado Chester, construído para realizar interações com crianças. Como o Chester é muito grande optou-se por usar um segundo robô não móvel, ao qual Vázquez et al. (2014) denominam *sidekick*. O *sidekick* é como um parceiro ou personagem secundário que auxilia as pessoas em volta a prestarem atenção no personagem principal, como por exemplo o burro da animação Shrek. O *sidekick* criado é um abajur chamado Blink. Ele fica acoplado em cima do Chester. A figura 2 apresenta a combinação dos robôs Chester e Blink.

Blink tem uma linguagem própria e apenas o Chester é capaz de entender. É como o R2D2 em Star Wars que apenas alguns personagens são capazes de compreendê-lo e falar com ele diretamente. Os resultados obtidos mostram que a inserção de um *sidekick* não altera a questão de proximidade das crianças em relação ao robô, mas melhora a atenção com os elementos falantes do cenário (VÁZQUEZ et al., 2014).

Foi possível caracterizar alguns comportamentos das crianças ao interagir com os robôs. É afirmado por Vázquez et al. (2014) que o formato de mobília para robôs é plausível para utilizar em robôs que interagem com crianças, pois elas se sentem mais empáticas aos robôs. Contudo, é questionável essa afirmação. Será que o que realmente influenciou esse resultado foi o formato do robô ou foi seu comportamento durante o contato com as crianças? Provavel-

Figura 2 – Os robôs Chester e Blink.



Fonte: Vázquez et al. (2014).

mente, esse é um resultado que pode ser obtido com a mistura desses dois fatores, aparência e comportamento.

Por questões de segurança os testes foram executados utilizando o método *Wizard of Oz* (WoZ), onde existe um especialista controlando o robô através de um controle de videogame, por exemplo, dando a sensação de robô completamente autônomo. Foram conduzidos duas variantes do teste, são elas: (I) com o *sidekick* ativo; e (II) com o *sidekick* inativo. O especialista que controla o robô encontrava-se na mesma sala de teste, mas algumas precauções foram consideradas para que não houvesse ruído nos resultados do teste. Uma dessas precauções foi inseri-lo na sala do teste antes do mesmo iniciar para que aparenta-se que ele estava apenas trabalhando normalmente. Além disso, o controle do robô foi posicionado embaixo da mesa para facilitar a oclusão do objeto e ainda fez com que nenhuma criança notasse que o robô era teleoperado por um especialista (VÁZQUEZ et al., 2014).

Para capturar as informações de distância foi acoplado ao teto um sensor Microsoft Kinect. Ele é responsável por capturar as informações de distância entre o robô e a criança interagindo com ele. Notou-se que na maioria das vezes a criança ficava sempre de frente a face do robô e não ao seu lado ou atrás dele. Variáveis como o tempo de resposta para se afastar enquanto o robô dizia “recue” também foi considerado para identificar os resultados (VÁZQUEZ et al., 2014).

Nos resultados finais, Vázquez et al. (2014) encontraram algumas limitações do robô e também do experimento, como por exemplo, o pouco conteúdo de linguagem que o robô possui implementado para dar respostas aos participantes do teste. Outro problema encontrado foi no início e no final de interação onde outros pontos do cenário e tarefa atrapalharam a coleta de informações ou melhor o foco do caso de estudo. Devido a esse problema, a utilização de

um *sidekick* deverá ser estuda com mais detalhes e realizar os testes novamente para que possa ser comprovado o real benefício dele nos resultados da interação. Resultados preliminares confirmam que o *sidekick* não atrapalha na interação entre o robô principal e as pessoas e ainda auxilia a aumentar a atenção das pessoas o que auxilia em um melhor comportamento reativo dos participantes (VÁZQUEZ et al., 2014).

Alguns estudos utilizando robôs para interagir com crianças com autismo apontam que pode apresentar reações positivas e negativas para o âmbito social. Especialistas são capazes de identificar esse tipo de avaliação através da análise dos vídeos gravados entre sessões. O objetivo do trabalho de Feil-Seifer e M. Matarić (2010) é automatizar esse processo de análise através do uso de robôs. Para isso foi desenvolvido um classificador heurístico que utiliza um conhecimento prévio para auxiliar à discretizar as crianças que conseguem interagir com o robô daquelas que não conseguem.

O cenário de teste é composto de uma sala, um robô totalmente autônomo com o objetivo de incentivar a interação, uma criança diagnosticada com autismo e um familiar mais próximo. Para incentivar a interação o robô deve se aproximar apresentando vocalizações de sons felizes e também esboçar um sorriso para a criança, por exemplo. Caso alguma criança se afaste do robô, ele deve esboçar uma face triste e emitir sons que demonstre a sua não felicidade (FEIL-SEIFER; M. MATARIĆ, 2010).

Durante os testes foram gravados vídeos e algumas marcações foram realizadas no robô, e nos pais, com o intuito de auxiliar na medida das distâncias entre a criança e o robô ou seus pais. Para realizar uma avaliação sobre esse cenário foi utilizada a seguinte heurística: Para cada trecho de tempo se a criança encontrar-se a 0,85 m dos pais ela é considerada próxima à eles. Caso ela encontra-se a 0,5 m de uma parede ela é considerada próxima a parede. Para ser considerada atrás do robô ela deveria estar a qualquer distância, mas entre uma angulação maior que 135° e menor que -135° (FEIL-SEIFER; M. MATARIĆ, 2010).

A partir das informações capturadas é possível gerar o classificador onde ele análise se pelo menos 50% do tempo gasto é com as informações de comportamento negativo (mapeado pelas heurísticas), então é considerado que a criança não deseja interagir com o robô. Caso contrário, menos de 50% do tempo gasto, a criança deseja interagir com o robô. Apesar dos resultados positivos, esse classificador não deve ser considerado como regra para que haja uma maior escalabilidade do projeto e sua aplicação (FEIL-SEIFER; M. MATARIĆ, 2010). Esses tipos de parâmetros podem auxiliar na determinação de interação ou não interação. Dessa forma, pode-se fazer com que o robô recue ou tente uma nova abordagem, para quando a reação do indivíduo for negativa.

Outros estudos confirmam a existência de uma relação de distância social entre o robô e o ser humano, entretanto nenhum método foi proposto computacionalmente para que haja uma geração do comportamento em relação a essa distância (Zachary HENKEL; R. R. MURPHY; BETHEL, 2012). Assim, é apresentado um método escalar do comportamento do robô de tal forma, que esse comportamento baseado na distância social tenha como suporte uma lei física

e duas psicológicas: *inverse-square law*, *Weber-Fechner law* e *Steven's Power law* (Zachary HENKEL; R. R. MURPHY; BETHEL, 2012).

O cenário de teste é um ambiente de desastre no qual o robô deve localizar a vítima. A interação ocorre por meio de voz sintetizada, caminhos pre definidos e controle segundo o módulo de teste WoZ. Como meio de avaliação questionários pré e pós interação são aplicados aos usuários que participam do teste (Zachary HENKEL; R. R. MURPHY; BETHEL, 2012).

Atributos primários foram determinados para que possam ser identificados alguns níveis de consistências sociais: conforto, movimentos naturais, consideração do espaço pessoal, segurança e controle próprio. Atributos secundários também foram considerados nos estudos de Zachary Henkel, R. R. Murphy e Bethel (2012), são eles: atenciosidade, empatia, felicidade, similaridade, inteligência, sensibilidade, submissão e confiança. Os resultados demonstram que todos atributos primários e apenas três secundários provaram que apresentam melhor significância para o processo. O sistema de percepção escalar provou ser melhor do que o não escalar. O modelo escalar linear apresentou o mesmo resultado que o não escalar (Zachary HENKEL; R. R. MURPHY; BETHEL, 2012).

A. G. Brooks e Ronald C. Arkin (2007) apresentam um modelo comportamental em camadas para auxiliar no processo de comunicação não verbal do robô com o ser humano. Um comportamento em camadas é definido como um processamento de saída a nível dos motores (atuadores) do robô, onde é realizado uma sequência de passos para deixar o movimento do robô mais natural ao do ser humano. Neste trabalho é discutido uma generalização do modelo para que seja possível aplicar em diversas plataformas robóticas e fontes de informação.

No trabalho é explorado a questão de linguagem corporal, pois expressões faciais já são amplamente utilizadas para estudos de interação humano e robô. A. G. Brooks e Ronald C. Arkin (2007) apresenta a implementação funcional de seu modelo em um robô Sony QRIO. Alguns dos resultados apresentados são que o tamanho do robô pode influenciar no tipo de interação que ocorrerá, que a utilização da teoria de proximidade é essencial para que ocorra uma boa interação e que comunicações não verbais são a principal forma de comunicação em uma interação humano e robô.

Um dos pontos chave dos trabalhos apresentados ao longo dessa seção é que sempre utilizam sensores no ambiente para medir as variáveis de *Proxemics* entre a pessoa e o robô. Contudo, acredita-se que esse tipo de abordagem não é natural ao robô móvel, pois os seres humanos não tem o auxílio sendo assim o robô também não deve utilizar desses recursos. Contudo, as variáveis de *Proxemics* se mostram essenciais para determinar o sucesso de uma interação ou não, e devem ser consideradas ao longo da proposta desta tese de doutorado.

Dessa forma, todas as variáveis apresentadas nos trabalhos dessa seção são importantes para avaliar o comportamento de um indivíduo durante uma interação com robôs e até outros dispositivos tecnológicos. Na seção ?? são apresentados as variáveis consideradas para o desenvolvimento desse trabalho. Além das variáveis, também são avaliados os meios de captura

das informações visando a aplicação do trabalho desenvolvido na tese inserido em um ambiente inteligente.

5 CONCEITOS FUNDAMENTAIS

Este capítulo apresenta os conceitos fundamentais das técnicas utilizadas para desenvolvimento da tese apresentada.

5.1 AGRUPAMENTO DE DADOS

Encontrar padrões em informações do mundo real é uma tarefa complexa. O conhecimento sobre o domínio de aplicação ou dos fenômenos naturais é imprescindível na maioria dos casos. Sem esse conhecimento, gerar modelos e padrões matemáticos para compreender os efeitos de tal fenômeno ou aplicação no mundo é complicado (KANTARDZIC, 2011).

Com o avanço da tecnologia e sua popularização ocorreu um aumento na criação de informações, sendo este sem ordem ou normalização. O mundo corporativo enxergou nesse fenômeno uma potencial fonte de conhecimento. Porém, encontrar padrões ou modelos que torne possível encontrar conhecimento nessas informações não é uma tarefa trivial. A partir desse problema, pesquisadores começaram a desenvolver técnicas e algoritmos computacionais onde houvesse então a mineração dos dados, como ficou conhecida a técnica (A. K. JAIN; MURTY; FLYNN, 1999; KANTARDZIC, 2011).

Minerar dados é um processo realizado com dois objetivos. Predição da informação, onde é possível prever o futuro com base em algumas informações coletadas. E descrição da informação, que apresenta um rótulo mais compreensível ao ser humano a partir dos padrões encontrados nos dados coletados (A. K. JAIN; MURTY; FLYNN, 1999).

Dentro do processo de mineração de dados existe um passo chamado de agrupamento de dados. O agrupamento de dados é fundamental para, a partir de um volume finito de informação, extrair padrões e formar grupos com base na similaridade encontrada em cada registro. A extração dos padrões tem como base algumas técnicas aplicadas para associação e classificação. O resultado final dos padrões encontrados pode variar dependendo das técnicas aplicadas (KANTARDZIC, 2011; WITTEN; FRANK; M. A. HALL, 2011). As técnicas existentes são:

- a) **Exclusivo:** os elementos pertencem a um grupo apenas;
- b) **Overlapping:** os elementos podem pertencer a mais de um grupo, simultaneamente;
- c) **Probabilístico:** os elementos possuem um grau probabilidade de pertencer a um grupo;
- d) **Hierárquico:** realiza a divisão aproximada dos grupos. Refina a divisão encontrada até que alcance um resultado que não se altere muito entre as iterações.

O maior desafio da técnica de agrupamento de dados é a maneira de tratar e associar os diversos tipos de informação existentes com por exemplo, algarismos, textos e imagens. Além

disso, as informações podem ser extraídas de maneira qualitativa ou quantitativa (WITTEN; FRANK; M. A. HALL, 2011). A seção 5.1.1 apresentará alguns dos principais algoritmos de agrupamento de dados existentes.

5.1.1 Algoritmos de Agrupamento de Dados

Para realizar o agrupamento de informações existem diversos algoritmos. Alguns dos algoritmos mais populares e outros com aplicações mais específicas serão apresentados nessa seção.

Dentre os algoritmos existentes o mais popular é o k-means. Ele utiliza da distância eucliana para comparar a similaridade entre os dados, tentando minimizar o erro quadrático. A partir do momento que o erro não tiver mais alterações entre as iterações do algoritmo, ele encerra o processo de agrupamento. Ele precisa que o número de grupos desejados seja informado e realiza uma inicialização de sementes, para cada grupo, de maneira aleatória. Devido a isso, o resultado do agrupamento pode ser diferente entre as execuções do algoritmo. O resultado do k-means é bem consistente, mas mesmo para apenas dois grupos, encontrar a solução ótima com o k-means é um processo considerado NP-Hard (Anil K. JAIN, 2010; WITTEN; FRANK; M. A. HALL, 2011).

Graph-based Clustering (GBC) é um algoritmo de agrupamento baseado na teoria de grafos. Ele liga uma aresta entre os dados e o ponto médio entre as arestas é utilizado para determinar a divisão dos grupos de maneira automática. O problema apresentado pelo GBC é na concentração densa dos dados. Quando ocorre esse tipo de cenário, o algoritmo acaba considerando todos os dados pertencentes a um único grupo (MUHLENBACH; LALLICH, 2009).

Outro algoritmo existente é o *Quick ROCK* (QROCK) que tem como objetivo o agrupamento de informações categóricas, ou seja, informações textuais. Ele é um algoritmo de agrupamento hierárquico aglomerativo. Assim como o GBC ele determina o resultado com base na conexão dos elementos através de um grafo. Para determinar a quantidade de grupos é necessário informar um valor de corte θ representando o valor de similaridade entre os dados. Esse valor é calculado com base na equação 1 e tende a deixar o agrupamento mais natural (DUTTA; MAHANTA; PUJARI, 2005).

$$SIM(X, Y) = \frac{X \cap Y}{X \cup Y} \quad (1)$$

Com o foco em agrupamento de informações espaciais, o algoritmo *Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN) foi apresentado por Ester et al. (1996). Para realizar o processo de agrupamento, são necessários dois parâmetros. Distância mínima entre dois pontos, que auxilia ao dizer se os pontos fazem parte ou não do mesmo grupo. E o outro parâmetro é a quantidade mínima de pontos para formar um grupo. Esse último parâmetro é importante para determinar se existirá um grupo ou se alguns pontos serão considerados como

ruídos e desconsiderados do resultado final. Com base de dados espaciais em duas dimensões o DBSCAN conseguiu segmentar bem as diferentes regiões existentes, porém com dados de dimensões maiores isso já não foi possível.

Affinity Propagation é um algoritmo de agrupamento sem necessidade de informar qualquer parâmetro para o processo. Ele considera todos os dados como potenciais centróides de grupos. E como uma rede neural de aprendizado competitivo, vai identificando os dados que possuem mais arestas e determinando os grupos com base nestes. Seu desempenho é considerado bom apenas quando o resultado inicial está próximo do ótimo (FREY; DUECK, 2007).

Perfis de usuários são compostos de diversos tipos de informação. Isso torna o processo de agrupamento mais complexo, pois é necessário criar uma regra de similaridade que atenda cada tipo de informação e também consiga estipular um valor único por perfil. Com esse problema em mente o algoritmo *Quality Groups of Similarity Clustering* (QG-SIM) foi criado. É necessário informar o valor q que representa a similaridade mínima para manter entre os elementos do grupo. Apesar de ser útil em diversas aplicações, o enfoque dele é em aplicações de perfis de usuários. Um ponto fraco dele é o desempenho computacional que depende da quantidade de dados dentro de cada um dos grupos (MASIERO, 2013).

A tabela 5 apresenta uma comparação entre os algoritmos de agrupamento de dados e suas principais características.

Tabela 5 – Tabela comparativa entre os algoritmos

Categoria	Algoritmo	Parâmetro / Propriedades
<i>clustering</i> hierárquico	Ward	algoritmo aglomerativo
	MST Divisivo	baseado na teoria de grafos
	<i>Clustering Using REpresentatives (CURE)</i>	cada grupo é representado por um conjunto de representações
	<i>RObust Clustering using linKs (ROCK)</i>	k^* : número de grupos
<i>hard clustering</i>	QROCK (<i>Quick ROCK</i>)	θ : <i>threshold</i> de similaridade
	k means	k^* : número de grupos
	QG-SIM	q : similaridade mínima entre os elementos do grupo
<i>clustering</i> baseado em densidade	DBSCAN	ϵ : distância para considerar se 2 pontos são ou não vizinhos
	<i>Affinity Propagation</i>	θ : <i>threshold</i> de similaridade
<i>clustering</i> sequencial	<i>Basic Sequential Algorithm Scheme (BSAS)</i>	Θ : <i>threshold</i> de não similaridade e k^* : número máximo de grupos

Fonte: Adaptada de Muhlenbach e Lallich (2009).

Nesta tese, como há um trabalho de agrupamento de perfil de usuário, optou-se por utilizar o algoritmo QG-SIM que foi, de acordo com a literatura, o que apresentou melhores resultados para esse tipo de informação (MASIERO, 2013).

5.2 RACIOCÍNIO PROBABILÍSTICO

Para que um agente possa tomar uma decisão, é necessário que ele analise todas as possibilidades de ações que possam ser feitas e o que ocorrerá após a tomada de decisão para que exista uma certeza sobre o caminho que deve ser seguido. O processo para encontrar a certeza sobre uma decisão, computacionalmente, é oneroso e com a quantidade de variáveis geralmente consideradas, torna-se inviável. Sendo assim, um agente precisa trabalhar com a incerteza sobre o domínio para que possa ser tomada uma decisão (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Fazer o agente tomar uma decisão considerando a incerteza, é fazer o agente manter o controle baseado em um estado de crença, em outras palavras, um conjunto com todos os possíveis estados em um domínio ao qual ele possa estar. Além disso, o agente deve prever e gerar um plano de contingência para eventuais situações que sejam detectadas durante a execução do algoritmo. Nesses problemas, as informações que o agente possui não conseguem garantir nenhum resultado com certeza absoluta. Porém, tais informações garantem um grau de crença de que o objetivo será alcançado ou a decisão de um caminho relevante a ser tomada (RUSSELL; NORVIG, 2002; FACELI et al., 2011).

Todas as declarações feitas com base na crença sobre as informações não se contradizem mutuamente. Cada uma é uma afirmação separada de um diferente estado de conhecimento. Cada vez que inserimos uma informação nova e complementar, é aumentado o estado de crença sobre um determinado assunto, melhorando a tomada de decisão do agente (FACELI et al., 2011).

Para que a tomada de decisão tenha uma maior utilidade ao agente, ele deve ter preferências dentre os diferentes resultados apresentados. Sendo assim, ter uma decisão com base apenas na probabilidade, não é recomendável. Essa é a base da teoria da utilidade. A teoria da utilidade é utilizada para que o agente represente e raciocine em seu problema, de acordo com suas preferências. É distribuído um grau de utilidade para cada escolha que o agente possa ter, assim o estado que possui o maior grau de utilidade é escolhido. Pode-se dizer então que uma decisão é tomada com base na probabilidade de um estado somado a sua utilidade (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Utilizar as teorias de probabilidade e utilidade, necessita de algumas formalizações e notações, para que as equações sejam melhor compreendidas. A primeira formalização é a equação 2 que representa a probabilidade condicional para quaisquer proposições A e B (RUSSELL; NORVIG, 2002).

$$P(a|b) = \frac{P(a \wedge b)}{P(b)} \quad (2)$$

A equação 2 é válida apenas para $P(b) > 0$. Essa equação também pode ser escrita no formato de produto, conforme apresentado na equação 3.

$$P(a \wedge b) = P(a|b)P(b) \quad (3)$$

As proposições de uma equação são determinadas pelas variáveis aleatórias de um problema. Uma variável aleatória é representada através de um nome ao qual sua primeira letra deve ser maiúscula, por exemplo, *Total*, *Tempo* ou *Informacao*. Cada variável aleatória possui um domínio, que representa os possíveis valores que esta variável pode assumir. Os valores são descritos utilizando todas as letras em caixa baixa, ou seja, minúsculas por exemplo, $Tempo = \{ensolarado, chuvoso, nublado, nevando\}$. Quando uma variável é booleana, podem ser nomeadas com se fossem valores (em minúsculo) e utiliza-se a regra de negar o valor para representar os valores de falso e verdadeiro (RUSSELL; NORVIG, 2002).

O exemplo da representação de uma variável booleana através de valores é demonstrado através das equações 4.

$$A = verdadeiro \rightarrow a \quad (4a)$$

$$A = falso \rightarrow \neg a \quad (4b)$$

Em teoria de probabilidade, quando trata-se um problema, é procurado mundos possíveis. Um mundo possível é definido como uma atribuição de valores para cada uma das variáveis aleatórias consideradas em um problema. Para realizar a atribuição dos valores, pode-se trabalhar com diversos tipos de visão probabilística. A primeira é chamada de frequentista, onde o valor da probabilidade é determinado através de observações à experimentos realizados com grandes amostras. Outro tipo encontrado é o objetivista que define as probabilidades como aspectos reais, ou seja, como tendências dos comportamentos dos objetos dentro de um cenário específico (RUSSELL; NORVIG, 2002; FACELI et al., 2011).

A visão subjetivista trabalha com os valores de probabilidades no formato que caracteriza a crença do agente ao invés de qualquer significado ligado ao mundo físico externo. Essa visão possui uma variante bayesiana que permite qualquer atribuição auto consistente de probabilidades anteriores à proposições, e também são capazes de atualizar os valores a medida que evidências ocorrem a partir do observador (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Todos os valores que um mundo possível tem, são descritos através de uma tabela chamada de tabela de distribuição conjunta. Ela, em geral, possui uma quantidade de valores muito grande que inviabiliza o processamento das informações, levando ao mesmo cenário que apresenta a certeza de um agente sobre uma determinada decisão. Para que a quantidade de informação na tabela de distribuição conjunta seja minimizada e auxilie no processamento das informações para uma tomada de decisão, é necessário encontrar a independência condicional entre as variáveis do problema em questão. A independência de uma variável é importante, pois auxilia não só na redução da representação do domínio, mas também, na complexidade do problema (RUSSELL; NORVIG, 2002; FACELI et al., 2011).

Nem sempre o problema nos permite calcular todas as probabilidades, e algumas ainda são desconhecidas. Para que as probabilidades tornem-se possíveis de serem calculadas a partir de probabilidades condicionais conhecidas, tem-se a regra de Bayes. A regra de Bayes foi definida com base nas duas representações da regra do produto (vide equação 5) (RUSSELL; NORVIG, 2002).

$$P(a \wedge b) = P(a|b)P(b) \quad (5a)$$

$$P(a \wedge b) = P(b|a)P(a) \quad (5b)$$

Ao igualar os dois membros da direita, apresentados na equação 5, encontra-se a equação da regra de Bayes. Ela é apresentada através da equação 6 (RUSSELL; NORVIG, 2002).

$$P(b|a) = \frac{P(a|b)P(b)}{P(a)} \quad (6)$$

A regra de Bayes, ainda, pode ser condicionada a uma evidência prática denominada e , como apresentado na equação 7 (RUSSELL; NORVIG, 2002).

$$P(Y|X, e) = \frac{P(X|Y, e)P(Y|e)}{P(X|e)} \quad (7)$$

A aplicação da regra de Bayes é útil, pois a partir dela é possível perceber que existe um **efeito** sendo a evidência de alguma **causa** desconhecida e deseja-se saber o motivo que gerou àquela situação ou comportamento. Para ilustrar, a equação 8 apresenta a regra de Bayes a partir da relação de causa-efeito (RUSSELL; NORVIG, 2002).

$$P(causa|efeito) = \frac{P(efeito|causa)P(causa)}{P(efeito)} \quad (8)$$

A equação 8 pode ser igualada em dois sentidos, $P(efeito|causa)$ que busca quantificar a relação entre as variáveis na direção causal e $P(causa|efeito)$ que tem o objetivo de descrever a direção da relação em forma de diagnóstico. O conhecimento conseguido através da direção do diagnóstico é mais frágil que o conhecimento obtido através da direção causal do problema, porém em aplicações médicas, por exemplo, a direção do diagnóstico é mais recomendada para aplicação em sistemas (RUSSELL; NORVIG, 2002).

5.2.1 Redes Bayesianas

Pode-se observar com o texto apresentado na seção anterior, que a distribuição de probabilidade conjunta total pode responder a qualquer questão dentro de um determinado domínio. Contudo, pela sua complexidade matemática a partir de um aumento no número de variáveis, torna-se intratável computacionalmente (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Sendo assim, uma maneira que existe para representar a distribuição de probabilidade conjunta total é a utilização de uma estrutura de dados chamada rede bayesiana. Um rede bayesiana é capaz de representar as dependências entre variáveis do domínio. Ela é definida como

um grafo acíclico orientado, onde cada nó é identificado através das informações quantitativas sobre sua probabilidade (RUSSELL; NORVIG, 2002). A especificação de uma rede bayesiana é:

- a) Cada nó corresponde a uma variável aleatória. Ela pode ser discreta ou contínua.
- b) Existe uma seta conectando pares de nós. Uma seta do nó X até o nó Y , indica que X é pai de Y . É por isso que o grafo de uma rede bayesiana é acíclico.
- c) Cada nó X_i tem uma distribuição de probabilidade condicional $P(X_i | Pais(X_i))$ que quantifica o efeito dos pais sobre o nó filho.

As setas de conexões entre os nós dão o significado de que os pais influenciam diretamente os filhos. Em termos de causa e efeito, significa que as causas devem ser organizadas como pais dos efeitos (RUSSELL; NORVIG, 2002).

A semântica de uma rede bayesiana pode ser tratada de duas maneiras: (I) a primeira como a representação da distribuição de probabilidade conjunta; (II) a outra, como a codificação de uma coleção de declarações de independência condicional. A primeira é utilizada para compreender a construção da rede, e a segunda em procedimentos de inferência sobre consultas (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Quando trata-se da representação da distribuição conjunta total, cada entrada é representada pelo produto dos elementos apropriados das tabelas de probabilidade condicional (TPCs) na rede bayesiana. Dessa forma, a distribuição conjunta total é utilizada para obter respostas sobre qualquer consulta no domínio. Sendo uma rede bayesiana a representação dessa distribuição, ela também obtém qualquer resposta para consultas sobre o domínio. Para isso, basta efetuar um somatório de todas as entradas conjuntas relevantes (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Para que a representação da rede bayesiana sobre um conjunto seja correta, é necessário cada nó ser condicionalmente independente de seus predecessores após a sua ordenação, dados seus pais (RUSSELL; NORVIG, 2002). A seguinte metodologia é aplicada para satisfazer tal condição:

- a) **Nós:**
 - Determinar o conjunto de variáveis que são necessárias para modelar o domínio.
 - Ordene-as $\{X_1, \dots, X_n\}$. Não é necessário estabelecer uma ordem específica. Qualquer ordem funciona. Contudo, a rede poderá ser mais compacta, caso a ordem seja feita com as causas sendo os pais dos efeitos.
- b) **Vínculos:** Para $i = 1$ até n faça:
 - Escolha, de X_1, \dots, X_n , um conjunto mínimo de pais para X_i , tal que a equação 9 seja satisfeita.

- Para cada pai insira um vínculo do pai para X_i .
- **TPCs:** escreva a tabela de probabilidade condicional, $P(X_i|Pais(X_i))$

$$P(X_i|X_{i-1}, \dots, X_1) = P(X_i|Pais(X_i)), \quad (9)$$

desde que $Pais(X_i) \subseteq \{X_{i-1}, \dots, X_1\}$ (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Após o procedimento, é obtido os pais do nó X_i que contém todos os nós em X_1, \dots, X_{i-1} que possuem influência direta em X_i . Esse método de construção da rede garante que ela seja acíclica, uma vez que cada nó é ligado apenas aos seus anteriores (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Uma maneira de garantir a consistência da construção da rede bayesiana, é fazer com que ela não possua valores de probabilidade redundantes ao longo de seus nós. Além disso, a rede bayesiana, em termos computacionais, é mais compacta ao se comparar com a distribuição conjunta total. Assim, o crescimento das variáveis de um domínio, não exercem grandes problemas durante o processo computacional de consultas (RUSSELL; NORVIG, 2002; FACELI et al., 2011).

Pode-se dizer também que um nó tem uma independência condicional de todos os outros nós da rede, dados os seus pais, filhos e pais dos filhos, ou seja, dada a cobertura de Markov. Em regras gerais, a relação de pai e filho pode ser descrita como uma distribuição canônica ajustável a um certo padrão ou forma. Assim, a partir de alguns poucos parâmetros é possível obter a tabela de probabilidade condicional. Essa abordagem facilita, pois diminui a quantidade de números informados à rede (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Uma distribuição canônica pode ser exemplificada através de um nó determinístico na rede. Esse tipo de nó tem o valor especificado, exclusivamente, pelos valores dos pais e sem nenhuma incerteza envolvida. Outro exemplo, é um nó numérico como, por exemplo, o nó filho ter atribuído o valor mínimo dentre todos os seus nós pais. Também pode-se aplicar aos nós filhos a soma dos fluxos de entrada subtraídos pelos fluxos de saída (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Porém, não é possível atribuir sempre valores certos aos nós da rede bayesiana. Dessa maneira, é necessário trabalhar com relacionamentos de incerteza. Esse tipo de relacionamento é caracterizado por relações de lógica ruidosas. Tais relações são chamadas de ou-ruidoso. O modelo ou-ruidoso permite que a incerteza as condições do pai faça que o filho torne-se verdadeiro. A situação colocada pelo modelo, faz com que o relacionamento causal pai-filho possa ser inibido. Este modelo trabalha com duas suposições (RUSSELL; NORVIG, 2002):

- a) todas as causas possíveis estão pressupostamente listadas. Pode-se considerar nós de vazamento, caso isso não ocorra.
- b) a inibição de cada pai é pressupostamente independente de quaisquer outro pai.

A partir das informações acima, é possível construir a tabela de probabilidade condicional inteira. Para isso, utiliza-se a regra geral dada pela equação 10 (RUSSELL; NORVIG, 2002).

$$P(x_i | \text{pais}(X_i)) = 1 - \prod_{\{j: X_j = \text{verdadeiro}\}}, \quad (10)$$

onde o produto é obtido dos pais que são definidos como verdadeiro para cada linha da tabela de probabilidade condicional. Os relacionamentos lógicos ruidosos podem ser descritos com $O(k)$ parâmetros, ao invés de $O(2^k)$ da TPC completa, considerando k pais (RUSSELL; NORVIG, 2002).

5.2.1.1 Métodos de Inferência

Quando obtêm-se uma observação de um evento qualquer, dentro de um domínio, espera-se que o sistema de inferência seja capaz de calcular a distribuição de probabilidade posterior para o conjunto de variáveis de consulta. Essa é sua tarefa básica. Ele deve atribuir valores ao conjunto de variáveis de evidência (RUSSELL; NORVIG, 2002; FACELI et al., 2011).

Um algoritmo utilizado para inferência é o por enumeração. Ele calcula soma-produtos das probabilidades condicionais na rede. Contudo, esse algoritmo pode ser melhorado substancialmente ao eliminar os cálculos repetidos. A ideia de eliminar cálculos funciona da seguinte maneira, após a execução do cálculo pela primeira vez, armazena-se os resultados para futura utilização. É a ideia básica da programação dinâmica. O algoritmo que apresenta a menor complexidade para essa tarefa é chamado de algoritmo de eliminação de variáveis (vide algoritmo 1) (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Algoritmo 1 – Algoritmo de eliminação de variáveis para inferência nas redes bayesianas (RUSSELL; NORVIG, 2002)

```

1 função ASK-ELIMINACAO( $X$ ,  $e$ ,  $rb$ ) retorna uma distribuição sobre  $X$ 
2 Entrada:
    $X$ , a variável de consulta
    $e$ , variáveis observadas da variável  $E$ 
    $rb$ , uma rede bayesiana especificando a distribuição conjunta  $P(X_1, \dots, X_n)$ 
3  $fatores \leftarrow []$ 
4 para cada  $var$  em  $ORDEM(rb.VARS)$  faça
5    $fatores \leftarrow [CRIAR-FATOR(var, e)fatores]$ 
6   se  $var$  é uma variável oculta então
7      $fatores \leftarrow SOMAR(var|fatores)$ 
8   fim
9 fim
10 retorna NORMALIZAR(PRODUTO-PONTUAL( $fatores$ ))

```

Esse algoritmo realiza a seguinte verificação: se uma variável não é ancestral de nenhuma variável de consulta ou evidência, essa torna-se irrelevante para o processo. Isso faz

com que essa variável possa ser eliminada dos cálculos de inferência (RUSSELL; NORVIG, 2002).

Métodos que utilizam a probabilidade de Bayes, são utilizados para diversas tarefas e não apenas tomada de decisão e inferência. Nas seções seguintes é apresentado dois algoritmos para classificação bayesiana.

5.2.2 Classificador Naïve Bayes

Em um problema onde os valores dos atributos possuem uma independência entre si, a probabilidade $P(x|y_i)$ pode ser decomposta como $P(x_1|y_i) \times \dots \times P(x_d|y_i)$. A equação 11 apresenta a probabilidade de um exemplo pertencer à classe y_i (FACELI et al., 2011).

$$P(y_i|x) \propto P(y_i) \prod_{j=1}^d P(x_j|y_i) \quad (11)$$

Todos os dados para classificar uma classe y_i são obtidos através de um conjunto de treinamento. Os conjuntos que formam as variáveis devem ser discretizados e não contínuos. Um classificador naïve bayes é sempre utilizado quando não existe dependência condicional entre as variáveis. Caso exista essa dependência condicional, outras técnicas devem ser utilizadas, como o uso de redes bayesianas. Apesar da recomendação, em alguns casos em particular, o classificador naïve bayes consegue realizar o processo de classificação (FACELI et al., 2011).

5.2.3 Classificação com Redes Bayesianas

A classificação através de uma rede bayesiana é um processo relativamente simples. O primeiro passo para realizar o processo de classificação é determinar uma variável aleatória como alvo, sendo que as demais viram entradas do sistema. Todo o conjunto de variáveis que afetam a variável alvo, pais e filhos da variável alvo, e pais dos filhos da variável alvo é conhecido como *Markov Blanket*. A partir desse momento a rede bayesiana pode ser utilizada como um classificador, onde dado um exemplo x , fornece a probabilidade *a posteriori* $P(y|x)$ do nó classe $y \in Y$. É possível calcular a probabilidade *a posteriori* $P(y|x,S)$ para cada classe $y \in Y$ realizando a marginalização da distribuição de probabilidade conjunta $P(y,x|S)$, onde busca-se o retorno que maximiza a classe \hat{y} de acordo com a equação 12 (FACELI et al., 2011).

$$\hat{y} = h_{CRB}(x) = \arg \max_{j=1 \dots k} P(y_j, x|S) \quad (12)$$

Na seção a seguir, alguns trabalhos utilizando classificadores bayesianos são apresentados com temas referentes a perfis de usuários e interação humano-robô.

5.2.4 Aplicações com Classificadores Bayesianos

Um sistema de visão computacional que realiza a modelagem e análise de interação entre seres humanos, de maneira a entender o que está acontecendo em um cenário de vigilância é apresentado por Oliver, Rosario e Pentland (2000). Alguns cenários avaliados são: seguir uma pessoa, alterar o caminho para ir de encontro a outra pessoa, entre outros.

Dois modelos foram utilizados para realizar a classificação do comportamento do usuário nas interações: Hidden Markov Models (HMM) e o Coupled Hidden Markov Models (CHMM). O segundo demonstrou-se mais assertivo ao analisar os cenários em vídeos de auto estradas com agentes sintéticos transitando pelas cenas de um simulador (OLIVER; ROSARIO; PENTLAND, 2000).

O uso de raciocínio baseado em casos para obtenção de características do usuário para formação de um perfil é o trabalho apresentado por Schiaffino e Amandi (2000). As informações armazenadas são utilizadas para a criação de uma rede bayesiana que analisa os itens de interesse do usuário. Essa técnica é utilizada em um cenário particular de rotina e mudança de comportamento do usuário ao longo do tempo. Assim é possível identificar pontos de mudança na preferência do usuário.

Cohen et al. (2003) apresenta a comparação entre três classificadores bayesianos: Naïve Bayes (NB), Tree Augmented Naïve Bayes (TAN) e Rede Bayesiana Hierárquica (RB). O objetivo é identificar expressões faciais a partir da entrada de vídeos contínuos. Os resultados demonstram que a RB obteve o melhor resultado com 75% de acertos, seguido pelo TAN com 73% e por fim, o NB obteve 72,5%. Uma extensão do trabalho é apresentado em Cohen et al. (2004).

Uma metodologia para estimativa da posição corporal é apresentado por Park e Aggarwal (2004). Uma rede bayesiana recebe informações da estimativa do corpo de duas pessoas e a partir dessas informações é feita uma classificação para identificar o que a pessoa está fazendo como, apontando o dedo, brigando, de mãos dadas, chutando, empurrando ou abraçando. A média de acerto na classificação do algoritmo é de 78% o que foi considerado um sucesso pelos autores.

Redes bayesianas classificando expressões faciais, detecção de faces e peles a partir de um treinamento com informações rotuladas e não rotuladas são criadas por Sebe et al. (2005) e Nicu Sebe et al. (2005). Dentre os resultados positivos dos trabalhos, o mais citado foi como as informações não rotuladas auxiliaram na melhora da classificação das RB.

Uma rede bayesiana hierárquica é construída para auxiliar em um sistema de recuperação de arquivos com base no perfil do usuário. O problema encontrado nesse tipo de aplicação é que os usuários novos não possuem uma base para recomendação dos arquivos adequados ao seu perfil. Assim, a rede bayesiana foi construída de maneira a utilizar informações de uso dos antigos usuários para sugerir aos novos usuários arquivos de seu interesse. O sistema conseguiu atingir com sucesso as informações necessárias na recomendação dos arquivos aos novos

usuários. Para isso, foi utilizado informações de *feedback* implícito (de acordo com o uso do usuário) e explícito (favoritação dos arquivos) (ZIGORIS; ZHANG, 2006).

Uma comparação de quatro algoritmos para a classificação de perfis de usuários é realizada por Cufoglu, Lohi e Madani (2008). Os algoritmos selecionados são: Naïve Bayes (NB), Rede Bayesiana (RB), Lazy Learning of Bayesian Rules (LBR) e Instance-Based Learner (IB1). Os perfis classificados eram compostos pelas seguintes informações: idade, classe de trabalho, educação, estado civil, ocupação, relacionamento, etnia, gênero, país nativo.

Os algoritmos que demonstraram os melhores resultados foram NB e IB1 que obtiveram a mesma precisão na classificação, 95% de acurácia. O LBR apresentou uma acurácia de 94,7%, seguido pela RB com 94,4%. A continuação do trabalho é a comparação com classificadores mais clássicos como *Support Vector Machines* (SVM) e árvores de decisão (CUFOGLU; LOHI; MADANI, 2008).

Outra comparação é proposta no trabalho de Iglesias, Ledezma e Sanchis (2008). A comparação entre três métodos para classificar o perfil de comportamento do usuário no uso do sistema operacional UNIX. Os métodos utilizados são: RB, HMM e *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TFIDF). Como entrada da classificação do comportamento é utilizado a sequência de comandos inseridas no terminal pelo usuário. TFIDF apresentou uma média de 57,1% de acerto na classificação, a RB apresentou 44,2% e o HMM com o melhor índice conseguiu uma taxa de acerto de 76,4% sendo o mais indicado para o cenário de aplicação testado.

É proposto por Prado et al. (2012) um método para analisar e sintetizar faces e voz com o objetivo de reconhecer emoções do usuário. Posteriormente essas informações são inseridas em um estrutura de rede bayesiana onde é feito o trabalho para classificar essas emoções. A partir da classificação o robô pode tomar a decisão de reação adequada a interação.

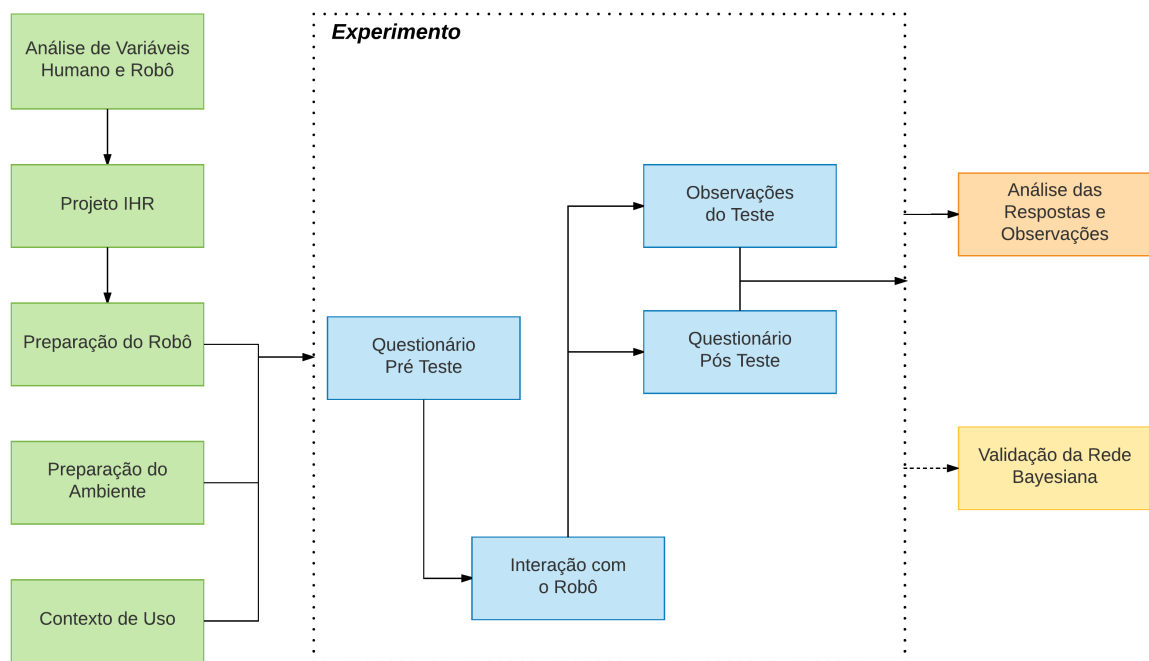
Escalante, Morales e Sucar (2016) apresentam um classificador naïve bayes para identificar gestos e ações do usuário através de entradas de frames de videos. Outra maneira de utilizar o classificador naïve bayes é apresentada por P. Liu et al. (2016). Um método de aprendizado por observação de gestos e fala em interações humano-robô. Esse método é aplicado em um cenário de interação de compra em loja de produtos simuladas. Para realizar o aprendizado, P. Liu et al. (2016) realizaram o agrupamento das informações sobre a interação e alimentaram o classificador naïve bayes, resultando no aprendizado do robô. Conceitos de *Proxemics* também foram utilizados para auxiliar a determinar o espaço das interações face a face. O comportamento do robô teve uma acurácia de 84,8% enquanto a parte de voz obteve apenas 76,8% de aproveitamento.

Técnicas de classificação probabilísticas tem demonstrado grande aplicabilidade dentro de trabalhos com perfis de usuário e interação humano-robô e humano-computador. Porém alguns pontos são importantes de mencionar, pois nenhum trabalho aplicou na classificação alguma técnica de experiência de usuário o que pode facilitar a aumentar a satisfação do usuário principalmente com relação ao cenário de robótica social.

6 PROJETANDO TESTES EM INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ

Esse capítulo é dedicado a toda fase de preparação para os testes e estudos em Interação Humano-Robô (IHR). É apresentado um conjunto de variáveis e como foram selecionadas para o teste de objetivo específico na interação. Quais são os fatores de projetos que devem ser considerados, preparação do robô e do ambiente, definição do contexto de uso. A execução do experimento e como é coletada cada informação sobre a IHR. Análise dos primeiros resultados obtidos para criação de um mecanismo probabilístico que auxilie na classificação do usuário. Todos esses pontos estão ilustrados na figura 3.

Figura 3 – Visão geral sobre o projeto de IHR desenvolvido.



Fonte: o autor.

A figura 3 apresenta a sequência de passos executadas para a concepção do experimento dessa tese. Os primeiros passos auxiliam a definir o escopo do teste e o que será avaliado ao longo do experimento. Esses primeiros passos estão definidos através da cor verde. Em cor azul, estão os passos realizados para execução do teste de interação entre o robô e o ser humano. Por fim, temos duas etapas em tons amarelo e laranja. O amarelo corresponde aos testes de validação do classificador bayesiano e serão discutidos no capítulo 7. A etapa laranja é referente a análise do especialista após a coleta de informações no teste de IHR. A seguir, cada uma das etapas será discutida e apresentada ao longo do capítulo separadas em seções.

6.1 ANÁLISE DE VARIÁVEIS PARA IHR

O primeiro passo para construir o experimento é identificar o conjunto de variáveis que possam auxiliar a identificar informações sobre a IHR. Essas variáveis devem ser separadas em classes de maneira que seja possível referênciá-las em outros momentos do projeto. Além da referência, as classes são importantes pois, ajudam a definir o tipo de projeto que será investigado durante o experimento. A investigação tem o objetivo de melhorar a IHR sempre com o foco nas necessidades do ser humano, o usuário do sistema. Cada classe de variáveis adotada possui um método diferente para obtenção das informações. Contudo, esse método de captura não é restrito e podem ser discutidos diferentes meios de obtenção da informação. Por exemplo, a variável nome do usuário, pode ser obtida através da interação por voz com o usuário ou através de questionário. O meio de obtenção dependerá do momento e objetivo do experimento.

Para selecionar as variáveis, é realizado um trabalho de revisão bibliográfica e identifica-se como representar as informações necessárias ao problema. Na aproximação do robô, algumas variáveis foram identificadas ao longo do capítulo 4. O uso da teoria de proximidade torna possível a extração de fatores comportamentais com base na distância social entre a pessoa e o robô. Esses fatores podem variar não só entre a posição física dos dois agentes, mas também na posição do corpo dos indivíduos, como por exemplo, a orientação dos ombros e troco em relação a posição do robô (linguagem corporal) (MEAD; Maja J. MATARIĆ, 2016). Outro fator significativo é a fixação entre olhares, este pode auxiliar no processo que determina o início e o fim de uma interação. O olhar também auxilia a determinar quem são os principais indivíduos na interação (MUMM; MUTLU, 2011; SRINIVASAN; Z. HENKEL; R. MURPHY, 2012). Pode-se empregar o reconhecimento de expressões faciais para auxílio na análise do quanto a situação é confortável para o indivíduo, ou o quanto o usuário aprecia a interação. Existir uma avaliação em tempo real das reações deste indivíduo durante todo o processo de interação, auxilia na compreensão da experiência do usuário (AMARAL; GIRALDI; THOMAZ, 2014). Outra técnica para análise de conforto na interação é a avaliação da emoção através da voz da pessoa, ou através do uso de equipamento de eletroencefalografia (EEG), porém este último é um método mais invasivo já que exige a adição de um equipamento na pessoa que interage com o robô (BOS et al., 2006; LEE; HSIEH, 2014).

É possível empregar diversos sensores que auxiliam a leitura e quantificação dessas variáveis. Sensores de captura de marcações de movimento, como Microsoft® Kinect® ou o ASUS® Xtion®, são utilizados para quantificar os valores comportamentais obtidos através das variáveis, que envolvem distância entre agentes e orientação de membros do indivíduo. Para realizar o reconhecimento de expressões faciais utiliza-se uma câmera de vídeo, podendo assim executar uma leitura da face da pessoa em tempo de execução. As variáveis referentes a questão da fixação dos olhares dos agentes para identificar o início e o fim da interação, podem ser obtidas através de ambos sensores, sendo possível determinar a orientação da cabeça e torso do indivíduo, além de também a direção do olhar da pessoa para o robô. A voz do indivíduo

para análise da emoção na interação é obtida através de um microfone direcional ou um arranjo de microfones, que amplifica a capacidade de percepção do robô em relação ao ambiente e a pessoa que interage com ele.

As variáveis aplicadas ao comportamento tem dependência do cenário de interação, porém as informações das variáveis etnográficas como idade, experiência computacional, sexo, local de origem, etnia, entre outras, são independentes do cenário. Existem alguns algoritmos na área de visão computacional que são capazes de identificar algumas variáveis etnográficas de maneira automática (YANG; AI, 2007; SHAN, 2012; YLIOINAS; HADID; PIETIKAINEN, 2012; SAMADI, 2013; AMARAL; GIRALDI; THOMAZ, 2014), isso pode auxiliar no processo de expansão da rede bayesiana de maneira automática. Porém, nem todas as informações podem ser obtidas de maneira automática, então alguns métodos como questionários e entrevistas são necessários para melhor entendimento do comportamento do usuário e identificar como foi sua experiência durante a interação.

Cada uma das variáveis será discutida conforme apresentadas nas seções a seguir.

6.1.1 Variáveis Etnográficas

As variáveis etnográficas tem o objetivo de coletar informações sobre etnia, cultura, costume e outros fatores antropológicos (BORGES, 2005). Além dessas informações, esse tipo de variável auxilia na identificação de dados sobre idade, gênero, experiência social e também tecnológica do indivíduo. Todas as informações representadas nos dados etnográficos são relevantes para verificar a adesão do usuário sobre tecnologias novas, qual cultura ele está inserido, e outras informações que podem determinar o nível de interação que ele aceita. Essas informações podem ser capturadas através de questionários e entrevistas. Caso seja uma necessidade do projeto, o robô pode realizar a entrevista para coletar essas informações. Para o desenvolvimento dessa tese, como essas informações são para análises do especialista, optou-se pela coleta através do questionário. A lista apresentada a seguir define as variáveis etnográficas e uma breve explicação sobre o significado de cada uma.

- a) **Idade:** informa a idade do indivíduo.
- b) **Gênero:** informa o sexo biológico do indivíduo.
- c) **Local de Nascimento:** informa qual o local de nascimento do indivíduo. Essa variável auxiliará a determinar a base cultural do indivíduo.
- d) **Etnia:** informa a origem da família do indivíduo. Outra variável que auxilia na determinação da base cultural do indivíduo.
- e) **Quantidade de Gadgets:** informa a quantidade de *gadgets* que o indivíduo possui, ajudando a identificar qual a experiência e o contato dele com a tecnologia.

- f) **Contato prévio com Robôs:** informa apenas se o indivíduo já possuiu algum contato com robôs. Auxiliará a determinar o contato com a tecnologia, principalmente com robôs que poderá influenciar no seu comportamento durante a interação.
- g) **Tipos de Robôs:** informa quais são os tipos de robôs que o indivíduo teve contato. Os tipos poderão ser robôs *Pet*, Humanoides, Androides, Móveis, entre outros. Essa variável é um complemento da variável “Contato prévio com Robôs”.
- h) **Quantidade de cidades visitadas:** informa a quantidade de cidades que o indivíduo já visitou além da sua cidade natal. É importante para identificar o contato com outros tipos de cultura. Isso poderá influenciar no comportamento definido por sua cultura.
- i) **Quantidade de cidades que morou:** informa a quantidade de cidades que o indivíduo já morou além da sua cidade natal. É importante para identificar a vivência com outros tipos de cultura. Isso poderá influenciar no comportamento definido por sua cultura.
- j) **Quantidade de países visitadas:** informa a quantidade de países que o indivíduo já visitou além da sua cidade natal. É importante para identificar o contato com outros tipos de cultura. Isso poderá influenciar no comportamento definido por sua cultura.
- k) **Quantidade de países que morou:** informa a quantidade de países que o indivíduo já morou além da sua cidade natal. É importante para identificar a vivência com outros tipos de cultura. Isso poderá influenciar no comportamento definido por sua cultura.

Em diversos trabalhos da seção 4.2, onde a questão cultural do indivíduo é abordada, são discutidos que influência a cultura provê sobre o comportamento do o indivíduo. A cultura é tratada como a origem do indivíduo (ERESHA et al., 2013). Entretanto, a questão cultural na vida de uma pessoa é mais abrangente pois, pode ser relacionada com a experiência adquirida ao longo de sua vivência social, como por exemplo, países e cidades que o indivíduo visitou e viveu, o meio ao qual ele está inserido, sua profissão, entre outras informações. Dessa forma, o conjunto de variáveis apresentado na lista acima auxilia a mapear de forma abstrata a experiência social do indivíduo. O intuito do uso das informações etnográficas é investigar até que ponto elas podem influenciar na experiência do usuário durante a interação com o robô.

6.1.2 Variáveis Comportamentais

Variáveis comportamentais tem como principal objetivo identificar reações de comportamento dentro do cenário exigido por uma determinada tarefa. As variáveis comportamentais são coletadas a partir de informações sobre expressões corporais, expressões faciais e também

de declaração explícita da pessoa ou do robô. O uso dessa classe de variáveis possibilita uma análise baseando-se em teorias de linguagem corporal e de microexpressões. Algumas possibilidades para analisar expressões corporais são discutidas no trabalho apresentado por Lambert (2008). O conjunto de variáveis comportamentais apresentados nessa seção podem ser utilizados não apenas para extrair o perfil do indivíduo, mas também para avaliar a ação realizada pelo robô ao interagir com o usuário. Dependendo do *hardware* utilizado no robô, essas variáveis também possibilitam que o robô realize esses comportamentos durante a interação. A lista apresentada a seguir define as variáveis comportamentais obtidas através da literatura e uma breve explicação sobre o objetivo de cada uma das variáveis.

- a) **Expressões Faciais:** é possível identificar se a reação do indivíduo foi positiva ou negativa, a partir de uma ação do robô. Existem seis expressões bases que combinadas formam diversas outras (JIANG et al., 2014). Contudo, nesse trabalho será considerado apenas as seis expressões bases classificadas em dois grupos: expressões faciais positivas e expressões faciais negativas. O intuito dessa variável é realizar a avaliação da ação do robô com base nas expressões faciais do indivíduo.
- b) **Tempo de Transição entre as Zonas Sociais:** identificar o tempo que o indivíduo ficou confortável com a presença do robô a medida que esse diminuiu a distância entre eles.
- c) **Frequência do Olhar em direção ao Robô:** identificar se o indivíduo mantém o olhar ao robô, sendo possível saber se a interação está continua ou não. Isso pode influenciar se o robô está interagindo de maneira confortável ao indivíduo ou se esse está incomodado com a presença do robô.
- d) **Tempo do Olhar:** é possível mensurar o interesse do indivíduo durante a interação através do tempo que ele permanece com o olhar fixo no robô. Quanto maior o tempo do olhar, maior o interesse na interação do indivíduo.
- e) **Orientação dos ombros:** Auxilia a mensurar o interesse do indivíduo durante a interação, analisando se os ombros possuem a mesma orientação que a cabeça e também uma orientação em direção ao indivíduo que interage com o robô. Além disso, é possível determinar através do alinhamento do quadril com o ombro do indivíduo o ângulo de inclinação de seu torso. A inclinação do torso auxilia a identificar o interesse do indivíduo na interação, para isso basta verificar se ele está inclinado em direção ao robô para determinar um interesse positivo.
- f) **Orientação do quadril:** Auxilia a mensurar o interesse do indivíduo durante a interação. A orientação do quadril em direção ao robô ou na direção oposta auxilia a determinar o grau de interesse do indivíduo na interação. Quando mais alinhado à direção do robô, maior o interesse do indivíduo na interação.

- g) **Estilo da Voz:** é importante, pois pode determinar a reação que o indivíduo terá após a interação via áudio com o robô. Além disso, é possível determinar se o indivíduo está confortável ou não durante a interação, analisando o tom de sua voz ao responder o robô. Nesse trabalho, será considerado somente o canal de resposta ao indivíduo.
- h) **Conforto:** determina se o indivíduo está disposto a continuar a interação ou se algo o incomoda, fazendo com que desista de interagir com o outro agente. Essa é uma informação que pode ser obtida através das demais apresentadas acima ou declarada diretamente pelo usuário, como no caso do projeto desta tese.
- i) **Medo:** determina se o indivíduo sente-se seguro durante a interação com o outro agente. Pode impactar diretamente a experiência de interação do usuário. Essa é uma informação que pode ser obtida através das demais apresentadas acima ou declarada diretamente pelo usuário, como no caso do projeto desta tese.

As variáveis apresentadas acima podem auxiliar na descoberta do interesse em relação a interação. Algumas delas, como as que envolve o olhar, podem necessitar de equipamentos mais específicos para obter uma melhor acurácia na captura. Outras variáveis necessitam de técnicas e estudos direcionados para trazer a interação à um nível mais natural, como o caso da voz. Dessa forma, escolher quais variáveis trabalhar tem influência não só sobre o estudo realizado, como também nos equipamentos embarcados no robô. Tais equipamentos, podem influenciar em sua aparência e consequentemente na experiência do usuário.

6.1.3 Variáveis do Robô

Além das variáveis referentes etnográficas e comportamentais, deve-se considerar também as informações sobre o robô uma vez que sua aparência pode influenciar na reação e expectativa das pessoas durante a interação (HEGEL; M. LOHSE; WREDE, 2009). Variáveis do robô podem auxiliar a identificar quais são os principais fatores que tornam a interação humano-robô uma boa experiência ao usuário e também natural. Um conjunto de variáveis é apresentado com o objetivo de caracterizar fatores do robô, referente a sua aparência, que influenciam na interação social. Esse conjunto de variáveis é apresentado a seguir:

- a) **Altura:** A altura do robô para identificar a influência da diferença entre alturas de robôs e humanos.
- b) **Volume:** O volume ocupado pelo robô pode influenciar no conforto da interação, uma vez que quando o robô atingir uma zona social mais próxima do indivíduo pode causar uma sensação claustrofóbica a ele.

- c) **Tipo do Robô:** Segundo Choi, Kim e Kwak (2014), robôs possuem dois tipos: Autônomos e Tele-operados. Essa variável define o quanto de intervenção humana é necessário para que o robô possa executar a tarefa objetivo.
- d) **Classificação do Robô:** Segundo Dobra (2014) classificar um robô é uma tarefa muito complexa e pode envolver diversas variáveis. Dessa forma, para essa tese será considerado uma classificação mais simples. O robô deve ser classificado como: fixo, móvel com rodas, móvel bípede, móvel quadrupede, móvel com manipuladores. Outras classificações podem ser inseridas conforme a necessidade e inclusão de novos robôs.
- e) **Aparência Física:** Essa variável descreve se o robô possui uma aparência amigável ou agressiva.
- f) **Nível de Ruído:** Determina qual o nível de ruído que os atuadores do robô podem gerar de tal forma, que possa influenciar na interação humano-robô. Como exemplo, pode-se citar o Big Dog ¹, da Darpa Robotics, que é movido através de um motor diesel e seus atuadores pneumáticos e hidráulicos apresentam um alto grau de ruído.

6.1.4 Variáveis de Ações na Interação

Existem variáveis que determinam as possíveis ações que o robô e o ser humano podem executar. Essas ações podem gerar comportamentos diferentes de acordo com o contexto ao qual o cenário está inserido. No caso do robô, as possíveis ações são determinadas a partir do *hardware* disponível para o projeto. Fatores como tipo de manipulador, sonorização, saída de vídeo, entre outros, determinam quais são as ações que o robô deve ter. As variáveis que compõem as informações do perfil comportamental do robô são:

- a) **Aproximação:** Forma de aproximação do robô ao indivíduo. Pode ser classificada entre rápida, devagar, brusca ou suave.
- b) **Movimentação do Manipulador:** Caso exista um manipulador deve descrever como é feita a movimentação do manipulador em direção ao usuário. A classificação pode ser feita entre brusca e suave; ou em relação a sua amplitude, como longo e curto.
- c) **Estilo de Voz:** Ao emitir algum tipo de som o robô deverá manter um estilo de voz para que seja possível simbolizar qual o tipo de mensagem ele deseja falar. A classificação será feita de maneira simplificada, considerando apenas se é um estilo educado ou agressivo.

¹http://www.bostondynamics.com/robot_bigdog.html

- d) **Volume de Voz:** Ao emitir um som, o robô deve saber qual o volume adequada considerando a interação, ambiente e distância do segundo agente. Uma classificação simples pode ser utilizada, como por exemplo, alto e baixo.
- e) **Expressão Facial:** Ao iniciar o contato visual com o indivíduo, pode ocorrer diversas expressões do robô na tentativa de manter o conforto do indivíduo durante o processo de interação. Simplificando as expressões, de maneira similar ao apresentado na seção ??, são consideradas apenas dois tipos de expressões realizadas pelo robô: amistoso e não-amistoso. As expressões faciais do robô serão executadas através do *tablet* acoplado nele, conforme descrito na seção ??.

A partir das variáveis identificadas, deve-se realizar a definição do contexto de uso, do ambiente e também do robô que serão utilizados no projeto para definir quais e como são utilizadas cada uma das variáveis no projeto de IHR proposto por essa tese.

7 CLASSIFICADOR BAYESIANO DO USUÁRIO COM BASE NO COMPORTAMENTO DO ROBÔ E HEURÍSTICAS

Nos capítulos anteriores é possível identificar que a existência de robôs em ambientes sociais torna-se cada vez mais comum no dia-a-dia das pessoas. Como qualquer produto existente no mercado, é necessário que os robôs proporcionem uma boa experiência aos usuários durante o uso, que nesse caso é o convívio em ambiente doméstico ou industrial. Entretanto, as técnicas difundidas em interação humano-computador, que tem o objetivo de aumentar a experiência positiva do usuário em produtos tecnológicos, são pouco aplicadas por pesquisadores na área de robótica social, de serviço e assistiva (ALENLJUNG et al., 2017).

Dado o cenário onde a melhora da interação pode ser alcançada através do uso das técnicas de interação humano-computador, como as voltadas para usabilidade, essa tese apresenta um classificador bayesiano do perfil de usuário. A classificação é feita através das Personas que representam o usuário com base nas ações do robô, informações sobre conforto, desconforto e medo do usuário, técnica de *Proxemics* para compreensão do espaço social e também de informações observadas através das heurísticas de avaliação de interface. O intuito é possibilitar que o robô seja capaz de identificar o perfil do usuário que está interagindo e a partir desse conhecimento consigar tomar a decisão de ações que promovam a melhora do relacionamento entre eles. No futuro, é esperado que o robô possa deixar o usuário a vontade enquanto convivem no mesmo ambiente, como se ele fosse um membro da família.

O trabalho apresentado nessa seção, serve como guia para classificação de usuário durante a interação e aproximação do robô. O uso desse classificador auxilia a identificar o usuário com base na sua experiência de interação com o robô, sendo ela positiva ou negativa. As técnicas utilizadas para compor esse classificador são: (I) Personas, técnica utilizada para representar um grupo de usuários através de um personagem fictício que possui o perfil médio do grupo; (II) Heurísticas de Interação utilizadas para avaliação da interface de um sistema, foram adaptadas para a interação humano-robô. Elas auxiliam o robô a medir variáveis sobre a experiência do usuário na interação; e (III) *Proxemics*, teoria de proximidade (vide seção 4), que estuda o comportamento de agentes sociais de acordo com a distância entre si, auxiliando o robô a se posicionar de maneira adequada a uma interação social.

Outro ponto importante apresentado na literatura, é sobre a cultura da pessoa. A cultura influencia diretamente o comportamento de uma pessoa em ambientes sociais. Isso significa que algumas reações apresentadas por pessoas no ambiente social são influenciadas pelo seu local de nascimento, pelos locais onde viveu e, consequentemente, pela sua experiência de vida. Fatores como a experiência de vida e cultura são difíceis de avaliar apenas através da observação. Conseguir fazer com que uma pessoa tenha liberdade para contar esse tipo de informação necessita de interações de longo prazo, podendo levar meses até compreender toda história dessa pessoa. Algumas questões referentes a cultura do usuário são discutidas nos resultados apresentados no capítulo 8.

Sendo o robô um produto tecnológico, é importante o uso de técnicas que sejam capazes de aumentar a efetividade da interação, não havendo a necessidade de conhecer por completo a história de vida do indivíduo em questão. Essas técnicas tem o objetivo de deixar o sistema mais fácil de usar e acima de tudo aumentar a experiência, a satisfação do usuário ao utilizá-lo. Para que o robô possa realizar essa classificação e raciocínio sobre as informações que existem no ambiente alguns passos são apresentados ao longo deste capítulo.

Com base no robô disponível para os experimentos, as ações que são possíveis para ele executar são estabelecidas. A seção ?? apresenta em detalhes o robô utilizado para essa pesquisa. Na sequência dois questionários são apresentados, o primeiro aplicado antes do teste de interação e o segundo após. O primeiro questionário estabelece o perfil do usuário referente a questões de aderência a tecnologia, contato prévio com robôs, a cultura que ele se identifica e a expectativa em relação a robôs em ambientes domésticos e profissionais. O questionário pós-teste possui informações declaradas sobre o conforto, desconforto, medo e avaliação do comportamento do robô, durante a interação.

Após definição dos questionários, 39 pessoas foram selecionadas para participar do teste de interação com o robô, de acordo com o cenário descrito na seção ?. Os testes foram executados com o comportamento do robô de maneira aleatória, ou seja, com o mínimo de preocupação com a experiência do usuário neste momento, apenas zelando pela segurança. Coletados os perfis e informações dos usuários, é realizado uma preparação e normalização dos dados para que o algoritmo QG-SIM possa realizar o agrupamento dos perfis similares, conforme o processo apresentado por Masiero et al. (2013). A partir dos grupos gerados pelo algoritmo QG-SIM, é realizado o processo de criação de Personas (MASIERO, 2013; MASIERO et al., 2013).

Personas são criadas com base nas informações extraídas de cada grupo através dos questionários de pré e pós teste de interação. O próximo passo, é estabelecer as dependências condicionais entre cada variável aleatória incluída através da análise dos dados e observações dos testes de interação. As variáveis são compostas pelas Personas criadas, algumas heurísticas que se enquadram nas observações realizadas pelos usuários durante a interação com o robô, a proximidade entre robô e usuário que é importante para identificar os comportamentos e reações dado o espaço social ocupado, as ações e comportamentos do robô e efeitos de conforto, desconforto e medo da pessoa durante a interação. Essa dependência condicional entre as variáveis faz com que elas sejam organizadas no formato de uma rede bayesiana. O objetivo dessa rede é classificar qual o perfil do usuário dado que houve a leitura de conforto, desconforto e/ou medo durante a interação com o robô em um cenário residencial.

As variáveis aleatórias foram definidas de maneira abstrata e podem, no futuro, sugerir outras que auxiliem na classificação do usuário de maneira que o resultado da rede bayesiana possa servir como alimentação de um mecanismo de decisão do robô para melhorar a interação com o usuário. Ao final, um conjunto de variáveis são propostos como pontos para futuras investigações e evolução do classificador entregue por essa tese.

7.1 AÇÕES E COMPORTAMENTOS DO ROBÔ

O robô escolhido para os experimentos possui uma série de características que auxiliam a interação social e serviço domésticos, uma vez que ele foi construído para atender a competição de robótica RoboCup@Home (BEEK et al., 2015). Com base nos atuadores de interação existentes (vide seção ??), foram mapeados as variáveis de ações e comportamentos do robô. A tabela 6 apresenta as variáveis, compostas por seus respectivos valores.

Tabela 6 – Variáveis de Comportamento do Robô

Variável	Valor
Gestos	curto longo
Estilo da Fala	educada autoritária
Expressão Facial	amigável não amigável
Proximidade	longe - (Entre Pública e Social) perto - (Entre Pessoal e Íntima)
Velocidade	rápida devagar
Posição	sentado em pé

Fonte: O autor.

Além das variáveis direcionadas aos atuadores do robô, a tabela 6 apresenta a variável de proximidade entre o robô e o ser humano e a variável posição que determina como o usuário estava durante a interação, sentado ou em pé. São variáveis importantes, pois auxiliam a determinar o comportamento de reação da pessoa para um mesmo tipo de gesto do robô em diferentes situações. Por exemplo, se o robô encontra-se próximo da pessoa, entre as zonas Pessoal e Íntima, um gesto amplo pode gerar um desconforto maior do que o mesmo gesto ocorrendo entre as zonas Pública e Social. Ou como é a reação do usuário quando o robô aproximar o manipulador próximo ao rosto do usuário. A partir das variáveis definidas e comportamentos implementados no robô é importante agora trabalhar com os questionários pré e pós testes.

7.2 QUESTIONÁRIOS PARA COLETA DE DADOS DE INTERAÇÃO

Para apoiar o processo de obtenção das informações e construção dos perfis dos usuários, dois questionários foram construídos. O primeiro, aplicado no momento anterior ao experimento de interação, tem como objetivo mapear as informações referentes às características físicas que tem a possibilidade do robô utilizar sensores para reconhecê-las, adesão a tecnologia, contatos prévios com robôs, questões culturais onde o usuário declara quais locais ele possui mais afinidade e quais ele já teve o privilégio de visitar, além da expectativa de possuir

um robô em casa ou no trabalho. As questões serão agrupadas de acordo com seus objetivos e apresentadas em listas. Todas as questões a seguir fazem parte do questionário pré-experimento.

Questões focadas na identificação e características físicas do usuário:

- a) Informe seu nome completo
- b) e-mail para contato
- c) Informe o número do seu celular
- d) Testes poderão ocorrer usando o Robô no Centro Universitário FEI. Você gostaria de realizar o teste com o robô físico? Opções de resposta: Sim, Não
- e) Qual a sua idade? (em anos)
- f) Qual a sua altura? (em metros)
- g) Informe seu gênero: Opções de resposta: Feminino, Masculino, Prefiro não dizer
- h) Na maior parte do tempo, você se considera uma pessoa com feição: Opções de resposta: Sorridente, Normal, Séria/Fechada
- i) Você se considera uma pessoa sociável? Opções de resposta: Sim, Não
- j) Você utiliza óculos de grau? Opções de resposta: Sim, Não (Obs: Pessoas com lente de contato, por favor, repondam não. A intenção é identificar a armação.)
- k) Você possui cabelo comprido? Opções de resposta: Sim, Não
- l) Qual etnia você se considera? Opções de resposta: Amarela, Branca, Indígena, Parda, Preta, Não declarada

Questões para informações sobre adesão à tecnologia:

- a) Qual(is) dispositivo(s) tecnológico(s) você mais utiliza (marque 1 ou mais opções): Opções de resposta: Celular, Computador (de mesa ou notebook), Tablet, Smart TV, Relógio Smart, MP3 Player, Câmera Fotográfica Digital, Leitor de e-Book, outros
- b) Qual(is) dispositivo(s) tecnológico(s) você nunca utilizou (marque 1 ou mais opções): Opções de resposta: Celular, Computador (de mesa ou notebook), Tablet, Smart TV, Relógio Smart, MP3 Player, Câmera Fotográfica Digital, Leitor de e-Book, Já utilizei todas
- c) Você possui conta em banco digital (ex: Original, Neon, etc.) ? Opções de resposta: Sim, Não
- d) Você possui cartão de crédito digital (ex: Nubank, Digio, etc.) ? Opções de resposta: Sim, Não

- e) Qual o principal meio de pagamento de suas contas? Opções de resposta: Celular, Computador, Tablet, Autoatendimento, Caixa Físico
- f) Você utiliza redes sociais? Opções de resposta: Sim, Não
- g) Quais as redes sociais que você mais utiliza (marque 1 ou mais opções): Opções de resposta: Facebook, Instagram, Twitter, Google, Snapchat, outras

Questões sobre informações culturais:

- a) Qual foi o local de nascimento? (Informe da seguinte maneira: Cidade; Estado; País)
- b) Em qual local, você viveu por mais tempo durante sua infância e adolescência? (Informe da seguinte maneira: Cidade; Estado; País)
- c) Qual o seu atual local de moradia? (Informe da seguinte maneira: Cidade; Estado; País)
- d) Qual o país que você melhor se identifica com a cultura? (Considere também a opção do seu país de nascimento.)
- e) Qual a cidade, na sua opinião, que melhor representa a cultura que você se identifica (resposta não dependente da questão acima)?
- f) Você visitou outros países, além do Brasil? Opções de resposta: Sim, Não
- g) Quais países você já visitou? (Responda separando os países por ponto e vírgula, ex: França; Estados Unidos; Itália; Japão;)
- h) Aproximadamente, quantas cidades na região nordeste do Brasil você visitou?
- i) Aproximadamente, quantas cidades na região norte do Brasil você visitou?
- j) Aproximadamente, quantas cidades na região centro-oeste do Brasil você visitou?
- k) Aproximadamente, quantas cidades na região sudeste do Brasil você visitou?
- l) Aproximadamente, quantas cidades na região sul do Brasil você visitou?

Por fim, questões sobre contato prévio com robôs e expectativa de tê-los no trabalho e também em casa:

- a) Em algum momento de sua vida, você teve contato com robôs? Opções de resposta: Sim, Não
- b) Se sim para a questão anterior, quais tipos de robôs você teve contato (marque 1 ou mais opções): Opções de resposta: Parecido com animais, Parecido com pessoas, Robôs de linha de produção/fábrica, Robôs Móveis (que contém rodas), outros

- c) O que você espera do comportamento do Robô ao tê-lo em sua casa?
- d) O que você espera do comportamento do Robô ao tê-lo em seu trabalho?
- e) Dadas as questões anteriores, gostaria de fazer mais algum comentário sobre você?

O segundo questionário mantém o foco na interação do usuário durante o experimento e quais pontos do robô mais agradaram ou não na opinião dele. Além disso, um detalhe sobre a posição do usuário durante o experimento (sentado ou em pé) é coleta, pois esta informação pode influenciar na interação com o robô. As questões apresentadas a seguir compõem o questionário pós-teste:

- a) Informe o número de amostra (Identificador dos documentos referentes ao comitê de ética)
- b) Você se sentiu confortável durante a aproximação do robô? Escala de 1 à 10
- c) Você se sentiu com medo em algum momento durante a aproximação do robô? Escala de 1 à 10
- d) Você estava _____ durante a aproximação do robô. Opções de resposta: Sentado, em Pé
- e) Você voltaria a interagir com esse robô novamente? Opções de resposta: Sim, Não
- f) Justifique a resposta anterior.
- g) O que você mais gostou no robô?
- h) O que você menos gostou no robô?
- i) Depois dessa experiência, você interagiria com outros robôs? Opções de resposta: Sim, Não
- j) Você estaria confortável com um robô convivendo em sua casa? Opções de resposta: Sim, Não
- k) Justifique a resposta anterior.
- l) Em algum momento da interação, você se sentiu desconfortável com o comportamento do robô? Opções de resposta: Sim, Não
- m) Descreva o desconforto em caso de sim, na resposta anterior.
- n) Você alteraria algum comportamento apresentado pelo robô durante o teste? Qual?
- o) Observações e comentários:

As informações coletadas através dos questionários apresentados são utilizadas no processo de definição das probabilidades referentes as tabelas condicionais das variáveis aleatórias que compõem a rede bayesiana. Todo o processo e questionários apresentados nesse capítulo são aprovados pelo comitê ética sobre identificador de processo CAAE: 70057117.0.0000.5508.

7.3 PREPARANDO OS DADOS PARA O ALGORITMO QG-SIM

Com as informações obtidas através dos testes e observações das interações, é necessário trabalhar na normalização dos dados para que seja possível executar o algoritmo que agrupará os perfis semelhantes. Nesse momento, é necessário uma análise manual para separar as informações. O primeiro passo é deixá-las todas em uma única base de dados, pois encontram-se em bases distintas.

Base de dados unificada, o próximo passo é remover as informações de texto livre, uma vez que o algoritmo não possui um interpretador semântico e dessa maneira não é possível criar um modelo quantitativo para essas respostas, de maneira que exista uma significância comparativa entre as respostas.

As informações quantitativas existentes, como por exemplo a idade do usuário, pode-se aplicar medidas como a distância euclidiana para realizar a comparação entre um perfil e outro. Outras medidas também podem ser aplicadas, isso fica a critério da necessidade do projeto (MASIERO, 2013). No caso do agrupamento de perfis desta tese, a distância euclidiana é adotada já que atende a necessidade do algoritmo e do processo para agrupamento dos perfis.

Em relação as variáveis categóricas, ou seja, as variáveis que possuem um valor textual que podem ser separadas por categoria, existem duas opções para convertê-las em valores quantitativos. A primeira opção é inserir um código numérico para cada valor, por exemplo, os valores “Celular, Computador, Tablet, Autoatendimento, Caixa Físico” recebem um valor representado por um número inteiro cada ficando “Celular = 1, Computador = 2, Tablet = 3, Autoatendimento = 4, Caixa Físico = 5”, conforme Masiero (2013). A segunda opção é transformá-las em variáveis *dummies*¹. O método *dummies* transforma cada opção de resposta ou cada categoria em uma nova variável binária onde o valor 1 é para quando a opção for verdadeira e 0 para o oposto.

Nesse ponto a base de dados está com todas as variáveis quantificadas, porém existe um segundo problema que pode afetar o resultado do algoritmo. Cada variável possui uma escala diferente. Essa diferença na escala das variáveis pode gerar tendências no resultado do algoritmo, assim é necessário padronizar os valores numéricos existentes na base. Para realizar a padronização dos dados o processo de normalização é executado. A normalização mais comum a ser feita é manter os valores das variáveis entre 0 e 1 (LATTIN; CARROL; GREEN, 2011). A equação 13 apresenta a forma mais simples de realizar o processo de normalização dos dados. É feita a divisão do valor da característica pelo valor máximo encontrado entre a característica analisada.

$$X_{i_{normalizado}} = \frac{X_i}{\max X_i} \quad (13)$$

Entretanto, o uso da equação 13 para normalizar os dados, pode gerar também uma tendência ou generalização da normalização. Pode existir uma concentração dos dados em um

¹<http://pandas.pydata.org/>

determinado intervalo generalizando a informação coletada (MASIERO, 2013). Para evitar o problema da concentração dos dados, utiliza-se a equação 14 como método mais efetivo na normalização dos dados.

$$X_{i_{normalizado}} = \frac{X_i - \min_{X_i}}{\max_{X_i} - \min_{X_i}} \quad (14)$$

Após o processo de normalização, as escalas da base estão com uma distribuição uniforme e prontas para serem consumidas pelo algoritmo.

7.4 EXECUTANDO O QG-SIM E CRIANDO AS PERSONAS

Com as informações normalizadas, o próximo passo é executar o algoritmo de agrupamento QG-SIM. A implementação do algoritmo pode ser encontrada no endereço <https://github.com/amasiero/qgsim>. O algoritmo solicita um valor de similaridade mínimo para manter a qualidade entre os elementos de um mesmo grupo. Esse valor é chamado de Q. A partir desse valor, o QG-SIM agrupará os perfis de acordo com a similaridade desejada e o número de grupos é obtido automaticamente através do valor Q (MASIERO, 2013).

Assim que os grupos são definidos, é necessário encontrar a medida de dispersão central para cada uma das variáveis do perfil. As medidas de dispersão mais comuns são: média, mediana e moda. Elas auxiliam no processo de construção da Persona, como definição de idade, o uso de óculos, tipo do cabelo, gênero, e outras informações. Como os grupos encontrados não possuíam ruídos em sua distribuição, a medida de dispersão adotada foi a média (vide capítulo 8). Nesse momento, as informações de texto livres preenchidas são utilizadas para análise que é base para preencher a descrição e história da Persona. É verificado cada resposta dos indivíduos que compõe o grupo e na sequência é criada toda uma história de vida e experiências para a Persona.


Nesse processo, cinco Personas foram encontradas e são apresentadas a seguir:

As Personas apresentadas nas tabelas 7, 8, 9, 10, 11 foram criadas com base nas informações coletadas nos questionários e ajudaram na definição das independências condicionais da rede bayesiana. Mais informações das análises feitas com base nas Personas, e também sobre sua criação, em relação a interação com o robô são apresentadas no capítulo 8.

7.5 HEURÍSTICAS DE INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ

Avaliação heurística é um método utilizado por especialistas em usabilidade para verificar problemas de interação em interfaces de sistemas e produtos. Nielsen (1994) apresenta 10 heurísticas para avaliações de interfaces em sistemas web (vide seção 3.2). As heurísticas de Nielsen tem sido amplamente utilizadas ao longo dos tempos para sites e sistemas desktop. Alguns trabalhos apresentados ao longo da seção 3.3 apresentam modificações das heurísticas de Nielsen para o cenário de interação humano-robô. Para os fins dessa tese, as heurísticas

Tabela 7 – Persona Joaquim


Foto:	
Nome:	Joaquim
Descrição:	<p>Tem 21 anos, 1,71 m de altura, em geral não é uma pessoa séria ou carrancuda, mas também não é sorridente. É um homem sociável, cheio de amigos a sua volta e adora ir ao barzinho com eles. Mora na capital paulista, centro econômico brasileiro, local perfeito para um homem que gosta de variedade cultural. Não fica longe de seu smartphone e também sempre que pode, está com seu laptop no colo navegando pelo Facebook e postando fotos no Instagram. Tudo que pode ser resolvido pelo seu smartphone ele faz, seja por chamada de voz ou qualquer aplicativo. Mas, ainda não conseguiu se habituar aos serviços financeiros digitais, prefere o método clássico para guardar seu dinheiro, o colchão. Nunca viajou para fora do Brasil, inclusive seu mapa de viagens nacionais também não é extenso. Ao todo, visitou apenas 9 cidades do Brasil com o passar do tempo.</p> <p>Na universidade acompanhou os times de robótica nas competições e teve contato com diversos tipos de robôs, como os parecidos com humanos e animais, com mobilidade através de rodas e também os de linha de produção. Quando perguntam sua expectativa sobre robôs convivendo em sua casa, ele diz que tudo bem, desde que ele execute as tarefas domésticas sempre com obediência e de certa maneira, também espera que o robô seja afetivo na interação. Um comportamento próximo ao de uma diarista na família. Já no ambiente industrial, Joaquim acredita que os robôs são apenas ferramentas de trabalho e não devem fazer nada além de executar o que lhe foi programado.</p>

Fonte: O autor.

adaptadas que apresentam uma maior aplicabilidade em robótica social e interação humano-robô são as heurísticas de Clarkson e Ronald C Arkin (2007). As heurísticas são apresentadas na tabela 2.

Heurísticas de interação e interface são sempre utilizadas com o propósito de avaliar o produto para que o usuário fique mais satisfeito. Porém, durante os primeiros testes de interação entre o robô e o usuário, observou-se que muitas das pontuações sobre conforto, desconforto e até medo estavam dentro das diretrizes das heurísticas. Um ponto importante é que alguns perfis se atentaram a algumas características enquanto outros perfis nem mencionaram isso. Dessa maneira, essa tese propõe o uso das heurísticas como um conjunto de variáveis que complementa a classificação do perfil do usuário. O uso das heurísticas dessa maneira, está alinhada com o conceito de utilidade apresentado na seção 5.2, onde uma heurística pode ser mais útil para um determinado perfil de usuário do que para um terceiro.

Tabela 8 – Persona Maria Eduarda

Foto:	
Nome:	Maria Eduarda
Descrição:	<p>Aos 36 anos, com 1,71 m de altura, é uma garota reservada que adora sorrir em diversas ocasiões. É bem sociável, e mantém os amigos por perto. É uma mulher moderna e gosta de manter seu corte de cabelo mais curto que o convencional. Mora em São Bernardo do Campo, cidade da grande São Paulo e gosta muito de visitar o interior de São Paulo para passar seus feriados prolongados. Não vive sem seu celular, e no trabalho o computador é sua principal ferramenta. Quando está em casa utiliza sua Smart TV para assistir suas séries e filmes favoritos. Gostaria muito de ter um leitor de e-book para evitar carregar livros pesados durante seu trajeto pelo transporte público. Mesmo com essa adoção a tecnologia, empresas digitais, principalmente do mercado financeiro, não a atraem. Sempre conectada através do celular, ela posta tudo no Facebook, tanto de trabalho quanto de lazer.</p> <p>Já viajou algumas vezes para os EUA, sempre a passeio com o principal destino a Disney. Pelo Brasil, já viajou para algumas cidades fora de São Paulo e deixou sua marca por todas as regiões do país. Como ela trabalha em uma universidade de engenharia, já viu diversos tipos de robôs, que são utilizados nas aulas. Porém, nunca teve um contato direto com eles, a não ser seu aspirador de pó. Tanto em casa quanto no trabalho, ela espera que robôs sejam capazes de realizar tarefas com eficácia, como dirigir um carro, digitar planilhas, mas que ao mesmo tempo não seja capaz de substituí-la.</p>


Fonte: O autor.

Com base nas observações e informações dos testes de interação foi possível identificar as seguintes heurísticas para uso como variável de classificação do usuário:

- a) Heurística 02: Visibilidade do estado do sistema;
- b) Heurística 04: Uso de sugestões naturais;
- c) Heurística 05: Síntese do sistema e interface;
- d) Heurística 06: Ajudar o usuário a reconhecer, diagnosticar, e recuperar de erros.

Cada uma das heurísticas apresentadas na lista acima, foram observadas entre os testes e possuem dependência condicional com os perfis e/ou com as ações do robô. Mais detalhes são apresentados na seção 7.6, a seguir.

Tabela 9 – Persona Alfredo


Foto:	
Nome:	Alfredo
Descrição:	<p>Aos 24 anos, rapaz de estatura normal, por volta de 1,75m, está sempre com um belo sorriso no rosto, faça chuva ou faça sol. Sempre tem pessoas a sua volta, gosta de contar piadas e fazer todos sorrirem. Morador da cidade de São Bernardo do Campo, mas sempre que pode vai para o litoral paulista visitar os pais e curtir uma praia. Usa computador para fazer os trabalhos da faculdade e passa grande parte do seu tempo no celular. Não possui serviços financeiros digitas, pois ainda não conseguiu a aprovação do cadastro. Quando se trata de internet banking, acredita que o seu computador é mais seguro que o uso de celular.</p> <p>Alfredo vive antenado nas redes sociais, como Twitter, Instagram e Facebook. Ajudam ele a ficar conectado com as últimas notícias e eventos a sua volta. Tem um sonho de viajar para o exterior, mas isso ainda não foi possível, em compensação pelo Brasil já visitou mais de 30 cidades, a maioria na região Sudeste. Na universidade, através do curso de engenharia de automação, teve contato com robôs de fábrica e móveis conforme os laboratórios das disciplinas ocorriam. Quando perguntam a Alfredo o que ele espera de um robô doméstico e também um robô no trabalho, ele diz que robôs devem executar as tarefas propostas de maneira eficiente e que sua interação seja toda por comando de voz.</p>

Fonte: O autor.

7.6 CLASSIFICAÇÃO DO USUÁRIO ATRAVÉS DA REDE BAYESIANA

Com todos os passos necessários para identificar o usuário e suas necessidades com o projeto, o próximo passo é a criação de um mecanismo que possa fazer com que o robô realize a classificação do perfil do usuário a partir das observações de conforto, desconforto e medo. Tais informações geram incertezas, que podem ocorrer baseadas em falhas de sensores, ruído da percepção do robô perante a ação/reação do usuário, cenário de atuação, estado emocional interno do usuário, entre outros. Dado esse cenário de incerteza, é importante que a técnica utilizada não afirme sobre uma classificação, mas sim possa inferir a probabilidade de uma resposta coerente a sua leitura. Como apresentado na seção 5.2.4, a técnica de rede bayesiana tem sido utilizada em muitos trabalhos com o mesmo objetivo. Sendo assim, essa seção apresenta uma rede bayesiana que seja capaz de classificar o perfil do usuário com base na informação de conforto, desconforto e medo declarado pelo usuário. Na sequência será apresentado cada

Tabela 10 – Persona Danielo

Foto:	
Nome:	Danielo
Descrição:	Com 27 anos de idade, 1,83m, Danielo está sempre na academia para treinar com seus amigos. Mora em São Bernardo do Campo, e utiliza seu computador para fazer seu trabalho e o celular para manter contato com seus amigos. Nunca quis saber de leitores de e-book, pois acha sua tecnologia sem utilidade nos dias atuais. A sua única rede social é o Facebook. Ele acha que já toma tempo o suficiente e não precisa de outras para ver a mesma coisa. Danielo é um rapaz que já viajou bastante. Já visitou 3 países latinos e no Brasil visitou mais de 90 cidades, concentradas em sua grande parte, na região Sudeste. O contato com robôs é limitado e restrito a robôs de fábrica. Em casa ele acredita que o robô será parecido com seres humanos para fazer as atividades domésticas, e no trabalho substituirão seres humanos em trabalhos repetitivos, como nas fábricas e linha de produção.

Fonte: O autor.

conjunto de nós e suas dependências condicionais para a criação da estrutura da rede bayesiana de classificação.

Os nós raízes da rede bayesiana são compostos pelas 5 Personas apresentadas na seção 7.4. Elas são escolhidas como raiz por que representam os perfis de usuários que devem ser classificados durante a aproximação do robô para interação. Cada vez que novas interações ocorrem, é possível que novos perfis sejam incluídos para a classificação. A probabilidade do usuário em interação ser ou não aquela Persona é determinada, a princípio, pela quantidade de pessoas que ajudaram a compor ela. Como são nós raízes, não existem nenhuma observação que auxilie na composição do seu valor de probabilidade. As equações 15, 16, 17, 18 e 19 representam a probabilidade de cada uma das Personas obtidas.


$$P(joaquim) \quad (15)$$

$$P(maria_eduarda) \quad (16)$$

$$P(alfredo) \quad (17)$$

$$P(danielo) \quad (18)$$

Tabela 11 – Persona Manuel

Foto:	
Nome:	Manuel
Descrição:	<p>Aos 33 anos, 1,85 m, Manuel um professor universitário sempre sorridente. Seus alunos sempre o procuram para esclarecer dúvidas e pedir conselhos. Mora em São Bernardo do Campo, próximo ao seu local de trabalho, por que adora o conforto de ir em sua casa poder almoçar uma comida fresca. Acredita que tem uma melhor qualidade de vida assim. Não é muito fã de tecnologia de ponta, então fica contente em ter seu computador, onde resolve tudo que pode. Digitalmente, considera-se antisocial e não mantém cadastro em nenhuma rede social.</p> <p>Já visitou países pela Europa, África, América do Norte e do Sul. No Brasil, seu foco de visitar está na região Sudeste, principalmente o estado de Minas Gerais. No total já percorreu mais de 62 cidades pelo país. Como professor, sua linha de pesquisa principal de estudos é a robótica, fazendo com que tenha contato com todos os tipos de robôs. Em casa, pensa em ter um robô para atender suas necessidades, assim como no trabalho. Porém, o robô no trabalho deve atender também as necessidades e expectativas da empresa.</p>

Fonte: O autor.

$$P(manuel) \quad (19)$$

As variáveis são nomeadas com letras minúsculas, pois são variáveis com apenas dois valores representando ser ou não ser. Essa notação segue a convenção apresentada por Russell e Norvig (2002).

Seguindo com a construção da rede, cada nó interno foi considerado com base nas observações feitas pelos usuários dos testes iniciais. Do mesmo modo que as independências condicionais entre cada nó. A seguir o processo de criação dos nós será detalhado. Os primeiros nós inseridos na camada interna da rede bayesiana foram os comportamentos e ações do robô e também a questão da proximidade e posição do usuário no ambiente, como apresentado na tabela 6.

O primeiro nó é o nó Proximidade, que leva em consideração os espaços sociais definidos por E. T. Hall (1969). O domínio foi simplificado para {perto, longe}, pois durante os testes pilotos a reação do usuário era a mesma entre as regiões íntima e pessoal (perto) e as regiões social e pública (longe). A dependência condicional foi aplicada de acordo com a decla-

ração explícita entre os perfis que sentiram algum desconforto com a aproximação do robô. A equação 20 define o cálculo de probabilidade condicional para a variável aleatória Proximidade.

$$P(Proximidade|joaquim, alfredo, danielo) \quad (20)$$

A próxima variável aleatória inserida é a Posição da pessoa no ambiente. O domínio dessa variável é determinado por {sentado, em pé}. Ela foi observada durante a prova de reconhecimento de pessoas e aproximação do robô na RoboCup de 2016. Nesse cenário, as pessoas que estavam sentadas ficavam bem desconfortáveis com a aproximação do robô, principalmente com relação ao seu manipulador. Nos teste pilotos, a situação demonstrou-se a mesma. As pessoas que estavam sentadas demonstravam um comportamento mais apreensivo do que as em pé. A equação 21 apresenta o cálculo de probabilidade condicional para a variável Posicao.

$$P(Posicao|joaquim, maria_eduarda, alfredo, danielo, manuel) \quad (21)$$

As 4 próximas variáveis aleatórias descritas são referentes a ações do robô. Todas os 4 conjuntos são importantes na interação social e geram diferentes reações aos perfis de usuários. Um ponto interessante a ser ressaltado é que cada Persona mapeada, ficou atenta durante a interação em apenas algumas das variáveis. As 4 variáveis são Expressão Facial (equação 22), Gestos (equação 23), Estilo da Fala (equação 24) e Velocidade (equação 25). Seus respectivos domínios estão descritos na tabela 6.

$$P(Face|joaquim, maria_eduarda, alfredo, danielo, manuel) \quad (22)$$

$$P(Gestos|maria_eduarda, alfredo, danielo, manuel) \quad (23)$$

$$P(Fala|joaquim, alfredo, danielo, manuel) \quad (24)$$

$$P(Velocidade|joaquim, maria_eduarda) \quad (25)$$

A partir da variável Gestos, observou-se que quando ocorreu o toque do robô na pessoa, gerou uma situação de medo. A variável toque é mapeada com a dependência condicional da variável Gestos (equação 26). Seu domínio é binário, {toque, ¬toque}.

$$P(toque|Gestos) \quad (26)$$

Nos testes de interação, observou-se que as pessoas que interagiram com o robô apontavam situações na interação e comportamento do robô que condizem com heurísticas de avaliação de usabilidade. Quando as heurísticas eram atendidas, geravam mais conforto ao usuário. E de uma certa maneira, cada heurística apontada de maneira implícita, como a visibilidade do estado do robô, tinha uma relação diretamente com o perfil do usuário ou com algumas ações do

robô. Visto que isso pode auxiliar na classificação do perfil para tomadas de decisões e adaptações do comportamento do robô no futuro, elas foram incluídas na camada interna da rede bayesiana. As heurísticas utilizadas foram apresentadas na seção 7.5. Nem todas as heurísticas foram utilizadas, pois nem todas tiveram relações com os comportamentos do robô durante os testes de interação e também não foram mencionadas pelos usuários. A lista a seguir mostra as heurísticas e as nomeações como variáveis aleatórias da rede bayesiana.

- a) Visibilidade do estado do sistema - estado_robô (equação 27);
- b) Uso de sugestões naturais - natural (equação 28);
- c) Síntese do sistema e interface - síntese (equação 29);
- d) Ajudar o usuário a reconhecer, diagnosticar, e recuperar de erros - ajudar (equação 30).

$$P(\text{estado_robô} | \text{joaquim}, \text{alfredo}, \text{manuel}) \quad (27)$$

$$P(\text{natural} | \text{Fala}, \text{Gestos}) \quad (28)$$

$$P(\text{síntese} | \text{Fala}) \quad (29)$$

$$P(\text{ajudar} | \text{maria_eduarda}, \text{alfredo}) \quad (30)$$

Por fim, é definido as variáveis aleatórias chamadas de nós folhas da rede bayesiana. Esses nós correspondem ao sentimento das pessoas durante a interação com o robô. Esses sentimentos são declarados pelas pessoas durante a interação de acordo com o comportamento do robô. A composição das relações com esses nós foi dada pela observação dos testes e também das declarações realizadas através do questionário pós interação. As três variáveis aleatórias são conforto 31, desconforto 32 e medo 33.

$$P(\text{conforto} | \text{Proximidade}, \text{Face}, \text{estado_robô}, \text{natural}, \text{síntese}) \quad (31)$$

$$P(\text{desconforto} | \text{Posicao}, \text{Face}, \text{estado_robô}, \text{ajudar}, \text{natural}) \quad (32)$$

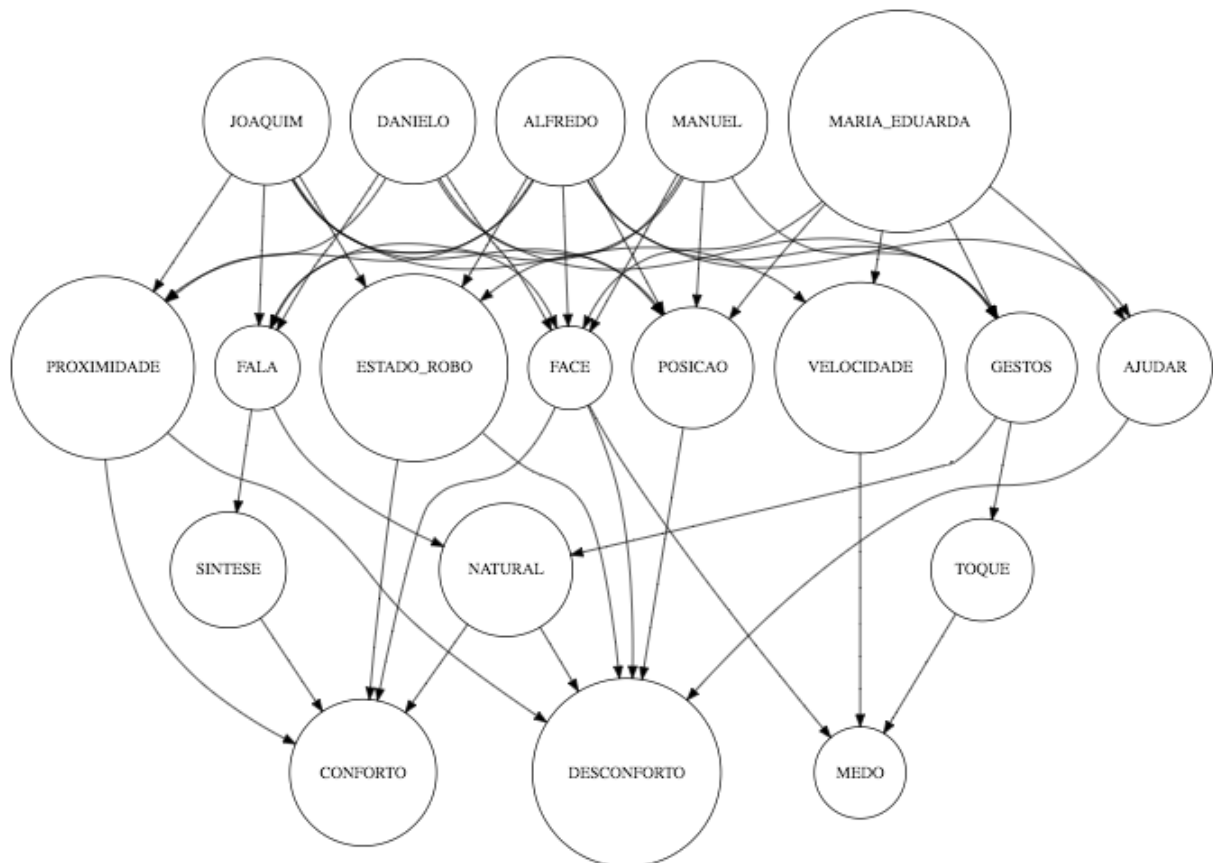
$$P(\text{medo} | \text{Velocidade}, \text{Face}, \text{toque}) \quad (33)$$

As variáveis conforto e desconforto estão separadas, pois em alguns casos existiram pequenas diferenças que em uma mesma ação alguns usuários sentiram conforto e desconforto ao mesmo tempo. Por exemplo, ao se aproximar o robô chegou muito perto o que gerou o

desconforto já que o usuário estava sentado, mas a expressão facial apresentada pelo robô no momento deixou ele tranquilo e confortável, mesmo não tendo como escapar da frente do robô.

A figura 4 apresenta a estrutura completa da rede bayesiana criada ao longo dessa seção.

Figura 4 – Rede bayesiana construída para auxiliar no diagnóstico e avaliação da experiência do usuário na interação com o robô.



Fonte: Autor.

É importante ressaltar que a classificação do usuário é feita com base em sua experiência, pois é o principal interessado na interação com o robô. A grande preocupação em manter o foco no ser humano é por que ele é o mais interessado na interação com o sistema, já que irá conviver com o robô em sua casa brevemente. A tomada de decisão para melhorar a experiência do usuário a partir da classificação do perfil do usuário pelo robô não faz parte do escopo desta tese. Entretanto, uma lista com possíveis características a serem consideradas é apresentada na seção ???. As variáveis para auxiliar melhor a identificação de características da interação podem complementar a camada interna da rede bayesiana e por consequência aprimorar os resultados do classificador bayesiano.

8 RESULTADOS E DISCUSSÕES

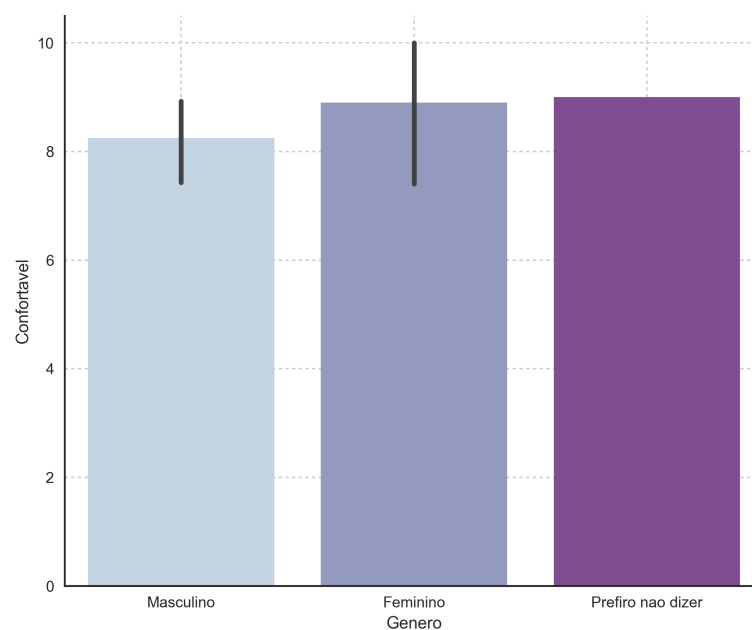
Foram selecionados 39 pessoas para realizar o teste de interação com o robô em um ambiente doméstico, conforme apresentado na figura ???. O perfil dos usuários selecionados atende o escopo do projeto enviado do comitê de ética sobre o registro CAAE: 70057117.0.0000.5508. A tabela 12 apresenta as informações básicas sobre os usuários selecionados para realizar os testes.

A tabela 12 apresenta a informação declarada sobre todos os participantes do teste de criação do classificador. Pode-se identificar os limites das variáveis dos participantes como, a idade mínima apresentada é de 18 anos e a máxima de 42 anos. A relação entre altura das pessoas, a menor estatura foi de 1,51 m contra 1,87 m da maior. Foram 29 homens e 10 mulheres na amostra, distribuídos entre funcionários e alunos da instituição de ensino. Todas essas informações obtidas através do questionário pré experimento são confrontadas com as informações do pós para análise.

Durante os testes com os 39 participantes, o foco foi entender como eles se sentiam em um cenário de interação doméstico enquanto o robô se aproximava deles. O sentimento foi traduzido em conforto e medo, através do questionário pós experimento. Confrontando algumas informações, foram gerados alguns gráficos como tentativa de entender o perfil do usuário e como classificá-lo posteriormente.

A figura 5 apresenta a relação das informações sobre gênero dos participantes e o quanto ele se sentiu confortável na interação com o robô sendo o menor valor para totalmente desconfortável e o maior totalmente confortável.

Figura 5 – Conforto por gênero.



Fonte: O autor.

Tabela 12 – Perfis dos usuários que realizaram o teste.

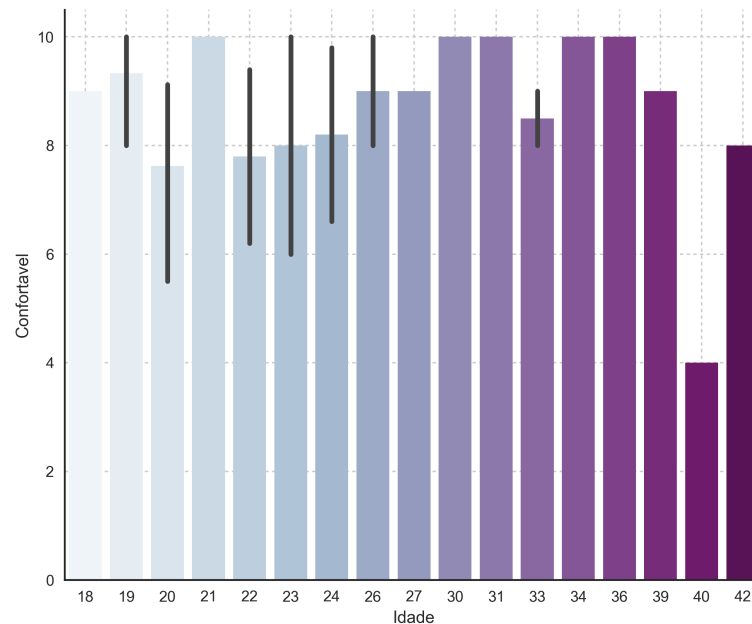
Idade	Altura	Gênero	Feição	Sociável?	Óculos de Grau?	Cabelo Comprido?	Etnia
31	1.74	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
24	1.80	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Não	Branca
26	1.70	Masculino	Sorridente	Sim	Não	Não	Parda
19	1.70	Masculino	Normal	Não	Não	Não	Branca
20	1.68	Feminino	Sorridente	Sim	Sim	Sim	Branca
20	1.63	Feminino	Normal	Sim	Sim	Não	Parda
20	1.68	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Não	Branca
20	1.80	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Não	Branca
34	1.85	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
22	1.61	Feminino	Séria/Fechada	Sim	Sim	Sim	Preta
23	1.80	Masculino	Séria/Fechada	Não	Sim	Não	Branca
20	1.65	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Não	Branca
24	1.68	Masculino	Séria/Fechada	Sim	Não	Não	Branca
20	1.75	Masculino	Sorridente	Não	Sim	Não	Branca
21	1.80	Masculino	Normal	Não	Não	Não	Branca
22	1.72	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Não	Branca
26	1.75	Masculino	Sorridente	Sim	Não	Não	Branca
30	1.59	Feminino	Normal	Sim	Não	Sim	Parda
27	1.83	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Parda
24	1.78	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Preta
42	1.78	Masculino	Sorridente	Sim	Não	Sim	Branca
33	1.85	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Não	Branca
24	1.70	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
24	1.76	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
18	1.63	Masculino	Sorridente	Sim	Sim	Sim	Branca
33	1.75	Masculino	Sorridente	Sim	Não	Não	Branca
22	1.67	Feminino	Sorridente	Sim	Não	Não	Branca
22	1.67	Masculino	Séria/Fechada	Sim	Não	Não	Preta
21	1.51	Feminino	Normal	Não	Sim	Sim	Amarela
19	1.73	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
34	1.66	Feminino	Sorridente	Não	Sim	Sim	Amarela
39	1.77	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
22	1.63	Feminino	Normal	Sim	Não	Sim	Branca
19	1.80	Masculino	Sorridente	Não	Não	Não	Branca
20	1.75	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
36	1.68	Feminino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
20	1.87	Masculino	Normal	Sim	Sim	Não	Branca
40	1.74	Feminino	Normal	Sim	Sim	Não	Branca
23	1.82	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca

Fonte: O autor.

Pode-se observar na figura 5 que o gênero que se manteve mais confortável com o robô na aproximação foi o feminino. Isso ocorreu em grande parte devido a exibição das expressões

faciais do robô. As participantes do gênero feminino acolheu o robô como uma criança ou pessoa meiga se aproximando dela. Outra variável que é comparada é a idade dos participantes com o nível de conforto, apresentado na figura 6.

Figura 6 – Conforto por idade.



Fonte: O autor.

Uma observação interessante é que apenas dois participantes apresentaram um nível de desconforto alto na aproximação do robô. Um participante de 20 e outro de 40 anos ficaram mais desconfortáveis com o robô, como observado na figura 6.

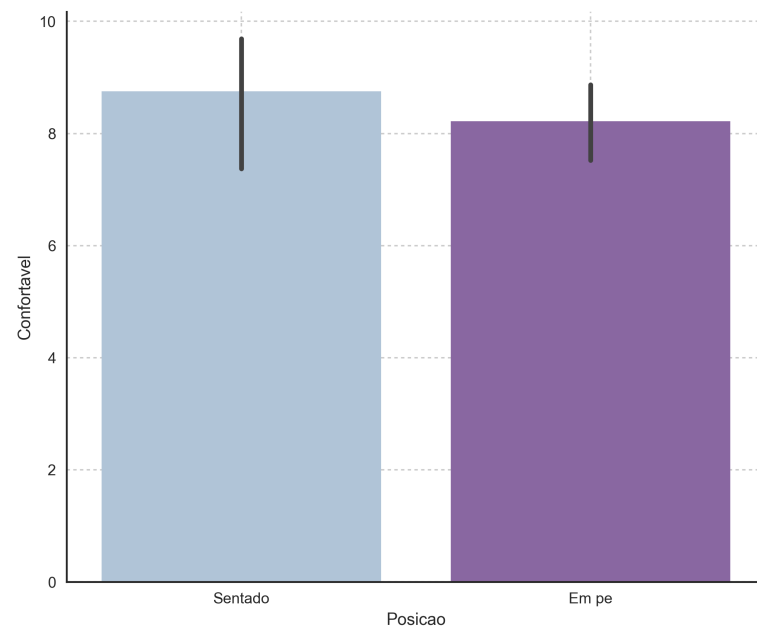
Na figura 7 é apresentada a relação entre o conforto do participante e a posição dele durante a interação, sentado ou em pé.

É observado na figura 7 algo que foi observado diferente na competição da RoboCup, onde as pessoas sentadas sentiram maior desconforto. Nos testes, as pessoas que estavam sentadas durante a interação com o robô sentiram-se mais confortáveis do que as pessoas que estavam em pé. Esse é um fenômeno que pode ocorrer, pois o robô tocou no braço e barriga de alguns participantes que estavam em pé quando esticou o manipulador para chamar a atenção deles. Por último, é apresentado na figura 8 o nível de conforto dos participantes, dado a sua declaração de sociável ou não.

Mais um ponto interessante nessa análise feita através da figura ???. As pessoas declaradas como não sociáveis, foram as pessoas que mais se sentiram confortáveis durante toda a aproximação do robô. É um ponto interessante, pois se observar pela lógica, as pessoas sociáveis deveriam estar mais confortável e abertas a novas experiências.

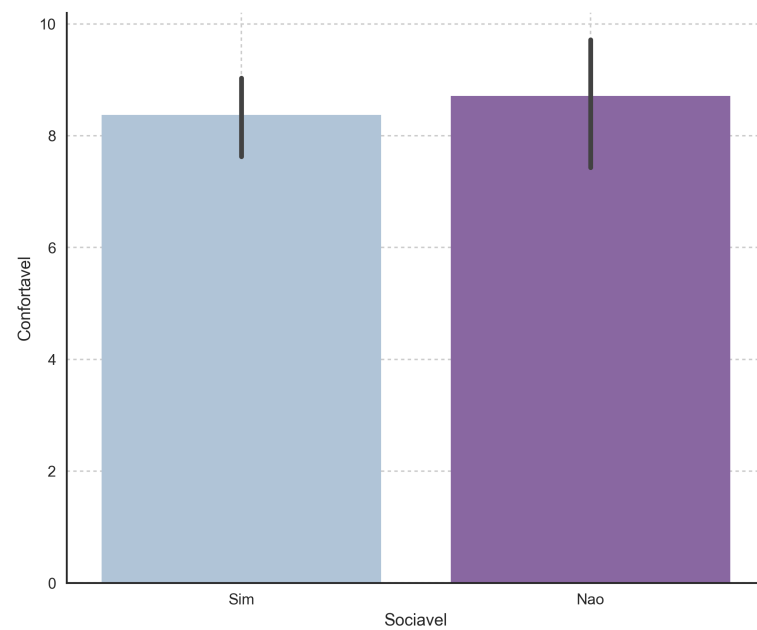
A mesma análise para o conforto do usuário, foi realizada para a declaração de medo. Na escala da pergunta de medo o menor valor corresponde a totalmente com medo e o maior

Figura 7 – Conforto por posição de interação.



Fonte: O autor.

Figura 8 – Conforto por declaração de sociável.

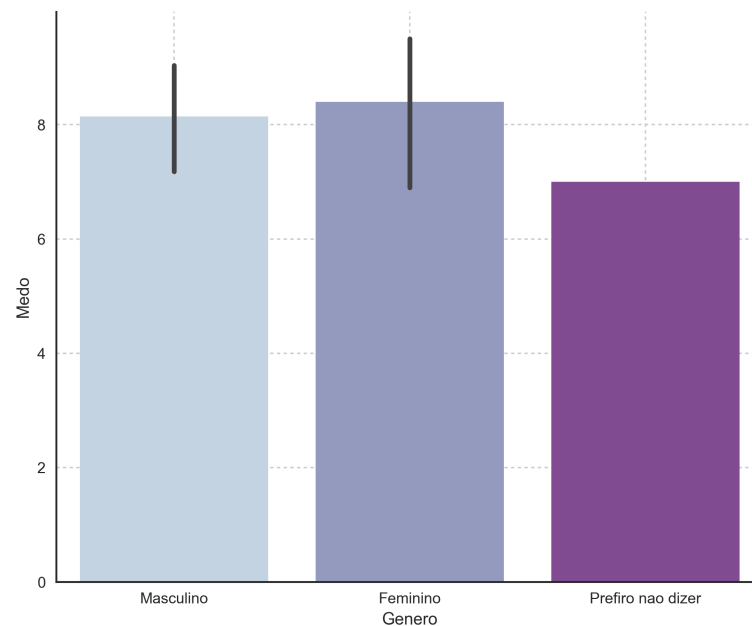


Fonte: O autor.

corresponde a totalmente sem medo. A figura 9 apresenta a relação entre o medo e o gênero do participante.

Para a relação de medo e gênero, o que demonstrou menos medo foi o feminino. Isso era esperado devido ao resultado obtido sobre o conforto do usuário, apesar de nem sempre essa

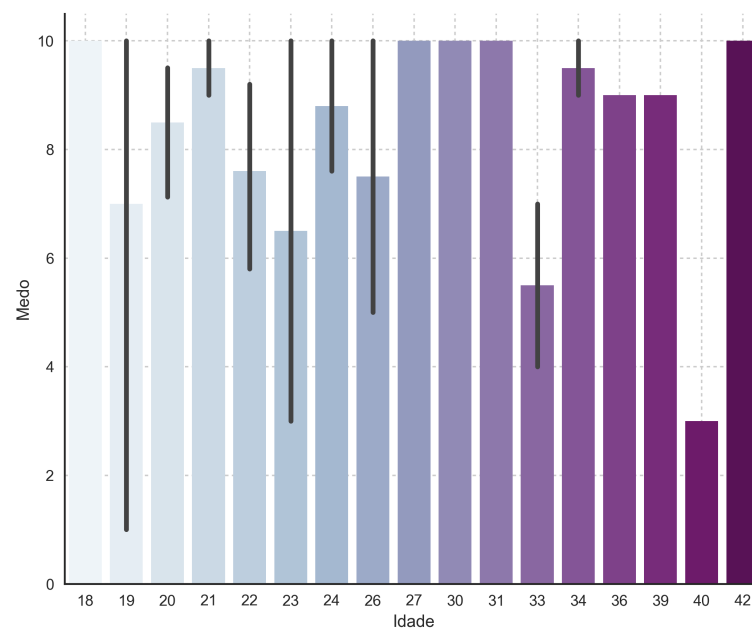
Figura 9 – Medo por gênero.



Fonte: O autor.

relação ser diretamente proporcional. A próxima análise é realizada com base na relação medo e idade, como demonstra a figura 10.

Figura 10 – Medo por idade.



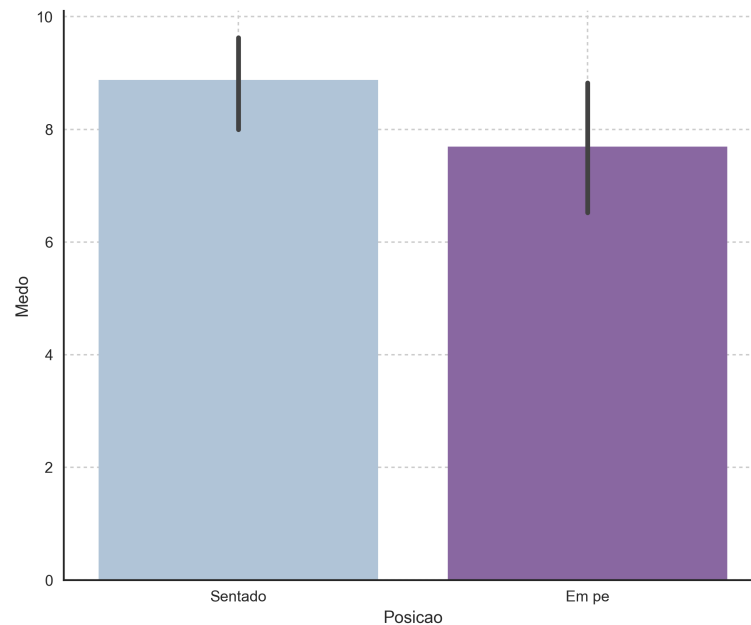
Fonte: O autor.

A faixa etária com maior índice de medo foi a dos 40 anos de idade. Os participantes com 19 anos também apresentam um índice baixo sobre o medo do participante. Isso ocor-

reu, pois com o comportamento invasivo do robô ao aproximar, a garra deixou o participante assustado. Outro ponto levantado foi que o robô ao se movimentar faz muito barulhento.

A figura 11 compara a relação do medo declarado do usuário contra a posição dele durante a navegação do robô.

Figura 11 – Medo por posição de interação.



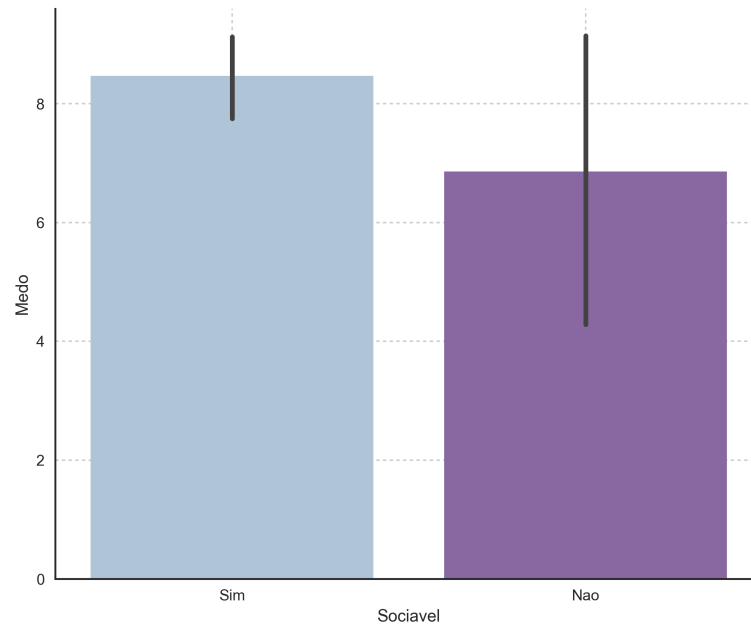
Fonte: O autor.

Assim como em relação ao conforto do usuário, os participantes que sentiram mais medo do robô estavam em pé. O manipulador é um ponto de atenção na interação, principalmente quando está dentro do espaço social da pessoa. Os maiores índices de medo ocorreram por que o robô encostou o manipulador na pessoa. As pessoas mais sociáveis sentiram menos medo que as menos sociáveis, como apresenta na figura 12.

Após as análises gerais sobre as informações coletadas, é possível obter um grupo de perfis de usuários. Para obter os grupos de perfis, utilizou-se o algoritmo de agrupamento por similaridade QG-SIM. Foram testados três valores Q para determinar os grupos, 0.6, 0.7 e 0.8 de similaridade. O valor 0.6 apresentou 3 grupos, porém um dos grupos ficou com 90% dos perfis e os outros 10% foram distribuídos para os demais grupos. Essa opção gerou um resultado muito generalizado e que não condiz com os perfis que realizaram os testes.

Quando aplicado o valor de 0.8 de similaridade para o algoritmo, 7 grupos foram encontrados. Os grupos ficaram bem específicos, sendo que 4 dos 7 grupos eram compostos por apenas 1 pessoa. Dessa maneira, é possível identificar que o resultado gerado é muito especializado e provavelmente a partir de ponto cada vez mais grupos com uma pessoa serão encontrados. Esse não é o objetivo da técnica de Personas. Então este resultado também foi desconsiderado.

Figura 12 – Medo por declaração de sociável.



Fonte: O autor.

Um valor intermediário foi escolhido. O valor de 0.7 apresentou 5 grupos. Um grupo com 21 perfis, que resultou na Persona Joaquim. Um grupo com 7 pessoas para Persona Maria Eduarda. Outro grupo com 9 pessoas deu origem a Persona Alfredo. As outras duas Personas foram criadas com base em dois grupos de 1 pessoa. Apesar de serem formados por apenas 1 pessoa, algumas características foram totalmente discriminante. A Persona Manuel, por exemplo, não tem acesso, nem conta em redes sociais. E a Persona Danielo aplicou a nota positiva máxima em todas as situações de interação. Esses foram fatores decisivos para que esses perfis permanecessem isolados em um grupo cada um.

Cada perfil dentro dos grupos mantém uma consistência demográfica e também de opinião sobre os comportamentos e ações do robô. A seguir serão apresentadas em tabelas as informações dos perfis para algumas perguntas chaves do questionário de maneira sintetizada. As informações referentes a expectativa da pessoa com o robô em casa encontra-se na tabela 13.

A pergunta da expectativa do robô em casa foi realizada antes da interação com o robô. Com base nas respostas pode-se perceber que as pessoas enxergam os robôs como ferramentas, antes de interagir e perceber do que os robôs são capazes. Em alguns casos, a mudança de opinião é nítida e será discutida mais a frente nessa seção. Outra pergunta realizada antes da interação com o robô é a expectativa em relação ao ambiente de trabalho. As respostas compiladas são apresentadas na tabela 14.

Apesar da expectativa no trabalho ser a realização de tarefas, em linhas gerais, alguns outros pontos foram levantados. Comunicação, naturalidade, amigável, sociável e outros adjetivos voltados para convívio social começam a ganhar destaque em ambientes corporativos.

Tabela 13 – Expectativa do robô em casa dos perfis por Persona.

Expectativa do robô em casa?		
Persona	Observação	Quantidade
Joaquim	Limpar a casa	7
	Buscar objetos	1
	Cuidar da segurança	1
	Obediência	4
	Afetividade	4
	Naturalidade	3
	Respeito	3
Maria Eduarda	Realizar tarefas domésticas	5
	Dirigir o carro	1
	Amigável	1
Alfredo	Realizar tarefas domésticas	5
	Comandos de voz	2
	Obediência	2
Danielo	Realizar tarefas domésticas	–
Manuel	Atender necessidades	–

Fonte: O autor.

Tabela 14 – Expectativa do robô no ambiente de trabalho dos perfis por Persona.

Expectativa do robô no ambiente de trabalho?		
Persona	Observação	Quantidade
Joaquim	Obediência	4
	Realizar tarefas	7
	Indiferente sobre o robô no trabalho	1
	Eficiência nas atividades	2
	Comunicação	1
	Antecipar tarefas	1
	Gerenciador de <i>TODO List</i>	1
	Otimizar processos	1
	Seja sociável	1
	Agir com naturalidade	2
Maria Eduarda	Realizar tarefas	4
	Eficácia	1
	Amigável	1
Alfredo	Realizar tarefas	6
	Rápido	1
	Obediência	1
Danielo	Executar tarefas repetitivas	–
Manuel	Atender necessidades	–

Fonte: O autor.

As tabelas a seguir são de informações que foram coletadas após o experimento de interação

social com o robô. A tabela 15 apresenta as características que os participantes dos testes mais gostaram e também a que eles menos gostaram.

Tabela 15 – O que os perfis mais gostaram e menos gostaram separados por Persona.

Persona	(+) Gostou		(-) Gostou	
	Observação	Quantidade	Observação	Quantidade
Joaquim	Navegação	4	Desajeitado	7
	Face	12	Tempo de localização no ambiente	2
	Voz	6	Barulho das rodas	4
	Manipulador	1	Feedback baixo	1
			Manipulador	1
			Rodas	1
			Fala autoritária	1
			Tempo de resposta	1
Maria Eduarda	Navegação	4	Estrutura	2
	Interação	1	Manipulador	2
	Face	3	Barulho	1
			Tempo de Resposta	1
Alfredo	Face	2	Tempo de Resposta	2
	Voz	2	Desajeitada	1
	Navegação	1	Manipulador	3
	Feedback	1	Barulho	1
	Toque	1	Perda da localização	1
	Interação	2		
Danielo	Interação	–	Barulho	–
Manuel	Face e voz	–	Manipulador	–

Fonte: O autor.

Através da tabela 15 é possível observar quais pontos do robô e até como algumas heurísticas de interação (vide seção ??) se relacionam com cada perfil. A partir dessas informações e as observações realizadas durante o teste pelos especialistas que acompanharam, foi gerado a relação de dependência condicional entre cada nó da rede bayesiana para classificação do usuário. As tabelas de probabilidades condicionais foram preenchidas com base na frequência que cada informação apareceu nos testes. Uma última informação foi considerada para auxiliar a compor a rede bayesiana, que foi o desconforto sentido durante a interação com o robô. As informações sobre desconforto são apresentadas na tabela 16.

Na tabela 16 fica evidente que a aproximação do robô ao entrar no espaço pessoal e íntimo da pessoa gera um nível de desconforto signficante. Quando ocorre o toque no participante esse desconforto pode levar ao medo de alguns participantes na interação. O controle da aproximação e da invasão das zonas sociais definidas através da teoria de proximidade (capítulo 4) é importante para melhorar a experiência do usuário.

A PARTIR DAQUI SERÁ INSERIDA AS INFORMAÇÕES DO CLASSIFICADOR.

Tabela 16 – Desconforto dos perfis na interação, separados por Persona.

Persona	Observação	Quantidade
Joaquim	Quase batida no ambiente	1
	Primeira aproximação	4
	Balanço da estrutura	1
Maria Eduarda	Manipulador	1
	Aproximação	1
Alfredo	Falta de feedback	2
	Toque	1
	Aproximação	2
Danielo	–	–
Manuel	Manipulador	–

Fonte: O autor.

9 CONCLUSÕES PARCIAIS

De acordo com os estudos realizados na literatura existente, é possível perceber que a criação de um *framework* para interação humano-robô capaz de aprender e se adaptar ao comportamento de uma pessoa torna-se viável e essencial a partir do momento que a popularização da robótica está cada vez maior, principalmente em ambientes domésticos para fins de ajuda ao ser humano.

Para a interação ocorrer de maneira efetiva é necessário que o robô saiba respeitar os limites espaciais do ser humano e também ao realizar uma aproximação ou movimento em direção a pessoa, estes devem ser delicado o suficiente para que não gere nenhum desconforto ou medo. Por exemplo, durante uma apresentação do robô PeopleBot para alunos e professores do ensino médio, percebeu-se que a aproximação do robô pode causar um certo desconforto e medo dependendo, em especial quando a pessoa não estava esperando essa aproximação e não era avisada sobre a ação.

Quando o robô se locomovia em direção a pessoa sem nenhum anúncio prévio, essa pessoa por muitas vezes ficava com medo. O medo em algumas situações observadas era tão evidente que a pessoa deixa o mesmo ambiente que o robô estava. Porém, quando o robô se aproximava e era anunciado pelo apresentador, as pessoas ficavam paradas deixando o robô chegar a alguns poucos centímetros dela.

As observações a partir desse experimento reforçam a importância de ter um componente de interação adaptativo para que o robô possa identificar o perfil comportamental e personalidade do indivíduo de tal forma que eles possam conviver no mesmo ambiente em uma maneira confortável e sem medo por parte do ser humano.

Esse componente deve ainda ser capaz de transferir o conhecimento adquirido a partir de um robô para outros robôs, levando em consideração não só as características da pessoa, mas também as características do robô, pois esses fatores podem influenciar no comportamento das pessoas e robôs durante a interação. As características do robô são muito importantes para determinar a forma de interagir, já que existem robôs em diversos formatos como quadrutores, direção diferencial, bípede, quadrupede, com ou sem manipuladores, com tamanhos diferentes e também o nível de ruído de cada robô. Todas essas variáveis devem ser consideradas em estudos futuros, mas já devem estar contempladas pelo *framework* que é um dos produtos finais dessa tese.

REFERÊNCIAS

- ADAMIDES, George et al. {HRI} usability evaluation of interaction modes for a teleoperated agricultural robotic sprayer. **Applied Ergonomics**, v. 62, p. 237–246, 2017. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003687017300674>>.
- ADUBOR, Obehioye; ST. JOHN, Rhomni; STEINFELD, Aaron. Personal Safety is More Important Than Cost of Damage During Robot Failure. In: PROCEEDINGS of the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Vienna, Austria: ACM, 2017. (HRI '17), p. 403–403. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3029798.3036649>>.
- ALBO-CANALS, J. et al. Comparing two LEGO Robotics-based interventions for social skills training with children with ASD. In: RO-MAN, 2013 IEEE. [S.l.: s.n.], ago. 2013. p. 638–643.
- ALENLJUNG, Beatrice et al. User Experience in Social Human-Robot Interaction. **Int. J. Ambient Comput. Intell.**, IGI Global, Hershey, PA, USA, v. 8, n. 2, p. 12–31, abr. 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.4018/IJACI.2017040102>>.
- AMARAL, Vagner do; GIRALDI, Gilson A; THOMAZ, Carlos E. Segmentação Espacial Nao Uniforme Aplicada ao Reconhecimento de Gênero e Expressões Faciais, 2014.
- AQUINO JUNIOR, Plinio Thomaz; FILGUEIRAS, Lucia Vilela Leite. User Modeling with Personas. In: PROCEEDINGS of the 2005 Latin American Conference on Human-computer Interaction. Cuernavaca, Mexico: ACM, 2005. (CLIHIC '05), p. 277–282. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1111360.1111388>>.
- ARGYLE, Michael. **Bodily communication**. [S.l.]: Routledge, 1988.
- ARGYLE, Michael; DEAN, Janet. Eye-contact, distance and affiliation. **Sociometry**, JSTOR, p. 289–304, 1965.
- BARBOSA, Simone; SILVA, Bruno. **Interação humano-computador**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2010.
- BEEK, Loy van et al. **RoboCup@Home 2015: Rule and Regulations**. [S.l.: s.n.], 2015. http://www.robocupathome.org/rules/2015_rulebook.pdf.
- BENYON, David. **Interação humano-computador**. [S.l.]: Pearson, 2011.
- BORGES, Antonádia. Sobre pessoas e variáveis: etnografia de uma crença política. **Mana**, SciELO Brasil, v. 11, n. 1, p. 67–93, 2005.

BOS, Danny Oude et al. EEG-based emotion recognition. **The Influence of Visual and Auditory Stimuli**, v. 56, n. 3, p. 1–17, 2006.

BRIGGS, Priscilla; SCHEUTZ, Matthias; TICKLE-DEGNEN, Linda. Are Robots Ready for Administering Health Status Surveys?: First Results from an HRI Study with Subjects with Parkinson's Disease. In: PROCEEDINGS of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Portland, Oregon, USA: ACM, 2015. (HRI '15), p. 327–334. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2696454.2696476>>.

BROADBENT, Elizabeth. Interactions With Robots: The Truths We Reveal About Ourselves. **Annual review of psychology**, Annual Reviews, v. 68, p. 627–652, 2016.

BROOKS, Andrew G.; ARKIN, Ronald C. Behavioral Overlays for Non-verbal Communication Expression on a Humanoid Robot. **Auton. Robots**, Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, USA, v. 22, n. 1, p. 55–74, jan. 2007. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10514-006-9005-8>>.

BROOKS, R.A. A robust layered control system for a mobile robot. **Robotics and Automation, IEEE Journal of**, v. 2, n. 1, p. 14–23, mar. 1986.

BROOKS, Rodney A. Intelligence Without Representation. **Artif. Intell.**, Elsevier Science Publishers Ltd., Essex, UK, v. 47, n. 1-3, p. 139–159, fev. 1991. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/0004-3702\(91\)90053-M](http://dx.doi.org/10.1016/0004-3702(91)90053-M)>.

BROWN, L.; KERWIN, R.; HOWARD, A.M. Applying Behavioral Strategies for Student Engagement Using a Robotic Educational Agent. In: SYSTEMS, Man, and Cybernetics (SMC), 2013 IEEE International Conference on. [S.l.: s.n.], out. 2013. p. 4360–4365.

BUCHNER, Roland et al. Robots in Time: How User Experience in Human-Robot Interaction Changes over Time. In: PROCEEDINGS of the 5th International Conference on Social Robotics - Volume 8239. Bristol, UK: Springer-Verlag New York, Inc., 2013. (ICSR 2013), p. 138–147. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-02675-6_14>.

BURGOON, Judee K; STERN, Lesa A; DILLMAN, Leesa. **Interpersonal adaptation: Dyadic interaction patterns**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2007.

CHOI, Jung Ju; KIM, Yunkyung; KWAK, S.S. The autonomy levels and the human intervention levels of robots: The impact of robot types in human-robot interaction. In: ROBOT and Human Interactive Communication, 2014 RO-MAN: The 23rd IEEE International Symposium on. [S.l.: s.n.], ago. 2014. p. 1069–1074.

CLARKSON, Edward; ARKIN, Ronald C. Applying Heuristic Evaluation to Human-Robot Interaction Systems. In: FLAIRS Conference. [S.l.: s.n.], 2007. p. 44–49.

COHEN, Ira et al. Learning Bayesian network classifiers for facial expression recognition both labeled and unlabeled data. In: IEEE. COMPUTER Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on. [S.l.: s.n.], 2003. v. 1, p. i–i.

COHEN, Ira et al. Semisupervised learning of classifiers: Theory, algorithms, and their application to human-computer interaction. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, IEEE, v. 26, n. 12, p. 1553–1566, 2004.

CUFOGLU, Ayse; LOHI, Mahi; MADANI, Kambiz. A comparative study of selected classification accuracy in user profiling. In: IEEE. MACHINE Learning and Applications, 2008. ICMLA'08. Seventh International Conference on. [S.l.: s.n.], 2008. p. 787–791.

DE BEIR, Albert; VANDERBOGHT, Bram. Evolutionary Method for Robot Morphology: Case Study of Social Robot Probo. In: THE Eleventh ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction. Christchurch, New Zealand: IEEE Press, 2016. (HRI '16), p. 609–610. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2906831.2907005>>.

DOBRA, A. General classification of robots. Size criteria. In: ROBOTICS in Alpe-Adria-Danube Region (RAAD), 2014 23rd International Conference on. [S.l.: s.n.], set. 2014. p. 1–6.

DRURY, Jill L.; SCHOLTZ, Jean; KIERAS, David. Adapting GOMS to Model Human-robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the ACM/IEEE International Conference on Human-robot Interaction. Arlington, Virginia, USA: ACM, 2007. (HRI '07), p. 41–48. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1228716.1228723>>.

DUQUE, I. et al. A different approach of using Personas in human-robot interaction: Integrating Personas as computational models to modify robot companions' behaviour. In: 2013 IEEE RO-MAN. [S.l.: s.n.], ago. 2013. p. 424–429.

DUTTA, M.; MAHANTA, A. Kakoti; PUJARI, Arun K. QROCK: A quick version of the ROCK algorithm for clustering of categorical data. **Pattern Recogn. Lett.**, Elsevier Science Inc., New York, v. 26, n. 15, p. 2364–2373, nov. 2005. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2005.04.008>>.

ELARA, Mohan Rajesh et al. Using heuristic evaluation for human-humanoid robot interaction in the soccer robotics domain. In: IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2007), Pittsburgh, USA, Nov. [S.l.: s.n.], 2007.

ERESHA, Ghadeer et al. Investigating the influence of culture on proxemic behaviors for humanoid robots. In: IEEE. RO-MAN, 2013 IEEE. [S.l.: s.n.], 2013. p. 430–435.

ESCALANTE, Hugo Jair; MORALES, Eduardo F; SUCAR, L Enrique. A naive bayes baseline for early gesture recognition. **Pattern Recognition Letters**, Elsevier, v. 73, p. 91–99, 2016.

ESTER, Martin et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In: p. 226–231.

FACELI, Katti et al. Inteligência Artificial: Uma abordagem de aprendizado de máquina. **Rio de Janeiro: LTC**, v. 2, p. 192, 2011.

FEIL-SEIFER, David; MATARIĆ, Maja. Using Proxemics to Evaluate Human-robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the 5th ACM/IEEE International Conference on Human-robot Interaction. Osaka, Japan: IEEE Press, 2010. (HRI '10), p. 143–144. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1734454.1734514>>.

FREY, Brendan J.; DUECK, Delbert. Clustering by Passing Messages Between Data Points. **Science**, v. 315, n. 5814, p. 972–976, 2007. eprint: <http://www.sciencemag.org/content/315/5814/972.full.pdf>. Disponível em: <<http://www.sciencemag.org/content/315/5814/972.abstract>>.

GARRETT, Jesse James. **Elements of user experience, the: user-centered design for the web and beyond**. [S.l.]: Pearson Education, 2010.

GIOVANNANGELI, C.; GAUSSIER, P. Human-Robot Interactions as a Cognitive Catalyst for the Learning of Behavioral Attractors. In: ROBOT and Human interactive Communication, 2007. RO-MAN 2007. The 16th IEEE International Symposium on. [S.l.: s.n.], ago. 2007. p. 1028–1033.

GOODRICH, Michael A.; SCHULTZ, Alan C. Human-robot Interaction: A Survey. **Found. Trends Hum.-Comput. Interact.**, Now Publishers Inc., Hanover, MA, USA, v. 1, n. 3, p. 203–275, jan. 2007. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1561/11000000005>>.

HALL, Edward Twitchell. **The Hidden Dimension**. [S.l.]: Anchor Books New York, 1969.

HARTSON, Rex; PYLA, Pardha S. **The UX Book: Process and guidelines for ensuring a quality user experience**. [S.l.]: Elsevier, 2012.

HEENAN, Brandon et al. Designing Social Greetings in Human Robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the 2014 Conference on Designing Interactive Systems. Vancouver, BC, Canada: ACM, 2014. (DIS '14), p. 855–864. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2598510.2598513>>.

HEGEL, F.; LOHSE, M.; WREDE, B. Effects of visual appearance on the attribution of applications in social robotics. In: **ROBOT and Human Interactive Communication**, 2009. RO-MAN 2009. The 18th IEEE International Symposium on. [S.l.: s.n.], set. 2009. p. 64–71.

HEMMERT, Fabian et al. Animate Mobiles: Proxemically Reactive Posture Actuation As a Means of Relational Interaction with Mobile Phones. In: **PROCEEDINGS of the 7th International Conference on Tangible, Embedded and Embodied Interaction**. Barcelona, Spain: ACM, 2013. (TEI '13), p. 267–270. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2460625.2460669>>.

HENKEL, Zachary; MURPHY, Robin R.; BETHEL, Cindy L. Towards a Computational Method of Scaling a Robot's Behavior via Proxemics. In: **PROCEEDINGS of the Seventh Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction**. Boston, Massachusetts, USA: ACM, 2012. (HRI '12), p. 145–146. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2157689.2157727>>.

HENKEL, Zachary et al. A Proxemic-based HRI Testbed. In: **PROCEEDINGS of the Workshop on Performance Metrics for Intelligent Systems**. College Park, Maryland: ACM, 2012. (PerMIS '12), p. 75–81. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2393091.2393108>>.

HENKEL, Z. et al. Evaluation of Proxemic Scaling Functions for Social Robotics. **Human-Machine Systems, IEEE Transactions on**, v. 44, n. 3, p. 374–385, jun. 2014.

HIATT, Laura M.; HARRISON, Anthony M.; TRAFTON, J. Gregory. Accommodating Human Variability in Human-robot Teams Through Theory of Mind. In: **PROCEEDINGS of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume Volume Three**. Barcelona, Catalonia, Spain: AAAI Press, 2011. (IJCAI'11), p. 2066–2071. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.5591/978-1-57735-516-8/IJCAI11-345>>.

IGLESIAS, Jose Antonio; LEDEZMA, Agapito; SANCHIS, Araceli. Using well-known techniques for classifying user behavior profiles. Foresight Academy of Technology (FATech Press), 2008.

JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. **ACM Comput. Surv.**, ACM, New York, v. 31, n. 3, p. 264–323, set. 1999. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/331499.331504>>.

JAIN, Anil K. Data clustering: 50 years beyond K-means. **Pattern Recogn. Lett.**, Elsevier Science Inc., New York, v. 31, n. 8, p. 651–666, jun. 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>>.

JIANG, Bihan et al. A Dynamic Appearance Descriptor Approach to Facial Actions Temporal Modeling. **Cybernetics, IEEE Transactions on**, v. 44, n. 2, p. 161–174, fev. 2014.

JOKINEN, Kristiina; WILCOCK, Graham. Modelling User Experience in Human-Robot Interactions. In: **Multimodal Analyses enabling Artificial Agents in Human-Machine Interaction: Second International Workshop, MA3HMI 2014, Held in Conjunction with INTERSPEECH 2014, Singapore, Singapore, September 14, 2014, Revised Selected Papers**. Edição: Ronald Böck. Cham: Springer International Publishing, 2015. p. 45–56. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-15557-9_5>.

_____. User experience in human-robot interactions. In: PROCEEDINGS of the fourth workshop on perceptual quality of systems (PQS 2013), FTW-TECHREPORT-128, FTW, Vienna, Austria. [S.l.: s.n.], 2013.

JOOSSE, Michiel; SARDAR, Aziez; EVERS, Vanessa. BEHAVE: A Set of Measures to Assess Users' Attitudinal and Non-verbal Behavioral Responses to a Robot's Social Behaviors. In: **Social Robotics: Third International Conference, ICSR 2011, Amsterdam, The Netherlands, November 24-25, 2011. Proceedings**. Edição: Bilge Mutlu. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011. p. 84–94. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-25504-5_9>.

JUNG, C.G. The archetypes and the collective unconscious. Routledge, 1991.

KANTARDZIC, M. **Data mining: concepts, models, methods, and algorithms**. [S.l.]: Wiley-IEEE Press, 2011.

KASTANIS, Iason; SLATER, Mel. Reinforcement Learning Utilizes Proxemics: An Avatar Learns to Manipulate the Position of People in Immersive Virtual Reality. **ACM Trans. Appl. Percept.**, ACM, New York, NY, USA, v. 9, n. 1, 3:1–3:15, mar. 2012. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2134203.2134206>>.

KENNEDY, J. et al. Heart vs hard drive: Children learn more from a human tutor than a social robot. In: 2016 11th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). [S.l.: s.n.], mar. 2016. p. 451–452.

KITAGAWA, Masahiro et al. Mutual Adaptation Between a Human and a Robot Based on Timing Control of "Sleep-time". In: PROCEEDINGS of the Fourth International Conference on Human Agent Interaction. Biopolis, Singapore: ACM, 2016. (HAI '16), p. 353–354. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2974804.2980502>>.

LAMBERT, David. **Body Language One Hundred and One**. [S.l.]: Skyhorse Publishing Inc., 2008.

LAMPE, Cliff et al. Robots As Cooperative Partners... We Hope... In: PROCEEDINGS of the 19th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing Companion. San Francisco, California, USA: ACM, 2016. (CSCW '16 Companion), p. 188–192. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2818052.2893360>>.

LATTIN, J.; CARROL, D.J.D.; GREEN, P.E. **Análise de dados multivariados**. [S.l.]: São Paulo: Cengage Learning, 2011.

LEE, You-Yun; HSIEH, Shulan. Classifying different emotional states by means of EEG-based functional connectivity patterns. **PloS one**, Public Library of Science, v. 9, n. 4, e95415, 2014.

LI, Y. et al. Continuous Role Adaptation for Human-Robot Shared Control. **IEEE Transactions on Robotics**, v. 31, n. 3, p. 672–681, jun. 2015.

LINDBLOM, Jessica; ANDREASSON, Rebecca. Current Challenges for UX Evaluation of Human-Robot Interaction. In: **Advances in Ergonomics of Manufacturing: Managing the Enterprise of the Future: Proceedings of the AHFE 2016 International Conference on Human Aspects of Advanced Manufacturing, July 27-31, 2016, Walt Disney World®, Florida, USA**. Edição: Christopher Schlick e Stefan Trzcieliński. Cham: Springer International Publishing, 2016. p. 267–277. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-41697-7_24>.

LIU, Phoebe et al. Data-Driven HRI: Learning Social Behaviors by Example From Human–Human Interaction. **IEEE Transactions on Robotics**, IEEE, v. 32, n. 4, p. 988–1008, 2016.

LJUNGBLAD, S. et al. Designing Personal Embodied Agents with Personas. In: ROMAN 2006 - The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. [S.l.: s.n.], set. 2006. p. 575–580.

LOHSE, Manja; HANHEIDE, Marc et al. Evaluating a social home tour robot applying heuristics, 2008.

LOOI, Qin En; SEE, Swee Lan. Applying Politeness Maxims in Social Robotics Polite Dialogue. In: PROCEEDINGS of the Seventh Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Boston, Massachusetts, USA: ACM, 2012. (HRI '12), p. 189–190. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2157689.2157749>>.

LÓPEZ, Jose Alexander; CUÉLLAR, Francisco. ROBOTMAN: Security Robot for Human-robot Interaction Inside Malls. In: PROCEEDINGS of the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Vienna, Austria: ACM, 2017. (HRI '17), p. 410–410. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3029798.3036653>>.

LUNDSTRÖM, J.; MORAIS, W. O. De; COONEY, M. A holistic smart home demonstrator for anomaly detection and response. In: 2015 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops). [S.l.: s.n.], mar. 2015. p. 330–335.

MAGRINI, E.; FLACCO, F.; LUCA, A. De. Control of generalized contact motion and force in physical human-robot interaction. In: 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). [S.l.: s.n.], maio 2015. p. 2298–2304.

MARTELARO, N. et al. Tell me more: Designing HRI to encourage more trust, disclosure, and companionship. In: 2016 11th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). [S.l.: s.n.], mar. 2016. p. 577–577.

MASIERO, Andrey Araujo. **Algoritmo de Agrupamento por Similaridade aplicado a Criação de Personas**. 2013. Diss. (Mestrado) – São Bernardo do Campo, São Paulo, Brasil. Biblioteca Digital de Teses e Dissertações da FEI. Disponível em: <<http://tede.fei.edu.br/tede/>>.

MASIERO, Andrey Araujo et al. Automa-Persona: A Process to Extract Knowledge Automatic for Improving Personas. In: **HCI International 2013 - Posters' Extended Abstracts: International Conference, HCI International 2013, Las Vegas, NV, USA, July 21-26, 2013, Proceedings, Part I**. Edição: Constantine Stephanidis. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013. p. 61–64. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-39473-7_13>.

MCGINN, Conor; SENA, Aran; KELLY, Kevin. Controlling robots in the home: Factors that affect the performance of novice robot operators. **Applied Ergonomics**, v. 65, p. 23–32, 2017. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003687017301163>>.

MEAD, Ross; ATRASH, Amin; MATARIĆ, Maja J. Automated Analysis of Proxemic Behavior: Leveraging Metrics from the Social Sciences. In: IN Proceedings of the 2011 Robotics: Science and Systems Workshop on Human-Robot Interaction: Perspectives and Contributions. [S.l.: s.n.], 2011.

_____. Automated Proxemic Feature Extraction and Behavior Recognition: Applications in Human-Robot Interaction. English. **International Journal of Social Robotics**, Springer Netherlands, v. 5, n. 3, p. 367–378, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s12369-013-0189-8>>.

_____. Recognition of Spatial Dynamics for Predicting Social Interaction. In: PROCEEDINGS of the 6th International Conference on Human-robot Interaction. Lausanne,

Switzerland: ACM, 2011. (HRI '11), p. 201–202. Disponible em:
<<http://doi.acm.org/10.1145/1957656.1957731>>.

MEAD, Ross; ATRASH, Amin; MATARIĆ, Maja J. Representations of proxemic behavior for human-machine interaction. In: CITESEER. NORDICHI 2012 Workshop on Proxemics in Human-Computer Interaction. [S.l.: s.n.], 2012.

MEAD, Ross; MATARIĆ, Maja J. A Probabilistic Framework for Autonomous Proxemic Control in Situated and Mobile Human-robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the Seventh Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Boston, Massachusetts, USA: ACM, 2012. (HRI '12), p. 193–194. Disponible em:
<<http://doi.acm.org/10.1145/2157689.2157751>>.

_____. Autonomous Control of Human-robot Spacing: A Socially Situated Approach. In: PROCEEDINGS of the 1st Symposium on Spatial User Interaction. Los Angeles, California, USA: ACM, 2013. (SUI '13), p. 91–91. Disponible em:
<<http://doi.acm.org/10.1145/2491367.2491402>>.

MEAD, Ross; MATARIĆ, Maja J. Autonomous human–robot proxemics: socially aware navigation based on interaction potential. **Autonomous Robots**, p. 1–13, 2016. Disponible em:
<<http://dx.doi.org/10.1007/s10514-016-9572-2>>.

MEAD, Ross; MATARIĆ, Maja J. Probabilistic Models of Proxemics for Spatially Situated Communication in HRI. ACM, 2014.

MEAD, Ross et al. Building Blocks of Social Intelligence: Enabling Autonomy for Socially Intelligent and Assistive Robots. In: ASSOCIATION for the Advancement of Artificial Intelligence Fall Symposium on Artificial Intelligence and Human-Robot Interaction, ser. AI-HRI, Arlington, Virginia. [S.l.: s.n.], 2014.

MEERBEEK, Bernt; SAERBECK, Martin; BARTNECK, Christoph. Iterative design process for robots with personality. In: PROCEEDINGS of the AISB2009 Symposium on New Frontiers in Human-Robot Interaction Edinburgh pp. [S.l.: s.n.], 2009. v. 94, p. 101.

MINATO, T. et al. CB2: A child robot with biomimetic body for cognitive developmental robotics. In: HUMANOID Robots, 2007 7th IEEE-RAS International Conference on. [S.l.: s.n.], nov. 2007. p. 557–562.

MUHLENBACH, Fabrice; LALLICH, Stéphane. A New Clustering Algorithm Based on Regions of Influence with Self-Detection of the Best Number of Clusters. In: PROCEEDINGS of the 2009 Ninth IEEE International Conference on Data Mining. Washington: IEEE Computer Society, 2009. (ICDM '09), p. 884–889.

MUMM, Jonathan; MUTLU, Bilge. Human-robot Proxemics: Physical and Psychological Distancing in Human-robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the 6th International Conference on Human-robot Interaction. Lausanne, Switzerland: ACM, 2011. (HRI '11), p. 331–338. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1957656.1957786>>.

NAKATA, Aya et al. Does Being Hugged by a Robot Encourage Prosocial Behavior? In: PROCEEDINGS of the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Vienna, Austria: ACM, 2017. (HRI '17), p. 221–222. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3029798.3038397>>.

NAVEED, Sidra; RAO, Naveed Iqbal; MERTSCHING, Barbel. Multi Robot User Interface Design Based On HCI Principles. **International Journal of Human Computer Interaction (IJHCI)**, v. 5, n. 5, p. 64, 2014.

NIELSEN, Jakob. **Usability engineering**. [S.l.]: Elsevier, 1994.

OKITA, Sandra Y.; NG-THOW-HING, Victor; SARVADEVABHATLA, Ravi Kiran. Captain May I?: Proxemics Study Examining Factors That Influence Distance Between Humanoid Robots, Children, and Adults, During Human-robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the Seventh Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Boston, Massachusetts, USA: ACM, 2012. (HRI '12), p. 203–204. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2157689.2157756>>.

OLIVER, N. M.; ROSARIO, B.; PENTLAND, A. P. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 8, p. 831–843, ago. 2000.

OSAWA, Hirotaka et al. What is Real Risk and Benefit on Work with Robots?: From the Analysis of a Robot Hotel. In: PROCEEDINGS of the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Vienna, Austria: ACM, 2017. (HRI '17), p. 241–242. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3029798.3038312>>.

PALINKO, Oskar et al. Eye Tracking for Human Robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the Ninth Biennial ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications. Charleston, South Carolina: ACM, 2016. (ETRA '16), p. 327–328. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2857491.2888590>>.

PARK, Sangho; AGGARWAL, Jake K. A hierarchical Bayesian network for event recognition of human actions and interactions. **Multimedia systems**, Springer, v. 10, n. 2, p. 164–179, 2004.

PRADO, José Augusto et al. Visuo-auditory multimodal emotional structure to improve human-robot-interaction. **International journal of social robotics**, Springer, v. 4, n. 1, p. 29–51, 2012.

RANI, Pramila; LIU, Changchun; SARKAR, Nilanjan. Affective Feedback in Closed Loop Human-robot Interaction. In: PROCEEDINGS of the 1st ACM SIGCHI/SIGART Conference on Human-robot Interaction. Salt Lake City, Utah, USA: ACM, 2006. (HRI '06), p. 335–336. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1121241.1121303>>.

ROSSMANN, J. et al. A Virtual Testbed for Human-Robot Interaction. In: 2013 UKSim 15th International Conference on Computer Modelling and Simulation. [S.l.: s.n.], abr. 2013. p. 277–282.

RUCKERT, J. H. Unity in multiplicity: Searching for complexity of persona in HRI. In: 2011 6th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). [S.l.: s.n.], mar. 2011. p. 237–238.

RUCKERT, J. H. et al. Designing for sociality in HRI by means of multiple personas in robots. In: 2013 8th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). [S.l.: s.n.], mar. 2013. p. 217–218.

RUEBEN, Matthew et al. Privacy-Sensitive Robotics. In: PROCEEDINGS of the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. Vienna, Austria: ACM, 2017. (HRI '17), p. 425–426. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3029798.3029805>>.

RUSSELL, Stuart J; NORVIG, Peter. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. [S.l.]: {Pearson US Imports & PHIPEs}, 2002.

SAARILUOMA, Pertti; JOKINEN, Jussi P. P. Emotional Dimensions of User Experience: A User Psychological Analysis. **International Journal of Human-Computer Interaction**, v. 30, n. 4, p. 303–320, 2014. eprint: <http://dx.doi.org/10.1080/10447318.2013.858460>. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/10447318.2013.858460>>.

SAMADI, Farshad. HUMAN AGE-GROUP ESTIMATION BASED ON ANFIS USING THE HOG AND LBP FEATURES. Citeseer, 2013.

SCHIAFFINO, Silvia N; AMANDI, Analía. User profiling with Case-Based Reasoning and Bayesian Networks. In: IBERAMIA-SBIA 2000 open discussion track. [S.l.: s.n.], 2000. p. 12–21.

SEBE, Nicu et al. Learning probabilistic classifiers for human-computer interaction applications. **Multimedia Systems**, Springer, v. 10, n. 6, p. 484–498, 2005.

SEBE, N et al. Human-computer interaction: a Bayesian network approach. In: IEEE. SIGNALS, Circuits and Systems, 2005. ISSCS 2005. International Symposium on. [S.l.: s.n.], 2005. v. 1, p. 343–346.

SHAN, Caifeng. Learning local binary patterns for gender classification on real-world face images. **Pattern Recognition Letters**, v. 33, n. 4, p. 431–437, 2012. Intelligent Multimedia Interactivity. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865511001607>>.

SHERIDAN, Thomas B; VERPLANK, William L. **Human and computer control of undersea teleoperators**. [S.l.], 1978.

SHIRZAD, Navid; VAN DER LOOS, HF Machiel. Evaluating the user experience of exercising reaching motions with a robot that predicts desired movement difficulty. **Journal of motor behavior**, Taylor & Francis, v. 48, n. 1, p. 31–46, 2016.

SRINIVASAN, V.; HENKEL, Z.; MURPHY, R. Social head gaze and proxemics scaling for an affective robot used in victim management. In: SAFETY, Security, and Rescue Robotics (SSRR), 2012 IEEE International Symposium on. [S.l.: s.n.], nov. 2012. p. 1–2.

STROHKORB, Sarah; SCASSELLATI, Brian. Promoting Collaboration with Social Robots. In: THE Eleventh ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction. Christchurch, New Zealand: IEEE Press, 2016. (HRI '16), p. 639–640. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2906831.2907020>>.

SUGA, Y. et al. Adaptive Human-Robot Interaction System using Interactive EC. In: 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. [S.l.: s.n.], out. 2006. p. 3663–3668.

TORTA, Elena et al. Design of Robust Robotic Proxemic Behaviour. In: MUTLU, Bilge et al. (Ed.). **Social Robotics**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2011. v. 7072. (Lecture Notes in Computer Science). p. 21–30. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-25504-5_3>.

TOUMI, T.; ZIDANI, A. Adaptation of action theory for Human-robot social interaction. In: 2013 International Conference on Individual and Collective Behaviors in Robotics (ICBR). [S.l.: s.n.], dez. 2013. p. 109–114.

TSUI, Katherine M et al. Developing heuristics for assistive robotics. In: IEEE. HUMAN-ROBOT Interaction (HRI), 2010 5th ACM/IEEE International Conference on. [S.l.: s.n.], 2010. p. 193–194.

TUREK, Wojciech; CETNAROWICZ, Krzysztof; BORKOWSKI, Adam. On human-centric and robot-centric perspective of a building model. **Automation in Construction**, v. 81, p. 2–16, 2017. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926580517302534>.

VÁZQUEZ, Marynel et al. Spatial and Other Social Engagement Cues in a Child-robot Interaction: Effects of a Sidekick. In: PROCEEDINGS of the 2014 ACM/IEEE International Conference on Human-robot Interaction. Bielefeld, Germany: ACM, 2014. (HRI '14), p. 391–398. Disponível em: <http://doi.acm.org/10.1145/2559636.2559684>.

WALTERS, Michael L et al. An empirical framework for human-robot proxemics. **Procs of New Frontiers in Human-Robot Interaction**, 2009.

WEISS, A. **Validation of an evaluation framework for human-robot interaction. The impact of usability, social acceptance, user experience, and societal impact on collaboration with humanoid robots**. 2010. Tese (Doutorado).

WEISS, Astrid; HUBER, Andreas. User Experience of a Smart Factory Robot: Assembly Line Workers Demand Adaptive Robots. **5th International Symposium on New Frontiers in Human-Robot Interaction**, 2016.

WITTEN, Ian H.; FRANK, Eibe; HALL, Mark A. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. 3rd. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2011.

WOODS, S. et al. Is this robot like me? Links between human and robot personality traits. In: 5TH IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2005. [S.l.: s.n.], dez. 2005. p. 375–380.

YANG, Zhiguang; AI, Haizhou. Demographic Classification with Local Binary Patterns. In: LEE, Seong-Whan; LI, StanZ. (Ed.). **Advances in Biometrics**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2007. v. 4642. (Lecture Notes in Computer Science). p. 464–473. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-74549-5_49.

YLIOINAS, J.; HADID, A.; PIETIKAINEN, M. Age Classification in Unconstrained Conditions Using LBP Variants. In: PATTERN Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on. [S.l.: s.n.], nov. 2012. p. 1257–1260.

ZIGORIS, Philip; ZHANG, Yi. Bayesian adaptive user profiling with explicit & implicit feedback. In: ACM. PROCEEDINGS of the 15th ACM international conference on Information and knowledge management. [S.l.: s.n.], 2006. p. 397–404.