

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, ori-
entado pelo Prof. Dr. Plinio Thomaz Aquino Junior e coorien-
tado pelo Prof. Dr. Flavio Tonidandel.

São Bernardo do Campo
2017

Masiero, Andrey Araujo.

Classificador Bayesiano de Perfil do Usuário utilizando a Aproximação do Robô / Andrey Araujo Masiero. São Bernardo do Campo, 2017.

161 f. : il.

Tese - Centro Universitário FEI.

Orientador: Prof. Dr. Plinio Thomaz Aquino Junior.

Coorientador: Prof. Dr. Flavio Tonidandel.

1. Robótica Social. 2. Proximidade. 3. Redes Bayesianas. 4. Interação Humano-Robô. 5. QG-SIM. I. Aquino Junior, Plinio Thomaz, orient. II. Título.

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

Com o passar dos anos é possível acompanhar a evolução dos sistemas computacionais. Por exemplo telefones móveis, computadores pessoais e portáteis, televisões, e também os robôs para tarefas domésticas, como aspirar pó e assistência pessoal. Contudo, o robô inserido no ambiente doméstico atual, é identificado apenas como um dispositivo tecnológico que uma pessoa possui. Aos poucos um robô autônomo que realize tarefas domésticas e cuidados médicos pessoais deve ser inserido no ambiente. Ele deve realizar interações através de voz, gestos e toque físico com o ser humano. A partir desse momento o sentimento não será mais de um dispositivo tecnológico, mas sim de um novo membro no ambiente. Porém, uma preocupação é como prover uma boa experiência ao ser humano durante a interação. Para que essa boa experiência ocorra, é necessário que identifique o perfil da pessoa que está interagindo com o robô ou convivendo com ele. Essa tese propõem um classificador bayesiano do perfil do usuário para auxiliar na interação do robô com o ser humano. Para construir o classificador são utilizados metodologias de desenvolvimento *software* para determinar o contexto de uso, variáveis utilizadas, projeto do robô, entre outros aspectos. O uso dessas metodologias auxiliam na manutenção e evolução do projeto ao longo do seu ciclo de vida. O cenário de teste é baseado em tarefas que o robô deve executar durante a convivência em uma residência. O classificador apresentou um resultado com taxa de acerto de 68,5%. Ajustes nas tabelas de probabilidades condicionais devem ser feitos para melhorar essa taxa de acerto. O classificador utilizou informações das ações do robô e sobre a percepção do usuário. O projeto avaliou o conforto e o medo do usuário durante a aproximação do robô. Essas informações foram declaradas pelo usuário durante os procedimentos do teste. O resultado da interação foi positivo para a maioria dos usuários.

Palavras-chave: Robótica Social, Proxemics, Redes Bayesianas, Interação Humano-Robô, QG-SIM

ABSTRACT

Over the years, it is possible to follow the evolution of computational systems. For example mobile phones, personal and portable computers, televisions. As well as robots for housework such as vacuuming for dust and personal help. But, robots in the current domestic environment is only identified as technological device. A standalone robot must be inserted into the environment. It must perform interactions through voice, gestures and physical touch. From that moment the feeling will no longer be a technological device. But, a concern is how to provide a good experience to the human being during the interaction. For a good experience, it is necessary to identify the profile of the person. This thesis proposes a Bayesian classifier of the user profile to aid in the interaction. To build the classifier, it uses software development methodologies. It determines the context of use, variables used, robot design, among other aspects. The use of these methodologies assists the maintenance and evolution of the project. The based test scenario is on tasks that the robot must perform during living in a house. The classifier presented a result with a success rate of 68.5%. It is necessary some adjustments in the conditional probability tables. It will improve this hit rate. The classifier used information about the robot's actions and about the user's perception. The project evaluated the comfort and fear of the user during the approach of the robot. This information declared by user during the test procedures. The result of the interaction was positive for most users.

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

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Ilustração 1 – Zonas de Proximidades	49
Ilustração 2 – Os robôs Chester e Blink.	61
Ilustração 3 – Exemplo de uma rede bayesiana com 3 nós.	71
Ilustração 4 – Visão geral sobre o projeto de IHR desenvolvido.	79
Ilustração 5 – Ilustração do contexto de uso	87
Ilustração 6 – Robô ActivMedia Robotics PeopleBot.	92
Ilustração 7 – Projeto do Novo Manipulador do PeopleBot.	93
Ilustração 8 – Projeto da Cabeça para o PeopleBot.	94
Ilustração 9 – Robô Judith na sua montagem final.	95
Ilustração 10 – Arquitetura de componentes que representam os softwares construídos no pacote approach_control.	96
Ilustração 11 – Cenário para teste de interação com o robô.	97
Ilustração 12 – Visão geral do processo de construção do classificador.	105
Ilustração 13 – Exemplos das faces apresentadas pelo robô.	107
Ilustração 14 – Rede bayesiana construída para auxiliar no diagnóstico e avaliação da experiência do usuário na interação com o robô.	118
Ilustração 15 – Rede bayesiana implementada no programa SamJam.	120
Ilustração 16 – Conforto por gênero.	129
Ilustração 17 – Conforto por idade.	129
Ilustração 18 – Conforto por posição de interação.	130
Ilustração 19 – Conforto por declaração de sociável.	131
Ilustração 20 – Medo por gênero.	131
Ilustração 21 – Medo por idade.	132
Ilustração 22 – Medo por posição de interação.	133
Ilustração 23 – Medo por declaração de sociável.	133
Ilustração 24 – TPC - alfredo	162
Ilustração 25 – TPC - maria_eduarda	162
Ilustração 26 – TPC - manuel	163
Ilustração 27 – TPC - danielo	163
Ilustração 28 – TPC - joaquim	164
Ilustração 29 – TPC - ajuda	164
Ilustração 30 – TPC - face	165
Ilustração 31 – TPC - face	165
Ilustração 32 – TPC - fala	165
Ilustração 33 – TPC - feedback	166
Ilustração 34 – TPC - gestos	166
Ilustração 35 – TPC - padroes	167

Ilustração 36 – TPC - posicao	167
Ilustração 37 – TPC - posicao	167
Ilustração 38 – TPC - proximidade	168
Ilustração 39 – TPC - reconhecer	168
Ilustração 40 – TPC - toque	169
Ilustração 41 – TPC - velocidade	169
Ilustração 42 – TPC - conforto	170
Ilustração 43 – TPC - conforto	170
Ilustração 44 – TPC - desconforto	170
Ilustração 45 – TPC - desconforto	171
Ilustração 46 – TPC - desconforto	171
Ilustração 47 – TPC - desconforto	171
Ilustração 48 – TPC - medo	172

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – As 10 heurísticas de Nielsen	38
Tabela 2 – 8 heurísticas de IHR baseada nos conjuntos de Nielsen e Scholtz	40
Tabela 3 – 8 heurísticas de IHRH adaptadas do conjunto de Nielsen	41
Tabela 4 – Variáveis Comportamentais apresentadas por Mead e Maja J Matarić (2013) .	55
Tabela 5 – Tabela comparativa entre os algoritmos	67
Tabela 6 – Funcionalidades do projeto de IHR.	89
Tabela 7 – Sensores e atuadores do projeto de IHR.	91
Tabela 8 – Questões aplicadas no questionário pré teste	99
Tabela 9 – Questões aplicadas no questionário pós teste	102
Tabela 10 – Variáveis de Comportamento do Robô	106
Tabela 11 – Persona Joaquim	112
Tabela 12 – Persona Maria Eduarda	113
Tabela 13 – Persona Alfredo	114
Tabela 14 – Persona Danielo	115
Tabela 15 – Persona Manuel	116
Tabela 16 – Perfis dos 39 usuários que realizaram o teste inicial.	128
Tabela 17 – Expectativa do robô em casa dos perfis por Persona.	135
Tabela 18 – Expectativa do robô no ambiente de trabalho dos perfis por Persona.	135
Tabela 19 – O que os perfis mais gostaram e menos gostaram separados por Persona.	136
Tabela 20 – Desconforto dos perfis na interação, separados por Persona.	137
Tabela 21 – Perfis dos 16 usuários que realizaram o teste de validação.	138

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Objetivos	21
1.1.1	Objetivo Principal	21
1.1.2	Objetivos Secundários	21
1.2	Hipóteses	22
1.3	Motivação	22
1.4	Justificativa	22
1.5	Metodologia	23
1.6	Estrutura do Trabalho	23
2	INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ	25
3	EXPERIÊNCIA DE USUÁRIO	33
3.1	Entendendo o usuário utilizando Personas	36
3.2	Avaliando a interação com o usuário	37
3.3	A experiência de usuário em interações com robô	38
4	PROXEMICS: TEORIA DA PROXIMIDADE	49
4.1	<i>Proxemics</i> na Interação	51
5	CONCEITOS FUNDAMENTAIS	65
5.1	Agrupamento de Dados	65
5.1.1	Algoritmos de Agrupamento de Dados	66
5.2	Raciocínio Probabilístico	68
5.2.1	Redes Bayesianas	70
5.2.2	Classificador Naïve Bayes	74
5.2.3	Classificação com Redes Bayesianas	74
5.2.4	Aplicações com Classificadores Bayesianos	74
6	PROJETANDO TESTES EM INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ	79
6.1	Análise de Variáveis para IHR	80
6.1.1	Variáveis Etnográficas	81
6.1.2	Variáveis Comportamentais	83
6.1.3	Variáveis do Robô	84
6.1.4	Variáveis de Ações na Interação	85
6.2	Contexto de Uso	86
6.3	Especificando o Projeto de IHR	87
6.3.1	Definição das funcionalidades do robô	89
6.3.2	Listando sensores e atuadores necessários	90
6.3.3	Comportamento esperado do robô	91
6.4	Preparação do Robô	92
6.4.1	Arquitetura do Software	94

6.4.2	Bibliotecas	96
6.5	Preparando o Ambiente de Teste	97
6.5.1	Objetivo	97
6.5.2	Estados de Comportamento do Humano	98
6.5.3	Tarefa do Robô	98
6.6	Construção do Questionário Pré Teste	99
6.7	Interação entre o Usuário e o Robô	102
6.8	Construção do Questionário Pós Teste	102
6.9	Observando o Teste	104
6.10	Processo de Análise das Observações e Respostas	104
7	CLASSIFICADOR BAYESIANO DO USUÁRIO	105
7.1	Ações do Robô	106
7.2	Preparando as resposta dos questionários	108
7.3	Heurísticas de Interação Humano-Robô	108
7.4	Agrupando perfis com o algoritmo QG-SIM	109
7.5	Criação das Personas	111
7.6	Selecionando e estruturando variáveis como rede bayesiana	111
7.7	Definindo os valores de probabilidades condicionais	119
7.8	Executando a classificação da Persona	119
7.9	Identificando as variáveis de interação	120
7.10	Adaptando as ações do robô de acordo com a Persona	121
8	EVOLUINDO O PROJETO DE IHR E O CLASSIFICADOR	123
8.1	Contexto de Uso	123
8.2	Variáveis do Projeto	123
8.3	Projeto Interação Humano-Robô	124
8.4	Robô	124
8.5	Personas	125
8.6	Rede Bayesiana	125
8.7	Identificação das variáveis e adaptação das ações do robô	126
9	RESULTADOS E DISCUSSÕES	127
10	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	143
	REFERÊNCIAS	146
	APÊNDICE A – TABELAS DE PROBABILIDADES CONDICIONAIS	161

1 INTRODUÇÃO

Com o passar dos anos é possível acompanhar a evolução dos sistemas computacionais, como por exemplo os telefones móveis, os computadores pessoais e portáteis, as televisões, e também os robôs pessoais, como o aspirador de pó iRobot Roomba¹ e o assistente pessoal JIBO². A evolução dos telefones móveis inteligentes mostra uma alta capacidade na realização de processamento de informações para executar diversas tarefas no dia a dia. Os componentes eletrônicos que compõem os aparelhos também diminuíram o tamanho. Isso permite que os aparelhos sejam mais finos, leves e com maior capacidade de processamento. Há também a inserção de robôs móveis em ambientes sociais, como as casas, hospitais e hotéis, unidos ao cenário da *internet das coisas*. Entretanto, os robôs Roomba e JIBO possuem tarefas específicas e o nível de interação com as pessoas é limitado. Não existe uma diferença significativa entre esses robôs e outros *gadgets* no mercado (HEENAN et al., 2014).

A popularização da robótica tem crescido e isso ocorre principalmente a depreciação de componentes comuns de tecnologia, como câmeras, computadores, sensores de distância, e *tablets*. Esse fenômeno faz com que pesquisadores e fabricantes investiguem a necessidade de robôs inteligentes, que possuam a habilidade de interagir com as pessoas. Com a popularização do contato na interação humano-robô aumentará a necessidade de criar projetos com robôs que atendam as necessidades de cada usuário (LOOI; SEE, 2012). Isso torna a interação entre robôs e seres humanos importante, não apenas pela questão social, mas também porque uma boa interação passa a ser uma questão essencial para a convivência entre eles. Ao considerar que robôs encontram-se em ambientes sociais inteligentes como casas, hospitais, escolas, hotéis, investigar o desenvolvimento de robôs sociais é fundamental (ALBO-CANALS et al., 2013; BROWN; KERWIN; HOWARD, 2013).

Um robô móvel inteligente possui várias maneiras de interagir. É capaz de identificar alguns padrões e ainda ter um nível de autonomia para tomada de decisões. O robô realiza as tarefas de interação através de sensores e atuadores espalhados em sua estrutura. Alguns sensores são câmeras, infravermelhos, *laser*, de profundidade, térmicos, entre outros. 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: *tablets*, caixas de som, manipuladores e motores. O robô deve ser capaz de realizar a leitura de padrões do indivíduo para auxiliá-lo nas tarefas que seja necessárias (LOOI; SEE, 2012; CHOI; KIM; KWAK, 2014; DOBRA, 2014).

Para isso, é necessário que o robô tenha um comportamento que atenda as necessidades de cada usuário durante a interação. Diversos fatores podem influenciar em um projeto de interação humano-robô. Alguns desses fatores são: cultura do indivíduo, o quanto próximo ocorre a interação, o estado emocional, o cenário da interação, entre outros (E. T. HALL, 1969;

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

²<https://www.jibo.com/>

ARGYLE, 1988; JUNG, 1991). Seres humanos conseguem tratar a questão da interação social 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 para manter a interação por um período de tempo maior.

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).

Porém, construir um robô que possua a capacidade de interagir com o ser humano, nas mais diversas tarefas, é complexo. Essa tarefa exige uma demanda no projeto que, por muitas vezes, não são consideradas de maneira adequada (ALENLJUNG et al., 2017). Em muitos projetos, o foco é a construção do comportamento do robô para uma determinada tarefa, sem preocupação com a experiência que o usuário irá ter. Em trabalhos que a preocupação com a experiência é tratado com uma certa importância, não existe uma especificação sistêmica sobre o projeto. Esses pontos tornam o projeto difícil de ser replicado, pois exigem o mesmo equipamento e muitas vezes o mesmo cenário de aplicação (MEERBEEK; SAERBECK; BARTNECK, 2009; RUCKERT et al., 2013; ALENLJUNG et al., 2017).

Técnicas de especificação de sistemas e experiência do usuário, podem auxiliar na construção de um robô que possa atender as necessidades do usuário. Com o uso das técnicas adequadas é possível estabelecer passos para construção de robôs, com uma boa especificação, podendo reproduzi-lo e reaproveitar o projeto em diversos cenários. Quando é analisado cenários de interação social, o ponto chave é manter as pessoas na interação confortáveis e sem medo de uma aproximação de qualquer um envolvido. Neste caso, é necessário conhecer o perfil do usuário em questão, e estabelecer ações que auxiliem a manter o seu nível de conforto. Projetos de interação humano-robô não possuem um nível de detalhe e preocupação para que o robô seja melhor aceito pela sociedade (ALENLJUNG et al., 2017).

Para aumentar a aceitação desses projetos é necessário, criar de maneira sistemica, toda a especificação do robô (*hardware e software*) deve ser documentada. Sendo assim, essa tese apresenta a criação de um projeto de interação humano-robô com uma documentação sistemica que pode auxiliar outros projetos e a melhoria de interações com robô. Questões que são abordadas durante a construção do projeto são: *hardware, software, contexto de uso e cenário de interação, participantes de testes, funcionalidades do robô, entre outros*. É apresentado também, um classificador do perfil do usuário para auxiliar na tomada de decisão da interação.

Identificar o perfil do usuário é importante para saber como o robô deve se comportar na interação. Ao se aproximar de uma pessoa, o robô deve realizar uma classificação de seu perfil baseando-se em seu comportamento e algumas informações de linguagem corporal, expressão facial, esteriótipos 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).

O classificador utilizado nessa tese, é um classificador bayesiano que utiliza informações sobre as ações do robô, comportamentais, cenário e de percepção sobre heurísticas de avaliação de usabilidade, para identificar o perfil do usuário definido como Personas. A partir da classificação é possível identificar ações que o robô deverá realizar para melhorar a interação com o usuário. Outro ponto importante é o uso do perfil como Persona, que auxilia a atender um público maior do que apenas os mapeados como Personas. Por fim, é discutido as tomadas de decisões que são feitas a partir da classificação do usuário e como é possível expandir o projeto de interação humano-robô apresentado.

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 construído com base nas ações do robô e informações de comportamento e percepção do usuário para identificar grupos de perfis de usuários, no formato de Personas, durante a aproximação do robô.

1.1.2 Objetivos Secundários

Os objetivos secundários almejados nessa tese são:

- a) Entregar de um pacote funcional do ROS ³, para utilização em qualquer robô que possua o conjunto de sensores e atuadores utilizados durante o processo.
- b) Apresentar uma metodologia de desenvolvimento de sistemas para construir um projeto de interação humano-robô, de maneira que fique escalável e de fácil ma-

³www.ros.org

nutenção. A metodologia demonstra o uso e consumo do classificador bayesiano no ciclo de vida do projeto.

1.2 HIPÓTESES

Como hipóteses de comprovação essa tese apresenta:

- a) Durante a interação social, informações sobre a percepção do usuário e ações do robô são importantes para determinar o perfil do indivíduo;
- b) A experiência de vida do indivíduo aumenta as possibilidades de interação humano-robô. Ela auxilia no contexto de experiência do usuário, porém não sobrepõe sua cultura.

1.3 MOTIVAÇÃO

O crescente número de pesquisas em robótica aplicados em ambiente sociais como casas, hospitais e escolas fazem com que 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. Esse é um ponto que pode determinar o conforto do usuário ao estar em mesmo ambiente que o robô. Por consequência, a questão da confiabilidade pode determinar a aceitação do robô.

Para mitigar esse problema, vários fatores devem ser analisados. Fatores como o perfil do usuário na interação social e também as características do projeto do robô. Todas essas informações são consideradas para que o robô possa predizer quais são as melhores ações de interação com um determinado indivíduo. Encontrar uma solução para esse problema é uma tarefa complexa. Deve-se considerar a coleta e o processamento dessas informações para a tomada de decisão correta, o que em muitas vezes é necessário de sensores dedicados a uma tarefa específica, como sensor de profundidade.

O custo de processamento dessas informações pode ser alto para o robô pois, sua infraestrutura tem uma capacidade computacional e eletrônica que limita a tarefa. Sendo assim, é necessário que exista uma arquitetura de sistema capaz de considerar a complexibilidade e expansão dos equipamentos utilizados na construção do robô. Assim, é possível fazer com que o robô evolua ao longo do tempo.

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 voltados ao projeto de interação humano-robô e aplicações que atendam as necessidades do

usuário de maneira sistemica. Além disso, alguns trabalhos utilizam a técnica de *Wizard of OZ* (WoZ) para realizar os testes com humnaos. Essa técnica condiz com o controle do robô de maneira remota, como se este fosse totalmente autonomo. Esse tipo de técnica, não consegue transmitir de maneira adequada o comportamento do robô.

Assim, a criação de um processo que seja capaz de fazer com que o robô possa, de maneira autônoma, classificar o perfil do usuário durante interação, e tomar a decisão sobre como interagir é necessário. Essa pesquisa é importante para que haja uma evolução dos ambientes inteligentes, principalmente os que consideram o robô como um agente. Além da evolução dos ambientes inteligentes, manter o indivíduo com a melhor experiência de interação com o robô, e também faze-lo confortável com a presença do robô.

1.5 METODOLOGIA

A fundamentação do trabalho é realizada em pesquisas de cada uma das áreas abrangentes, Interação Humano-Robô (IHR), conceito de *proxemics*, experiência de usuário aplicado a IHR, agrupamento de dados e redes bayesianas para classificação, onde identificou-se a necessidade da criação de um projeto sistêmico para IHR. A partir desse projeto é possível determinar os passos para a construção do robô, especificação do contexto de uso, perfil de usuários para interação, e ferramentas de testes. Com tudo isso em mãos, foi submetido ao comitê de ética um projeto para aprovação dos testes.

A primeira bateria de testes foi realizada. A partir dos resultados dos testes iniciais, é aplicado o algoritmo QG-SIM para construção dos grupos de perfis similares. Com cada grupo identificado, são criadas as Personas que auxiliaram na tomada de decisão que, o robô deve ter durante a interação, para manter o usuário confortável. A partir desse ponto, as variáveis e observações dos testes são utilizadas para determinar as variáveis que compõem o classificador. Para o classificador é utilizado a técnica probabilística, rede bayesiana. O objetivo é eliminar repetição das dependências condicionais apresentadas na construção da estrutura da rede.

Na sequência novos testes são realizados, para que seja possível a validação do classificador e das questões referentes ao perfil do usuário. O cenário de teste utilizado é uma residência, onde o robô habita com mais uma pessoa. Realizados os testes, os resultados são analisados e discutidos, apresentando as estatísticas e observações obtidas durante o processo. Por fim, os próximos passos para o projeto são apresentados.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta tese é composta por um total de 10 capítulos discriminados a seguir.

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

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

O capítulo 3 introduz a área de **Experiência do Usuário**, apresentando os principais conceitos para o desenvolvimento de um sistema centrado no usuário. Também é apresentado trabalhos que aplicam as técnicas em cenários de interação humano-robô.

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 de inteligência artificial** utilizados nessas tese. Duas técnicas são apresentadas em detalhes, algoritmos de agrupamento de dados para construção do perfil do usuário. E redes bayesianas que é utilizada como classificador do perfil do usuário.

O capítulo 6 apresenta a **especificação do projeto de interação humano-robô** apresentado para a construção do robô e cenário contemplado por esta tese.

O capítulo 7 apresenta as **Personas** e o **classificador** construídos para auxiliar no problema apresentado por esta tese.

O capítulo 8 apresenta como realizar **expansões** em cada parte do projeto contemplado por esta tese.

O capítulo 9 apresenta os **resultados e discussões** desta tese.

O capítulo 10 apresenta as **conclusões e trabalho futuros** obtivdos ao longo dos estudos e testes dessa 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 príoneiros no tema. A primeira lei fala que um robô não pode ferir um ser humano e também deve proteger-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 que 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. O nível de interação descreve qual o grau de ação do robô a partir de sua própria iniciativa. 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. Alguns trabalhos são direcionados a interação através de um controle ou uma 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 à 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. Essas áreas de pesquisa contribuem com técnicas para o robô, fazendo com que este caminhe para comportamentos mais naturais. Um exemplo é a teoria de proximidade originada por E. T. Hall (1969) na área de antropologia. Essa teoria determina zonas de proximidades entre agentes em processo de interação. A teoria definida por E. T. Hall (1969) é utilizada como base para os testes apresentados nessa tese (capítulo 4). 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).

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

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 tempo e continuar sua tarefa no mesmo 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 um robô que não realiza nenhuma tarefa por conta própria (robô teleoperado), até um robô totalmente independente e autônomo. Apesar do grande uso da escala de Sheridan, sua aplicabilidade a um cenário de tarefa grande e complexo não é muito eficiente. O trabalho com muitas informações pode gerar resultados tendenciosos ao estudo. 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, também são focos de estudos em IHR. A seguir, serão apresentados alguns trabalhos em IHR abordando diferentes aplicações e estudos na área.

Indivíduos em contextos sociais de interação reconhecem outras pessoas e eles mesmo através das emoções. Essa capacidade é definida como inteligência emocional. 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 melhoria 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.

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. O uso da teoria da mente faz com que o robô tente se colocar no lugar da outra pessoa, para identificar qual seria seu comportamento em uma determinada situação. Esse é um princípio utilizado por seres humanos ao interagir e se preocupando com o estado emocional da outra pessoa (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. Em linhas gerais, a teoria de ação possui sete passos. Definição de um objetivo geral para ação, a partir do objetivo é estabelecida uma ação imediata, que para executá-la é necessário uma sequência de ações. Após a execução da sequência de ações, deve-se perceber qual é o estado resultante. Assim, interpreta-se o que foi percebido e com a interpretação é realizado uma avaliação se a ação imediata foi atingida ou não (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.

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 explorados entre os trabalhos de IHR. Strohkorb e Scassellati (2016) exploram um meio de fazer com que o robô consiga promover a colaboração entre dois seres humanos a realizar uma tarefa. É utilizado um robô chamado MyKepon para auxi-

liar duas crianças a colaborarem entre si durante um jogo de celular. Os primeiros passos foram dados e aparentemente foi possível fazer com que elas colaborassem durante o jogo. O próximo passo é a criação de um mecanismo de raciocínio de alto nível que seja capaz de manter grupo de pessoas já observados.

É apresentado por Lampe et al. (2016), um sumário sobre um painel que ocorreu em um congresso, que discuti o tema sobre como os robôs irão interagir, cooperar e colaborar com seus respectivos donos em diversas situações sociais. No painel é discutido que o trabalho em formato de time deverá ser abordado com mais frequência. Nesse cenário a comunicação verbal é essencial e precisam de mais estudos para interpretação semântica de fala e estilo de voz para cada situação.

Alguns trabalhos já apresentam a integração com outros tipos de técnicas para desmontar 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 líder ou seguidor na IHR. Nesse problema o robô deve saber qual a situação que ele deve dar uma ordem a pessoa que está próximo dele, e em qual situação ele deve seguir as ordens da pessoas que está em interação com ele. É um problema de colaboração em time, sem hierarquia definida.

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 sensores 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.

Houve um crescimento no número de trabalhos dedicados à área da educação em IHR. Martelaro et al. (2016) investigam métodos para criação de comportamento do robô com o objetivo de aumentar a confiança entre humanos que interagem com robôs. Duas medidas para o aumento da confiança são: vulnerabilidade e 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. Esse robô tem o formato de humanoíde e tem o papel de um assistente do professor na sala de aula.

Outra proposta é identificar se crianças conseguem aprender melhor com 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 foi conduzido dentro de um hotel no Japão que utiliza robôs para 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 tiveram 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 humanoíde 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 interativa. 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 apresentado uma função híbrida onde uma parte dos genes são modificados pela avaliação do 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 apenas na orientação da cabeça. 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 passivo com baixo custo 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, é feito o planejamento do movimento. 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. Os resultados não foram estatisticamente significantes, porém acredita-se que é necessário realizar uma investigação melhor sobre a relação entre o contato físico entre humano e robôs, e a vontade de realizar uma caridade (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 vídeos de situações e tarefas de interação humano-robô foram apresentados para pessoas. Após o vídeo 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 dos robôs. Essas linhas de pesquisa têm ganhado força em debates da comunidade (RUEBEN et al., 2017).

Durante a revisão da literatura apresentada neste capítulo e no capítulo sobre a teoria de proximidade (capítulo 4), observou-se que os trabalhos em IHR tem foco principalmente nas aplicações e comportamentos do robô. Poucos trabalhos consideram informações sobre a pessoa (seção 3.3), sobre a experiência de interagir com o robô. Outro ponto que não tem uma abordagem sistêmica na definição é o projeto de construção, não só do robô, mas também

do projeto de interação humano-robô. Esses são pontos importantes, que podem garantir a aceitação dos robôs em ambientes sociais presentes no dia-a-dia das pessoas. O próximo passo, é a definição dos conceitos de experiência de usuário que podem colaborar na construção de robôs aceitos pelos usuários. Na sequência determinar os pontos para construção de um projeto de interação humano-robô, que possa ser atualizado conforme a evolução do robô.

3 EXPERIÊNCIA DE USUÁRIO

Novos sistemas computacionais e maneiras de interação, como em internet das coisas, realidade virtual e aumentada, celulares inteligentes, robôs, entre outros, 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). Robôs são sistemas ativos em cenários encontrados nas tarefas do dia-a-dias, que possuem uma capacidade de interagir diretamente com o usuário.

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; ALBERT; TULLIS, 2013).

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 um experiência adequada ao usuário (GARRETT, 2010; ALLEN; CHUDLEY, 2012).

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 suas etapas, guiando o produto para resultados surpreendentes apesar de mais complexos para análise (GARRETT, 2010; ALLEN; CHUDLEY, 2012; ALBERT; TULLIS, 2013).

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) Efe-
tividade; (V) Fácil aprendizado; (VI) Retenção de conhecimento; e (VII) Satisfação do usuá-
rio (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 desbanhado 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 quanto 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 impor-tante 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. Sua falta pode ser comparada a um vírus no código 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 apre-sentar tédio para o usuário.
- d) **Persuasividade:** é quando o produto consegue, em um determinado nível, incen-tivar 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).

É preciso compreender bem o projeto de um produto para que seja possível o mapeamento adequado aos usuários reais e na sequência utilizar as técnicas 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 da experiência de usuário 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 uma técnica que tem sido aplicada 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 UTILIZANDO 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 sobre o usuário, sua familiaridade com a tecnologia, seu domínio sobre o assunto e informações que ele consegue descrever com relação ao produto testado (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 criadas a partir de informações coletadas através de questionários, pesquisa de campo, grupo focal, base de dados sobre usuários, *log* de sistemas, entre outras informações. Personas são ótimas quando trabalhas 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 foco prioritário ao sistema 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, reagirá 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, devendo estar satisfeita e feliz com o produto. A melhor experiência ao interagir com o produto deve ser da Persona primária. 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 definidos, 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 narra 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).

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.

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 intruções 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).

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, vide tabela 2. 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.

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 humanoide (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 durante o 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 comprehensivas para aceitação social de robôs reais e também como podem afetar o impacto social dos robôs. Isso deve ocorrer ao utilizar as heurística durante todo o projeto, sempre mantendo o foco no contexto de uso, especificações de projeto do robô e testes em ambientes reais. Dessa maneira, acredita-se que a criação de robô sociais irão atender as necessidades do usuário, tornando-o mais aceitável perante a sociedade.

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, de acordo com Tsui et al. (2010), nas aplicações do método é encontrado geralmente 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 humanoide 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. A correlação é estabelecida a partir da avaliação do próprio usuário onde ele informa ao final do processo se foi uma experiência positiva para ele.

A experiência não é medida apenas com a informação de sucesso pelo próprio usuário e sua adoção ao sistema após a interação com o robô, 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).

Uma empresa operava em sua linha de produção com um antigo manipulador robótico. Este antigo manipulador possuia uma grade de proteção, impedindo que os usuários se aproximasse dele. Agora, um novo manipulador foi instalado na linha de produção. O novo manipulador não possui a grade de proteção, pois os usuários podem trabalhar em conjunto com o robô, durante o processo de embalagem do produto. Após a instalação do novo manipulador robótico, 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 do novo robô, e do antigo robô que já estava na fábrica a mais de 10 anos. Mais duas rodadas de questionários foram realizadas, após 12 e 18 meses da instalação do robô.

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 do sistema.

Saariluoma e J. P. P. Jokinen (2014) aborda o conceito chamado psicologia de usuário. O objetivo é utilizar conceitos, teorias e resultados de estudos psicológicos, 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 para melhorar o compreendimento 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 uma maneira 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 sentido 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. Esse modelo é chamado de modelo bipolar competência-frustação (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 (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 (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 manipulador robótico, construído pelos pesquisadores, para auxiliar nos casos de reabilitação de pacientes que sofreram danos cerebrais. Para isso, foi construído uma espécie de jogo, onde o usuário deve posicionar uma bolinha em regiões da tela do computador utilizando o manipulador robótico. O manipulador auxilia na força que o usuário exerce, tentando predizer o movimento do paciente. Essa tarefa tornou-se divertida e aumento o número de sucesso na reabilitação dos pacientes.

Lindblom e Andreasson (2016) defendem o uso das técnicas de experiência de usuário em robótica social, que em geral são dadas como certas nos projetos de interação humano-robô. Porém, elas devem ser desenvolvidas de maneira sistemática e com sua devida avaliação. De acordo com Lindblom e Andreasson (2016), este é o melhor caminho para o desenvolvimento de robôs sociais que possuam uma maior aceitação no mercado. Desenvolver uma experiência de usuário positiva é 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 apresentam 3 desafios que devem ser investigados ao longo dos próximos anos:

- a) Necessidade de criar um processo iterativo de projeto de UX: este é um problema devido ao alto custo de realizar protótipos robóticos de maneira rápida. O número de *hardware* e *software* utilizados não colaboram para o uso de um processo iterativo;
- b) Necessidade de estabelecer metas de UX para garantir uma experiência positiva: essas metas são expressadas como facilidade de uso, facilidade de aprendizado, aceitação e excitação emocional. As metas de UX não podem ser confundidas como o comportamento e/ou funcionalidades que o robô possui;
- c) Necessidade dos projetistas de robótica adquirirem conhecimento adequado sobre as metodologias de avaliação de UX, tanto em teoria quanto em prática.

É importante olhar cada um desses desafios, pois a aplicação de UX em IHR fará com que os robôs sociais sejam melhor aceitos em diversos ambientes e por pessoas dos mais dife-

rentes perfis (LINDBLOM; ANDREASSON, 2016). Em relação ao primeiro desafio de criar um processo iterativo de projeto de UX, acredita-se que a definição de uma arquitetura em componentes que possam ser utilizados como blocos para construção de um robô social, possa ser o caminho adequado para diminuir o custo e tempo de gerar um protótipo para testes de IHR. Essa tese contribui com o desafio do item b, necessidade de estabelecer metas de UX para garantir uma experiência positiva. Também a uma pequena contribuição no item c, onde são apresentadas algumas técnicas relacionadas a experiência de usuário.

Robôs construídos 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. Os robôs teleoperados foram melhores aceitos para o trabalho. Eles apresentaram resultados 4% melhores que a execução da tarefa por seres humanos e 14% melhores os robôs autônomos realizando a tarefa. 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 vídeo (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 localização do robô e a área da tarefa. 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).

Algumas pesquisas discutem a importância dos estudos aplicados a robôs domésticos. 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. Nem sempre a Persona foi utilizada no formato de trabalhos na área de interação humano computador. As vezes, são utilizadas apenas como diferentes perso-

nalidades do robô dado um determinado cenário de atuação. Os trabalhos a seguir apresentam o uso da técnica de Personas em IHR.

Será que um robô deve apresentar uma personalidade compatível com a do ser humano para ter uma melhor interação ou a compatibilidade não influencia as interações entre humanos e robôs. A pesquisa realizada por Woods et al. (2005) explora alternativas para que o robô possuir personalidades compatíveis com as do ser humano. Para isso, foi utilizado um robô não humanóide com dois tipos de comportamentos implementados: interativo social e ignorante social. Ao todo 28 participantes interagiram com o robô por duas vezes, um com cada comportamento. A interação ocorreu em um cenário de sala de estar, onde o robô deveria interagir como se fosse a recepção de uma visita. Na sequência da interação, os participantes preenchem um questionário atribuindo uma pontuação sobre o comportamento do robô. O participante deve dizer também o quanto ele identificou a personalidade do robô, com sua personalidade.

Woods et al. (2005) perceberam que no geral, os participantes não identificaram sua personalidade parecida com a do robô. Eles, inclusive, acreditam que suas personalidades são no geral, mais fortes que as apresentadas pelo robô durante o processo de interação. De acordo com as respostas obtidas, a percepção sobre a personalidade do robô está ligada a fatores como idade, gênero e experiência tecnológica. Essas variáveis apresentam uma separação de grupos consistente para Woods et al. (2005). A investigação sobre robôs com personalidades deve seguir para os próximos trabalhos, com o intuito de identificar o quanto a personalidade de um robô pode afetar uma interação.

Uma abordagem com tipos de robôs não convencionais é a chave para a aceitação desses agentes nas residências, pelo menos é a hipótese criada por Ljungblad et al. (2006). Essa hipótese nasceu a partir de uma análise de donos de animais exóticos, como aranhas e lagartos. Ao observar esse tipo de animal como animal de estimação, nota-se que o ser humano pode se sentir a vontade com outros bichos em casa, além de cães e gatos. Existem pesquisas voltadas para projetos de robôs com aparências diferentes das convencionais. Esses robôs são chamados de agentes pessoais embarcados. São encontrados, geralmente, em ficção científica, e possuem uma aparência diferente, mais próxima de um objeto cotidiano. Agentes pessoais embarcados são capazes de interagir com outros agentes, inclusive o ser humano, e também interagem direto com o mundo físico.

Para identificar as possibilidades de projetos para agentes pessoais embarcados, com foco em ambientes domésticos, Ljungblad et al. (2006) realizaram uma entrevista com donos de animais domésticos exóticos. Foram selecionados seis homens e quatro mulheres, com idade entre 17 e 55 anos. As entrevistas ocorreram presencialmente ou por telefone, para diminuir o custo de deslocamento da pesquisa. O objetivo das entrevistas era coletar informações para identificar possíveis aparências que um agente pessoal embarcado poderia ter. A partir das informações coletadas quatro Personas foram criadas apresentando personalidades e interesses em agentes embarcados específicos. Cada Persona gerou um tipo de projeto de robô para ambientes domésticos. No geral foram criados como aparência de móveis, que possuem uma

dinâmica estética. Além disso, proporcionam uma extensão da identidade social da pessoa e compartilha o mesmo interesse que a pessoa. Ljungblad et al. (2006) querem estender o estudo e construirem diferentes tipos de agentes pessoais embarcados para atender o público geral.

Meerbeek, Saerbeck e Bartneck (2009) apresenta em seu trabalho uma orientação para construir robôs autônomos. Na definição de Meerbeek, Saerbeck e Bartneck (2009) um robô autônomo precisa induzir uma percepção de sua personalidade através de seu comportamento e aparência. A personalidade facilita a interação entre os agentes. Além disso, com a personalidade devida é mais fácil existir uma expressão de sentimento para o agente. Após a definição de toda a orientação de projeto para identificar possíveis personalidades do robô, Meerbeek, Saerbeck e Bartneck (2009) dizem que as personalidades de um robô podem ser descritas como Personas. Futuras pesquisas continuarão para a aplicação do guia de orientação criado por eles.

Uma análise sobre estudos em interação humano-humano é apresentada por Zlotowski, Weiss e Tscheligi (2011). Nesse estudo, é realizado um levantamento sobre o processo de escolha de um parceiro para interação. Com base nas informações coletadas foram criados Personas para um cenário público de interação humano-robô. As Personas foram utilizadas para criar os comportamentos do robô, garantindo que fossem mais naturais possíveis. Como um teste piloto, o processo de criação de Personas como auxílio para o projeto de robô apresentou bons avanços. Como próximo passo, Zlotowski, Weiss e Tscheligi (2011) querem identificar como expandir esse modelo para diferentes cenários de atuação.

Um trabalho conceitual é apresentado por Ruckert (2011). Nele é discutido a possibilidade da criação de um robô que possa assumir diferentes Personas. O intuito é fazer com que o robô possa definir sua personalidade através Persona incorporada diante a situação de interação. Esse conceito é chamado de *Robot Persona*. O trabalho continuou em Ruckert et al. (2013), onde ele apresenta a aplicação de padrões de interação voltados à aplicações em robótica. Padrões de interação são caracterizações das características essenciais em interação social. São criados com base em uma especificação abstrata e que pode ser utilizado em diferentes situações para atingir problemas semelhantes.

O uso de padrões de interação em robótica social é importante, pois o robô tende a preencher papéis em sociedade, como de enfermeiras, recepcionistas e assistentes pessoais. Todos esses papéis desempenham tarefas complexas e que exigem uma interação social intensa. Com o foco nessa característica do problema, Ruckert et al. (2013) criaram Personas com base na interação das pessoas em diferentes situações no mundo real. As Personas criadas carregam diferentes atuações para 15 padrões de interação (*introduction, didactic communication, in motion together, directing other's activity, personal interest and history, recovering from mistakes, reciprocal turn-taking in game context, physical intimacy, prosocial request, polite conversation, compliment, dry humor, claiming responsibility, claiming unfair treatment, asserting authority*). Dependendo da situação o robô assume uma Persona para interagir de maneira apropriada em cada situação. As *Robot Personas* foram aplicadas e testadas utilizando o padrão de interação *introduction* para culturas diferentes. A sequência do trabalho, após os primeiros re-

sultados positivos, é expandir a aplicação desse tipo de técnica em outros cenários e com outros padrões de interações envolvidos (RUCKERT et al., 2013).

Robôs de companhia precisão atender a necessidade do usuário. O desafio é identificar como adaptar o comportamento do robô para cada usuário, sem utilizar uma grande base de dados para treinamento e sem a necessidade de coletar informações para treinamento. A solução apresenta por Duque et al. (2013) é a utilização de Personas para auxiliar na construção dos comportamentos do robô. As Personas definem o comportamento, objetivo e atitudes do robô, de acordo com o usuário. Como um guia para construção das Personas utilizam o modelo computacional comportamental, que define um conjunto de valores estatísticos sobre usuários. O modelo apresentado por Duque et al. (2013) é chamando de modelo computacional comportamental baseado em Personas.

Para conseguir criar o modelo, Duque et al. (2013) realizou um questionário com o objetivo de entender o que os usuários esperavam de um robô de companhia e quais seriam suas preferências para o robô. Foi realizado um teste inicial com comportamentos criados com base nas seguintes variáveis: idade, gênero, nível de escolaridade, conhecimento tecnológico, experiência computacional, experiência prévia e conforto com robôs, traços de personalidade do usuário (utilizou o conceito do Big Five Personality, que é um questionário que determina qual a personalidade da pessoa), o papel exercido pelo robô e a preferência de proximidade na interação. Após os testes iniciais as Personas foram atualizadas para correção de alguns pontos de comportamento do robô. Duque et al. (2013) ampliará os testes para identificar novas Personas para incrementar os comportamentos dos robôs de companhia.

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 autonômios. Para isso, é necessário uma exploração das técnicas de projetos e avaliação de experiência de usuário, para que sejam adaptadas de maneira adequada as realidades dos projetos de IHR. Apesar de existirem trabalhos voltados para que haja uma boa experiência de interação, não existe aplicação de maneira sistemática das técnicas de UX para garantir uma experiência positiva. Trabalhar com as técnicas tradicionais de maneira adaptada pode ser um caminho para otimizar o tempo de aceitação do robô na sociedade, tornando uma área muito importante para estudos e pesquisas dedicadas (ALENLJUNG et al., 2017).

4 PROXEMICS: TEORIA DA PROXIMIDADE

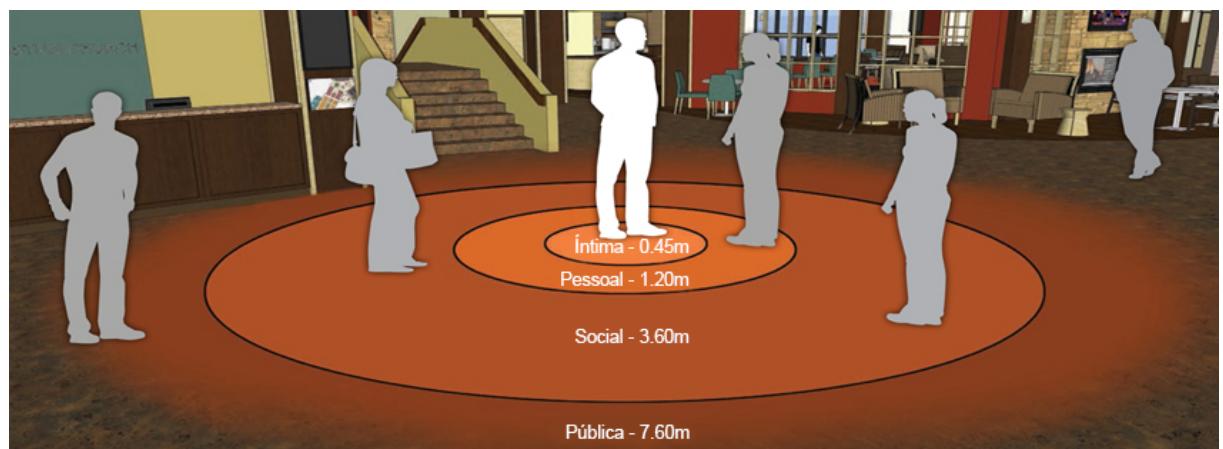
As pessoas, quando convivem em sociedade, tendem a respeitar o espaço existente entre cada indivíduo. Esse fenômeno é determinado como espaço social, sendo este medido através da distância social que é um dos princípios fundamentais para uma interação social com qualidade (E. T. HALL, 1969; Z. HENKEL 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* é definida como 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 distâncias 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 de 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 ou entre robôs e humanos.

Proxemics tem sido explorado em trabalhos de interação humano-robô (IHR) desde 1997, e uma análise sobre a aplicação do tema é realizada por Z. Henkel et al. (2014), onde afirmam que 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 NA INTERAÇÃO

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. Diversos trabalhos sobre *Proxemics* aplicados a interação humano-robô (IHR) são apresentados ao longo dessa seção. 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 alimentação do algoritmo de navegação do robô. A tragemória e orientação do robô são ajustados para manter o em torno do usuário durante o processo de aproximação. É um ponto importante para pesquisas que trabalham com a proximidade entre robô e usuário em espaços sociais. Esse não é o ponto focal da tese apresentada ao longo desse texto, pois é realizado apenas um controle de dois agentes caminhando em um espaço em comum. O trabalho de Torta et al. (2011) não trata das reações do usuário e seus comportamentos durante a presença do robô próximo a ele.

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, pois o robô evitou de colidir e se aproximar do usuário de maneira muito próxima. 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 regaste 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 respondia a medida em 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). A aproximação é realizada em uma situação extrema onde a pessoa sofreu um acidente devido a um desastre natural. Nessa situação a vítima está machucada e deitada no chão. As funções aplicadas realizam o

controle dos motores do robô, que não são o foco desta tese. Porém, adicionar essas funções no robô podem corroborar para o sistema de navegação do robô em outros cenários. Dessa forma, Srinivasan, Z. Henkel e R. Murphy (2012) esperam melhorar a abordagem com robôs à 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. O objetivo final do teste realizado no trabalho é fazer com que o robô consiga se posicionar frente a frente com o ser humano. A partir do posicionamento fica possível iniciar uma interação entre humano e robô. 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 a captura de informações sobre usuários, assim os equipamentos podem ser utilizados em estudos de interação com seres 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).

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. As variáveis apresentadas na tabela 4 são analisadas para compor as variáveis da seção 6.1.2 apresentada nessa tese.

Para realizar os experimentos de Mead, Atrash e Maja J Matarić (2013), 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 investigar interações com fatores psicológicos complexos como foco principal.

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 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 colaboraram para a execução de trabalhos com interação humano e robô, focadas em robótica assistiva e social, são apresentadas por Mead et al. (2014). Essas bibliotecas são compostas por uma sequência de trabalhos que estão em construção e mantém-se privadas até sua conclusão. 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 proble-

mas 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 face a face, entre seres humanos e robôs.

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:

- a) **Aparência do robô com o humano:** o quanto 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 video é gravado com todo o processo do teste. Após o processo de teste concluído, os videos 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 arquabouço 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 realizado 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 quanto 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 regaste à vitimas. 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 graduações 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 graduações 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 compreende-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.

Figura 2 – Os robôs Chester e Blink.



Fonte: Vázquez et al. (2014).

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? Provavelmente, esse é um resultado que pode ser obtido com a mistura desses dois fatores, aparência e comportamento. Assim como apresentado por Joosse, Sardar e Evers (2011), a aparência do robô pode auxiliar na interação e principalmente na expectativa de comportamento do robô durante a execução da tarefa e interação.

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 de iniciar o teste, assim aparenta que o especialista estava apenas trabalhando na sala. 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 final da interação, onde pontos do cenário atrapalharam a coleta de informações, comprometendo o foco do caso de estudo. Devido a esse problema, a utilização de um *sidekick* deverá ser estudada 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. Ele auxilia no aumento da atenção das pessoas, o que resulta em um comportamento reativo melhor 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 tem-se base na distância social utilizando como suporte uma lei física e duas psicofísicas, que trabalham com a magnitude da percepção sobre os fatores físicos do ambiente. São elas: *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 (conforto, movimentos naturais, consideração do espaço pessoal, segurança e controle próprio) e apenas três secundários (inteligência, empatia e submissão) provaram que apresentam melhor significância para o processo. Isso ocorreu onde 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 proximidade entre a pessoa e o robô. Contudo, o uso de sensores extra robô espalhados no ambiente torna o processo não natural quando trata-se de robô móvel, uma vez que seres humanos não interagem com base em visões

de outros pontos do ambiente. As variáveis de proximidade 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 6.1 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 tornem 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 comprehensível 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 forma 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, números, 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 hierárquico</i>	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
	QROCK (<i>Quick ROCK</i>)	θ : <i>threshold</i> de similaridade
<i>hard clustering</i>	<i>kmeans</i>	$k*$: número de grupos
	QG-SIM	q : similaridade mínima entre os elementos do grupo
<i>clustering baseado em densidade</i>	DBSCAN	ϵ : distância para considerar se 2 pontos são ou não vizinhos
	<i>Affinity Propagation</i>	θ : <i>threshold</i> de similaridade
<i>clustering sequencial</i>	<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 identificar qual a quantidade de perfis na população de acordo com o critério de grupo, considerando a técnica de Personas (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 consome muito tempo para alcançar um resultado. A quantidade de variáveis geralmente consideradas na solução destes problemas também é grande, tornando-se inviável a busca pela solução com 100% de certeza. 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 é inserida 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 maiuscula, 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, $\text{Tempo} = \{\text{ensolarado}, \text{chuoso}, \text{nublado}, \text{nevando}\}$. 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.

$$A = \text{verdadeiro} \rightarrow a \quad (4a)$$

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

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 possui, 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.

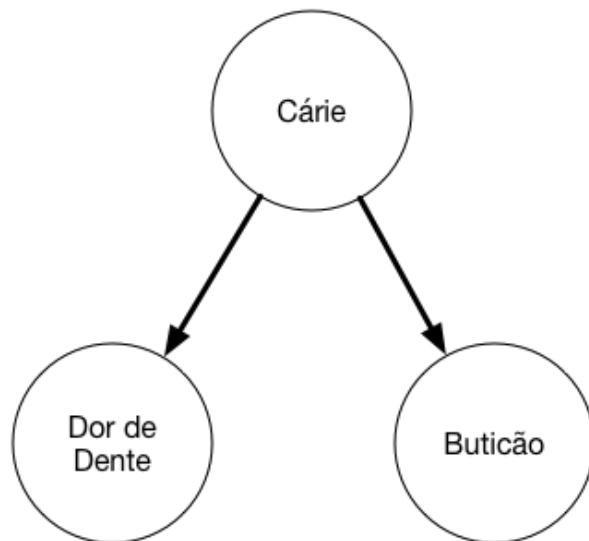
Contudo, pela sua complexidade matemática a partir de um aumento no número de variáveis, torna-se intratável computacionalmente (RUSSELL; NORVIG, 2002).

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 $P(X_i|Parents(X_i))$ que quantifica o efeito dos pais sobre o nó filho.

A figura ?? apresenta um exemplo de uma rede bayesiana com 3 nós, sendo 1 nó pai e 2 nós filhos.

Figura 3 – Exemplo de uma rede bayesiana com 3 nós.



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).

Métodos que utilizam a probabilidade de Bayes, são utilizados para diversas tarefas e não apenas tomada de decisão e inferência, mas também classificação, entre outras. Nas seções seguintes são apresentados 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 continuos. 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 Blanquet*. 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 maxima 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

Nessa tese é realizado a proposta de um classificador de perfil do usuário. Esse perfil do usuário é construído no formato de Personas. Sabe-se que determinar um perfil de acordo

com o comportamento do usuário é algo que gera uma incerteza. Sendo assim, a técnica mais apropriada para realizar a tarefa é a rede bayesiana, pois é uma técnica probabilística e consegue determinar uma relação condicional entre as características observadas. Nessa seção, classificadores bayesianos são analisados com o intuito de auxiliar na construção e análise do proposto por essa tese.

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 acertivo 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 analiza 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 continuos. 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), onde é aplicado uma classificação semi-supervisionada para detecção de expressões faciais.

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 feito 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 ao novos usuários arquivos de seu interesse. O sistema conseguiu atingir com sucesso a 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). O perfil de usuário utilizado neste trabalho é baseado na navegação pelos documentos que o usuário deseja consultar. Nesta tese, o perfil tem como base para sua classificação as informações de interação entre humano e robô.

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 obteveram 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 analizar 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 com-

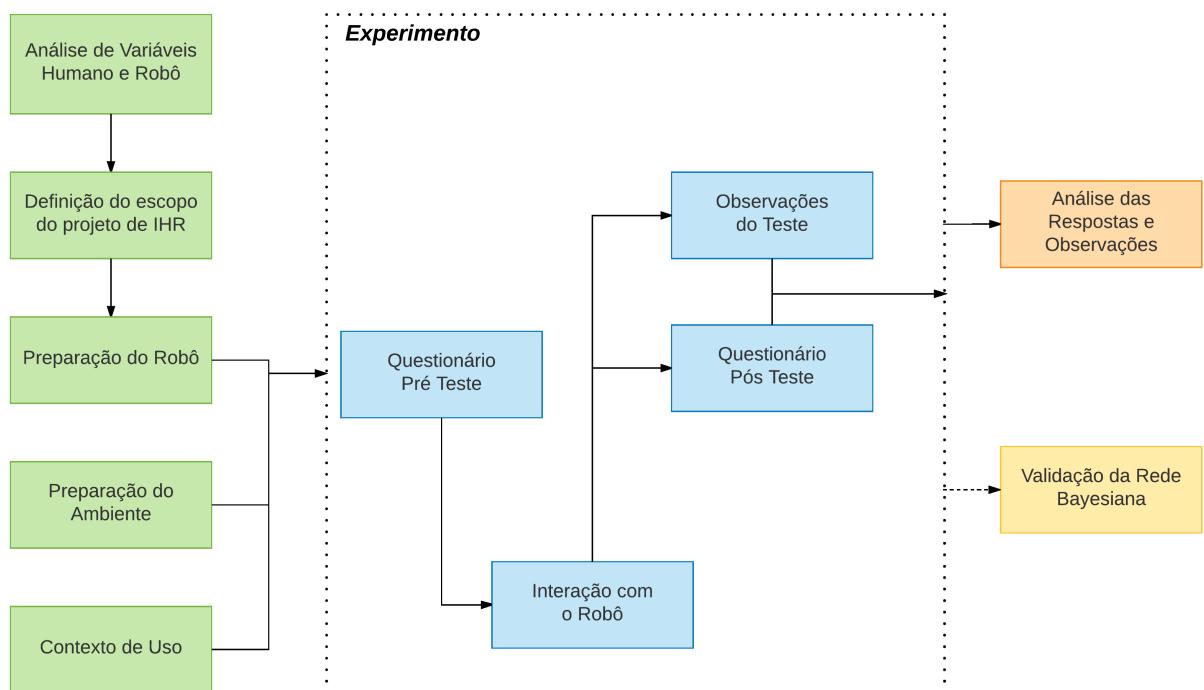
portamento do robô teve uma acurácia de 84,8% enquanto a parte de voz obteve apenas 76,8% de aproveitamento.

Técnicas de classificação probabilísticas tem demonstrado grande aplicabilidade dentro de trabalhos com perfis de usuário e interação humano-robô e humano-computador. Porém é importante mencionar que, nenhum trabalho aplicou na classificação bayesiana alguma técnica no contexto de experiência de usuário. A classificação bayesiana pode auxiliar no projeto de interação humano-robô, pois pode apoiar o processo autônomo de adaptação do comportamento do robô no 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 sobre o robô e o ser humano, e como foram selecionadas para o teste que considera o protocolo de interação. Adicionalmente são apresentados os fatores de projetos que devem ser considerados, preparação do robô e do ambiente e definição do contexto de uso, além da 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. Esse é um passo importante ao projeto de IHR, pois definem os pontos que podem ser escaláveis no projeto e promove uma melhor manutenção do projeto. Todos esses pontos estão ilustrados na figura 4.

Figura 4 – Visão geral sobre o projeto de IHR desenvolvido.



Fonte: o autor.

A figura 4 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 a 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 são discutidos no capítulo 7. A etapa laranja refere-se a análise do especialista após a coleta de informações no teste de IHR. A seguir, cada uma das etapas é 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. As classes definidas nessa tese são etnográficas, comportamentais, do robô e ações na interação, todas discutidas nas seções a seguir. Uma quinta classe é apresentada na seção 7.3, referente a variáveis de percepção do usuário. 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 identificase 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 apenas entre a posição física dos dois agentes, mas também na posição do corpo dos indivíduos, como por exemplo, a orientação dos ombros e tronco em relação a posição do robô (linguagem corporal) (MEAD; Maja J. MATARIĆ, 2016). Outro fator significante 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 seja, o quanto o usuário aprecia e mantém 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 video, 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 compreendimento do comportamento do usuário e identificar como foi sua experiência durante a interação.

As variáveis etnográficas são apresentadas na seção 6.1.1. Na sequência as variáveis comportamentais na seção 6.1.2. Depois, as variáveis do robô são apresentadas na seção 6.1.3. E por fim, as variáveis de ações na interação apresentadas na seção 6.1.4.

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 coletar as informações sobre a etnografia da pessoa através de entrevista. Para o desenvolvimento dessa tese, como as informações etnográficas 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, Andoides, 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 4.1, onde a questão cultural do indivíduo é abordada, são discutidos que influência a cultura provê sobre o comportamento do 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 de declaração explícita da pessoa ou do robô. O uso de variáveis comportamentais possibilita uma análise baseando-se em teorias de linguagem corporal e de microexpressões (LAMBERT, 2008). No trabalho apresentado por Lambert (2008) são discutidos os significados de 101 expressões corporais identificadas. 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 a imitação dos 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 (raiva, nojo, medo, feliz, triste e supreso (SONG; CHEN, 2011)) 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. As percepções são feitas pelo especialista durante o experimento, porém pode ser implementado no robô.
- b) **Tempo de Aproximação:** identificar o tempo que o robô levou para se aproximar do indivíduo sem gerar situação de desconforto, como afastar-se do robô, expressar alguma face negativa, ou posições do corpo que repassam uma imagem negativa, por exemplo, braços cruzados e tronco inclinado levemente para trás.
- c) **Orientação do Olhar ao Robô:** identificar a orientação do olhar que indivíduo mantém 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 (LAMBERT, 2008).

- 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 (LAMBERT, 2008).
- 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. Essa variável depende da preferência do usuário, mas a parte do formato físico do robô pode influenciar na percepção desta variável.
- f) **Nível de Ruído:** Determina qual o nível de ruído que os atuadores e sensores do robô podem gerar de tal forma, que possa influenciar na interação humano-robô. Como exemplo, pode-se citar o Big Dog¹, 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, uma vez que o robô é o elemento ativo durante o experimento. 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.

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

- 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.
- 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 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 6.4.

A partir das variáveis identificadas, deve-se realizar a definição do contexto de uso, do ambiente e do robô que são utilizados no projeto para definir quais e como são utilizadas cada uma das variáveis no projeto de IHR proposto por essa tese. A seleção para uso das variáveis é dependente do contexto de uso (seção 6.2), do ambiente (seção 6.5) e do robô (seção 6.4). Elas devem ser necessárias para atender os objetivos de interação apresentados a partir da seção 6.2.

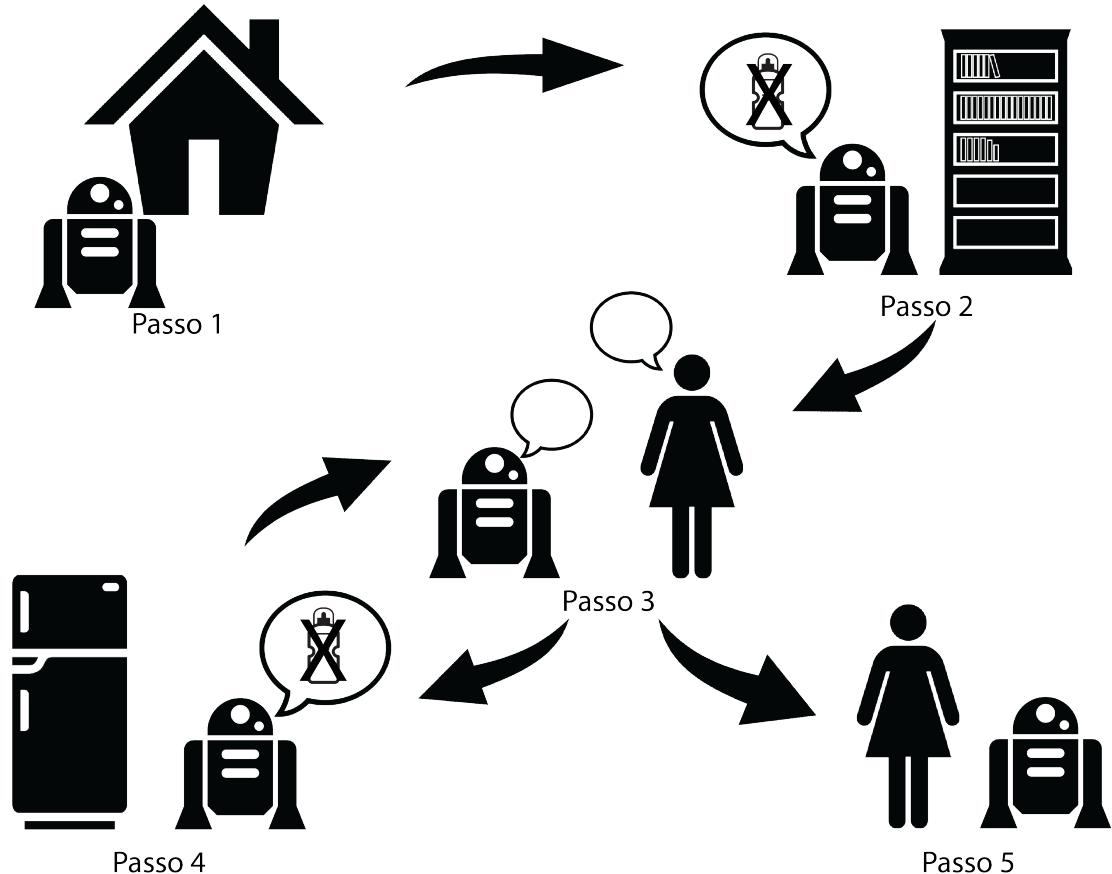
6.2 CONTEXTO DE USO

Para que a interação com o sistema seja de melhor qualidade, um ponto importante do projeto é definir o contexto de uso. Ele determina quando e onde será realizado a interação com o sistema, no caso desta tese, o robô. O contexto de uso é importante, pois pode influenciar no tipo de comportamento e expectativa do usuário para com o sistema (BARBOSA; SILVA, 2010).

A definição do contexto de uso é baseada em um texto descritivo que delimita todo o cenário da aplicação e como foi planejado o experimento. Esse cenário descreve quem é o usuário, quais os pontos de interação com o sistema, como será o comportamento do usuário e do robô. O contexto descrito delimita todo o escopo do teste. Ele assegura que as observações tenham o objetivo de garantir a qualidade do uso dentro daquele cenário. A figura 5 apresenta o cenário aplicado no contexto de uso dessa tese.

O cenário apresentado na figura 5 ilustra uma situação onde o robô entra em sua casa (passo 1) e vai até a estante onde ele deixou uma garrafa. A garrafa não está mais no local

Figura 5 – Ilustração do contexto de uso



Fonte: o autor.

que ele deixou (passo 2), então ele vai até a pessoa que convive com ele no ambiente da casa. Ao interagir com a pessoa, o robô pergunta se ela viu a garrafa e recebe uma resposta negativa (passo 3). Na sequência, o robô procura pela garrafa em outro cômodo da casa, onde também não encontra (passo 4). O robô então retorna ao encontro da pessoa, e solicita a ajuda para procurar pela garrafa (passo 3). Como última etapa, a pessoa atende o pedido e ambos saem para procurar pela garrafa (passo 5), finalizando assim o cenário.

Através dessa ilustração pode-se definir o contexto de uso desta tese, onde o robô realiza a aproximação de pessoas que convivem com ele dentro de uma casa. Essa aproximação é realizada com o objetivo de solicitar ajuda ao humano para encontrar um objeto que foi deixado em algum lugar da casa. Com as variáveis identificadas e o contexto de uso da tese definidos, é necessário realizar a especificação do projeto, considerando fatores de engenharia de *software* e fatores humanos já que existe interação humano-robô.

6.3 ESPECIFICANDO O PROJETO DE IHR

Nos capítulos sobre IHR (capítulo 2) e teoria de proximidade (capítulo 4) são apresentados diversos trabalhos com o estudos sobre interação entre humanos e robôs em diversas áreas,

como saúde, lazer, entreterimento e social. Porém, ao analisar os projetos feitos nos trabalhos relacionados, não existe nenhuma definição sobre a especificação do projeto, como requisitos, perfis de usuários atentidos com o projeto, entre outros. O contexto de uso, em alguns casos, é utilizado pois, o projeto tem um foco em uma determinada tarefa. Contudo, projetos sem especificações são difíceis de serem reproduzidos, uma vez que os robôs utilizados são bem específicos. Além de serem específicos, os robôs utilizados são construídos, nos laboratórios das universidades e centros de pesquisas, em parte das pesquisas. Outras pesquisas utilizam robôs como: Softbank NAO² e PR2³, que são produzidos por empresas especializadas fazendo com que o projeto fique restrito a sua capacidade determinada pela fábrica.

Em engenharia de *software* são estudados vários métodos que auxiliam na especificação do projeto. Nesses métodos são encontrados a contemplação de alguns princípios que garantem a reprodução, manutenção e evolução do projeto ao longo tempo. Os princípios de engenharia de *software* não são vistos como regras, mas como boas práticas para o desenvolvimento do projeto (WAZLAWICK, 2013). As boas práticas aplicadas em sistemas computacionais, também podem ser aplicadas no desenvolvimento de projetos de robôs. Em seu trabalho Wazlawick (2013) apresenta algumas boas práticas que a engenharia de *software* provê aos projetos. A lista a seguir, descreve as boas práticas que contribuem para a evolução e formalização do projeto dessa tese:

- a) **Decomposição:** é a criação de um *software* ou produto a partir de um conjunto funcional de alto nível, os requisitos do projeto, onde esses são divididos em partes mais simples até chegar a um produto atômico, ou seja, partes de códigos. No robô, pode-se incluir também como os sensores e atuadores do projeto.
- b) **Padronização:** são importantes pois, através dos padrões conhecimentos adquiridos em projetos passados podem ser aplicados nos atuais evitando assim, que erros similares sejam cometidos.
- c) **Flexibilização:** auxilia na acomodação das mudanças de requisitos do projeto, No caso de robótica, nos cenários de atuação, diferentes contextos de uso, novos sensores e plataformas, entre outros.
- d) **Desenvolvimento Iterativo:** a cada momento novas necessidades são criadas e a partir da criação deve ser inseridas no projeto. Nas metodologias iterativas, cada ciclo de desenvolvimento é independente e deve entregar um produto operacional. Ao tratar de um projeto de interação humano-robô, pode-se dizer que o processo iterativo é longo e não necessariamente finito. Isso ocorre devido as novas necessidades dentre os diversos contexto de uso como hospitais, casas, hotéis, museus, resgate, shoppings, entre outros.

²<https://www.ald.softbankrobotics.com/en/robots/nao>

³<http://www.willowgarage.com/pages/pr2/overview>

- e) **Arquiteturas baseadas em Componentes:** auxilia a lidar com complexidade do projeto e também o reuso e expansão. Cada sensor novo inserido no robô deve ser inserido junto a um novo módulo que captura as informações, consome os dados e entrega as informações para os componentes de tomada de decisão do robô, por exemplo.

Para garantir que as boas práticas sejam aplicadas no projeto, é necessário o uso de algumas ferramentas utilizadas dentro processo de criação de *software*, aqui nessa tese utilizada na criação do projeto de interação humano-robô. O primeiro passo é definir as funcionalidades do sistema, que representam as ações que o robô pode executar. Depois é revisado os sensores e atuadores que contribuem com o escopo para cada funcionalidade. Por fim, o comportamento do sistema para cada funcionalidade, fechando assim a descrição dos requisitos do robô para o projeto.

6.3.1 Definição das funcionalidades do robô

Para criação das funcionalidades do robô utiliza-se as informações obtidas através do contexto de uso (vide seção 6.2) e das variáveis de ações (vide seção 6.1.4). Cada variável é analisada e verifica como elas auxiliam no contexto de uso. A partir desse ponto, é criado requisitos que contemplam as funcionalidades das variáveis. As variáveis de ações apresentadas na seção 6.1.4 foram quase todas utilizadas para a criação das funcionalidades apresentadas nessa tese. A única variável não utilizada foi o volume da voz emitida pelo robô, pois os testes foram executados em ambiente público. A variação do volume nessa condição tornou-se inviável, pois ao diminuí-lo não era possível entender o que o robô dizia. Mais detalhes do ambiente de teste é apresentado na seção 6.5.

A tabela 6 apresenta a relação de funcionalidades consideradas nessa tese e qual variável foi responsável pela funcionalidade.

Tabela 6 – Funcionalidades do projeto de IHR.

Variável	ID	Funcionalidade
Aproximação	F01	Reconhecer o ambiente
	F02	Controlar velocidade de navegação
	F03	Controlar proximidade da pessoa
Manipulador	F04	Controlar gestos
	F05	Controlar força do manipulador
Estilo de Voz	F06	Falar com diferentes níveis de “educação”
	F07	Identificar a fala da pessoa
Expressão Facial	F08	Possuir diferentes estilos de face
	F09	Apresentar o estilo de face de acordo com a interação

Fonte: O autor.

Cada uma das nove funcionalidades apresentadas na tabela 6 estão ligadas diretamente as interações previstas no contexto de uso. Para cada uma é necessário pelo menos um sensor para perceber os eventos externos ao robô e/ou um atuador para externar a funcionalidade ao objeto de interação. Os sensores e atuadores necessários são discutidos na seção 6.3.2, a seguir.

6.3.2 Listando sensores e atuadores necessários

Com a lista de funcionalidades definidas, agora é necessário determinar quais são os sensores e atuadores do robô que são capazes de atender cada uma das necessidades do projeto. Para a primeira funcionalidade F01 - Reconhecer o ambiente, o robô precisa de dois tipos de sensores, *lasers* e cameras de video. Esses sensores são capazes de determinar a distância entre um obstáculo e o robô, e também determinar o que ele enxerga no ambiente. Os atuadores envolvidos são os motores e servo-motores responsáveis pela locomoção do robô e movimento do manipulador.

Na funcionalidade F02 - Controlar Velocidade de Navegação, o robô necessita identificar quais são os obstáculos mais próximos para determinar qual velocidade ele por exercer na navegação. Para isso, é utilizado sensores *lasers* e atuação nos motores de movimentação do robô. A F02 está ligada a funcionalidade F03 - Controlar Proximidade da Pessoa. Na F03 o robô precisa de um sensor *laser* de movimento, como o Microsoft® Kinect® ou ASUS® Xtion® entre outros. Esses sensores conseguem determinar não só a profundidade entre obstáculos e o robô, mas também conseguem determinar o local da pessoa e quais partes do corpo dela estão mais próximas do robô. Dessa forma, é possível determinar a velocidade do motor para que o robô não atropele ou se aproxime de maneira ofensiva da pessoa.

As funcionalidades F04 - Controlar Gestos e F05 - Controlar Força do Manipulador, ligadas a variáveis manipulador, estão ligadas diretamente a atuação dos servo-motores presentes no manipulador. Para a F04 ainda é necessário o uso do Kinect® para verificar se não haverá colisão com a trajetória do manipulador. Já a força do manipulador correspondente a F05, é feito a leitura da corrente elétrica no servo-motor e caso haja um pico nela, o manipulador para o movimento e quando possível recua a posição inicial. Para a F06 - Falar com diferentes níveis de “educação”, basta controlar via *software* qual frase o robô emitirá através de seus alto-falantes. E na F07 - Identificar a fala da pessoa, é necessário um microfone direcional para auxiliar a eliminar o ruído do ambiente e capturar a voz da pessoa com que o robô interagirá.

Referente a expressão facial do robô, as funcionalidades F08 - Possuir diferentes estilos de face e F09 - Apresentar o estilo de face de acordo com a interação, o robô necessita de uma tela que seja capaz de exibir suas expressões ao longo da sua interação. É importante atender essas funcionalidades dado o contexto da interação humano-robô ser social e entre agentes que convivem no mesmo ambiente. No caso desta tese, optou-se por um *tablet* que fosse capaz de comportar um navegador *web* que fosse capaz de interagir com o *software* adotado no desenvolvimento do sistema.

A tabela 7 apresenta a síntese dos sensores e atuadores listados para atender as funcionalidades do projeto e portanto devem estar contidos no robô utilizado para interagir com o ser humano.

Tabela 7 – Sensores e atuadores do projeto de IHR.

Categoria	Descrição
Sensores	Light Detection And Ranging (LIDAR) / <i>laser</i>
	Sensor de movimento Microsoft® Kinect®
	Camera de video
	Microfone direcional do tipo shotgun (longo alcance)
Atuadores	<i>Tablet</i>
	Manipulador (Servo-motores)
	Motores para locomoção
	Alto-falantes

Fonte: O autor.

Os detalhes de implementação de cada sensor e atuador listado na tabela 7, é apresentado na seção 6.4 onde é discutido a preparação do robô para execução dos testes realizados. A seguir, na seção 6.3.3 é apresentado o comportamento que espera-se do robô ao atender as funcionalidades definidas.

6.3.3 Comportamento esperado do robô

Para cada funcionalidade, espera-se que o robô siga um padrão de comportamento. A apresentação desse padrão de comportamento será ilustrada vinculando os passos apresentados no contexto de uso, através da figura 5 e as funcionalidades apresentadas ao longo da seção 6.3.1. No primeiro passo do contexto de uso, o robô deve ter em sua memória uma planta baixa do ambiente da casa que ele está inserido. A partir dessa planta é possível navegar até qualquer ponto desejado da casa. A navegação deve ser realizada de maneira onde o robô reconheça e desvie de obstáculos, e também controlando a velocidade para que seus movimentos sejam mais naturais a uma pessoa que vive na casa. Com esse comportamento, o robô atende as funcionalidades F01 e F02.

O passo dois no cenário do contexto de uso é verificar que, o objeto procurado não está no local esperado. Nesse momento o robô deve realizar uma comunicação visual e verbal para, caso haja uma pessoa em volta, perceba o que ocorreu. A comunicação visual pode ser feita através do manipulador e também do *tablet* demonstra a expressão facial do robô. As funcionalidades F04, F06 e F08 estão contempladas através desse comportamento. Saindo do passo dois e avançando para o passo três, o robô atende as demais funcionalidades previstas. Ele busca pelo ser humano na casa, que ao encontrá-lo se expressa de maneira visual através do *tablet*. Em seguida, o robô posiciona-se em frente a pessoa, identifica sua distância e transaciona com baixa velocidade até uma posição mais próxima da pessoa. Quando ele finalizou a aproxima-

ção, ele realiza um contato visual (gesto de olá) e sonoro (falando olá). Na sequência o robô pergunta a pessoa se ela viu o objeto. A pessoa responde e eles seguem para os demais passos. Os passos quatro e cinco são de comportamento similar aos passos anteriores.

A partir das definições e especificações feitas em relação ao projeto proposto por essa tese, deve-se na sequência realizar a preparação do robô e do ambiente para atender a todas questões debatidas ao longo da seção 6.3.

6.4 PREPARAÇÃO DO ROBÔ

O robô utilizado no desenvolvimento da tese é o PeopleBot⁴ fabricado pela ActivMedia Robotics. Ele é um robô móvel com direção diferencial, ou seja, possui duas rodas motorizadas e uma roda castor que auxilia em seu equilíbrio. O projeto do PeopleBot tem foco em pesquisas e serviços que envolvem interação humano-robô. Com esse objetivo, ele foi desenvolvido com uma altura de 112 cm (centímetros). Além disso, o PeopleBot também possui uma garra pequena que tem sua movimentação apenas na direção vertical. A figura 6 apresenta o robô PeopleBot.

Figura 6 – Robô ActivMedia Robotics PeopleBot.



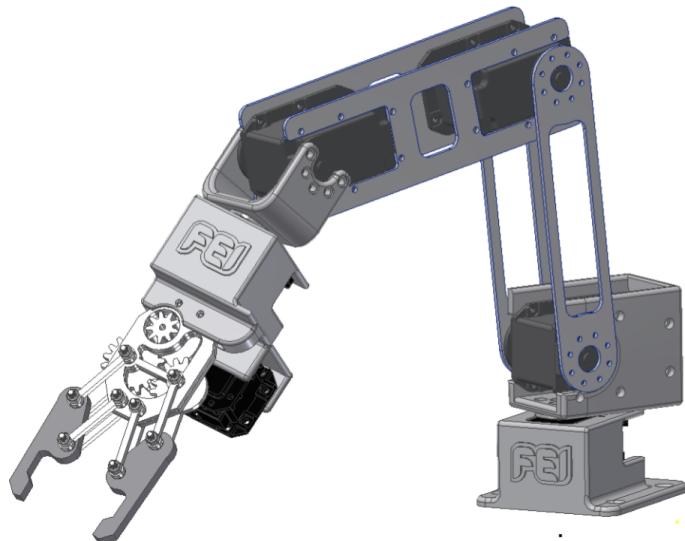
Fonte: Autor.

Como a garra do PeopleBot é curta e não permite muita destreza na manipulação de objetos e gestos, além de possuir poucos graus de liberdade, foi construído e adicionado um novo

⁴PeopleBot - <http://www.mobilerobots.com/researchRobots/PeopleBot.aspx>

manipulador. O projeto do manipulador foi desenvolvido com o intuito de auxiliar a manipulação de objetos a uma certa distância e execução de gestos durante interações com pessoas. Esse novo manipulador é importante já que durante a interação social, seres humanos gesticulam para ilustrar a intenção e fala do que querem transmitir, por exemplo, acenar com as mãos ao falar olá. Esse tipo de comportamento aproxima naturalidade a interação humano-robô, podendo gerar um conforto a pessoa que interage. O projeto atende pesquisas com foco em prestação de serviços domésticos e cuidados pessoais, e foi construído de maneira que os movimentos sejam próximos do braço humano. O desenho que ilustra o manipulador desenvolvido é apresentado através da figura 7.

Figura 7 – Projeto do Novo Manipulador do PeopleBot.

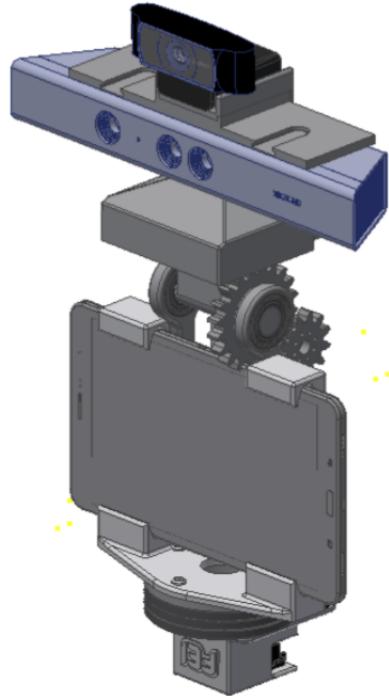


Fonte: Gonbata e Aquino Junior (2016).

Além do manipulador, também foi acoplado um *tablet* para que seja possível atribuir face ao robô e consequentemente expressões faciais, deixando a interação mais amigável. O projeto da cabeça do robô é apresentado na figura 8.

O projeto da cabeça foi preparado para acomplhar alguns sensores como o Microsoft® Kinect®, o ASUS® Xtion® e webcams, para tarefas que envolvam nuvem de pontos de profundidade e visão computacional. Sensores como *lasers* e microfones também foram instalados para melhorar a captura de informações sobre o ambiente e interagir melhor com a pessoa. O sensor *laser* utilizado foi o Hokuyo URG-04LX-UG01 que possui um alcance de 5 metros, suficiente para navegação em um ambiente doméstico. O microfone, por se tratar de um ambiente com ruído e que a interação possuí diferentes distâncias para ocorrer, optou-se por um tipo *shotgun* que tem o alcance de aproximadamente 2 metros. O modelo do microfone é o RODE Videomic Pro. O desenvolvimento do manipulador e da cabeça do robô foram realizados no projeto apresentado por Gonbata e Aquino Junior (2016) que ocorreu em paralelo, durante a preparação do robô.

Figura 8 – Projeto da Cabeça para o PeopleBot.



Fonte: Gonbata e Aquino Junior (2016).

Durante os primeiros testes, a base do Peoplebot sofreu uma avaria e foi substituída por uma base da KUKA. É uma base com rodas omnidirecionais que proporcionam uma maior mobilidade de direções para o robô. A figura 9 apresenta a montagem final do robô para realização dos testes de interação na residência.

Além dos preparativos mecânicos para possibilitar a execução, de cada comportamento que atende as funcionalidades do projeto, também é necessário preparar os *softwares* que irão compor a inteligência do robô. A arquitetura do robô e bibliotecas utilizadas para a composição do *software* são apresentadas nas seções a seguir.

6.4.1 Arquitetura do Software

A arquitetura construída para o software do robô foi feita em camadas. Existem 3 camadas principais, que definem a arquitetura do robô. A primeira camada contém os estados que compõem as máquinas de estados que auxiliam o robô nas tarefas a serem realizadas. Basicamente, ela conduz as ações e comandos que o robô tem como interface com o usuário durante a interação.

A segunda camada é responsável pelo processamento dos processos de *subscribers* e *publishers*, conforme o recomendado pelo *Robot Operating System* (ROS)⁵. Eles fazem a inter-

⁵<http://www.ros.org/>

Figura 9 – Robô Judith na sua montagem final.

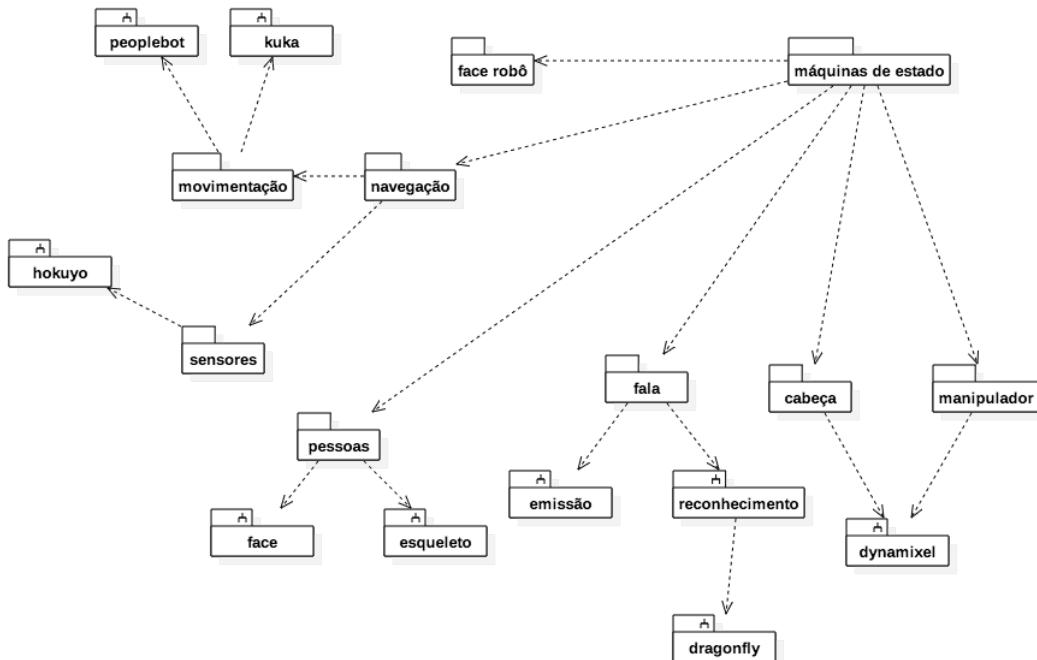


Fonte: Autor.

face entre sensores e atuadores, através de seus *drivers*, e também com os algoritmos de visão computacional, de aprendizado de máquina e de planejamento. O processamento desses algoritmos, de sensores com grande volume de informação como o Kinect e serviços que auxiliam o controle do manipulador são encontrados na terceira camada.

Como toda a implementação do software foi feita com base no ROS, os pacotes foram construídos de maneira separada. Sendo assim, os códigos fontes ficaram agrupados de acordo com as habilidades necessárias para o robô realizar as tarefas e também referentes ao mesmo tipo de objetivo. Todo o código fonte criado para execução dos testes dessa tese, encontram-se disponível através do endereço https://github.com/amasiero/approach_control, na ferramenta de controle de versão em código aberto, GitHub. O código foi testado com duas bases robóticas, o PeopleBot da Pioneer e o youBot da Kuka. Na figura 10 apresenta o diagrama de componentes que ilustra o pacote desenvolvido no github approach_control.

Figura 10 – Arquitetura de componentes que representam os softwares construídos no pacote approach_control.



Fonte: Autor.

6.4.2 Bibliotecas

Para auxiliar no desenvolvimento da tese, algumas bibliotecas e softwares foram utilizados. O primeiro, conforme dito na seção 6.4.1, foi o ROS que é um *framework* para desenvolvimento de software em robôs. Ele roda sobre o Ubuntu Linux, que no caso da tese foi utilizado a versão 14.04, com o ROS versão Indigo.

A biblioteca que gerencia a máquina de estados criada para execução das tarefas é o SMACH⁶. Ele possibilita a criação e realiza o gerenciamento dos estados durante a execução das ações do robô. Para reconhecimento de voz a biblioteca utilizada foi o Dragonfly Speech Recognition⁷. Bibliotecas como o OpenCV⁸, PyOpenNI⁹ e MoveIt!¹⁰ foram utilizados para percepção e interação com o ambiente e também com o usuário.

Todos os pacotes desenvolvidos utilizaram a linguagem de programação Python, que possibilitou diversas facilidades na implementação dos códigos e integração das camadas dos pacotes no ROS. Para criação e teste da rede bayesiana proposta utilizou-se o *framework* Sa-

⁶<http://wiki.ros.org/smach>

⁷<https://pypi.python.org/pypi/dragonfly/0.6.5>

⁸<http://opencv.org/>

⁹<https://github.com/jmendeth/PyOpenNI>

¹⁰<http://moveit.ros.org/>

mIam¹¹, que realiza os cálculos de todas as probabilidades de uma consulta a rede de maneira objetiva.

6.5 PREPARANDO O AMBIENTE DE TESTE

O teste é realizado em um ambiente que simula uma residência, conforme apresentado na figura 11. No ambiente, o robô navega de maneira autônoma a procura de uma garrafa que deixou no armário. Como ele não encontra a garrafa, o robô sai a procura de uma pessoa que esteja na casa para ajuda-lo. Ele interage com a pessoa, e pode solicitar que a pessoa o siga para algum lugar do cenário, à procura de sua garrafa. Essas tarefas estão de acordo com as necessidades do projeto e também do seu contexto de uso, conforme apresentado nas seções anteriores deste capítulo.

Figura 11 – Cenário para teste de interação com o robô.



Fonte: Autor.

6.5.1 Objetivo

Verificar a compreensão e conforto da pessoa ao observar e interagir com o robô no ambiente doméstico, afim identificar experiências positivas e negativas por parte do usuário.

¹¹<http://reasoning.cs.ucla.edu/samiam/>

6.5.2 Estados de Comportamento do Humano

Para o teste são consideradas algumas possibilidades de posicionamento da pessoa e robô para interagirem:

- a) Pessoa parada em pé e o robô inicia a interação próximo do usuário.
- b) Pessoa parada em pé e o robô inicia a interação distante do usuário.
- c) Pessoa parada sentada e o robô inicia a interação próximo do usuário.
- d) Pessoa parada sentada e o robô inicia a interação distante do usuário.

O objetivo das configurações é a aleatoriedade do posicionamento entre robô e pessoa, considerando cenários doméstico onde o convívio é comum. Assim, é possível medir a experiência do usuário em diversas situações de convivência.

6.5.3 Tarefa do Robô

Esse teste ocorre em um ambiente controlado, porém o trânsito de outros indivíduos pelo cenário acontece com frequência significativa. O passo a passo da tarefa é descrito na lista a seguir:

- a) **Início:** O robô é posicionado no cenário de maneira que esteja em um local em torno da residência simulada.
- b) **Busca pelo objeto:** O robô segue até uma mesa, ou armário, onde supostamente deixou sua garrafa.
- c) **Interação com a pessoa:** O robô se aproxima do usuário e questiona se ele viu a garrafa.
- d) **Nova busca pelo objeto:** O robô segue a um novo ponto em busca da garrafa, que novamente não está no local.
- e) **Retorno ao usuário:** O robô retorna ao local onde o usuário se encontra e, em uma distância maior ou menor de proximidade (aleatória), solicita que o usuário o acompanhe.
- f) **Fim:** Será considerado o fim da tarefa, quando o robô alcançar um ponto ao redor do cenário e informar o fim do teste ao participante.

As tarefas são definidas com base no contexto de uso ilustrado através da figura 5. Nesse ponto, o projeto está especificado, os equipamentos e ambiente prontos para realizar a interação humano-robô. Como é um experimento que envolve testes com ser humano, é importante enviar o projeto para apreciação do comitê de ética através da ferramenta Plataforma

Brasil¹². Esse projeto tem a aprovação do comitê de ética, através do número de processo CAAE: 70057117.0.0000.5508.

6.6 CONSTRUÇÃO DO QUESTIONÁRIO PRÉ TESTE

Para apoiar o processo de obtenção das informações e construção dos perfis dos usuários, são utilizados dois questionários. 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 são apresentadas na tabela 8, onde a coluna construção contém os grupos de informações que conferem com a parte do perfil que elas auxiliam a preencher conforme apresentado por Barbosa e Silva (2010) e Baxter, Courage e Caine (2015). Todas as questões a seguir fazem parte do questionário pré-experimento.

Tabela 8 – Questões aplicadas no questionário pré teste

Pergunta	Opções	Construção
Informe seu nome completo	Texto Aberto	Identificação
e-mail para contato	Texto Aberto	Contato Usuário
Informe o número do seu celular	Texto Aberto	Contato Usuário
Testes poderão ocorrer usando o Robô no Centro Universitário FEI. Você gostaria de realizar o teste com o robô físico?	Sim; Não	Contato Usuário
Qual a sua idade? (em anos)	Númerico	Demográfico
Qual a sua altura? (em metros)	Númerico	Demográfico
Informa seu gênero	Feminino; Masculino; Prefiro não dizer	Demográfico
Na maior parte do tempo, você se considera uma pessoa com feição:	Sorridente; Normal; Série/Fechada	Social
Você se considera uma pessoa sociável?	Sim; Não	Social
Você utiliza óculos de grau? (Obs: Pessoas com lente de contato, por favor, respondam não. A intenção é identificar a armação.)	Sim; Não	Físico
Você possui cabelo comprido?	Sim; Não	Físico

¹²<http://plataformabrasil.saude.gov.br/login.jsf>

Qual etnia você se considera?	Amarela; Branca; Indígena; Parda; Preta; Não declarada	Etnográfico
Qual(is) dispositivo(s) tecnológico(s) você mais utiliza (marque 1 ou mais opções):	Celular; Computador (de mesa ou notebook); Tablet; Smart TV; Relógio Smart; MP3 Player; Câmera Fotográfica Digital; Leitor de e-Book; outros	Experiência com Tecnologias
Qual(is) dispositivo(s) tecnológico(s) você nunca utilizou (marque 1 ou mais opções):	Celular; Computador (de mesa ou notebook); Tablet; Smart TV; Relógio Smart; MP3 Player; Câmera Fotográfica Digital; Leitor de e-Book; Já utilizei todas	Experiência com Tecnologias
Você possui conta em banco digital (ex: Original, Neon, etc.) ?	Sim; Não	Atitudes e Valores
Você possui cartão de crédito digital (ex: Nubank, Digio, etc.) ?	Sim, Não	Atitudes e Valores
Qual o principal meio de pagamento de suas contas?	Celular; Computador; Tablet; Autoatendimento; Caixa Físico	Atitudes e Valores
Você utiliza redes sociais?	Sim; Não	Experiência com Tecnologias
Quais as redes sociais que você mais utiliza (marque 1 ou mais opções): (Se sim, para a resposta anterior)	Facebook, Instagram, Twitter, Google Plus, Snapchat, outras	Experiência com Tecnologias
Qual foi o local de nascimento? (Informe da seguinte maneira: Cidade; Estado; País)	Texto Aberto	Cultural
Em qual local, você viveu por mais tempo durante sua infância e adolescência? (Informe da seguinte maneira: Cidade; Estado; País)	Texto Aberto	Cultural
Qual o seu atual local de moradia? (Informe da seguinte maneira: Cidade; Estado; País)	Texto Aberto	Cultural

Qual o país que você melhor se identifica com a cultura? (Considere também a opção do seu país de nascimento.)	Texto Aberto	Cultural
Qual a cidade, na sua opinião, que melhor representa a cultura que você se identifica (resposta não dependente da questão acima)?	Texto Aberto	Cultural
Você visitou outros países, além do Brasil?	Sim; Não	Cultural
Quais países você já visitou? (Responda separando os países por ponto e vírgula, ex: França; Estados Unidos; Itália; Japão;)	Texto Aberto	Cultural
Aproximadamente, quantas cidades na região nordeste do Brasil você visitou?	Numérico	Cultural
Aproximadamente, quantas cidades na região norte do Brasil você visitou?	Numérico	Cultural
Aproximadamente, quantas cidades na região centro-oeste do Brasil você visitou?	Numérico	Cultural
Aproximadamente, quantas cidades na região sudeste do Brasil você visitou?	Numérico	Cultural
Aproximadamente, quantas cidades na região sul do Brasil você visitou?	Numérico	Cultural
Em algum momento de sua vida, você teve contato com robôs?	Sim; Não	Experiência com Produto
Se sim para a questão anterior, quais tipos de robôs você teve contato (marque 1 ou mais opções):	Parecido com animais, Parecido com pessoas, Robôs de linha de produção/fábrica, Robôs Móveis (que contém rodas), outros	Experiência com Produto
O que você espera do comportamento do Robô ao tê-lo em sua casa?	Texto Aberto	Experiência com Produto
O que você espera do comportamento do Robô ao tê-lo em seu trabalho?	Texto Aberto	Experiência com Produto
Dadas as questões anteriores, gostaria de fazer mais algum comentário sobre você?	Texto Aberto	Comentários Aberto

A partir das informações coletadas com as questões apresentadas na tabela 8, é possível determinar o perfil de cultura declarado pelo usuário, informações etnográficas que irão auxiliar na identificação da Persona. Expectativas sobre a interação com robôs em ambientes domésticos e profissionais, também são adquiridas. Essas informações auxiliam a determinar o ponto de partida para a análise e criação das personas discutidas no capítulo 7.

6.7 INTERAÇÃO ENTRE O USUÁRIO E O ROBÔ

Nesse ponto o usuário é convidado a interagir com o robô. O especialista posiciona o usuário no ambiente de teste, onde ele pode ficar sentado ou em pé. Câmeras são posicionadas de maneira que possam capturar as reações que o usuário terá durante toda a interação com o robô. O especialista explica todos os procedimentos do experimento e dá o sinal para que o robô inicie o teste. O sinal ocorre através de um comando de voz para o robô. Durante todo o experimento o usuário é incentivado a falar em voz alta o que está passando pela sua cabeça. Com as informações faladas e observações visuais, que são feitas pelo próprio especialista, são gerados pontos de atenção para melhoria e até pontos de sucesso no projeto. Ao final, o usuário é encaminhado para preencher o questionário pós teste, apresentado em detalhes na seção 6.8.

É importante delimitar os usuários que farão os testes de maneira criteriosa. Os perfis dos selecionados podem levar a diferentes resultados na interação. Os usuários selecionados para realizar o teste, são denominados de sujeito de teste. Nessa tese o seguinte perfil foi utilizado: pessoas que possuem idades diversificadas com variedade de 18 a 70 anos. Alguns candidatos ao teste possuem medo declarado de robôs e neste caso o especialista ficará acompanhando o teste com uma maior proximidade para evitar problemas com o robô e principalmente com a pessoa.

São evitados a repetição de configuração entre os candidatos, para que não seja levantado nenhum conhecimento a priori sobre o comportamento do robô.

6.8 CONSTRUÇÃO DO QUESTIONÁRIO PÓS TESTE

O questionário pós teste mantém o foco na interação do usuário que ocorreu durante o experimento e quais pontos do robô mais agradaram em sua opinião. Além disso, um detalhe sobre a posição do usuário durante o experimento (sentado ou em pé) é coletada, pois esta informação pode influenciar na interação com o robô. As questões apresentadas na tabela 9, a seguir, compõe o questionário pós-teste.

Tabela 9 – Questões aplicadas no questionário pós teste

Pergunta	Opções	Construção
----------	--------	------------

Informe o número de amostra (Identificador dos documentos referentes ao comitê de ética)	Numérico	Identificação
Você se sentiu confortável durante a aproximação do robô?	Escala Likert de 10 pontos	Satisfação
Você se sentiu com medo em algum momento durante a aproximação do robô?	Escala Likert de 10 pontos	Satisfação
Você estava _____ durante a aproximação do robô.	Sentado; em Pé	Uso
Você voltaria a interagir com esse robô novamente?	Sim; Não	Satisfação
Justifica a resposta anterior	Texto Aberto	Satisfação
O que você mais gostou no robô?	Texto Aberto	Satisfação
O que você menos gostou no robô?	Texto Aberto	Satisfação
Depois dessa experiência, você interagiria com outros robôs?	Sim; Não	Satisfação
Você estaria confortável com um robô convivendo em sua casa?	Sim; Não	Satisfação
Justifique a resposta anterior.	Texto Aberto	Satisfação
Em algum momento da interação, você se sentiu desconfortável com o comportamento do robô?	Sim; Não	Uso
Descreva o desconforto em caso de sim, na resposta anterior.	Texto Aberto	Uso
Você alteraria algum comportamento apresentado pelo robô durante o teste? Qual?	Texto Aberto	Uso
Observações e comentários:	Texto Aberto	Comentários Aberto

Fonte: O autor.

Esse questionário tem o principal objetivo de coletar as informações que o usuário declarou não haver gostado na interação. As declarações ajudam a compreender o que deixou ele desconfortável e/ou com medo facilitando na hora de confortar com as observações do especialista realizadas durante a interação.

6.9 OBSERVANDO O TESTE

Durante a execução do experimento, o especialista deve fazer anotações que contribuam com o futuro do projeto. Esse é um processo similar ao teste com usuário realizado em projetos de interação humano-computador. No processo de informação são feitas anotações sobre o usuário, que ele não comunica através dos questionários, como por exemplo, recuar o corpo na direção contrária ao robô e expressões faciais de surpresa, medo e felicidade, durante a interação e observação do robô no cenário de teste. Outro ponto importante da etapa de observação é a entrevista realizada após o teste, onde o especialista realiza perguntas abertas para que o usuário fique a vontade em dizer mais sobre o produto e como ele se sentiu em determinadas ocorrências.

Essas informações são utilizadas para agregar mais conhecimento durante o processo de análise dos resultados. Os dados da primeira rodada de testes realizados no desenvolvimento dessa tese, servem de insumo para a construção de um classificador de perfil de usuário, apresentado no capítulo 7.

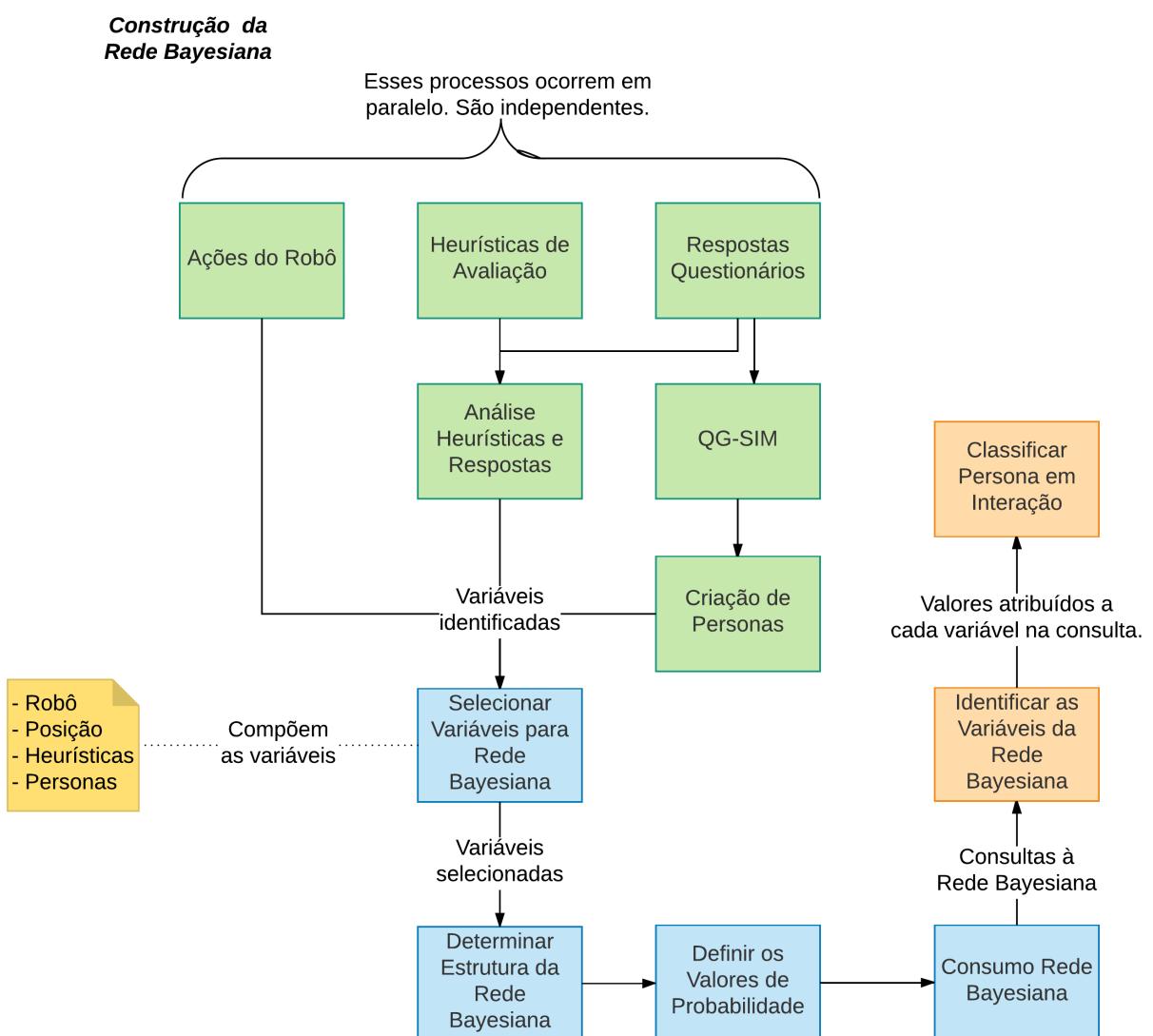
6.10 PROCESSO DE ANÁLISE DAS OBSERVAÇÕES E RESPOSTAS

As informações coletadas através dos questionários e observações, são utilizadas no processo de definição das probabilidades referentes as tabelas condicionais das variáveis aleatórias, que compõem a rede bayesiana. Além disso, auxiliam na contextualização da descrição sobre a Persona que representará os usuários. O processo de análise é feito através da classificação de comportamentos e declarações realizados durante o teste. Essa classificação tem base na ocorrência das informações durante as observações entre os diversos testes que ocorreram. O resultado dessa análise é feito em mais detalhes ao longo do capítulo 7, apresentado a seguir.

7 CLASSIFICADOR BAYESIANO DO USUÁRIO

Após a especificação do projeto de IHR, onde definiu-se as características do ambiente, do robô utilizado e detalhes importantes do projeto como escopo e variáveis analisadas, realizou-se testes de interação para analisar informações que são importantes à criação do classificador do usuário. Este classificador utiliza técnicas bayesianas, mais especificamente, as redes bayesianas para incluir dependência entre as variáveis consideradas no projeto. Por ser um classificador estatístico, ele trabalha com a probabilidade da variável ser causada por um determinado efeito. No caso da tese, é a probabilidade de ser um determinado perfil dado a percepção que o usuário teve sobre as ações do robô. Essa classificação será importante para uma tomada de decisão direcionada ao perfil, durante a interação. Os passos para a criação do classificador são apresentados ao longo dessa seção e estão ilustrados através da figura 12.

Figura 12 – Visão geral do processo de construção do classificador.



Fonte: o autor.

Os primeiros passos para a criação do classificador, blocos definidos na cor verde da figura 12, são as delimitações das variáveis de ações, que o robô executa na interação, a análise das respostas que auxiliaram, junto as heurísticas de avaliação de interface, a determinar novas variáveis ao contexto do robô. E por fim, a criação das Personas com o auxílio do algoritmo de agrupamento de dados QG-SIM. As Personas são as variáveis alvo do processo de classificação do perfil do usuário, já que elas conseguem aderir a um intervalo mais amplo de perfis.

Na sequência, os blocos em azuis, definem-se as variáveis que compõem a rede bayesiana, como foi determinada a estrutura da rede e as tabelas de probabilidades condicionais de cada variável ou nó da rede bayesiana. Depois, é descrito como é realizado a execução dos testes com a rede bayesiana. Finalizado, através de como essa classificação é utilizada durante a interação e o que é necessário realizar para identificar cada variável da rede, blocos em laranja. Inicia-se a definição dos limites das ações do robô na seção 7.1.

7.1 AÇÕES DO ROBÔ

A partir do robô construído para os experimentos (vide seção 6.4), uma série de características consideradas auxiliam na interação social com ser humanos. Com base nos atuadores de interação existentes, foram mapeados as variáveis de ações do robô, que devem possuir seus valores limitados para que simplifique as tabelas de probabilidades condicionais do classificador bayesiano. A tabela 10 apresenta as variáveis e a restrição do domínio de cada uma. Além das variáveis de ações do robô, algumas variáveis do cenário de interação também são consideradas, como o caso da posição e proximidade.

Tabela 10 – 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

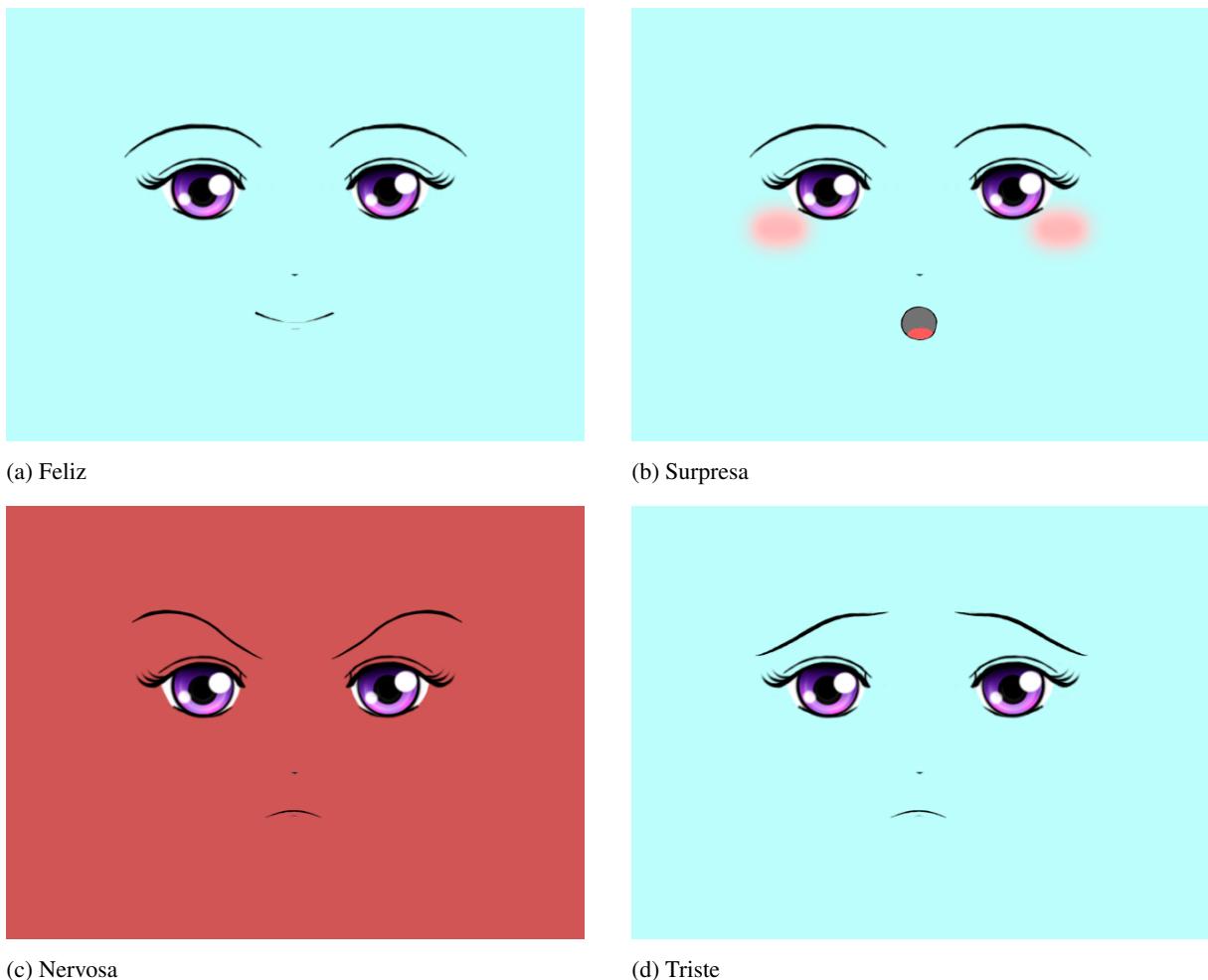
Fonte: O autor.

As variáveis da tabela 10 são importantes, pois auxiliam a determinar o comportamento de reação do perfil do usuário para um mesmo tipo de ação do robô. Por exemplo, se o robô encontra-se próximo da pessoa, entre as zonas Pessoal e Íntima, um gesto com o manipulador

com grande amplitude pode gerar um desconforto maior, do que o mesmo gesto ocorrendo entre as zonas Pública e Social. Outro cenário é a aproximação do manipulador próximo ao rosto do usuário, a reação é positiva ou negativa.

Alguns exemplos sobre os domínios das variáveis podem auxiliar a compreender quais são as ações correspondentes. Um exemplo para estilo de fala educada e autoritária são: “Por favor, poderia me auxiliar a encontrar minha garrafa” e “Encontre minha garrafa”, respectivamente. Para ilustrar o domínio das expressões faciais é apresentada a figura 13.

Figura 13 – Exemplos das faces apresentadas pelo robô.



Fonte: o autor.

Nos exemplos apresentados na figura 13, pode-se definir dentro do domínio da variável as figuras 13a e 13b como expressões amigáveis e as figuras 13c e 13d como não amigáveis, dado os sentimentos que essas expressões representam. O programa que realiza a interação da face do robô foi desenvolvido em HTML e Javascript. Ele encontra-se disponível através do endereço https://github.com/amasiero/robot_face. Com o domínio das variáveis definidos, é necessário preparar as respostas dos questionários para o algoritmo de agrupamento e as heurísticas de avaliação de interface para verificar se elas auxiliam na classificação do perfil.

7.2 PREPARANDO AS RESPOSTA DOS QUESTIONÁRIOS

Cada questionário (pré e pós teste) foi implementado utilizando a ferramenta on-line Google Forms¹. Nessa ferramenta as respostas são armazenadas em planilhas eletrônicas, ficando assim separadas as respostas entre os dois questionários. Os questionários foram apresentados nas seções 6.6 e 6.8. É necessário unificá-los para auxiliar na identificação dos perfis dos usuários. Além disso, o algoritmo de agrupamento trabalha com uma base de dados única. Para fazer esse processo de unificar as bases de dados, criasse um arquivo csv (*comma-separated values*) e uni na mesma linha os registros que possuem o mesmo identificador do questionário pré e pós teste. O arquivo csv gerado serve para realizar análise dos dados e para criação dos grupos de perfis que são responsáveis pela composição das Personas. A composição de Personas representa o conjunto de variáveis que fazem parte do resutaldo nas consultas do classificador bayesiano implementado.

7.3 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 discutidos ao longo da seção 3.3 apresentam modificações das heurísticas de Nielsen para o cenário de interação humano-robô.

Nos questionários pré e pós teste preenchido pelos usuários, notou-se que apontavam no robô a falta ou a presença de características que representavam as heurísticas de avaliação. Cada usuário dava mais atenção a determinadas características, que compunham diferentes perfis de interação. Assim, as heurísticas de avaliação apresentadas pela literatura foram estudadas. A partir desse estudo, verificou-se que as heurísticas mais presentes nos comentários dos usuários, também estavam presentes nas listas contidas na literatura. Dentre as heurísticas que apresentam uma descrição de maior aplicabilidade em robótica social e interação humano-robô estão as heurísticas de Clarkson e Ronald C Arkin (2007) (vide tabela 2).

Nesse momento é realizado a seleção das heurísticas em comum com os comentários dos usuários. Essas heurísticas são transformadas em variáveis que compõem a rede bayesiana, a fim de auxiliar na classificação do perfil do usuário em interação. Com base nas observações e comentários dos testes de interação, mais os estudos da literatura, foi possível identificar as seguintes heurísticas para transformá-las em variáveis que formam o conjunto de classificação do usuário:

- a) Visibilidade do estado do sistema;

¹<https://docs.google.com/forms/u/0/>

- b) Uso de sugestões naturais;
- c) Síntese do sistema e interface;
- d) Ajudar o usuário a reconhecer, diagnosticar, e recuperar de erros.

Cada uma das heurísticas apresentadas na lista acima, foram observadas durante os testes através dos comentários dos participantes. Assim, elas apresentam dependência condicional com os perfis e/ou com as ações do robô. Por exemplo, sobre a questão da visibilidade do estado do sistema (robô), alguns participantes comentaram que o robô poderia sempre informar os próximos passos. Esse comportamento faria com que o participante ficasse mais confortável com o robô pela casa. Sobre a questão da naturalidade dos movimentos e fala, participantes não conseguiram entender os gestos do manipulador, até o que robô falasse algo que complementa os gestos. Isso ocorreu também devido às limitações físicas do manipulador desenvolvido (vide figura 7). Após avaliar as heurísticas de Clarkson e Ronald C Arkin (2007) com os comentários dos usuários, definiu-se o conjunto de heurísticas apresentado acima.

7.4 AGRUPANDO PERFIS COM O ALGORITMO QG-SIM

A partir da base de dados criada com as informações dos questionários, deve-se remover as informações de texto livre, uma vez que o algoritmo não possui um interpretador semântico. Sem o interpretador semântico, não é possível criar um modelo quantitativo para as respostas, onde exista uma significância comparativa.

As informações existentes nos questionários podem ser quantificadas, por exemplo a idade do usuário. A comparação de similaridade entre duas idades pode ocorrer com medidas de distância, por exemplo, a distância euclidiana. Outras medidas também podem ser aplicadas, porém dependerá do tipo de informação e necessidade do projeto (MASIERO, 2013). No caso do agrupamento de perfis desta tese, para informações numéricas, a distância euclidiana é adotada. Ela atende a necessidade do algoritmo e do processo para agrupamento dos perfis.

Variáveis categóricas, ou seja, as variáveis que possuem um valor textual que podem ser separadas em categorias, deve-se realizar um tratamento para quantificá-las. Existem duas opções para quantificar as variáveis categóricas. 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*². 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.

Realizado os procedimentos para quantificar todas as variáveis, a base de dados já pode ser inserida no algoritmo para o processo de agrupamento. Porém, um outro detalhe nos dados

²<http://pandas.pydata.org/>

é importante para evitar o problema de tendência no algoritmo. Cada variável possui uma escala diferente. Essa diferença na escala das variáveis pode gerar as tendências no resultado do algoritmo. Assim, é necessário padronizar os valores numéricos existentes na base dentro da mesma escala. 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 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. O processo de normalização é executado internamente no algoritmo, para evitar esse tipo de problema no agrupamento.

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 parâmetro de entrada para auxiliar na construção dos grupos. Esse parâmetro é chamado de valor de similaridade. O valor de similaridade atende um intervalo de 0.0 até 1.0, sendo 0.0 sem similaridade e 1.0 com total similaridade. O nome dado a esse parâmetro é valor Q. O valor Q determina quais perfis pertencerão ao mesmo grupo (MASIERO, 2013).

O QG-SIM tem um diferencial dos demais algoritmos que auxilia na construção de Personas. Ao realizar o processo de agrupamento, o QG-SIM garante que a similaridade mínima entre todos os elementos do grupo é igual ao informado no valor Q. Esse comportamento garante uma homogeneidade entre os perfis agrupados, auxiliando no alcance das Personas construídas ao maior número de pessoas (MASIERO, 2013).

A execução foi realizada com três valores Q diferentes, 0.6, 0.7 e 0.8. Após cada execução é verificado como foi realizado o agrupamento, para que não existam grupos muito generalizados e nem grupos muito especializados. Para o valor $Q = 0.6$, foram encontrados 3 grupos, dois grupos com 1 pessoa cada e um grupo contendo os demais perfis. Ficou muito generalizado. O próximo valor testado foi de $Q = 0.8$. Nesse caso, o resultado foi muito específico, pois houve 9 grupos sendo grande parte com 1 ou 2 perfis e poucos grupos com 5 perfis. O

valor intermediário $Q = 0.7$, apresentou um comportamento melhor onde encontrou 5 grupos. 2 grupos com 1 perfil cada, 1 grupo com 7, outro com 9 e o maior com 21. Alguns fatores, como idade, redes sociais, contato com robôs, entre outros foram determinantes para esse resultado. Detalhes sobre cada grupo é apresentado no capítulo 9. Agora que os grupos estão definidos, deve-se criar as Personas que representam cada um deles. A criação das Personas é apresentada na seção 7.5, a seguir.

7.5 CRIAÇÃO DAS PERSONAS

Assim que os grupos são definidos, utiliza-se medidas de tendência central para obter um valor comum ao grupo para cada variável utilizada pelo QG-SIM durante o agrupamento dos perfis. As medidas de dispersão mais comuns são: média, mediana e moda. A aplicação de cada uma depende do tipo de informação que contém nas variáveis da base de dados. Informações numéricas, por exemplo, podem ser utilizadas medidas como a média ou a mediana. Para dados categóricos, o mais indicado é que utilizem a medida de tendência central moda, pois ela identifica o valor pela opção mais frequente nas respostas (MASIERO, 2013).

Os valores obtidos em cada uma das variáveis auxiliam no processo de construção da Persona. Elas são responsáveis pela definição dos valores sobre idade, o uso de óculos, tipo do cabelo, gênero, e outras informações que caracterizam o perfil. Nesse momento, as características que constroem as Personas estão definidas. O próximo passo é construir as experiências da Persona, descrever comportamentos e experiências de vida dela. Para isso, utiliza-se as informações de texto livres preenchidas nos questionários. São realizadas análises sobre as respostas e identifica os pontos em comum entre os perfis do grupo. Os pontos em comum são utilizados como base para construir a história da Persona. A história da Persona deve trazer características importantes ao modo como ela interage com o sistema, no caso o robô. As Personas são importantes, pois garantem que uma ampla quantidade de perfis seja contemplado em cada uma delas. Elas auxiliam na generalização dos processos para definir as interações entre os perfis.

Cinco Personas foram construídas. Essas são apresentadas nas tabelas 11, 12, 13, 14 e 15, a seguir.

As Personas apresentadas nas tabelas 11, 12, 13, 14, 15 ajudaram na definição das independências condicionais entre as variáveis 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 9.

7.6 SELECIONANDO E ESTRUTURANDO VARIÁVEIS COMO REDE BAYESIANA

Neste momento todos os passos necessários para identificar as Personas, ações do robô e as necessidades do projeto foram realizados. As últimas variáveis selecionadas para compor a rede bayesiana para classificação do perfil do usuário, representado pela Persona, são as com-

Tabela 11 – 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 soridente. 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.

portamentais. As variáveis comportamentais neste ponto estão ligadas as possíveis experiências que o usuário pode sentir na interação. Dentre as variáveis apresentadas na seção 6.1.2 são selecionadas as variáveis conforto e medo. As duas variáveis conseguem representar grande parte das demais variáveis comportamentais apresentadas. Neste momento, a forma de identificar as variáveis de conforto e medo, é através da declaração do usuário durante o teste e também nas respostas do questionário pós teste. A partir desse ponto, têm-se todas as variáveis definidas e é necessário definir a estrutura da rede bayesiana. Na sequência será apresentado cada conjunto de nós e suas dependências condicionais para a criação da estrutura da rede bayesiana de classificação, dado as especificações do projeto de IHR apresentado no capítulo 6.

Os nós raízes da rede bayesiana são compostos pelas 5 Personas apresentadas na seção 7.5. Elas são escolhidas como raiz por que representam os perfis de usuários que devem ser classificados durante a aproximação do robô. A probabilidade do usuário em interação ser

Tabela 12 – 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.

ou não aquela Persona é determinada, pela quantidade de pessoas que pertencem ao grupo encontrado pelo QG-SIM. Como são nós raízes, não existem nenhuma evidência para compor seu valor de probabilidade, apenas a quantidade de pessoas de cada grupo. 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 13 – 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 digitais, 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 seu interação seja toda por comando de voz.</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 variáveis criadas a partir das heurísticas de IHR, das ações do robô e também do contexto de uso e ambiente de teste. As independências condicionais entre cada nó foi observado pelos comentários de cada usuário durante os testes. O processo de criação dos nós é detalhado na sequência. A inclusão dos nós é feita com base nas variáveis apresentadas na tabela 10.

O nó Proximidade 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

Tabela 14 – 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, concetradas 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.

(longe). A dependência condicional foi aplicada de acordo com a declaração 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.

$$P(\text{proximidade} | \text{joaquim, alfredo, danielo}) \quad (20)$$

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.

$$P(\text{posicao} | \text{joaquim, maria_eduarda, alfredo, danielo, manuel}) \quad (21)$$

As 4 próximas variáveis aleatórias descritas são referentes a ações do robô. Todos 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),

Tabela 15 – 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 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.

Gestos (equação 23), Estilo da Fala (equação 24) e Velocidade (equação 25). Seus respectivos domínios estão descritos na tabela 10.

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

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

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

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

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, $\{toque, \neg toque\}$.

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

Cada heurística apontada na seção 7.3 gerou um nó que representa uma variável aleatória da rede bayesiana. Todas as heurísticas utilizadas, possuem relação com os comportamentos do robô durante os testes de interação e também com as informações feitas 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_robo* (equação 27);
- b) Uso de sugestões naturais - *natural* (equação 28);
- c) Síntese do sistema e interface - *sintese* (equação 29);
- d) Ajudar o usuário a reconhecer, diagnosticar, e recuperar de erros - *ajudar* (equação 30).

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

$$P(\text{natural} | \text{fala}, \text{gestos}) \quad (28)$$

$$P(\text{sintese} | \text{fala}) \quad (29)$$

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

Por fim, são definidas 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.

$$P(\text{conforto} | \text{proximidade}, \text{face}, \text{estado_robo}, \text{natural}, \text{sintese}) \quad (31)$$

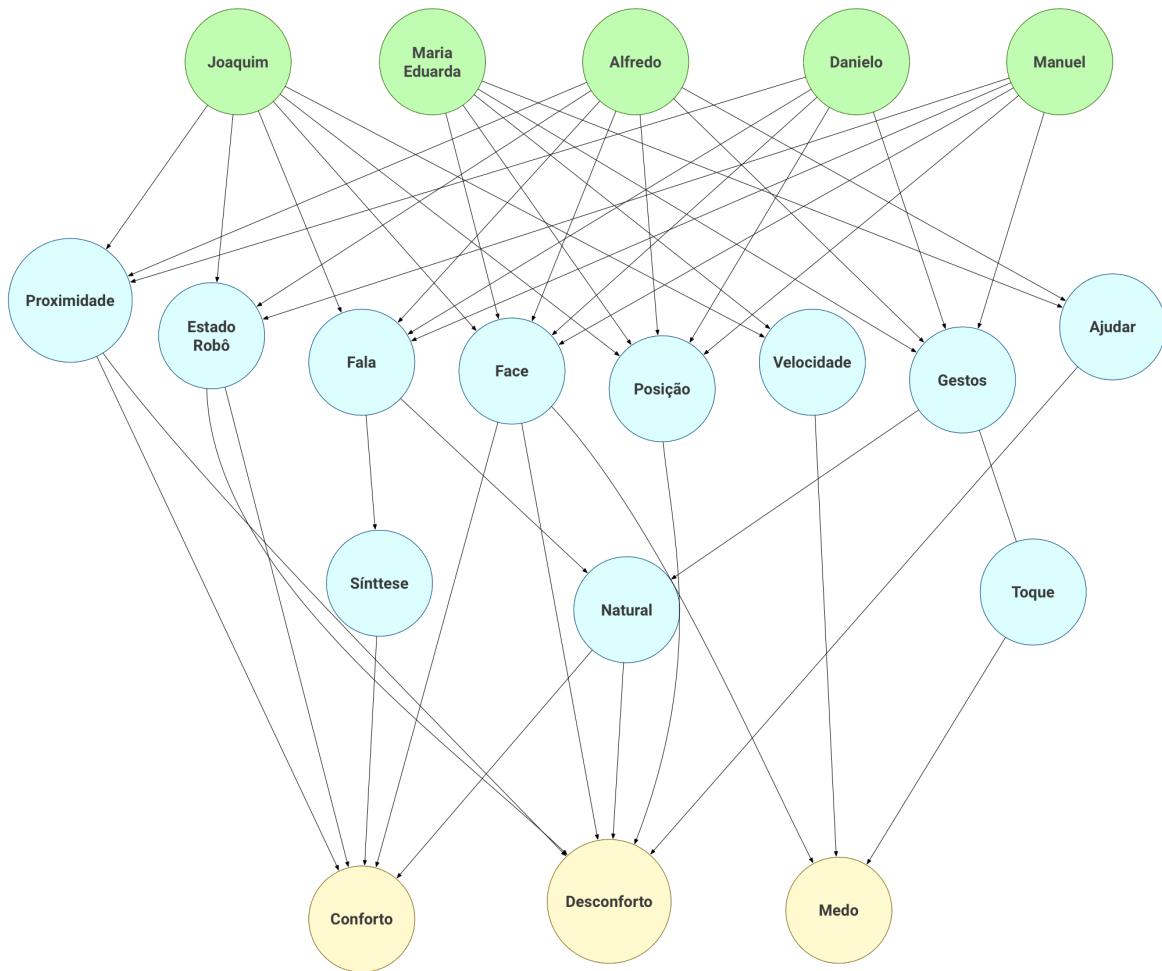
$$P(\text{desconforto} | \text{posicao}, \text{face}, \text{estado_robo}, \text{ajudar}, \text{natural}) \quad (32)$$

$$P(\text{medo} | \text{velocidade}, \text{face}, \text{toque}) \quad (33)$$

As variáveis conforto e desconforto estão separadas, pois em alguns casos existiram pequenas diferenças que em uma mesma ação do robô, 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 (vide capítulo 9).

A figura 14 apresenta a estrutura completa da rede bayesiana criada ao longo dessa seção.

Figura 14 – Rede bayesiana construída para auxiliar no diagnóstico e avaliação da experiência do usuário na interação com o robô.



Fonte: Autor.

A rede bayesiana da figura 14 funciona da seguinte maneira, são fixados os valores de evidência nos nós folha (amarelos) e nos nós internos (azuis). Com base nas evidências apresentadas, a rede responde a probabilidade de ser cada uma das Personas que compõem os nós raízes (verdes). A partir da classificação é possível identificar qual o perfil do usuário, em interação com o robô. 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. 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. Porém nas seções a seguir são apresentados os passos para definir os valores de probabilidades condicionais, consumir, extrair conhecimento e evoluir o classificador a partir da base apresentada nessa seção.

7.7 DEFININDO OS VALORES DE PROBABILIDADES CONDICIONAIS

Com a estrutura da rede bayesiana definida, antes de utilizá-la para classificar as Personas, é necessário definir as tabelas com os valores das probabilidades condicionais para cada variável. Para construir as tabelas de probabilidades condicionais (TPC), é feito a análise das respostas nos questionários e sobre as anotações realizados durante o teste de interação. Durante o processo de análise é identificado a frequência dos eventos que envolvem cada variável. Nesse momento conseguimos estipular o valor de cada uma das variáveis, como por exemplo, a Persona Danielo representa 1 participante de 39 no total. Sendo assim, a probabilidade de ser ele é de 2,56%. O seu complemento deve somar uma probabilidade total de 100%. No caso a probabilidade de não ser a Persona Danielo é de 97,44%. Para nós sem dependência condicional, como no caso das Personas, esse cálculo é mais concreto. Contudo, quando mais profundo o nó na rede bayesiana, e mais condicionado a outras variáveis, o cálculo para conseguir definir as probabilidades em 100% torna-se mais complicado de atingir.

Então, a partir da contabilidade dos eventos utilizam-se as equações de teoria de probabilidade apresentadas ao longo da seção 5.2. Todos os valores devem ser normalizados para manter a somatória das probabilidades igual a 1, ou seja, igual a 100%. A partir do cálculo é possível determinar os valores de consultas e utilizar a rede bayesiana para sua classificação. Dependendo da frequência encontrada, após a normalização a diferença pode ser pequena, principalmente pelo número de variáveis condicionais existentes. Esse problema pode ser solucionado através de mais experimentos e um refinamento da TPC. Os valores de probabilidades condicionais de cada variável são apresentados no apêndice A dessa tese. Na sequência, o processo de consumo da rede bayesiana é descrito para auxiliar na classificação do perfil do usuário como Persona.

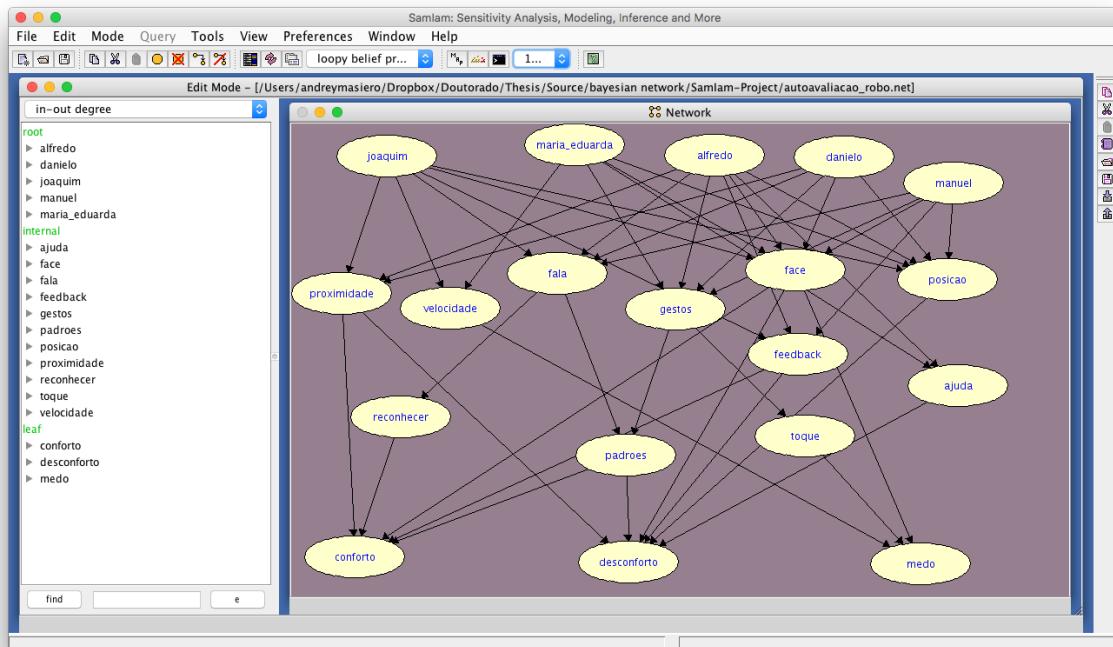
7.8 EXECUTANDO A CLASSIFICAÇÃO DA PERSONA

Para classificar a Persona, é necessário implementar o cálculo das probabilidades condicionais no robô. Com a implementação concluída é realizado a interação do robô, onde é capturado as evidências das variáveis que auxiliam a determinar os valores de cada variável da camada interna e também da camada folha da rede bayesiana.

O resultado a partir das evidências identificadas durante a interação, é a probabilidade de cada Persona ser enquadrada pelo perfil daquele usuário. Para definir a Persona, deve-se identificar qual delas têm a maior probabilidade de ser classificada como similar ao perfil do usuário. Nessa tese, para efeito de visualização da rede bayesiana, utilizou-se um programa chamado SamIam³. Ele é capaz de criar e executar uma rede bayesiana através de uma interface visual, facilitando identificar o comportamento dela. A figura 15 apresenta a interface do programa SamIam.

³<http://reasoning.cs.ucla.edu/samiam/>

Figura 15 – Rede bayesiana implementada no programa SamIam.



Fonte: Autor.

Na figura 15 é apresentado a implementação da rede bayesiana estrutura na figura 14. Nele é possível monitorar as variáveis que representam as Personas e, ao alterar os valores das variáveis de evidência e saber qual o perfil com maior probabilidade. A identificação das variáveis é discutida na seção 7.9, a seguir.

7.9 IDENTIFICANDO AS VARIÁVEIS DE INTERAÇÃO

As variáveis referentes as Personas são dadas a partir da consulta a rede bayesiana. As demais variáveis são capturadas por outras fontes de informação. As variáveis de ações do robô e heurísticas, são capturadas a partir do comportamento programado para realizar a tarefa. A variável proximidade é capturada através dos sensores de distância como Microsoft® Kinect® e o *laser* Hokuyo URG-04. O primeiro é possível rastrear o esqueleto virtual do usuário e determinar a distância através de uma transformada geométrica. O segundo mensura a distância de qualquer objeto na direção da base do robô. Assim, é possível verificar a distância dos pés dos usuário.

A variável sobre a posição do usuário é também capturada através do sensor de movimento e distância Microsoft® Kinect®. A partir das informações retornadas do esqueleto virtual, comparando a altura das articulações do joelho, com o quadril da pessoa. Por fim, as variáveis comportamentais devem ser capturadas. As variáveis comportamentais que foram consideradas na construção da rede bayesiana foram: conforto, desconforto e medo. Nessa tese,

as variáveis comportamentais foram capturadas pela declaração do usuário, onde ele informava o que estava sentido com o robô e essa informação era inserida manualmente no mecanismo de classificação. Contudo, essas informações podem ser capturadas automaticamente. Para isso, é necessário definir como são identificados cada variável comportamental e criar componentes capazes de detectá-las.

Com todos os componentes para identificar as variáveis existentes na rede bayesiana, basta realizar a consulta a partir da evidência sobre o que ocorreu na interação. Assim, a classificação do usuário é realizada e o robô pode efetuar uma adaptação de suas ações na interação. A adaptação das ações do robô são discutidas a seguir, na seção 7.10

7.10 ADAPTANDO AS AÇÕES DO ROBÔ DE ACORDO COM A PERSONA

Após a execução da consulta na rede bayesiana, as Personas que possuem probabilidade de serem similar ao perfil do usuário são identificadas. O sistema deve selecionar a Persona que possui a maior probabilidade de ser o perfil, para seguir a adaptação das ações do robô. Com a Persona identificada, é importante acionar um mecanismo de tomada de decisão que controla as ações do robô de maneira a aumentar o conforto da pessoa na interação e diminuir o desconforto e o medo. Existem diversas técnicas que podem ser aplicadas nesse passo, por exemplo, Árvores de Decisão, Raciocínio Baseado em Casos, Aprendizado por Reforço, métodos probabilísticos, entre outros. Contudo, a adaptação das ações do robô através de mecanismos de tomada de decisão, não fazem parte do escopo desta tese. No capítulo 8 é apresentado os passos para evoluir o classificador e também o projeto de IHR apresentados até o momento.

8 EVOLUINDO O PROJETO DE IHR E O CLASSIFICADOR

Com o classificador bayesiano de perfil do usuário pronto, o projeto está encontra-se completo para uso. Contudo, o projeto apresentado por essa tese é iterativo e pode evoluir a cada ciclo de interação e análises. Cada passo do projeto, apresentado nos capítulos 6 e 7, produzem conhecimentos que alimentam o projeto, fazendo com que haja sua evolução. Nesse capítulo são apresentados os pontos de conhecimento do projeto de interação humano-robô. Cada ponto desse é debatido e apresenta-se o que gera de contribuição para o projeto. Isso deve ocorrer tanto em novos projetos, quanto em projetos já em andamento de maneira que possam ser aprimorados para outras aplicações. A sequência da análise manterá a ordem apresentada entre os capítulos 6 e 7.

8.1 CONTEXTO DE USO

O contexto de uso é um dos pilares do projeto de interação humano-robô apresentado nessa tese. Ele delimita as tomadas de decisão do projeto, pois é o ponto chave que determina o objetivo da interação. Dessa maneira, esse é o passo do projeto que pode sofrer maiores alterações e motivar mudanças consideráveis nos demais passos do ciclo.

Para que seja feita uma alteração no contexto de uso, é necessário identificar os pontos chaves da tarefa de interação e do contexto da aplicação. A partir da identificação desses pontos, é realizado a descrição do cenário de interação, estipular o escopo e seguir o processo de implementação, alterando os pontos necessários.

Outra maneira de evoluir o contexto de uso, é adicionar pequenos passos a cada interação. Por exemplo, no contexto de uso da figura 5 o robô apenas procura pelo objeto e não encontra. Em uma nova iteração de testes, ele pode encontrar o objeto e levá-lo até a pessoa para que ela fique com o ele. É uma pequena mudança no contexto de uso, porém pode gerar novas possibilidades de interação entre humano e robô. Novas possibilidades podem gerar novos comportamentos e percepções que irão auxiliar o robô a identificar melhor o perfil do usuário que interage com ele.

O contexto de uso apresentado na seção 6.2 pode ser aplicado em alguns cenários de tarefas domésticas e que envolvam um interação social em residência. Um outro contexto de uso que pode ser explorado é o de fábricas ou hospitalais.

8.2 VARIÁVEIS DO PROJETO

Dado o contexto de uso, é necessário verificar se todas as variáveis apresentadas na seção 6.1 atendem adequadamente. Caso a resposta seja negativa, o primeiro passo é identificar qual classe de variável não está adequada, ou falta informação. Dentre as classes mapeadas nesta tese temos as variáveis etnográficas (vide seção 6.1.1), variáveis comportamentais (vide

seção 6.1.2), variáveis do robô (vide seção 6.1.3) e ação do robô (vide seção 6.1.4). Ao identificar as variáveis que não atendem, recomenda-se adicionar na lista para outros projetos e contextos de uso.

A lista de variáveis encontradas no projeto, podem ser utilizadas para capturar novas informações a fim de identificar melhor os usuários durante a classificação. Dessa maneira, a tomada de decisão poderá ter maior acurácia durante o processo. As variáveis do robô são as mais suscetíveis a mudança, pois dependerá muito do *hardware* utilizado na construção do robô. As variáveis também podem auxiliar no mecanismo de tomada de decisão, para auxiliar na adaptação das ações do robô. A cada iteração do ciclo de vida do projeto de interação humano-robô, uma nova variável pode ser adicionada com o intuito de melhorar a percepção que o robô tem do ambiente, e sua capacidade de executar as tarefas e interagir.

8.3 PROJETO INTERAÇÃO HUMANO-ROBÔ

Como todo projeto de *software*, um robô também tem funcionalidades, requisitos de tarefas, novos *hardwares*, entre outras coisas. Dessa maneira, o gerenciamento de mudanças do projeto é necessário. Para que o gerenciamento seja realizado, cada iteração de evolução do projeto deve ser feita seguindo algumas práticas de gerenciamento de projeto de *software*. O primeiro passo, é analisar quais são as novas funcionalidades que devem ser inseridas no robô. Cada nova funcionalidade, deve estar de acordo com as demais e não pode gerar nenhum problema nas existentes. Os problemas tratados nesse ponto são referentes a deixar de executar as funcionalidades já existentes. Não pode ocorrer uma quebra de funcionamento do robô ao adicionar uma nova função.

Por exemplo, adicionar um controle de impedância no manipulador do robô, para que não exerça uma força que machuque o ser humano. A adição dos controle de impedância, não pode afetar o controle de movimento do manipulador do robô. Nesse caso, uma análise de risco e impacto deve ser utilizada, validando a viabilidade de execução da inclusão dessa nova funcionalidade. Após isso, as implementações e testes funcionais devem ocorrer para validar não só a nova, mas todas as funcionalidades já existentes.

Caso necessário a equipe do projeto, testes unitários podem ser implementados. Uma sequência de testes funcionais a nível de *hardware* para verificar o robô toda vez que uma nova versão é entregue em seu sistema. Além dos testes, metodologias ágeis podem ser utilizadas para uma construção incremental de novos pontos e funcionalidades do projeto.

8.4 ROBÔ

Conforme é realizada a mudança do contexto de uso, novas funcionalidades no projeto e novos *hardware* são inseridos, o robô precisa de ajustes. Os ajustes devem ser feitos de acordo com as novas inclusões do projeto. Caso seja apenas uma nova tarefa, uma nova implementação

no *software* pode contemplar essa demanda. Para novos *hardware* alguns cuidados devem ser tomados, pois projetos mecânicos, eletrônicos e de *software* pode ser necessários para atingir o objetivo. Em casos mais extremos, um novo projeto de robô inteiro pode ser considerado. Contudo, para o contexto de uso em cenários domésticos um robô com as mesmas características que o apresentado nessa tese atende grande parte dos objetivos.

Um outro ponto relevante é a manutenção corretiva do robô. Manter todo o projeto como componentes independentes que conversam entre si, auxiliou na instalação de componentes substitutivos. Então, como novas versões do *hardware* podem aparecer no mercado, a evolução do robô também é considerada na atualização do equipamento.

8.5 PERSONAS

Personas são capazes de considerar um grande número de usuários. Dessa maneira, a criação de novas Personas não deve ser frequente. Contudo, assim como o ser humano, uma Persona também pode nascer, evoluir e morrer, de acordo com a evolução do público alvo do projeto. Caso haja a necessidade, pois existem muitos novos perfis que não se enquadram na classificação, o processo de criação deve ser realizado. Para isso, novos questionários com os perfis não reconhecidos pelo classificador e uma nova sequência de testes devem ser feitos. Depois o algoritmo de agrupamento é executado para encontrar novos grupos. Esse novos grupos passam pelo processo de definição da Personas apresentado na seção 7.5. A partir desse momento, a Persona está pronta para ser inserida no classificador como um novo nó raiz. Ao inseri-la, deve-se trabalhar com todos os passos para definir as probabilidades e dependências condicionais, dentro da rede bayesiana.

8.6 REDE BAYESIANA

Em caso de novas variáveis adicionadas na rede bayesiana, é necessário incluí-las na estrutura de maneira que minimize o número de probabilidades a serem calculadas. E ao mesmo tempo, maximize a classificação da Persona. Após a inserção, com as conexões devidamente realizadas, são calculadas as probabilidades para aquela nova variável. As probabilidades devem ser ajustadas nesse momento, de acordo com a experiência da equipe através dos testes e anotações feitas durante a interação entre o robô e o ser humano. O ajuste das probabilidades também pode ser feito a partir de um algoritmo de aprendizado. O algoritmo de aprendizado não foi abordado na tese, pois exige uma pesquisa dedicada a criação de um modelo bayesiano para o problema abordado, porém é um dos pontos de evolução entre os ciclos de iteração do projeto de interação humano-robô.

8.7 IDENTIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS E ADAPTAÇÃO DAS AÇÕES DO ROBÔ

Por fim, cada variável existente na rede bayesiana deve tornar-se um componente que torne o seu reconhecimento mais flexível e melhor aplicado no contexto de uso. Assim, a equipe que aplicará essa rede bayesiana como classificador de perfil do usuário, pode melhor adaptar a captura de informação de acordo com o projeto e objetivo.

Do mesmo jeito que as variáveis, o mecanismo de tomada de decisão para adaptação das ações do robô, também precisam ser mantidos como componentes independentes. Assim, é possível compor pequenas tarefas em uma tarefa mais complexa, por exemplo, controle do manipulador, fala, expressão facial do robô e navegação compostos no cenário do contexto de uso da figura 5.

9 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Ao total foram realizados 55 testes com usuários interagindo com o robô em ambiente doméstico. Os testes ocorreram de acordo com o cenário do contexto de uso apresentado na figura 5. Os perfis foram selecionados de acordo com o publicado no projeto enviado ao comitê de ética sobre o registro CAAE: 70057117.0.0000.5508. Os participantes são jovens e adultos com idade entre 18 e 60 anos. Dos 55 participantes, 39 foram selecionados para realizar o teste inicial que foi base para criação do classificador bayesiano. Outros 16 são utilizados para validação e mensurar o acerto do classificador. A tabela 16 apresenta as informações básicas sobre os usuários selecionados para realizar os testes iniciais.

A tabela 16 apresenta as informações declaradas sobre todos os participantes do teste de para 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. As informações apresentadas na tabela 16 são referentes as características etnográficas e algumas tem relação ao comportamento do usuário, como no caso de feição e se o usuário é sociável. Elas auxiliam na construção do perfil etnográfico do usuário. Todas essas informações obtidas através do questionário pré experimento são confrontadas com as informações do pós para análise.

Durante os testes iniciais, com os 39 participantes, o foco foi entender como eles se sentiam em um cenário de interação doméstico enquanto o robô se aproximava e executava algumas ações. O sentimento durante a interação foi traduzido em conforto e medo, através do questionário pós teste. Confrontando algumas informações, foram gerados alguns gráficos que auxiliam na visualização do perfil dos usuários que participaram do teste.

A figura 16 apresenta a relação das informações sobre gênero dos participantes e o quanto se sentiram confortáveis na interação com o robô sendo o menor valor para totalmente desconfortável e o maior totalmente confortável.

Pode-se observar na figura 16 que houve um equilíbrio entre os gêneros com relação ao conforto na aproximação do robô. Na média os homens ficaram 8.25 confortável na escala Likert, com o desvio padrão de 1.9933. As mulheres tiveram a média 8.9 e o desvio padrão em 2.0224. Isso ocorreu em grande parte devido a exibição das expressões faciais do robô, de acordo com o observado durante os testes pelo especialista e conferência dos vídeos gravados durante a seção. Os participantes do gênero feminino acolheram o robô como uma criança ou pessoa meiga se aproximando dela, conforme comentado em entrevista após os testes pelos participantes do gênero. Outra variável que é comparada é a idade dos participantes com o nível de conforto, apresentado na figura 17.

Dois participantes apresentaram um nível de desconforto, mais elevado que os demais participantes, na aproximação do robô. Um participante apresentou a idade de 20 anos e ou-

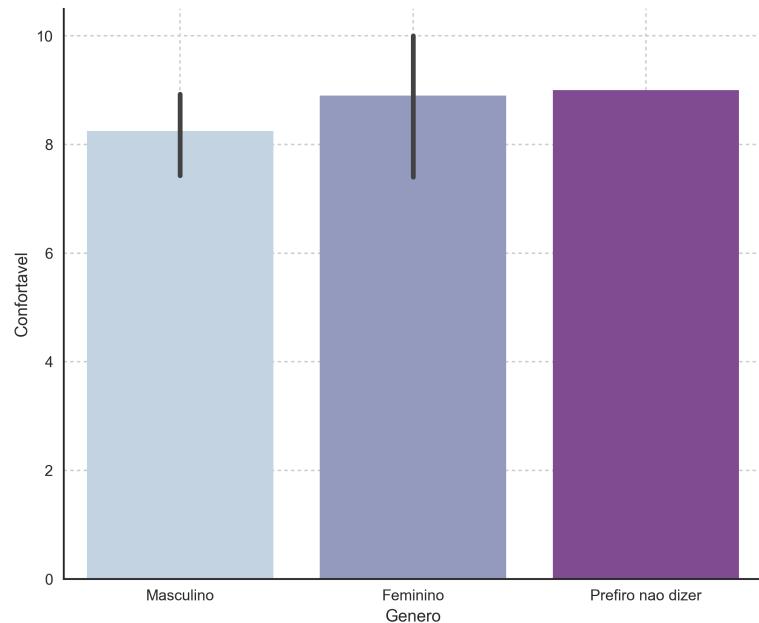
Tabela 16 – Perfis dos 39 usuários que realizaram o teste inicial.

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.

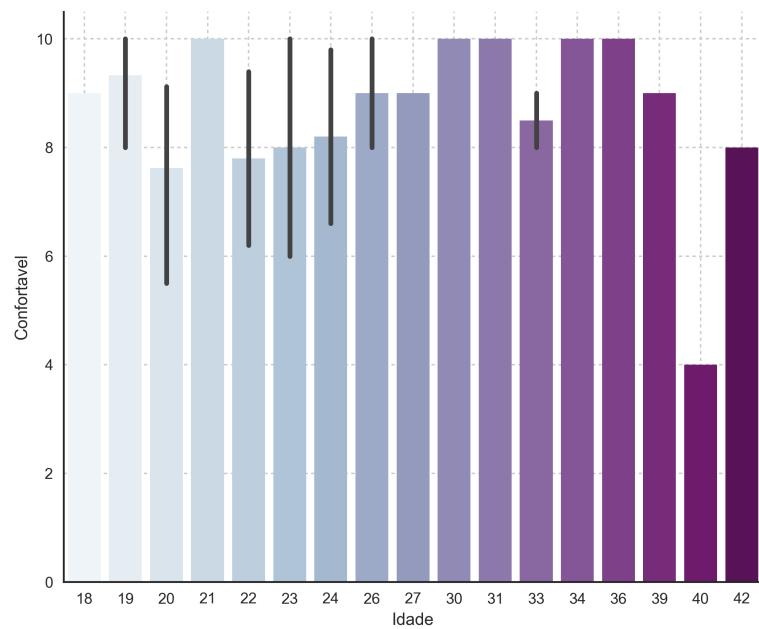
tro de 40 anos. Foram os que ficaram mais desconfortáveis com o robô, como observado na figura 17. Os demais demonstraram-se confortáveis com o robô na aproximação.

Figura 16 – Conforto por gênero.



Fonte: O autor.

Figura 17 – Conforto por idade.

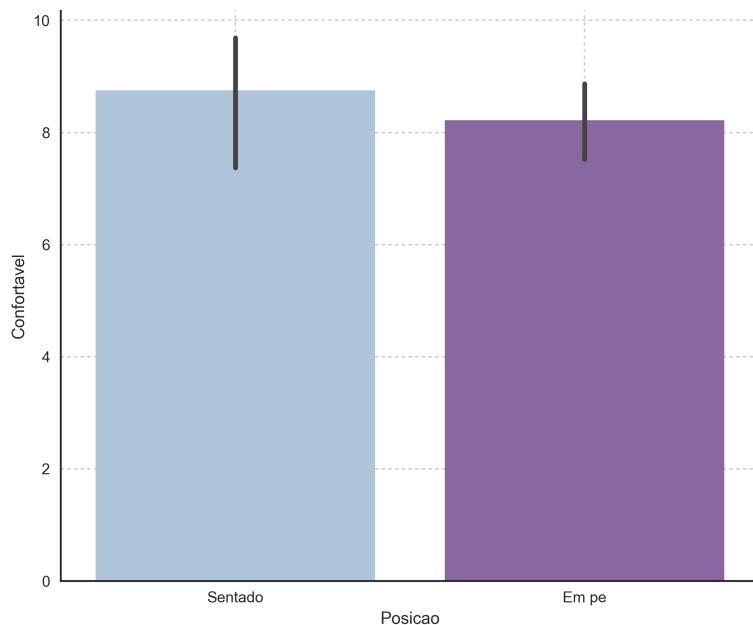


Fonte: O autor.

Na figura 18 é apresentada a relação entre o conforto do participante e a posição dele durante a interação, sentado ou em pé.

É observado na figura 18 o oposto observado na competição da RoboCup@Home. Na competição, as pessoas sentadas sentiram-se com maior desconforto. Nos testes, as pessoas

Figura 18 – Conforto por posição de interação.



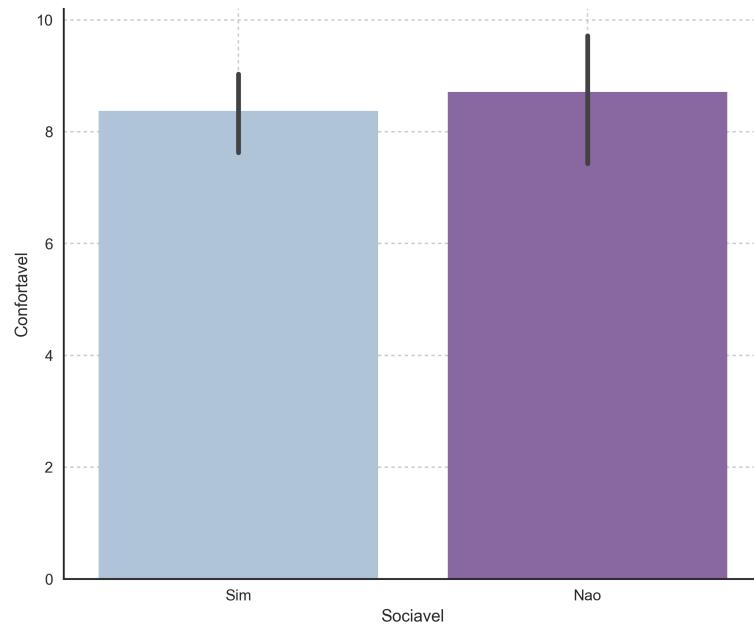
Fonte: O autor.

que estavam sentadas durante a interação com o robô sentiram-se mais confortáveis do que as pessoas que estavam em pé. Na média as pessoas em pé apresentaram um grau de conforto igual a 8.2174 e desvio padrão de 1.6407. Já as pessoas sentadas mantiveram uma média de 8.75 de grau de conforto, com desvio padrão 2.3848. Esse fenômeno ocorreu, pois o robô tocou no braço e barriga de alguns participantes que estavam em pé quando esticou o manipulador para chamar a atenção deles. O fenômeno do toque é um ponto de atenção que deve ser tratado em uma nova iteração do ciclo de desenvolvimento do projeto, como uma futura evolução no controle do manipulador. Por último, é apresentado na figura 19 o nível de conforto dos participantes, dado a sua declaração de sociável ou não.

Nessa análise feita através da figura 19, as pessoas declaradas como não sociáveis, foram as pessoas que mais se sentiram confortáveis durante toda a aproximação do robô. Na média uma pessoa sociável apresentou um grau de conforto de 8.375, com desvio padrão de 2.0729. Já a pessoa não sociável apresentou 8.7143 na média, com desvio padrão de 1.5779. É um ponto interessante, pois se observar, as pessoas sociáveis deveriam estar mais confortável e abertas a novas experiências.

Algumas situações durante o cenário de interação causaram medo, como por exemplo, o manipulador tocado o participante. E na mesma situação, o usuário ficou confortável ao ver a expressão facial amigável do robô, esboçando um sorriso. Assim, a mesma análise para o conforto do usuário, foi realizada para a declaração de medo. Na escala da pergunta sobre medo do robô, o menor valor corresponde a totalmente com medo (valor 0 da escala) e o maior

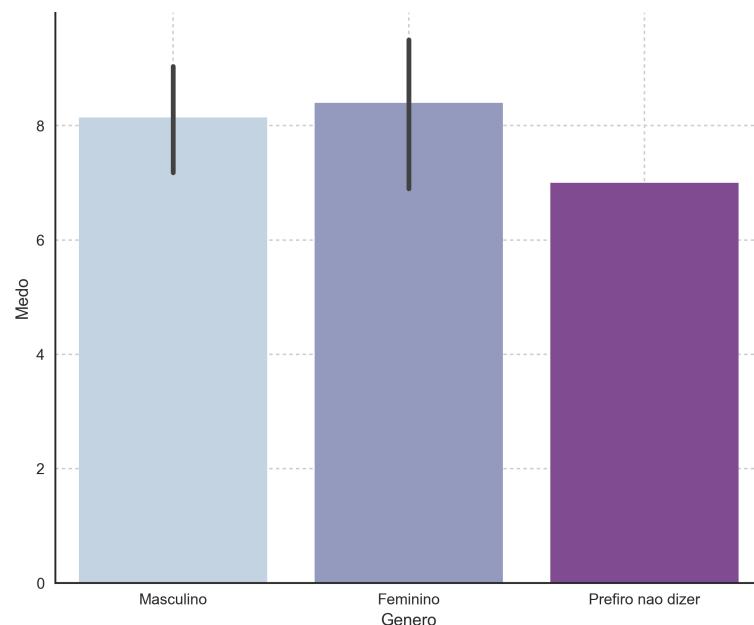
Figura 19 – Conforto por declaração de sociável.



Fonte: O autor.

corresponde a totalmente sem medo (valor 10 da escala). A figura 20 apresenta a relação entre o medo e o gênero do participante.

Figura 20 – Medo por gênero.

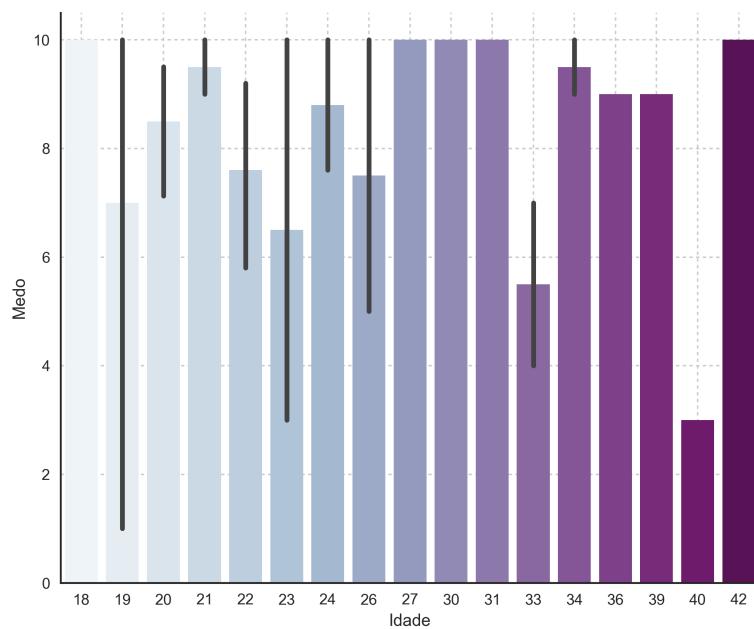


Fonte: O autor.

Para a relação de medo e gênero, o que observa-se na figura 20 é que o gênero feminino sentiu menos medo. Porém, a diferença não foi tão grande assim. Na média as mulheres

tiveram 8.4 graus, com desvio padrão de 2.1071. Enquanto isso, os homens ficaram com a média de 8.1429, desvio padrão de 2.6010. Era esperado este resultado, devido as observações sobre o conforto do usuário, apesar dessa relação nem sempre ser diretamente proporcional. Na sequência é feita a análise com base na relação medo e idade, demonstrada na figura 21.

Figura 21 – Medo por idade.



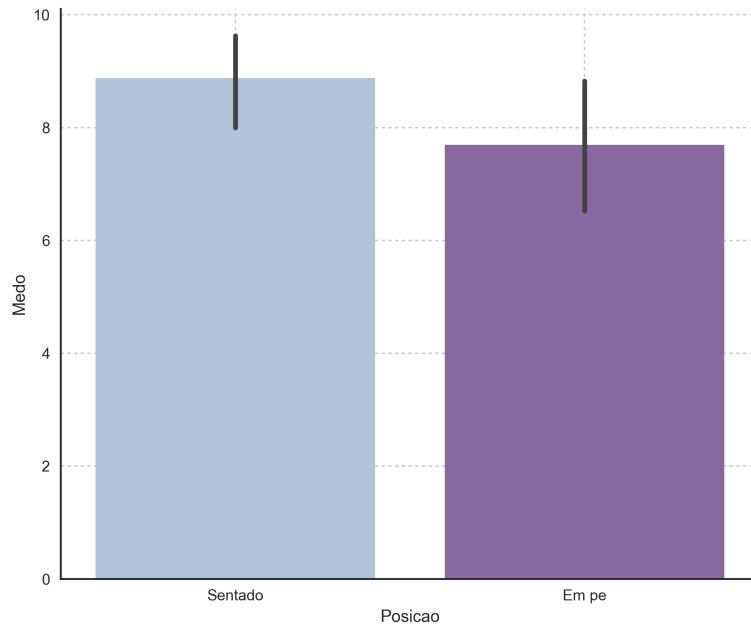
Fonte: O autor.

Um participante na faixa etária de 40 anos, apresentou o maior índice de medo, conforme figura 21. Os participantes com 19 anos também apresentam um índice baixo, que indica medo do participante. Isso ocorreu, 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 barulho, devido ao novo conjunto de rodas omnidirecionais.

A figura 22 compara a relação do medo declarado do usuário contra a posição dele durante a navegação do robô.

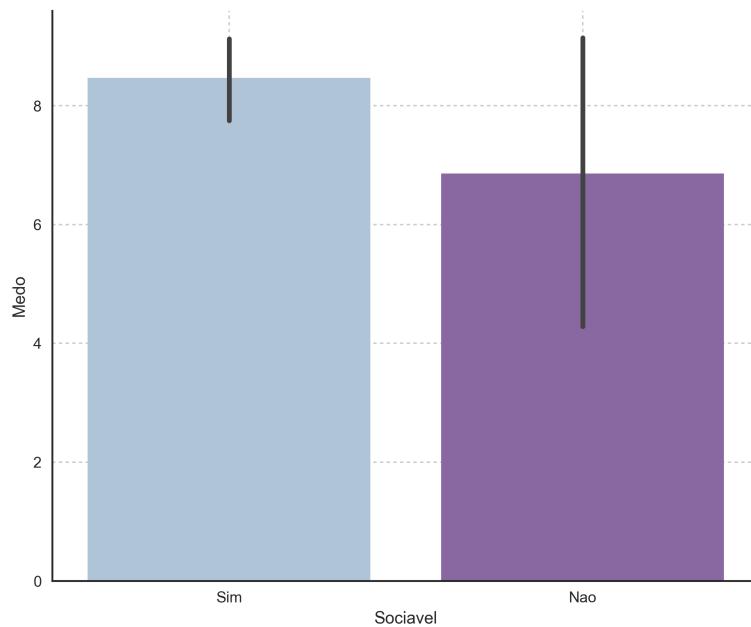
Assim como em relação ao conforto do usuário, os participantes que sentiram mais medo do robô estavam em pé. Os participantes sentados apresentaram uma média de 8.8750, com desvio padrão de 1.6910. Comparando, os participantes em pé tiveram 7.6957 de média e um desvio padrão de 2.7731. O manipulador 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, sem nenhum aviso prévio. As pessoas mais sociáveis sentiram menos medo que as menos sociáveis, como apresenta na figura 23. Na média as pessoas sociáveis apresentam 8.4688 contra 6.8571 das pessoas não sociáveis. Os desvios padrão apresentaram os valores 2.0461 e 3.5225, respectivamente.

Figura 22 – Medo por posição de interação.



Fonte: O autor.

Figura 23 – Medo por declaração de sociável.



Fonte: O autor.

Após as análises gerais sobre as informações coletadas, é realizado o processo para obter os grupos de perfis de usuários, conforme seção 7.5. Para obter os grupos de perfis, utilizou-se o algoritmo de agrupamento por similaridade QG-SIM. Foram testados três valores Q, que determinam a similaridade mínima do grupo, para determinar os grupos. Os valores utilizados

foram 0.6, 0.7 e 0.8. O valor 0.6 resultou em 3 grupos, porém um dos grupos manteve 90% dos perfis e os outros 10% foram distribuídos entre os dois grupos restantes. O valor $Q = 0.6$ apresentou 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. Nessa situação, os grupos ficaram bem específicos, sendo que 4 dos 7 grupos eram compostos por apenas 1 pessoa. Dessa maneira, é possível comprovar que o resultado gerado é muito especializado. Elevar o grau de similaridade nesse ponto, provavelmente serão encontrados mais grupos com apenas uma pessoa. Esse não é o objetivo da técnica de Personas. Então este resultado também foi desconsiderado.

O valor intermediário, 0.7, foi escolhido. Ele resultou em 5 grupos. Um grupo com 21 perfis, que resultou na Persona Joaquim (vide tabela 11). Um grupo com 7 pessoas para Persona Maria Eduarda (vide tabela 12). Outro grupo com 9 pessoas deu origem a Persona Alfredo (vide tabela 13). 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 (vide tabela 15), por exemplo, não tem acesso, nem conta em redes sociais. E a Persona Daniele (vide tabela 14) aplicou a nota positiva máxima em todas as situações de interação. Esses fatores foram decisivos para que esses perfis permanecessem isolados em um grupo cada um.

Cada perfil dentro dos grupos mantém uma consistência etnográfica e também sobre a percepção em relação aos comportamentos e ações do robô. As percepções de cada perfil, estão sintetizadas e são apresentadas em grupos de informações similares. Essas informações auxiliaram na descrição de cada Persona. A tabela 17 apresenta um compilado das informações referentes a expectativa de ter um robô em casa, na percepção de cada usuário.

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, no geral, enxergam os robôs como ferramentas. Essa percepção muda após a interação e a demonstração das habilidades dos robôs. Em alguns casos, a mudança de opinião é nítida, onde comentários como “ele faz tudo isso sozinho” são mencionados durante o teste, ou quando o usuário diz que imagina robôs apenas na linha de produção de fábricas e montadores. Outra questão discutida antes da interação com o robô é a expectativa sobre o papel dele, em relação ao ambiente de trabalho. As respostas compiladas são apresentadas na tabela 18.

Apesar da expectativa no trabalho ser a realização de tarefas, em linhas gerais, alguns outros pontos foram levantados. Comunicação, naturalidade, ser amigável e sociável, além de outros adjetivos voltados para convívio social em ambientes corporativos. Essa percepção pode mostrar tendências para aceitar trabalho em equipe com robôs autonômios de maneira natural. As tabelas a seguir são de informações que foram coletadas após o experimento de interação social com o robô. A tabela 19 apresenta as percepções sobre o robô, que os participantes mais e menos gostaram.

Tabela 17 – 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	1
Manuel	Atender necessidades	1

Fonte: O autor.

Tabela 18 – 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	1
Manuel	Atender necessidades	1

Fonte: O autor.

Através da tabela 19 é possível observar quais pontos do robô, e até como as variáveis de percepção do usuário que foram criadas com base nas heurísticas de interação (vide seção 7.3),

Tabela 19 – 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	1	Barulho	1
Manuel	Face e voz	1	Manipulador	1

Fonte: O autor.

se relacionam com cada perfil. A visibilidade do estado do robô é um dos pontos mais observados entre os usuários. A relação de *feedback* do robô, algumas das Personas apontaram como positivo e outras como negativo, pois não foi realizado de maneira adequada. Outro ponto levantado, é a questão do barulho feito pela base do robô, onde 4 das 5 Personas observaram isso como um problema. Além dos pontos positivos e negativos do robô durante a interação, as informações sobre quais pontos geraram desconforto ou medo são importantes. As informações sobre desconforto são apresentadas na tabela 20.

Na tabela 20 pode-se evidenciar que a aproximação do robô, principalmente ao entrar no espaço pessoal e íntimo da pessoa, gera um nível de desconforto significante. Quando ocorre o toque no participante esse desconforto pode levar a um nível de medo para 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 e conseguir manter uma interação de longo prazo em outros cenários. As questões relacionadas a proximidade do robô, não condizem apenas com a ação de aproximação. A proximidade é um fator importante que pode influenciar em gestos, expressões faciais e até mesmo volume da voz emitida pelo robô.

Tabela 20 – 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	1

Fonte: O autor.

Outro resultado apontado pelos questionários aplicados durante o experimento, tem relação com as questões culturais dos participantes. Uma das perguntas apresentadas no questionário de pré teste (vide tabela 8), era a declaração de qual cultura o usuário mais se identifica. Um terço dos participantes declarou que se identifica com a cultura de um país diferente do seu de origem.

Esse indicativo apresentou um alerta para uma das hipóteses desta tese, onde é questionado que a cultura sobrepõe a experiência do usuário na interação social. Contudo, quando as Personas foram criadas, a cultura obtida através da medida de tendência central foi a do país de origem dos participantes. É possível assim, identificar que por mais que exista a declaração de uma cultura diferente por parte do usuário, a cultura de origem tem maior influência sobre suas ações. A experiência do usuário está ligada aos fatores culturais, podendo ter diferenças entre os costumes de cada cultura perante cada comportamento do usuário. Esse resultado auxilia na validação de uma das hipóteses desta tese.

A partir dos testes iniciais para criação do classificador, novos teste devem ser executados para que haja a validação do classificador bayesiano de Personas. Na tabela 21 é apresentado informações sobre os 16 perfis dos usuários que realizaram o teste para validação do classificador bayesiano.

A tabela 21 apresenta as informações declaradas sobre todos os participantes do teste de para criação do classificador. Pode-se identificar os limites das variáveis dos participantes como, a idade mínima apresentada é de 19 anos e a máxima de 61 anos, com uma média de 28 anos e um desvio padrão de 11 anos. A relação entre altura das pessoas, a menor estatura foi de 1,59 m contra 1,90 m da maior. Na altura a média foi de 1,73 m, mantendo um desvio padrão de 0,11 m. No total foram 13 homens e 3 mulheres na amostra, distribuídos entre alunos da instituição de ensino e visitantes, todos com o mínimo de contato com robôs.

Durante os testes os participantes elogiaram o comportamento do robô durante toda a tarefa. As variáveis cognitivas criadas a partir das heurísticas de avaliação de usabilidade,

Tabela 21 – Perfis dos 16 usuários que realizaram o teste de validação.

Idade	Altura	Gênero	Feição	Sociável?	Óculos de Grau?	Cabelo Comprido?	Etnia
25	1.86	Masculino	Normal	Sim	Sim	Sim	Branca
34	1.82	Masculino	Normal	Sim	Sim	Não	Branca
19	1.76	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
20	1.74	Masculino	Séria/Fechada	Não	Sim	Não	Parda
21	1.70	Masculino	Sorridente	Sim	Não	Não	Branca
26	1.68	Masculino	Normal	Sim	Sim	Não	Parda
27	1.81	Masculino	Séria/Fechada	Sim	Sim	Não	Branca
33	1.62	Feminino	Normal	Sim	Sim	Sim	Branca
37	1.79	Masculino	Normal	Sim	Sim	Não	Branca
37	1.79	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Branca
20	1.56	Masculino	Normal	Sim	Não	Não	Amarela
20	1.70	Masculino	Normal	Não	Sim	Não	Branca
20	1.90	Masculino	Normal	Não	Sim	Não	Parda
20	1.73	Masculino	Normal	Sim	Sim	Não	Branca
29	1.59	Feminino	Normal	Sim	Não	Sim	Branca
61	1.60	Feminino	Sorridente	Sim	Sim	Sim	Branca

Fonte: O autor.

foram questionados por grande parte dos participantes. As principais variáveis questionadas foram a visibilidade do estado do robô e a naturalidade dos gestos que o robô executou com o manipulador. Foram variáveis impactantes para determinar em qual Persona cada usuário se enquadra.

O ponto positivo dentre todos os comportamentos e ações do robô foram as expressões faciais. Alguns participantes ficaram com medo do robô quando se aproximou com uma expressão brava. Ao apresentar uma expressão triste, os participantes sentiam dó pelo robô não ter conseguido encontrar a sua garrafa. No geral, o comportamento dos participantes era como um novo membro da casa. Apenas um participante associou a um fato negativo a convivência do robô. Seu comentário foi “Apesar de saber que foi devidamente programado, não me sentiria confortável em dividir o ambiente com um ser de polímero e metal com inteligência semelhante a minha”. Com base nesse comentário, pode-se dizer que o participante tem medo do robô começar a aprender a ser muito mais que uma ferramenta e poder apresentar algum risco físico ao conviver em casa.

Pontos de atenção levantados pelos participantes sobre a presença do robô em casa é a preocupação com o design e o volume que o robô ocupará. São pontos importantes para o desenvolvimento do projeto e aceitação do robô dentro das casas. Outra questão que desagradou alguns dos participantes, foi o excesso de barulho na locomoção do robô pelo ambiente. A fala do robô também foi prejudicada pelo tipo de caixa de som que foi utilizado. O som saiu abafado e dificultou a compreensão do que o robô estava dizendo, principalmente quando o ambiente estava com um número maior de pessoas. A questão da caixa de som, identificou-se em um

momento posterior aos testes, que o problema era falta de bateria nos alto faltantes. Elas tiveram que ser substituídas em alguns momentos do teste pelo som do próprio computador, responsável por executar todas as funções de controle do robô. Em questão sobre o papel do robô em uma residência, é unânime a opinião de que ele deva fazer as tarefas domésticas simples, porém que ocupam muito tempo das pessoas no dia-a-dia.

Para cada perfil selecionado a realizar o teste de validação, foi feito uma classificação manual com base nas respostas para comparação com o classificador bayesiano executado nos testes. Na classificação manual encontrou-se 7 perfis para a Persona Joaquim, 4 para a Maria Eduarda, 2 para Alfredo e Danielo, cada, e 1 para a Persona Manuel.

O trabalho de classificação automático foi realizado pelo *software* SamIam, onde foi possível construir de maneira visual a rede bayesiana e determinar os valores das probabilidades condicionais, de acordo com o processo descrito na seção 7.6. Na execução da rede bayesiana, eram atribuídos os valores dos nós de efeito, composto pelas variáveis de comportamentais de conforto, desconforto e medo. Também as variáveis de ações do robô e cenário de uso, como a posição do usuário na cena, além das variáveis cognitivas criadas com base nas heurísticas de avaliação de usabilidade. Todo esse conjunto de variáveis fazem parte da camada de nós internos da rede bayesiana.

Os valores são atribuídos de acordo com cada situação executada durante o teste, e a evidência de conforto, desconforto e medo declarada pelo participante ou observada pelo especialista que acompanhava o teste. A partir dos valores atribuídos o classificador retorna os valores dos nós pais, no caso as Personas, dizendo qual a probabilidade de ser cada Persona. A maior probabilidade define a Persona que o classificador escolheu. Durante a classificação a rede bayesiana conseguiu uma taxa de 68,75% de acerto.

As Personas Joaquim e Alfredo, foram as que mais existiram trocas durante a classificação. O motivo dessa troca de perfis na classificação ocorreu, pois os dois perfis são bem parecidos. Ambas Personas possuem o comportamento muito similar, são pequenos detalhes sobre o conforto que fizeram a classificação ser diferente da esperada.

Um outro fator que gerou essa diferença entre os classificadores manual e bayesiano foram as bases de classificação. O manual tem como base os questionários pré interação, que são as informações que foram mais relevantes ao algoritmo de agrupamento para composição das Personas. Já o classificador bayesiano tem como base a interação entre o robô e o ser humano. Dessa maneira, podem ocorrer situações de comportamentos da pessoa que não foram mapeadas e impactem no resultado final da classificação. Por exemplo, durante o questionário e entrevista pré teste, o participante informa que está confortável com o teste e não tem problema nenhum ao interagir com o robô. E quando inicia o teste de interação o robô apresenta um comportamento que gera uma experiência ao participante diferente da mapeada anteriormente. Essa situação faz com que a classificação do perfil seja feita diferente da manual.

Essa classificação pode ser correta em um contexto de uso diferente, ou até mesmo de acordo com o estado emocional do participante. Porém, essas variações não foram abordadas

nos experimentos realizados nessa tese. A taxa de acerto na classificação de cada Persona ficou da seguinte maneira, Joaquim foi classificado com 71% de acerto, Maria Eduarda 75%, Alfredo com 50%, Danielo 100% e Manuel foi a Persona com menos acertos, a taxa foi de 0%. Porém, a Persona Manuel apresentou apenas um perfil que se enquadrasse como ela. Essa taxa pode ser melhorada, com a execução dos testes com mais pessoas e diferentes perfis para ajustar os valores das probabilidades condicionais. Um outro método para que seja feito uma melhor distribuição dos valores de probabilidades entre os nós é o uso de um algoritmo de aprendizagem.

O uso da especificação de projeto para interação humano-robô seguindo os passos apresentados na seção 6.3 foram essenciais em diversos pontos do projeto. O uso das Personas no classificador bayesiano só foi possível dado a especificação do contexto de uso. Sem a definição do contexto de uso, não seria plausível utilizar a técnica de Personas. Esse classificador pode ter uma variação das tabelas de probabilidades condicionais, em contextos de uso diferentes. Assim, como novas variáveis podem ser essenciais na estrutura da rede bayesiana, como por exemplo, expressão facial também das pessoas e variáveis que representem melhor a linguagem corporal dos indivíduos. Um estudo mais aprofundado sobre o comportamento do classificador em outros contextos de uso deve ser realizado. Assim, a proposta pode evoluir para diferentes contextos de uso e novos cenários de atuação. Em casos mais extremos, onde são apresentadas muitas pessoas com perfis diferentes dos que já foram mapeados, pode ocorrer de novas Personas aparecerem para classificação. Uma possível solução para utilizar o classificador em outros contextos de uso, é criar uma tabela de probabilidade condicional da rede bayesiana para cada contexto novo. Assim, o robô percebendo qual o contexto que ele se encontra, pode automaticamente ajustar os valores da tabela de probabilidade condicional. Para isso, o robô deve ser informado de maneira manual ou automática (através da percepção do ambiente) com é o contexto de interação que ele se encontra.

Além do contexto de uso, outro ponto fundamental que o projeto auxiliou, foi quando a base do robô utilizada nos testes pilotos quebrou. A troca por uma nova base poderia ter sido traumática ao projeto. Porém, com a arquitetura bem definida e o software desenvolvido utilizando padrões de projeto que preveem a adaptação de outros componentes com a mesma função, foi praticamente uma troca *plug'n play* realizada entre as bases. Pequenos ajustes foram necessários, como a posição dos sensores utilizados na base como o *laser*. A criação do projeto também possibilitou que novos componentes possam ser inseridos na proposta feita por essa tese. Por exemplo, os componentes para adaptação do comportamento do robô após a classificação do usuário. Outros componentes que podem ser inseridos são os de identificação de medo, conforto e desconforto de maneira automática. Sem a especificação do projeto de maneira sistêmica a expansão através desses componentes não seria possível.

Quando é analisado o projeto em relação aos 5 (cinco) fatores que impactam a experiência do usuário, apresentado no capítulo 3, percebe-se que o projeto gerou uma experiência satisfatória aos participantes. Porém, existem diversos aspectos que devem evoluir ao longo de

seu contínuo desenvolvimento. O primeiro fator é a utilidade do produto para o usuário. Nos comentários feitos sobre a expectativa do conviver com o robô em casa e no trabalho, é possível notar que a utilidade para o robô móvel é alta e esperada por todos os participantes do teste. Outro fator de qualidade da experiência do usuário é a integridade funcional. Nesse fator o projeto precisa de alguns cuidados, pois existiram em alguns testes a falha de leitura de sensores como *laser* e odometria, que levaram a falha do sistema. Os casos de falha, foram em muitos casos, incapazes de se auto recuperar. A falta de integridade pode trazer uma aparência de produto inacabado, gerando problemas de adesão ao robô no ambiente social.

Em questão de usabilidade, o robô necessita melhorar alguns aspectos para proporcionar uma fácil interação. Como grande parte de sua comunicação é realizada através de voz, possibilitar outros idiomas além do inglês tornaria o uso melhor para alguns dos participantes do teste. Além disso, um projeto de manipulador que faça movimentos mais próximos do natural ao ser humano. A falta de naturalidade em relação aos gestos realizados pelo manipulador, gerou a falta do fator de persuasividade. Em vários momentos, ao qual o gesto foi utilizado para comunicar algo ao usuário, não foi possível compreender exatamente o que o robô gostaria de fazer. Esse é um ponto que precisa de evolução nos próximos ciclo de iteração para evolução no projeto. A aparência, último fator apresentado por Hartson e Pyla (2012), apresentou pontos positivos e outros negativos, em uma menor proporção. O *tablet* com as faces ajudaram a extrair boas reações dos participantes durante a interação. Inclusive as faces com expressões de tristeza e raiva, também causaram reações positivas dos participantes. Em relação a aparência, o ponto negativo do projeto foi o corpo do robô. Alguns participantes disseram que ele parecia estar inacabado, pois a carenagem do robô apparentava que iria desmontar em alguns movimentos. No geral, os cinco fatores de impacto à experiência de usuário, foram atendidos de maneira positiva entre os participantes do teste.

Durante a construção do classificador, notou-se que algumas das informações observadas pelos participantes, compunham a lista de heurísticas de avaliação de usabilidade. Investigando as observações realizadas pelo usuário, cada perfil se atentou em diferentes aspectos das heurísticas, conforme apresentado na seção 7.3 e 7.7. Alguns ficaram atentos a naturalidade dos movimentos e fala, outros ao retorno sobre o estado interno do robô. A percepção era alinhada as ações que o robô executava durante o cenário de teste. A percepção do usuário junto com as ações do robô auxiliaram na classificação dos diferentes perfis de usuários representados pelas Personas. As percepções do usuário podem gerar uma nova categoria de variáveis que podem distinguir com maior acurácia os diferentes perfis do usuário. Isso pode ocorrer, pois cada pessoa prioriza as informações observadas de maneira diferente. O resultado obtido com as variáveis criadas através da percepção do usuário, auxiliam na validação de uma hipótese desta tese.

10 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

De acordo com os estudos realizados na literatura existente, é possível perceber que a especificação de projetos focados em interação humano-robô, para criação de robôs que atendam as necessidades do usuário e proporcionem uma melhor experiência de usuário. Além disso, a adaptação do comportamento do robô dado o perfil 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 realizar movimentos naturais aos seres humanos. Todas as ações devem ser planejadas para que não gerem nenhum desconforto ou medo ao usuário. Por exemplo, durante a execução de uma tarefa de navegação do robô na casa simulada através da figura 11, percebeu-se que a aproximação do robô pode causar desconforto ao usuário. Esse desconforto é ocasionado, muitas vezes, pela invasão do espaço social do usuário, feita de maneira forçada e sem nenhum aviso prévio.

Além disso, cada pessoa tem uma reação de acordo com sua percepção sobre o robô. É importante a identificação do perfil de cada usuário que interage com o robô, para que a adaptação das ações seja possível. Essa tese apresenta um classificador de perfis de usuários utilizando as técnicas de rede bayesiana e Personas. O uso de Personas é fundamental, pois o alcance dos perfis dos usuários que são contemplados por cada Persona é maior do que o tratamento de pessoa a pessoa. Dessa maneira, o robô pode generalizar a adaptação do comportamento durante a interação com cada perfil.

A técnica de rede bayesiana é utilizada devido um perfil de usuário poder existir variações de comportamento durante a interação. Esse fenômeno gera incertezas na classificação que são tratadas através das probabilidades existentes na rede bayesiana. É a técnica que melhor trabalha com as incertezas de uma classificação de acordo com a literatura apresentada ao longo da tese.

A percepção do robô no ponto de vista de cada usuário leva ao agrupamento deles, pois existe uma similaridade entre seus comportamentos. Cada grupo de perfil que formou uma Persona, percebeu as ações do robô e o avaliou de acordo com sua personalidade. A percepção e avaliação das ações e comportamento do robô feita pelos participantes, proporcionou um cruzamento de informações com as heurísticas de avaliação de usabilidade. Essa percepção auxiliou nas informações referentes a sinais de conforto, desconforto e/ou medo durante a interação de maneira uniforme em um mesmo grupo. Além disso, variáveis criadas com base nas heurísticas de avaliação de usabilidade em interação humano-robô apresentaram valores significativos para auxiliar na classificação das Personas. Isso valida a hipótese de que a percepção do usuário e as ações do robô auxiliam nesta tarefa.

Especificando de maneira sistemática o projeto de interação humano-robô apresentou resultados importantes para a evolução e manutenção do robô. Substituição de partes do robô de maneira *plug'n play* e adição de novos componentes de *software* responsáveis pelo controle e

inteligência do robô durante a execução da tarefa. É possível concluir que o classificador de Personas obteve um bom desempenho considerando as variáveis de interação utilizadas e ainda que elas são capazes de segmentar perfis de usuários.

Em relação a cultura, conclui-se que esta não pode ser sobreposta pela experiência do usuário, mesmo que o usuário afirme pertencer a uma cultura de sua preferência. Seu comportamento está alinhado de acordo com sua cultura origem ou de aprendizado. O ponto cultural permanece o mesmo já validado através da literatura de interação humano-robô e também interação humano-computador. A partir deste ponto, é preciso criar mecanismos de aprendizado para auxiliar na distribuição dos valores de probabilidade condicional. A criação de um mecanismo de tomada de decisão, a partir da classificação da Persona em interação, para que seja adaptado o comportamento do robô é imprescindível para o avanço das interações sociais. Além disso, trabalhos referentes a aparência do robô devem ser considerados para melhorar o processo de interação. Por fim, componentes para identificação de cada variável da rede bayesiana de maneira automática devem ser construídos e adicionados no robô.

Assim, defende-se a tese que as heurísticas de avaliação de usabilidade, aplicadas a interação humano-robô, auxiliaram a entender a percepção dos usuários sobre o sistema. E que cada usuário enfatizou algumas características do sistema que os segmentaram dentre as heurísticas utilizadas. A percepção que o usuário obteve, como apresentado na seção 7.7 e discutido nos resultados, definiu o maneira e classifica-lo em um perfil diferente. Isso ocorreu pela importância dos fatores que o sistema apresentou de acordo com sua crença, de maneira natural. Esse é um resultado que valida a hipótese principal desta tese, sobre a percepção do usuário ser diferente para cada perfil, de acordo com as ações do sistema (robô).

Retomando os objetivos da tese, foi entregue um classificador de perfil do usuário utilizando informações de comportamento do sistema e a percepção do usuário sobre esse comportamento. O pacote do ROS utilizado para os experimentos dessa tese, também está disponível e funcional, através do endereço https://github.com/amasiiero/approach_control. Além disso, os capítulos 6 e 7 apresentam uma metodologia para desenvolvimento de projetos em interação humano-robô, onde o projeto tenha uma fácil manutenção e também consiga apresentar uma evolução de maneira escalável.

A partir desse ponto, trabalhos futuros podem auxiliar a evoluir a metodologia proposta e o classificador bayesiano. O primeiro ponto é a criação de um algoritmo de aprendizado para as probabilidades da rede bayesiana, de acordo com as interações ocorridas com o robô. Para cada nó da rede, pode-se criar um algoritmo para que a identificação das ações e reações na interação sejam automáticas, por exemplo, determinar se o usuário está confortável ou está com medo na interação. Novas variáveis podem ser investigadas para entender em mais detalhes a percepção do usuário sobre o sistema. Sejam essas novas variáveis baseadas em heurísticas ou em outras fontes de informação. Também pode-se aplicar de maneira mais sistemática, metodologias ágeis de *software* para auxiliar na gestão de manutenção e construção de projetos robóticos, principalmente voltado a interação. Além do estudo com diferentes robôs e comportamentos

iguais para identificar o quanto a aparência influencia dado um comportamento desenvolvido com o intuito de ser centrado no usuário.

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, Obehioge; 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>>.

ALBERT, William; TULLIS, Thomas. **Measuring the user experience: collecting, analyzing, and presenting usability metrics**. [S.l.]: Newnes, 2013.

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>>.

ALLEN, Jesmond J; CHUDLEY, James J. **Smashing UX design: Foundations for designing online user experiences**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012. v. 34.

AMARAL, Vagner do; GIRALDI, Gilson A; THOMAZ, Carlos E. Segmentação Espacial Não 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. (CLIHC '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.

BAXTER, Kathy; COURAGE, Catherine; CAINE, Kelly. **Understanding Your Users, Second Edition: A Practical Guide to User Research Methods.** 2. ed. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2015. (Interactive Technologies).

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, Yunkyoung; 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.

GONBATA, Marina Yukari; AQUINO JUNIOR, Plinio Thomaz. Cabeça e Manipulador do Robô Judith @Home: Projeto Mecânico. **Simpósio de Iniciação Científica, Didática e de Ações Sociais de Extensão da FEI (SICFEI)**, 2016.

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/10.1561/1100000005>>.

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.; TRAFFTON, 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.

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/>>.

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>.

MEAD, Ross; ATRASH, Amin; MATARIĆ, Maja J. 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. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1957656.1957731>>.

_____. 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. Disponível 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. Disponível 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. Disponível 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.I.], 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.

SONG, Kai-Tai; CHEN, Yi-Wen. A design for integrated face and facial expression recognition. In: IECON 2011 - 37th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. [S.l.: s.n.], nov. 2011. p. 4306–4311.

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.

WAZLAWICK, Raul. **Engenharia de software: conceitos e práticas**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2013. v. 1.

WEISS, Astrid. **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>.

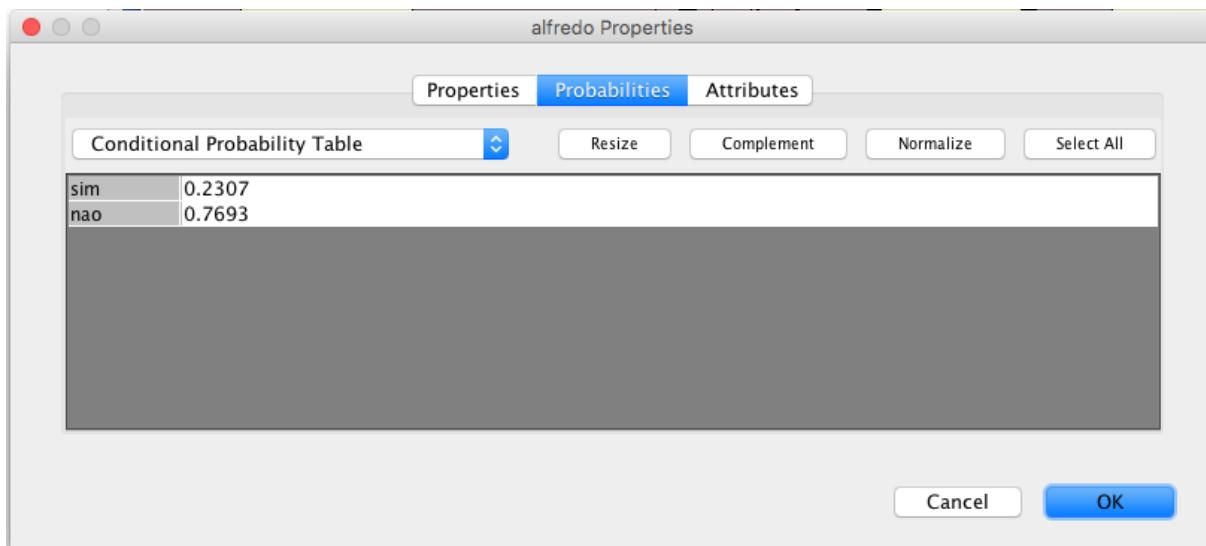
YLIOINAS, J.; HADID, A.; PIETIKAINEN, M. Age Classification in Unconstrained Conditions Using LBP Variants. In: PATTERN Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on. [S.l.: s.n.], nov. 2012. p. 1257–1260.

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.

ZLOTOWSKI, Jakub; WEISS, Astrid; TSCHELIGI, Manfred. Interaction Scenarios for HRI in Public Space. In: PROCEEDINGS of the Third International Conference on Social Robotics. Amsterdam, The Netherlands: Springer-Verlag, 2011. (ICSR'11), p. 1–10. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-25504-5_1>.

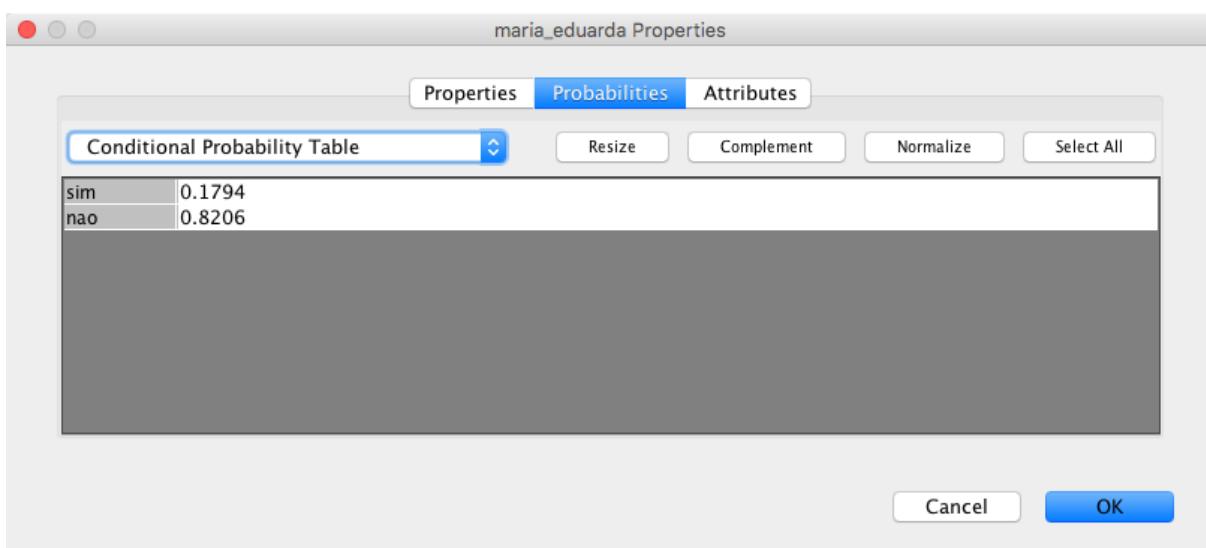
APÊNDICE A – TABELAS DE PROBABILIDADES CONDICIONAIS

Figura 24 – TPC - alfredo



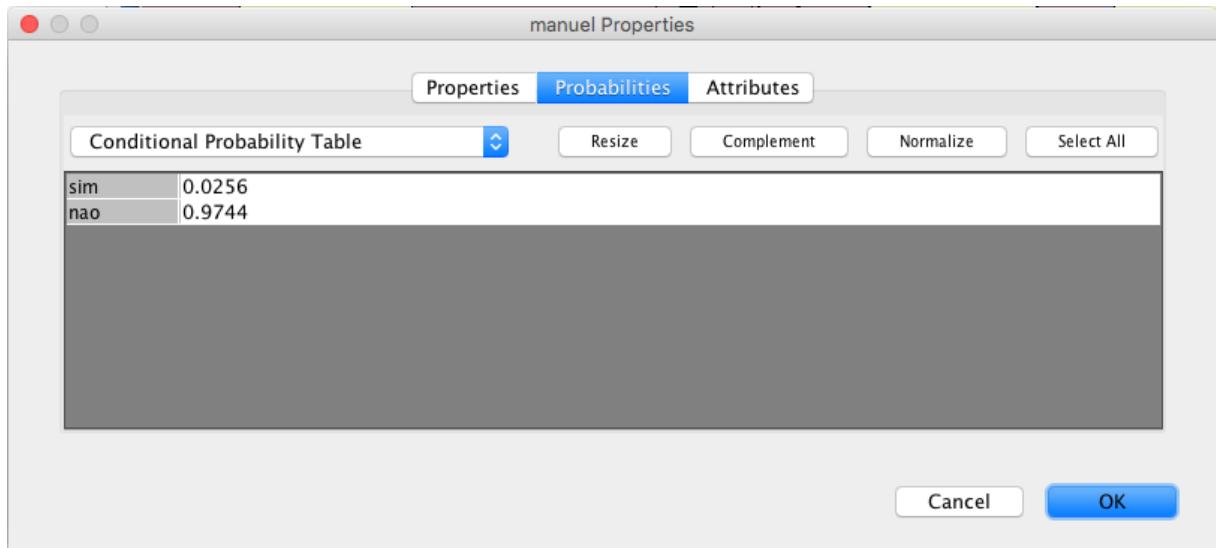
Fonte: Autor.

Figura 25 – TPC - maria_eduarda



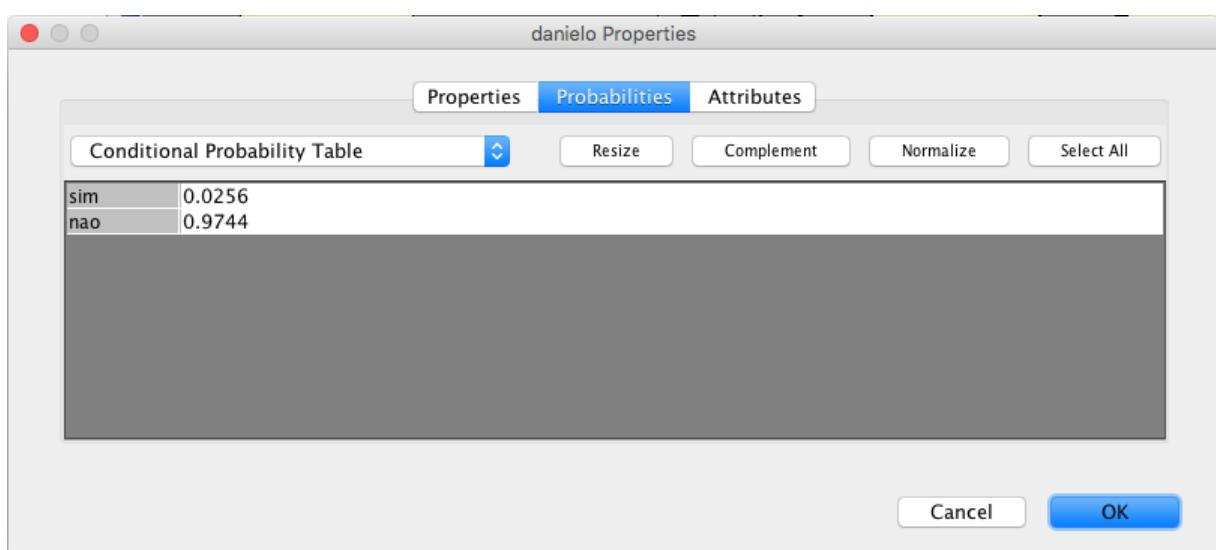
Fonte: Autor.

Figura 26 – TPC - manuel



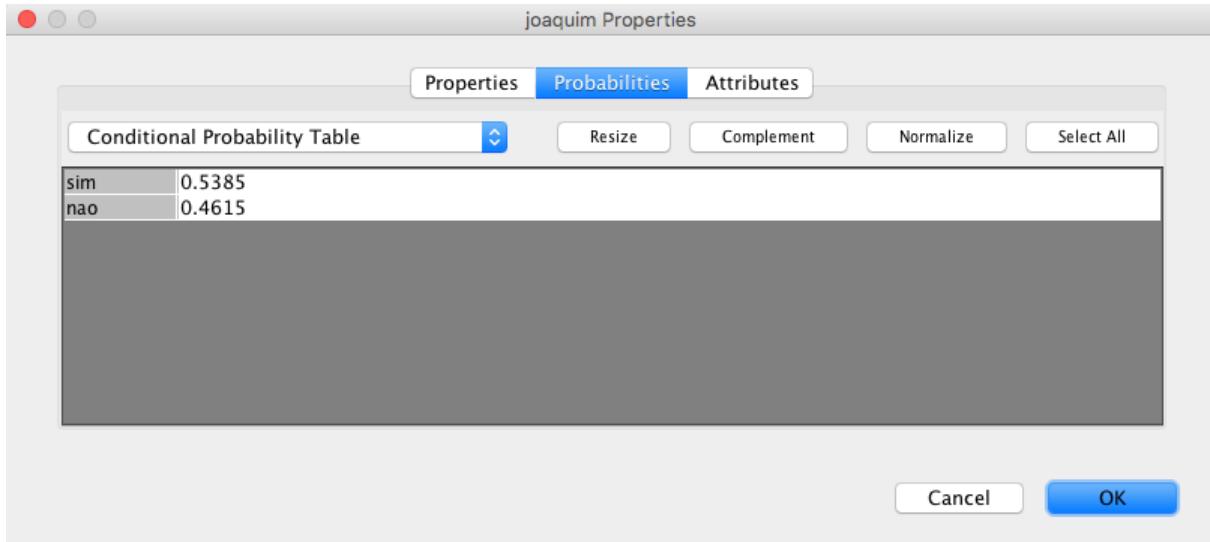
Fonte: Autor.

Figura 27 – TPC - danielo



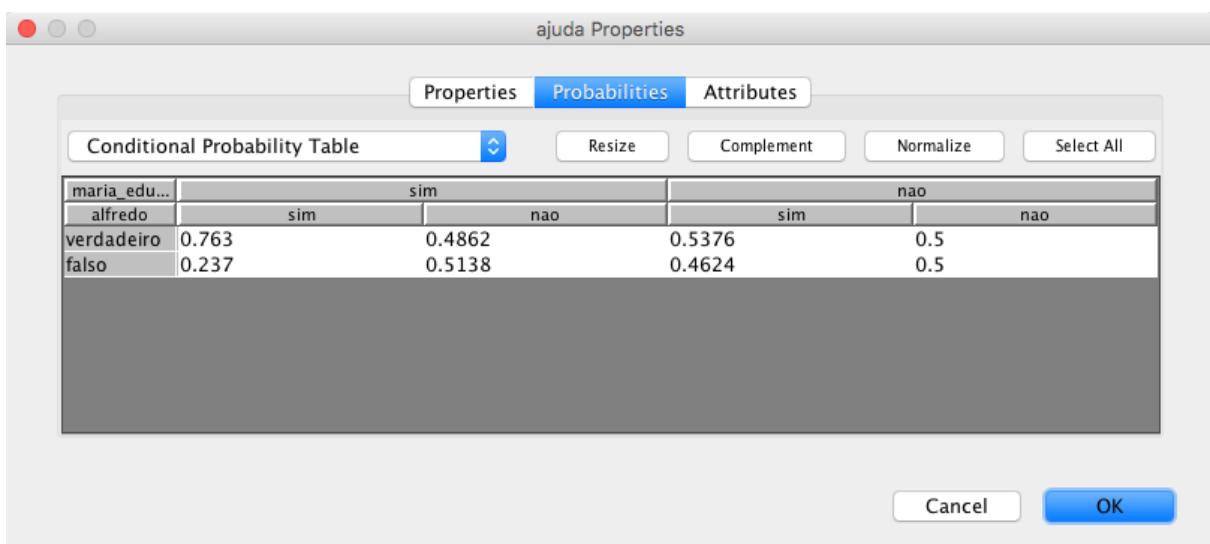
Fonte: Autor.

Figura 28 – TPC - joaquim



Fonte: Autor.

Figura 29 – TPC - ajuda



Fonte: Autor.

Figura 30 – TPC - face

face Properties

		Conditional Probability Table									
		sim				nao					
		joaquim	maria_edu...	alfredo	danielo	manuel	amigavel	nao_amig...			
joaquim		sim	sim	sim	sim	sim	0.8231	0.1769	Cancel	OK	
maria_edu...		sim	nao	sim	nao	sim	0.7516	0.2484			
alfredo		sim	nao	sim	nao	sim	0.7418	0.2582			
danielo		sim	nao	sim	nao	sim	0.7195	0.2805			
manuel		sim	nao	sim	nao	sim	0.7032	0.2968			
amigavel		sim	nao	sim	nao	sim	0.6815	0.3185			
nao_amig...		sim	nao	sim	nao	sim	0.6701	0.3299			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6024	0.3976			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.7188	0.2812			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6924	0.3076			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6801	0.3199			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6903	0.3719			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6738	0.3097			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6613	0.3262			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.5906	0.3387			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6994	0.4094			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6833	0.4094			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6793	0.3006			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6368	0.3167			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.7001	0.3207			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6873	0.3632			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6439	0.2999			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.3127	0.3127			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.3561	0.3561			

Fonte: Autor.

Figura 31 – TPC - face

face Properties

		Conditional Probability Table									
		sim				nao					
		joaquim	maria_edu...	alfredo	danielo	manuel	amigavel	nao_amig...			
joaquim		sim	sim	sim	sim	sim	0.6924	0.3076	Cancel	OK	
maria_edu...		sim	nao	sim	nao	sim	0.6801	0.3199			
alfredo		sim	nao	sim	nao	sim	0.6738	0.3719			
danielo		sim	nao	sim	nao	sim	0.6613	0.3097			
manuel		sim	nao	sim	nao	sim	0.5906	0.3262			
amigavel		sim	nao	sim	nao	sim	0.6994	0.3387			
nao_amig...		sim	nao	sim	nao	sim	0.6833	0.4094			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6793	0.4094			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6368	0.3006			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.7001	0.3167			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6873	0.3207			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.6439	0.3632			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.5	0.397			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.5	0.3187			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.45	0.3887			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.55	0.3907			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.5	0.4697			
		sim	nao	sim	nao	sim	0.45	0.4094			

Fonte: Autor.

Figura 32 – TPC - fala

fala Properties

		Conditional Probability Table																		
		sim				nao														
		joaquim	alfredo	danielo	manuel	sim	nao	sim	nao	sim	nao									
joaquim					sim	sim	sim	sim	sim	sim	sim									
alfredo					sim	nao	sim	nao	sim	sim	nao									
danielo					sim	nao	sim	nao	sim	sim	nao									
manuel					sim	nao	sim	nao	sim	sim	nao									
autoritaria					0.345	0.321	0.3102	0.331	0.3051	0.2903	0.2913	0.5013	0.2818	0.2709	0.2756	0.2539	0.2683	0.259	0.2498	0.5
educada					0.655	0.679	0.6898	0.669	0.6949	0.7097	0.7087	0.4987	0.7182	0.7291	0.7244	0.7461	0.7317	0.741	0.7502	0.5

Fonte: Autor.

Figura 33 – TPC - feedback

feedback Properties

		Properties		Probabilities		Attributes					
		Conditional Probability Table									
								Resize	Complement	Normalize	Select All
joaquim		sim				nao					
alfredo		sim		nao		sim		nao			
manuel		sim	nao	sim	nao	sim	nao	sim	nao		
verdadeiro	0.7096	0.7333	0.7272	0.7619	0.6	0.6667	0.0	0.5			
falso	0.2904	0.2667	0.2728	0.2381	0.4	0.3333	1.0	0.5			

Cancel OK

Fonte: Autor.

Figura 34 – TPC - gestos

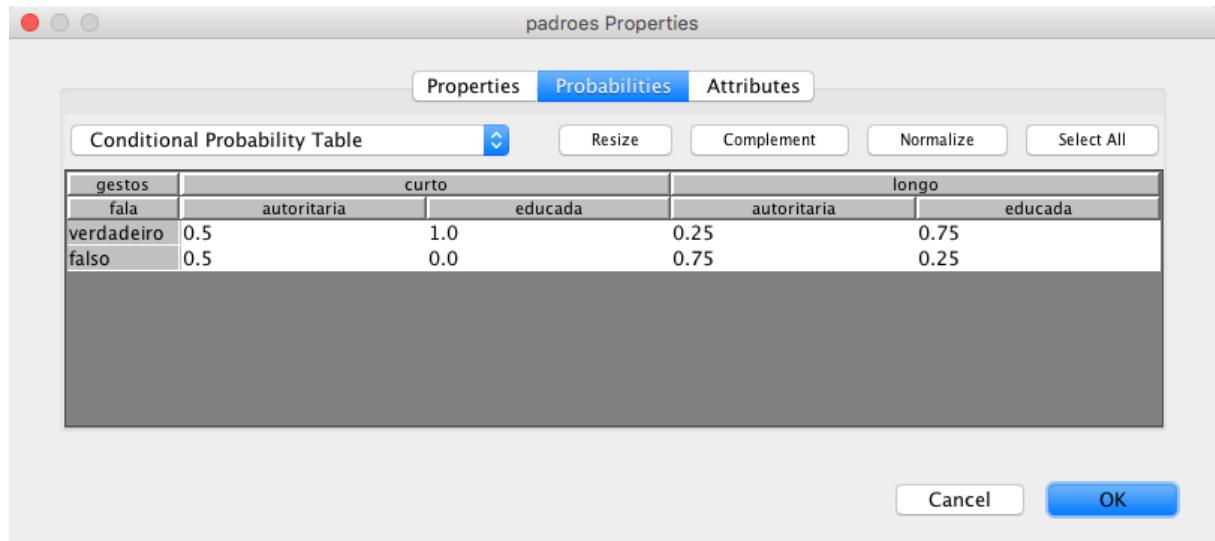
gestos Properties

		Properties		Probabilities		Attributes										
		Conditional Probability Table														
								Resize	Complement	Normalize	Select All					
danielo		sim				nao										
maria_edu...		sim		nao		sim		nao								
manuel		sim	nao	sim	nao	sim	nao	sim	nao							
alfredo		sim	nao	sim	nao	sim	nao	sim	nao							
curto	0.563	0.373	0.4639	0.3599	0.4893	0.3617	0.493	0.2313	0.403	0.3241	0.3949	0.3014	0.4103	0.3679	0.8436	0.5
longo	0.437	0.627	0.5361	0.6401	0.5107	0.6383	0.507	0.7687	0.597	0.6759	0.6051	0.6986	0.5897	0.6321	0.1564	0.5

Cancel OK

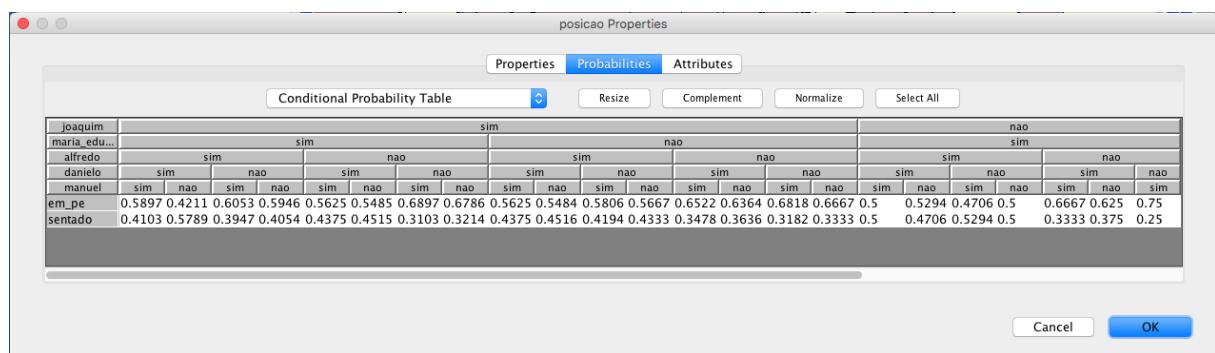
Fonte: Autor.

Figura 35 – TPC - padroes



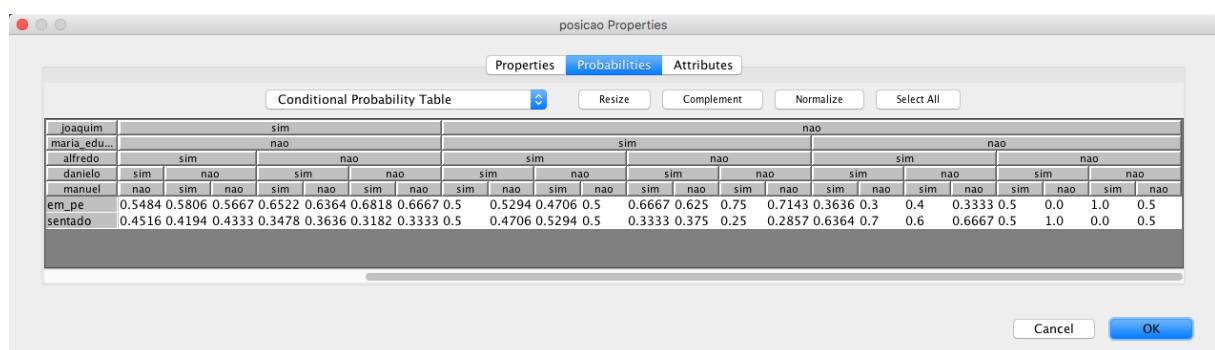
Fonte: Autor.

Figura 36 – TPC - posicao



Fonte: Autor.

Figura 37 – TPC - posicao



Fonte: Autor.

Figura 38 – TPC - proximidade

proximidade Properties

Conditional Probability Table									
joaquim	sim				nao				
alfredo	sim		nao		sim		nao		
danielo	sim	nao	sim	nao	sim	nao	sim	nao	
perto	0.6638	0.5633	0.4321	0.9313	0.3428	0.5231	0.8391	0.1272	
longe	0.3362	0.4367	0.5679	0.0687	0.6572	0.4769	0.1609	0.8728	

Cancel OK

Fonte: Autor.

Figura 39 – TPC - reconhecer

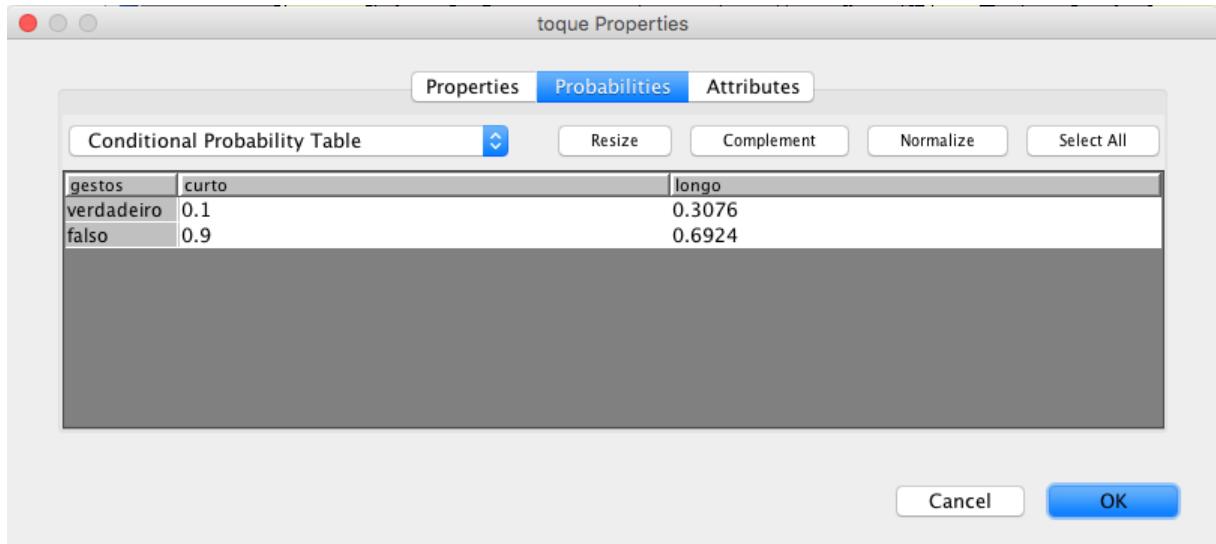
reconhecer Properties

Conditional Probability Table		
fala	autoritaria	educada
verdadeiro	0.7315	0.863
falso	0.2685	0.137

Cancel OK

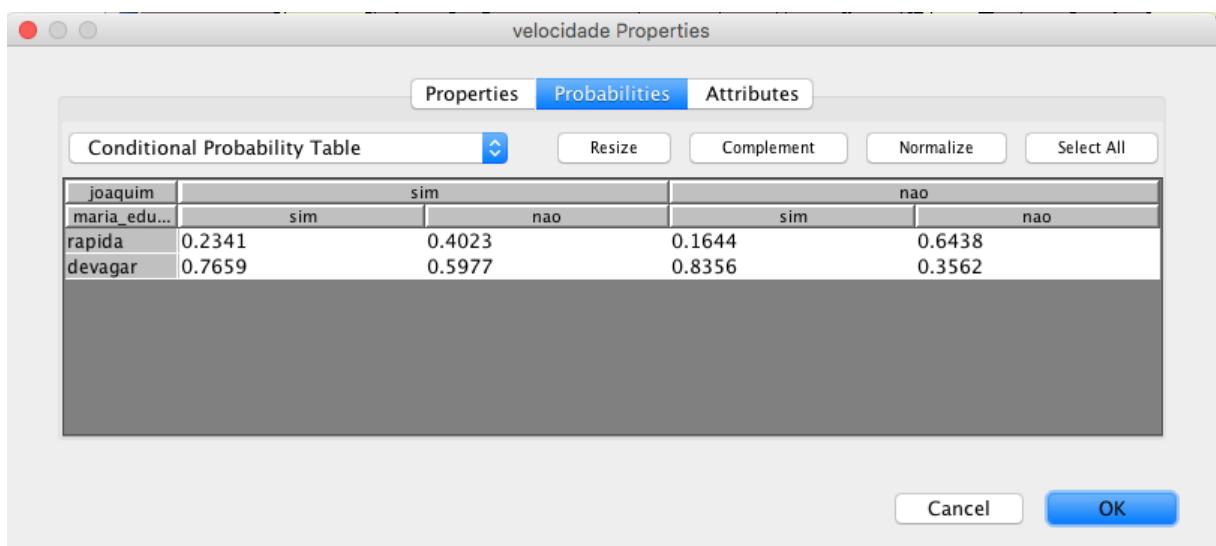
Fonte: Autor.

Figura 40 – TPC - toque



Fonte: Autor.

Figura 41 – TPC - velocidade



Fonte: Autor.

Figura 42 – TPC - conforto

conforto Properties

Properties Probabilities Attributes

Conditional Probability Table

		perto										longe							
		amigavel					falso					verdeadeiro			nao_amigavel			amigavel	
proximidade	face	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso										
feedback		0.8013	0.7893	0.791	0.7812	0.783	0.7723	0.7756	0.7276	0.7993	0.785	0.7812	0.776	0.7603	0.7584	0.7527	0.7031	0.8595	
padroes	falso	0.1987	0.2107	0.209	0.2188	0.217	0.2277	0.2244	0.2724	0.2007	0.215	0.2188	0.224	0.2397	0.2416	0.2473	0.2969	0.1405	
reconhecer	verdadeiro	0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	
verdadeiro		0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	
falso		0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	

Cancel OK

Fonte: Autor.

Figura 43 – TPC - conforto

conforto Properties

Properties Probabilities Attributes

Conditional Probability Table

		longe										nao_amigavel							
		amigavel					falso					verdeadeiro			nao_amigavel			falso	
proximidade	face	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso										
feedback	falso	0.7031	0.8595	0.8512	0.8503	0.8495	0.8367	0.8328	0.8299	0.8263	0.8313	0.8275	0.8256	0.8213	0.8039	0.7981	0.7954	0.783	
padroes	falso	0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	
reconhecer	falso	0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	
verdadeiro		0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	
falso		0.2969	0.1405	0.1488	0.1497	0.1505	0.1633	0.1672	0.1701	0.1737	0.1687	0.1725	0.1744	0.1787	0.1961	0.2019	0.2046	0.217	

Cancel OK

Fonte: Autor.

Figura 44 – TPC - desconforto

desconforto Properties

Properties Probabilities Attributes

Conditional Probability Table

		perto										nao_amigavel							
		amigavel					falso					sentado			em_pe			em_pe	
proximidade	face	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso										
feedback		0.0983	0.1039	0.1103	0.1179	0.1308	0.1537	0.1689	0.2101	0.1084	0.1102	0.1192	0.2398	0.1399	0.158	0.1662	0.2539	0.1311	
posicao		0.9017	0.8961	0.8897	0.8821	0.8692	0.8463	0.8311	0.7899	0.8916	0.8898	0.8808	0.7602	0.8601	0.842	0.8338	0.7461	0.8689	
padroes	verdadeiro	0.9017	0.8961	0.8897	0.8821	0.8692	0.8463	0.8311	0.7899	0.8916	0.8898	0.8808	0.7602	0.8601	0.842	0.8338	0.7461	0.8689	
ajuda	verdadeiro	0.9017	0.8961	0.8897	0.8821	0.8692	0.8463	0.8311	0.7899	0.8916	0.8898	0.8808	0.7602	0.8601	0.842	0.8338	0.7461	0.8689	
verdadeiro		0.9017	0.8961	0.8897	0.8821	0.8692	0.8463	0.8311	0.7899	0.8916	0.8898	0.8808	0.7602	0.8601	0.842	0.8338	0.7461	0.8689	
falso		0.9017	0.8961	0.8897	0.8821	0.8692	0.8463	0.8311	0.7899	0.8916	0.8898	0.8808	0.7602	0.8601	0.842	0.8338	0.7461	0.8689	

Cancel OK

Fonte: Autor.

Figura 45 – TPC - desconforto

		perito		nao_amigavel															
		verdadeiro		falso															
		sentado		em_pe		sentado													
		verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso												
		ajuda	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro												
proximidade	face	verdadeiro	0.1311	0.1542...	0.1584...	0.2022...	0.1569	0.1678	0.1702	0.2418...	0.2019	0.2583	0.2839	0.3592...	0.4612...	0.5589...	0.5725...	0.5898...	0.1132
	feedback	verdadeiro	0.8689	0.8457...	0.8415...	0.7977...	0.8431	0.8322	0.8298	0.7581...	0.7981	0.7417	0.7161	0.6407...	0.5387...	0.4410...	0.4274...	0.4101...	0.8868

Fonte: Autor.

Figura 46 – TPC - desconforto

		longe		amigavel															
		verdadeiro		falso															
		sentado		em_pe		sentado													
		verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso												
		ajuda	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro												
proximidade	face	verdadeiro	0.1132	0.1201	0.1256...	0.1404...	0.1307...	0.1364...	0.1372...	0.1612...	0.1460...	0.1549...	0.1557...	0.1619...	0.1546...	0.1590...	0.1593...	0.2020...	0.1505...
	feedback	verdadeiro	0.8868	0.8799	0.8743...	0.8595...	0.8692...	0.8635...	0.8627...	0.8387...	0.8539...	0.8450...	0.8442...	0.8380...	0.8453...	0.8409...	0.8406...	0.7979...	0.8494...

Fonte: Autor.

Figura 47 – TPC - desconforto

		longe		nao_amigavel															
		verdadeiro		falso															
		sentado		em_pe		sentado													
		verdadeiro	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso												
		ajuda	falso	verdadeiro	falso	verdadeiro	falso												
proximidade	face	verdadeiro	0.2020...	0.1505...	0.1666...	0.1702...	0.2040...	0.1449...	0.1498...	0.1568...	0.1752...	0.1666...	0.1758...	0.1784...	0.2063...	0.1847...	0.1868...	0.1956...	0.2020...
	feedback	verdadeiro	0.7979...	0.8494...	0.8333...	0.8297...	0.7959...	0.8550...	0.8501...	0.8431...	0.8247...	0.8333...	0.8241...	0.8215...	0.7936...	0.8152...	0.8131...	0.8043...	0.7979...

Fonte: Autor.

Figura 48 – TPC - medo

The screenshot shows a dialog box titled "medo Properties". At the top, there are three tabs: "Properties" (disabled), "Probabilities" (selected), and "Attributes". Below the tabs is a button labeled "Conditional Probability Table" with a dropdown arrow. To the right of this are buttons for "Resize", "Complement", "Normalize", and "Select All". The main area contains a 4x8 grid table. The columns are labeled "velocidade" (top), "rapida" (second), and "devagar" (third). The rows are labeled "toque" (top), "face" (second), and two additional rows for "verdadeiro" and "falso". The table entries are numerical probabilities. The first row (velocidade) has values: rapida (0.8782, 0.9037, 0.702, 0.7452, 0.8029, 0.8137, 0.0993, 0.1265), devagar (0.1218, 0.0963, 0.298, 0.2548, 0.1971, 0.1863, 0.9007, 0.8735). The second row (toque) has values: rapida (0.8782, 0.9037, 0.702, 0.7452, 0.8029, 0.8137, 0.0993, 0.1265), devagar (0.1218, 0.0963, 0.298, 0.2548, 0.1971, 0.1863, 0.9007, 0.8735). The third row (face) has values: rapida (0.8782, 0.9037, 0.702, 0.7452, 0.8029, 0.8137, 0.0993, 0.1265), devagar (0.1218, 0.0963, 0.298, 0.2548, 0.1971, 0.1863, 0.9007, 0.8735). The fourth and fifth rows (verdadeiro and falso) have values: rapida (0.8782, 0.9037, 0.702, 0.7452, 0.8029, 0.8137, 0.0993, 0.1265), devagar (0.1218, 0.0963, 0.298, 0.2548, 0.1971, 0.1863, 0.9007, 0.8735).

velocidade	rapida				devagar			
toque	verdadeiro		falso		verdadeiro		falso	
face	amigavel	nao_amigavel	amigavel	nao_amigavel	amigavel	nao_amigavel	amigavel	nao_amigavel
verdadeiro	0.8782	0.9037	0.702	0.7452	0.8029	0.8137	0.0993	0.1265
falso	0.1218	0.0963	0.298	0.2548	0.1971	0.1863	0.9007	0.8735

Fonte: Autor.