



Universidade Federal da Bahia
Escola Politécnica
Departamento de Engenharia Elétrica
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica



I2E: ARQUITETURA COGNITIVA BASEADA EM EMOÇÕES PARA APLICAÇÕES DE ROBÓTICA ASSISTIVA.

Autora: Priscila Silva Martins
Orientador: Prof. Dr. Jês de Jesus Fiais Cerqueira - UFBA

*Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, para preencher os requisitos parciais à
obtenção do Título de*
DOUTORA EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Banca Examinadora

Dr. Jês de Jesus Fiais Cerqueira – UFBA
Dr. Ivan Nunes da Silva – USP - São Carlos
Dr. Eduardo Furtado de Simas Filho – UFBA
Dra. Luciene Cristina Alves Rinaldi – UNIVEM
Dr. Antônio Carlos Lopes Fernandes Júnior – UFBA

Salvador – BA

2020

PRISCILA SILVA MARTINS

**I2E: ARQUITETURA COGNITIVA BASEADA EM
EMOÇÕES PARA APLICAÇÕES DE ROBÓTICA
ASSISTIVA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Doutora em Engenharia Elétrica.

Orientador:

Prof. Dr. Jês de Jesus Fiais Cerqueira

Savaldor – BA

Dez/2020

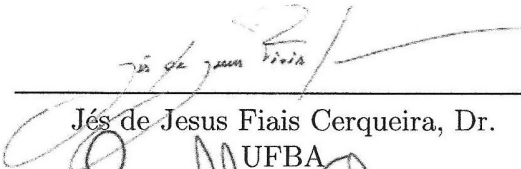
PRISCILA SILVA MARTINS

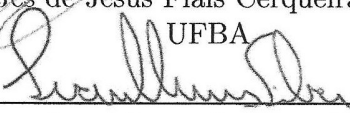
**I2E: ARQUITETURA COGNITIVA BASEADA EM EMOÇÕES
PARA APLICAÇÕES DE ROBÓTICA ASSISTIVA**

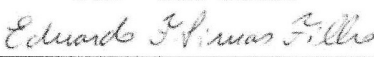
Tese apresentada à Universidade Federal da Bahia, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, para a obtenção do título Doutor em Engenharia Elétrica.

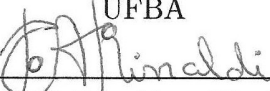
APROVADA em: 23 de dezembro de 2020.

BANCA EXAMINADORA


Jês de Jesus Fiais Cerqueira, Dr.
UFBA


Ivan Nunes da Silva, Dr.
USP - São Carlos


Eduardo Furtado de Simas Filho, Dr.
UFBA


Luciene Cristina Alves Rinaldi, Dra.
UNIVEM


Antônio Carlos Lopes Fernandes Júnior, Dr.
UFBA

Às mulheres da minha vida: Margarete, Gisele e Fernanda. E a mim mesma.

AGRADECIMENTOS

Obrigada a Oxalá por ter guiado os meus passos até aqui. Obrigada minha mãe Iansã por ter me guiado durante a tempestade e iluminado o meu caminho com seus raios. Obrigada ao meu pai Ogum por ter me dado força para combater as injustiças e ter vencido mais essa guerra.

Obrigada ao meu amado amigo Gedson Faria, por ter sido o meu parceiro e ter se juntado a mim no caminho da pesquisa mais uma vez. Sem você ao meu lado não teria ido tão longe, principalmente jamais alcançaria a WEB.

Obrigada a minha família que sempre me apoiou e jamais largou a minha mão. Margarete, Gisele, Lucas, Matheus, Fernanda, Júnior e Roberto vocês foram fantásticos. Amo além do infinito todos vocês.

Obrigada a família SSA, meus amigos queridos e que formaram a minha família em terras soteropolitanas: Cristiane Paim, Lia Arruda, Leoni Schneider, Luciana Martinez, Diego Stéfano, Ramon Oliveira entre tantos outros amigos que ganhei para a vida.

Obrigada aos meus queridos amigos do MS, DF, PE e RS foram anos de distância que só nos aproximaram ainda mais. Não colocarei nomes aqui, pois não caberia todo mundo.

Obrigada ao meu orientador Jês Cerqueira por juntos termos conseguido terminar a jornada proposta.

Enfim, a caminhada do doutorado foi marcada pelo pior momento da minha vida acadêmica, porém o que fica é a lembrança de todos que transforaram este caminho tortuoso, em um caminho de aprendizado e amor.

Aos Técnicos Administrativos da secretaria do PPGEE – UFBA pela presteza no atendimento.

Resumo

Este trabalho apresenta o projeto, a implementação e os experimentos da arquitetura I2E: uma arquitetura cognitiva baseada em emoções para aplicações em robótica assistiva, que usa como entradas, emoções previamente reconhecidas por quatro modais afetivos que serão utilizadas como base para a inferência do estado emocional. Ao contrário das soluções que classificam emoções com um único sinal, a arquitetura proposta neste trabalho irá fundir em uma, quatro fontes de informações sobre emoções. Para essa inferência um Sistema Fuzzy do tipo Mamdani foi utilizado para inferir a personalidade do usuário, baseada no modelo Big Five, e uma rede neural *MultiLayer Perceptron* (MLP) foi usada para modelar uma função de aproximação que transforma os valores de personalidade do usuário, para gerar os valores da personalidade do robô. A hipótese testada neste trabalho foi baseada na metodologia dos estudos de Mehrabian, junto com as informações coletadas de três especialistas em psicologia. Considerando as 21 emoções modeladas matematicamente por Mehrabian, a arquitetura I2E obteve 100% de certeza na classificação das emoções das seis emoções que são utilizadas como saídas de cada um dos modais afetivos. Considerando a fusão de duas emoções de entrada, são apresentados modelos 3D para a visualização desta fusão. A principal contribuição deste trabalho é a utilização de números reais, para modelar as intensidades das emoções de entrada, assim como na inferência das personalidades, diferentemente dos trabalhos de classificação de emoções que utilizam valores simbólicos.

Keywords— emoção, personalidade, sistemas fuzzy

Abstract

This work presents the design, implementation, and experiments of the I2E architecture: a cognitive architecture based on emotions for applications in assistive robotics, which uses as inputs, emotions previously recognized by four affective modes used as a basis for the inference of the emotional state. Unlike solutions that classify emotions with a single sign, the architecture proposed in this work will merge into one, four sources of information about emotions. For this inference, a Mamdani Fuzzy System was used to infer the user's personality, based on the Big Five model, and a Multilayer Perceptron (MLP) neural network was used to model an approximation function that transforms the values of the personality of the user, to generate the personality values of the robot. The hypothesis tested in this work was based on Mehrabian's studies' methodology and the information collected from three specialists in psychology. Considering the 21 emotions modeled mathematically by Mehrabian, the I2E architecture obtained 100% certainty in the classification of the emotions of the six emotions used as outputs for each of the affective modes. Considering the fusion of two input emotions, 3D models are presented to visualize this fusion. This work's main contribution is the use of real numbers to model the intensity of the input emotions and the inference of the personalities, unlike the emotion classification works that use symbolic values.

Keywords— emotion, personality, fuzzy systems

Conteúdo

Resumo	vii
Abstract	ix
Lista de Siglas	xix
1 Introdução	1
1.1 Motivação	8
1.2 Objetivo Geral	11
1.2.1 Objetivos específicos:	11
1.3 Publicações	12
1.4 Estrutura do Texto	12
2 Fundamentação Teórica	13
2.1 Arquiteturas Cognitivas	13
2.2 Lógica Fuzzy	21
2.2.1 Variáveis Linguísticas	22
2.2.2 Regras Fuzzy	23
2.2.3 Defuzzificação	26
2.3 Personalidade e Emoção	26
2.4 Árvores de Decisão	28

2.4.1	Etapas básicas no algoritmo	29
2.4.2	Cálculo do Ganho de informação	30
2.4.3	Poda	30
2.5	Redes Neurais Artificiais	31
2.5.1	O Neurônio Artificial	31
2.5.2	Redes Neurais MLP	34
3	Arquitetura I2E	37
3.1	Módulo 01: Personalidade do Usuário	38
3.1.1	Sistema Fuzzy do usuário	39
3.2	Módulo 02: Personalidade do Robô	47
3.2.1	Entrevista com os especialistas	47
3.2.2	Design da rede neural MLP	49
3.3	Módulo 03: Emoção do Robô	50
4	Experimentos e Discussões	53
4.1	Materiais e Métodos	53
4.2	Experimento Módulo 01	54
4.3	Experimento I2E	57
5	Comentários Finais	63
5.1	Perspectivas Futuras	65
A	Gráficos do experimento 01	75
B	Gráficos do experimento 02	77
C	Configurando beaglebone black	79
C.1	Descobrimo ip do beaglebone	79

C.2	Encontrando todas as máquinas conectadas na rede	79
C.3	Conectando no beaglebone	80
C.4	Enviando arquivo/pasta para o beaglebone	80
C.5	Executando o .jar	81

Lista de Figuras

1.1	HiBot. (a) Sensores Afetivos: responsáveis por obter as informações afetivas lidas por diferentes modais e (b) Atuadores Afetivos: responsáveis por promover a interação com o usuário por meio de protocolos sociais.	10
2.1	A Arquitetura ACT-R	14
2.2	Arquitetura do SOAR.	16
2.3	Modelo Core Affect.	19
2.4	Conjuntos fuzzy com funções de pertinência trapezoidal.	23
2.5	Exemplo gráfico de como a saída é calculada em sistemas fuzzy TS.	25
2.6	Traços de cada fator do <i>Big Five Model</i>	28
2.7	O neurônio de McCulloch e Pitts (Nó MCP)	32
2.8	O neurônio com função de saída não-linear	33
2.9	Arquitetura da rede neural MLP	35
3.1	Visão geral da arquitetura da inferência de um estado emocional (I2E). . .	38
3.2	Módulo 01 - responsável pela inferência da personalidade do usuário. . . .	39
3.3	Valores das variáveis linguísticas fuzzy de entrada.	42
3.4	Valores das variáveis linguísticas fuzzy de saída.	45
3.5	Defuzzificação.	46
3.6	Módulo 02- responsável pela inferência da personalidade do robô.	47
3.7	Exemplo de execução do módulo 02.	50

4.1	Gráfico do comportamento dos fatores de personalidade, OCEAN, diante o aumento da pertinência da emoção Raiva.	55
4.2	Raiva + Medo—Fator O - Abertura à novas experiências.	56
4.3	Resultado Anger.	59
4.4	Resultado Anger–Liking.	60
4.5	Resultado Anger–Gratitude.	60
4.6	Exemplo de um teste em execução da arquitetura I2E.	61
A.1	Gráfico do comportamento dos fatores de personalidade, OCEAN, diante o aumento da pertinência da emoção Raiva.	76
B.1	Gráficos do comportamento do fator de personalidade diante o aumento da pertinência da emoção.	78

Lista de Tabelas

2.1	Funções de Ativação do Neurônio	33
3.1	Mapeamento das emoções do modelo OCC para o Modelo PAD retirados de Mehraei, 2017.	40
3.2	As emoções pena e remorso não foram utilizadas neste trabalho por possuírem valores PAD iguais a tristeza e vergonha, respectivamente. Os valores OCEANs foram calculados baseados nas equações de Mehrabian, 1996 . . .	41
3.3	Matriz de confusão para discretização com 3 classes.	44
3.4	Resultados dos testes de discretização	44
3.5	Relação entre as emoções de entrada e os valores UserOCEAN (saída do módulo 01).	45
3.6	Resultado da entrevista com os especialistas. Relação entre a emoção do usuário x emoção empática a ser demonstrada pelo robô.	48
3.7	Transcrição da conversão das emoções para valores dos fatores da personalidade.	48
3.8	Experimento considerando várias arquiteturas de redes e os Erros Quadráticos Médios (MSE) dos conjuntos de treinamento e teste.	49
3.9	Os dados da Tabela 3.2 são apresentados em ordem crescente pela coluna distância euclidiana, d , considerando RobotOCEAN = 0,1324, 0,1304, 0,1999, 0,2050 e - 0,0865	51
4.1	Comparação dos valores inferidos pelo módulo 01 com os valores calculados por Meharian para cada um dos fatores de personalidade, OCEAN.	55

4.2	Classificação dos pares entrada/saída realizadas pela da Arquitetura I2E, para cada uma das seis granularidades.	58
4.3	Emoções e suas porcentagens inferidas pelo módulo 01	62
4.4	Emoções que foram selecionadas para serem demonstradas pelo robô	62

Lista de Siglas

ACT-R	<i>Adaptative Control of Through</i>
BERM	Módulo de reconhecimento de expressão corporal
BFFM	<i>Big Five Factors Model</i>
CDC	<i>Centers for Disease Control and Prevention</i>
CNN	Rede Neural Convolucional
DARPA	<i>Defense Advanced Reserach Projetcs Agency</i>
EEG	Eletroencefalograma
EEGRM	Módulo de reconhecimento de EEG
FCL	<i>Fuzzy Control Language</i>
FEM	Módulo de Expressão Facial
FERM	Módulo de Reconhecimento de Expressão Facial
FFM	<i>Five Factors Model</i>
HiBot	<i>roBot for Human Interaction</i>
HMM	Modelos Ocultos de Markov
HRI	Interação Humano Robô
IA	Inteligência Artificial
IE2	Inferência de Estado Emocional
IR	Infravermelho
KNN	<i>K-means</i>
MCEs	Modelos Computacionais de Emoções
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
OCC	Ortony Clore Coolins
PAD	<i>Pleasure - Arousal - Dominance</i>

RAE	Reconhecimento de Emoção Multimodal
RAS	Robótica Assistiva
RAT	Robótica Autônoma
RNA	Rede Neural Artificial
SOAR	<i>State Operator and Result</i>
SVM	Máquina de vetor de suporte
SVS	<i>Spatial Visual System</i>
TEA	Transtorno do Espectro Autista
VERM	Módulo de Reconhecimento de Expressão de Voz
VSM	Módulo de Síntese de Voz
WEKA	<i>Waikato Environment for Knowledge Analysis</i>

Capítulo 1

Introdução

O cérebro humano é um órgão capaz de realizar várias ações ao mesmo tempo e é responsável pela capacidade de cognição e tomada de decisões do ser humano (Kotulak, 1997). Para os cientistas, o cérebro humano é um grande enigma. Pouco se conhece a respeito dos mecanismos que regem o pensamento, a memória e a consciência. Representar o complexo funcionamento de um único neurônio é algo bastante substancial e pode apresentar uma série de dificuldades, já que as células nervosas podem, aparentemente, tomar "decisões", resolvendo quando transmitir ou não um determinado sinal elétrico. Desde os primórdios o cérebro vem sendo estudado e as neurociências fascinam pesquisadores pelas possibilidades de compreensão do mecanismo das emoções, da consciência, memória, do processo de envelhecimento, cura e das doenças. Nas ciências exatas, pesquisadores através da Inteligência Artificial (IA) tentam representar computacionalmente o que já foi descoberto pelos estudiosos da neurociência.

A IA oficialmente nasceu em 1956 com uma conferência de verão em Dartmouth College, nos Estados Unidos (Bittencourt, 1998). Na década de 1960, o Departamento de Defesa dos EUA começou a treinar computadores para imitar o raciocínio humano básico e a *Defense Advanced Research Projects Agency* (DARPA) completou um projeto de mapeamento de ruas nos anos 1970. A DARPA criou assistentes pessoais inteligentes em 2003, muito tempo antes de Siri (assistente inteligente da Apple), Alexa (assistente pessoal virtual da Amazon) ou Cortana (assistente virtual inteligente do sistema operacional Windows 10) serem nomes comuns do nosso cotidiano.

Esses trabalhos prepararam o caminho para a automação e o raciocínio formal que vemos nos computadores de hoje, incluindo sistemas de apoio à decisão e sistemas inteligentes de pesquisa, que podem ser projetados para complementar e expandir as capacidades humanas.

A IA pode ser dividida em dois paradigmas em relação a cognição: a linha simbólica e a linha conexionista. A linha simbólica segue a tradição da lógica, onde o sistema cognitivo é sempre descrito por um sistema de símbolos. Este paradigma define cognição como um processo de se adquirir conhecimento. Como exemplo, seres humanos são seres cognitivos pois sabem como se comunicar uns com os outros e conseguem aprender a falar em várias línguas (Bittencourt, 1998).

A linha conexionista assume que, a cognição é um conjunto de processos mentais usados no pensamento, na classificação, no reconhecimento e compreensão para o julgamento, através do raciocínio, para o aprendizado de determinados sistemas, bem como, na soluções de problemas. Como exemplo de aplicação da linha conexionista, temos as redes neurais de onde a cognição emerge da interação entre várias unidades de processamento simples. Essa proposta foi idealizada em 1943, quando McCulloch e Pitts propuseram o primeiro modelo matemático de um neurônio (Bittencourt, 1998).

Gershenson (2004) afirmou que não há um paradigma ideal e completo, porém para a IA, cada um dos paradigmas possui vantagens e desvantagens para determinado tipo de aplicação. Neste estudo, Gershenson utilizou um laboratório virtual para controlar um *animat*¹ e testou seu comportamento em diferentes implementações de sistemas de cognição: (i) um sistema baseado em regras; (ii) um sistema baseado em comportamento; (iii) um sistema baseado em conceito; (iv) uma rede neural e (v) uma arquitetura Braitenberg.

Arquiteturas cognitivas, ou sistemas de cognição, especificam a base estrutural para um sistema inteligente. Diversas arquiteturas já foram propostas, como mostram os trabalhos de Rickel e Johnson (1999), Kim *et al.* (2002) e Arnellos *et al.* (2008). Estes trazem arquiteturas cognitivas com propósitos específicos, ou seja, foram desenvolvidas para resolver um problema específico. Porém, existem outras arquiteturas conhecidas como arquiteturas de propósito geral. Duas arquiteturas são bastantes utilizadas nesta categoria, a ACT-R (do inglês, *Adaptive Control of Thought - Rational*), desenvolvida

¹ *Animats* são animais artificiais, uma contração animal-material

por John Anderson e sua equipe desde os anos 70 (Anderson *et al.*, 2004) e a SOAR (do inglês, *State Operator and Result*) que foi desenvolvida por John Laird nos anos 80 (Laird *et al.*, 1987).

Uma área que se junta às pesquisas com a área de arquiteturas cognitivas é a área da robótica autônoma (RAT). Robôs autônomos necessitam ter capacidade de reconhecer sua localização espacial, sua posição e orientação em relação ao ambiente. Para tanto estes robôs necessitam de um sistema de localização. Robôs autônomos também devem ser capazes de realizar tarefas em áreas de difícil acesso, com complexidade variável e até com dificuldades climáticas. Para que os robôs consigam realizar todas as tarefas eles necessitam tomar decisões, e neste ponto as duas áreas se encontram. Sofge *et al.* (2005) utilizou a arquitetura ACT-R para dotar o robô *Robonaut* com capacidades cognitivas, com o objetivo de apoiar a colaboração entre astronautas e o *Robonaut*. Segundo Sofge *et al.* (2005) "*quanto mais um robô se comportar como um ser humano, mais fácil será para os humanos preverem e compreenderem o seu comportamento e interagirem com ele*".

A Robótica Assistiva (RAS) é um ramo da robótica autônoma, que está focado na melhoria da qualidade de vida de usuários com algum tipo de necessidade especial, tais como, idosos, indivíduos com alguma deficiência cognitiva ou com distúrbios sociais. A RAS utiliza-se da interação humano robô para proporcionar uma maior independência em atividades diárias aos seus usuários. Atualmente, a definição mais adequada para um robô assistivo é aquele que dá ajuda ou apoio a um usuário humano através de interação com/sem contato, incluindo os robôs de reabilitação, robôs sociais, robôs manipuladores e robôs de mobilidade (Feil-Seifer e Matarić, 2005). Além de ser um campo novo e multidisciplinar da robótica, a área da assistência reúne aspectos da robótica, da medicina e de estudos que envolvem o comportamento das pessoas na sociedade.

Um grupo de interesse para a robótica assistiva são as crianças autistas. Pois o Transtorno do Espectro Autista (TEA) é um transtorno que, em seu diagnóstico, inclui dentre outros um deficit na comunicação e interação social. As limitações funcionais variam entre as pessoas com TEA e podem se intensificar com o decorrer do tempo. Portanto, a RAS para esse grupo da população, tem como objetivo auxiliá-los na interação com o mundo, motivá-los no convívio com outras pessoas, colocando-se como uma interface facilitadora para a interação social e incentivando-os no desenvolvimento intelectual. Pesquisas reali-

zadas pela CDC (*Centers for Disease Control and Prevention*) mostram que o percentual de crianças, com idade próxima aos 8 anos e identificadas com autismo, vem aumentando². De acordo com este relatório, os dados de 2014 mostram que, uma a cada 59 crianças nascidas em 2006 apresentam sintomas do transtorno. Entre os dados coletados também foi observado que 31% das crianças com TEA apresentam uma deficiência intelectual e 23% estão na faixa abaixo do limite da normalidade.

A forma como o robô interage com os seres humanos, ou seja, como será o seu comportamento pode ser classificado de acordo com o modelo social que lhe é apresentado e com a complexidade do cenário de interação.

Fong *et al.* (2003) define alguns tipos de comportamento, tais como: interface social, socialmente receptivo e sociável:

1. Interface social: O robô deve prover uma interface para com o usuário de forma natural, empregando sinais sociais humanos para os módulos de comunicação como, por exemplo, gestos, falas e comandos simples. Robôs como o Jibo³ e o NAO⁴ apresentam sensores e processamento capazes de captar e reagir aos sinais sociais humanos;
2. Socialmente receptivo: Robôs que são socialmente passivos, mas que podem através da interação criar habilidades e/ou aprendizados, permitindo, desta forma, melhor se adaptar ao meio no qual está inserido. Robôs como o HSR e o ERA apresentam uma autonomia compartilhada, ou seja, estes robôs possuem funcionalidades autônomas, mas também possuem uma interface que permite o usuário realizar tarefas, através do robô, que não estavam previamente definidas;
3. Sociável: Robôs que pró-ativamente se envolvem e interagem com pessoas e outros robôs que compartilham do seu meio, afim de satisfazer as necessidades dos seres humanos.

E neste mesmo trabalho Fong *et al.* (2003) também destacou os aspectos necessitam de atenção no desenvolvimento e na pesquisa da RAS:

²Fonte: <http://www.cdc.gov/ncbddd/autism/data.html>

³<https://jibo.com>

⁴<https://robots.ieee.org/robots/nao/>

1. Emoções: Emoções são complexas e muitas vezes estão ligadas ao contexto social. Em relação aos robôs sociais - àqueles que interagem e/ou se comunicam com humanos seguindo comportamentos sociais e regras associadas ao seu papel, as emoções estão sendo levadas em considerações já no projeto de sua interface, visando facilitar desta forma a interação entre seres humanos e robôs. (Breazeal, 2004) afirma que estudos científicos revelam que a cognição e a emoção desempenham um papel totalmente entrelaçado na tomada de decisão inteligente, planejamento, aprendizagem, atenção, comunicação e interação social.
2. Diálogo: A fala é um método eficaz de comunicação. Assim como as emoções artificiais, o mecanismo da fala aproxima emocionalmente o usuário do robô, facilitando a interação;
3. Personalidade: Personalidade é o conjunto de qualidades que definem um indivíduo. Existem razões para acreditar que pessoas estariam mais dispostas a interagir com um robô com uma personalidade mais próxima a de uma pessoa;
4. Percepção dos seres humanos: Para interagir efetivamente com os humanos, os robôs devem ser capazes de perceber o mundo, sentindo e interpretando o ambiente no qual estão inseridos. Porém, além da percepção convencional para localização e navegação, os robôs sociais devem possuir a habilidade de identificar e interagir mais efetivamente com seres humanos;
5. Modelagem do usuário: Intimamente ligado à percepção dos seres humanos, a modelagem do usuário pode ser definida como a capacidade que o robô deve ter de identificar parâmetros ou métricas que classificam os usuários em diferentes estereótipos.
6. Aprendizagem na interação social: Aspecto inspirado na capacidade de seres humanos e de outros animais em aprender com o ambiente social a qual está inserido, adquirindo novas competências;
7. Intencionalidade: Permitir ao robô expressar a intenção em uma ação. Assim como os seres humanos, o robô ao executar uma ação pode esboçar comportamentos que caracterizem a sua intenção, facilitando a interação do usuário, pois assim, o usuário irá agir de forma racional para com o robô.

Todas arquiteturas cognitivas dos sistemas inteligentes, tal como descritas na Introdução deste trabalho tentam reproduzir o funcionamento do cérebro e foram baseadas em sistemas estímulo resposta, ou tão somente baseadas na racionalização. Nenhum sentimento/emoção é considerado para a tomada de decisão destas arquiteturas. Por outro lado, a maioria dos principais tópicos em psicologia e todos os grandes problemas enfrentados pela humanidade envolve emoção. De acordo com A Russell (2003) “*Psicologia e a humanidade podem progredir sem considerar emoção - tão rápido como alguém correndo em uma perna*”. Tentar modelar a emoção passou a ser um novo desafio para os pesquisadores de arquiteturas cognitivas. Minsky (1986) já havia notado a importância da emoção para os modelos cognitivos: “*The question is not whether intelligent machines can have any emotions, but whether machines can be intelligent without any emotions*”.

As emoções desenvolvem um importante papel em relação ao comportamento humano, suas ponderações e tomada de decisões. Psicologia e neurociência tem contribuído com alguns modelos teóricos que tentam explicar diferentes aspectos do processo das emoções. Estes modelos focam no conceito de como o ser humano transforma o estímulo externo em emoções. Levando-se em consideração estes modelos teóricos, um dos novos desafios da IA é desenvolver Modelos Computacionais de Emoções (MCEs), ou seja, sistemas que propõem mecanismos para processar informações sobre emoção e gerar comportamentos emocionais. Nestes sistemas, a emoção do indivíduo é levada em consideração para a tomada de decisão. Estes modelos podem beneficiar os sistemas de inteligência utilizados em robôs assistivos, agentes autônomos e até na interação humano máquina. As primeiras abordagens teóricas e ainda até hoje utilizadas na construção dos MCEs: (i) Teoria da avaliação da emoção (*Appraisal*), (ii) Teoria dimensional de emoção *Dimensional* e a (iii) Teoria hierárquica da emoção *Anatomical*.

A personalidade também tem um grande impacto no comportamento humano. Pessoas apresentadas às mesmas condições tomam decisões/ações diferentes de acordo com a personalidade. A personalidade é o conjunto das características que se destacam em uma pessoa, representando o padrão de individualidade pessoal e social. Esta também influencia o indivíduo em relação à postura de valores, a tendência de julgar determinados objetivos, como a liberdade ou disposições de ação como a honestidade (V. e Lathia N., 2016). Em Read *et al.* (2006) os autores propõem um modelo computacional de personalidade baseado na estrutura e na biologia da personalidade humana, simulando a criação de personalidades

em um agente de jogos baseado em um agente motivacional.

Um modelo de personalidade muito utilizado na área da computação afetiva é o Modelo dos Cinco Fatores da Personalidade (BFFM) (do inglês - *Five Factors Model*, também chamado de *Big Five Factors Model*, *BFFM*). Mehrabian (1996a) descreve como o BFFM pode ser mapeado pelo modelo de emoção PAD (*Pleasure Arousal and Dominance*) (Mehrabian, 1996b). Yi e Ling (2014) utilizou o modelo BFFM para comparar com a sua proposta de modelo para personalidade NEO PI-R. E o modelo BFFM também foi utilizado para prever os estados emocionais e de personalidade no trabalho de (Mehraei e Akcay, 2017).

Para perceber o ambiente onde está inserido o ser humano emprega múltiplos sentidos, tanto sequencialmente quanto em paralelo, para explorar passiva e ativamente o ambiente, confirmar expectativas sobre o mundo e perceber novas informações. Eles experimentam estímulos externos por meio da visão, audição, tato e olfato. A interação humana com o mundo é inerentemente multimodal (Jaimes e Sebe, 2007). Vários modais de detecção fornecem uma riqueza de informações para apoiar a interação com o mundo. A multimodalidade é definida pela presença de mais de uma modalidade ou canal, por exemplo, visual, áudio, texto, gestos e exibição. Os sistemas de interação multimodal visam reconhecer as formas naturais da linguagem e do comportamento humano através do uso de tecnologias baseadas no reconhecimento (Poria *et al.*, 2017).

O reconhecimento de emoções através de um processo multimodal pode ser visto como a fusão de informações de diferentes modalidades. Este processo vem ganhando cada vez mais atenção de pesquisadores em diversos campos, devido ao seu potencial para inúmeras aplicações, incluindo, mas não se limitando a: análise de sentimento, reconhecimento de emoção, segmentação de imagem, classificação de vídeo, etc. A fusão de dados multimodais pode fornecer informações excedentes com um aumento de precisão do resultado geral ou decisão (Dímello e Kory, 2015). A capacidade de um sistema multimodal de superar um sistema unimodal está bem estabelecido na literatura. De acordo com a pesquisa de Dímello e Kory (2015), vários estudos confirmaram o potencial para sistemas multimodais superarem significativamente o desempenho dos sistemas unimodais e identificou alguns dos maiores desafios da área, tais como: a leitura dos sensores de forma contínua com ruído podem ocasionar a leitura de dados incorretos, identificar se o áudio

e a expressão extraídos se referem ao mesmo conteúdo.

Khezri *et al.* (2015) propôs um novo método adaptativo para fundir múltiplos modais afetivos para melhorar o desempenho do sistema de reconhecimento de emoções. Ele fundiu biossinais de três canais na testa, juntamente com medidas fisiológicas periféricas (pressão de volume sanguíneo, condutância da pele e intervalos entre batimentos) e utilizou uma Máquina de Vetor de Suporte (SVM) e os classificadores K-means (KNN) para classificar seis emoções básicas: raiva, tristeza, medo, nojo, felicidade e surpresa. Segundo Chuang a detecção da emoção humana é um aspecto importante na robótica social e na interação homem-robô (HRI), para tanto ele propôs em (Yu e Tapus, 2020) um método utilizando Rede Neural Convolucional (CNN), Modelos Ocultos de Markov (HMM) e Máquina de Vetor de Suporte (SVM) para o reconhecimento de emoções multimodal baseado em visão, em dados de marcha e imagens térmicas faciais projetadas para robôs sociais.

O trabalho de Busso *et al.* (2004) afirma que a interação entre seres humanos e computadores é mais natural se os computadores forem capazes de perceber e responder à comunicação não-verbal humana, como emoções. No seu trabalho ele analisou os pontos fortes e as limitações de sistemas baseados apenas em expressões faciais ou informações acústicas. Seus resultados revelaram que o sistema baseado na expressão facial apresentou melhor desempenho do que o sistema baseado apenas em informações acústicas para as emoções consideradas. Os resultados também mostraram a complementaridade das duas modalidades e que, quando essas duas modalidades se fundem, o desempenho e a robustez do sistema de reconhecimento de emoções melhoram de forma mensurável. Siddiqui e Javaid (2020) apresenta uma estrutura de Reconhecimento Automático de Emoção multimodal (RAE) capaz de diferenciar emoções com alta precisão. Em seu trabalho ele apresentou a implementação de um conjunto baseado em abordagem para o RAE através da fusão de imagens visíveis e imagens infravermelhas (IR) com fala. Redes neurais convolucionais foram utilizadas para a extração e classificação das características.

1.1 Motivação

Com base no exposto, foi encontrada uma lacuna para construir um modelo cognitivo baseado em emoções para ser utilizado em um robô autônomo aplicado a Robótica

Assistiva, RA. Buscando reproduzir a forma como o ser humano interage com o mundo, no Laboratório de Robótica do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia, pesquisadores de RAS estão desenvolvendo um dispositivo robótico denominado HiBot (*roBOT for Human Interaction*). O HiBot pretende ser uma plataforma para experimentos de interação humano-robô (IHR), a IHR visa uma melhora na qualidade da comunicação, fornecendo apoio em compromissos sociais e comportamentais. Para ser mais específico, o HiBot pode ser empregado auxiliando em tratamentos médicos, na interação com pessoas autistas, no suporte pedagógico e em outras formas de interação social. O HiBot pode se comportar como um mediador entre os terapeutas e o atendimento ao usuário. Ao inserir um sistema emocional em um robô, ele o ajudaria a ter mais flexibilidade em ambientes complexos e incertos, bem como ajudaria o robô a se comportar socialmente de forma aceitável e eficaz com as pessoas (Breazeal, 2004).

A arquitetura HiBot adota três níveis básicos de abstração: (i) nível cognitivo, (ii) nível associativo e (iii) nível reativo. O nível cognitivo é responsável por escolher o comportamento emocional do robô. O nível associativo é responsável por comunicar os processos internos do robô e sincronizar com eventos externos. O nível reativo é responsável pela percepção e execução das ações do robô. O projeto HiBot utiliza diversas formas afetivas para reconhecer a emoção do usuário e, no futuro, a partir dessas emoções para poder tomar decisões. Atualmente, módulos de reconhecimento de emoções estão sendo desenvolvidos em paralelo, e cada um dos modais que compõem o conjunto de sensores afetivos utiliza diferentes técnicas/algoritmos para realizar essa tarefa.

HiBot, conforme ilustrado na Figura 1.1, possui um conjunto de atuadores e sensores afetivo, organizados em módulos. Os atuadores afetivos, ilustrados na Figura 1.1b, visam promover a interação por meio de protocolos sociais (expressões faciais e vocais). Para tanto, foram definidos dois módulos: (i) Módulo de Síntese de Voz (VSM) e (ii) Módulo de Expressão Facial (FEM). Os sensores afetivos, Figura 1.1a, visam obter pistas afetivas transmitidas por diferentes modais, como rosto, corpo, voz e eletroencefalografia (EEG). Assim, o HiBot possui quatro módulos sensores afetivos: (i) Módulo de Reconhecimento da Expressão Facial (FERM), por vídeo; (ii) Módulo de Reconhecimento de Expressão Corporal (BERM), por vídeo / Kinect; (iii) Módulo de Reconhecimento da Fala (VERM), por voz; e (iv) Módulo de Reconhecimento de EEG (EEGRM). Todos os quatro módulos afetivos estão sendo desenvolvidos em paralelo pelos pesquisadores do laboratório. Camada

et al. (2016), por exemplo, desenvolveu o módulo BERM, que é responsável por reconhecer o estado afetivo a partir dos estereótipos dos gestos de uma pessoa, usando como sensor de câmera um dispositivo Kinect.

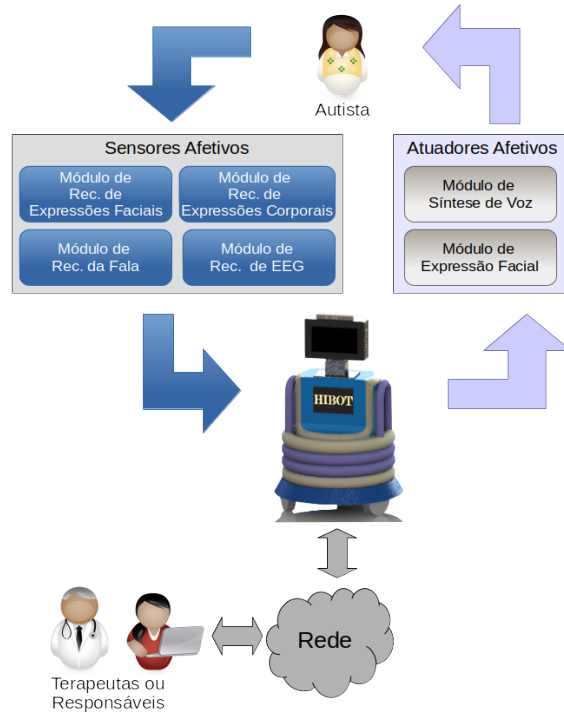


Figura 1.1: HiBot. (a) Sensores Afetivos: responsáveis por obter as informações afetivas lidas por diferentes modais e (b) Atuadores Afetivos: responsáveis por promover a interação com o usuário por meio de protocolos sociais.

Assim, este trabalho apresenta uma arquitetura que fará a Inferência de um Estado Emocional (I2E) para um sistema robótico. O estado emocional que será inferido para o robô será baseado na emoção e na personalidade do usuário, visando um comportamento empático. É importante ressaltar que a I2E não reconhece a emoção do usuário, ela funde todas as emoções do usuário que foram previamente reconhecidas por técnicas distintas pelos quatro modais afetivos do HiBot. A inferência do estado emocional a ser demonstrado pelo robô passa por três passos: fundir todas as pertinências das emoções que foram classificadas pelos modais afetivos do HiBot, e por meio de um sistema Fuzzy Mamdani (Mamdani, 1977) inferir a personalidade do usuário. Na sequência determinar a personalidade que será empática a personalidade do usuário, para esta fase uma *MultiLayer*

Perceptron (MLP) (Russell e Norvig, 2013) foi utilizada para modelar a relação entre a personalidade do usuário e a personalidade do robô. E por fim a emoção que representa esta personalidade será a emoção que o robô demonstrará.

Sabe-se que existem técnicas mais sofisticadas como *Deep Learning* ou Fuzzy 2. Porém, o I2E será futuramente embarcada em um *grid* de placas de baixa capacidade de processamento, como *Beaglebone Black* ou *Raspberry*, portanto a solução neste momento tem que ser de fácil replicação e adequação ao tipo de hardware que irá processá-la. Projetar um sistema embarcado é uma tarefa que envolve conceitos como questões de portabilidade, limitação do consumo de energia sem perda de desempenho, baixa disponibilidade de memória, necessidade de segurança e confiabilidade e possibilidade de adicionar módulos a cada atualização. Por essas razões, o projeto da I2E concentrou-se em adotar técnicas menos sofisticadas, que já foram amplamente exploradas pela comunidade científica e que apresentam resultados bastante satisfatórios.

1.2 Objetivo Geral

Implementar uma arquitetura capaz de inferir uma emoção empática a uma emoção do usuário para ser demonstrada por um dispositivo robótico.

1.2.1 Objetivos específicos:

- (i) Implementar um sistema fuzzy que irá inferir a personalidade do usuário, baseada nas emoções classificadas pelos quatro modais afetivos;
- (ii) Implementar a rede MLP capaz de modelar a relação entre personalidade do usuário e a criação da personalidade do robô, gerando assim a personalidade do robô e a emoção que será demonstrada pelo robô;

Como contribuição deste trabalho ressalta-se a utilização de um modelo que considera números reais para a representação das emoções, ou seja, consegue representar as nuances e as intensidades de cada uma delas. Desta forma, os dados das classificações dos modais afetivos irão ser utilizados em sua totalidade não havendo assim perda de representatividade da informação da emoção. Antes deste trabalho, nos projetos do laboratório

de robótica da UFBA, as classificações eram feitas baseada nas emoções que tivessem maior percentual no resultado final, as outras seriam descartadas. Contudo, no Módulo 01 da arquitetura I2E, proposta neste trabalho, todas as percentagens serão utilizadas e levadas em consideração para a inferência do estado emocional do usuário, preservando as intensidades de cada uma das emoções.

1.3 Publicações

A seguir são listados as participações em eventos e as publicações de artigos relacionadas a este trabalho até este momento:

D. Stéfano, F. Ferreira, P. S. Martins, A. G. S. Conceição and A. L. d. Costa, Propositional Temporal Logic for planning in an embedded Concurrent Autonomous Agent, 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Seattle, WA, 2015, pp. 4813-4818, doi: 10.1109/ICRA.2015.7139868.

Martins, Priscila S.; Faria, Gedson; Cerqueira, Jês J.F. 2020. I2E: A Cognitive Architecture Based on Emotions for Assistive Robotics Applications. Electronics 9, no. 10: 1590. Special Issue: Robots in Assisted Living. ISSN 2079-9292. doi: 10.3390/electronics9101590.

1.4 Estrutura do Texto

No capítulo 2 são apresentados os conceitos importantes sobre as teorias que foram utilizadas para atingir os objetivos. No capítulo 3 são apresentadas a arquitetura I2E e a metodologia utilizada para a implementação da mesma. No capítulo 4 a metodologia dos testes e a discussão dos resultados obtidos são apresentados. E por fim, no capítulo 5 são apresentadas as conclusões finais e os trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta as teorias que foram utilizadas para a implementação da arquitetura proposta.

2.1 Arquiteturas Cognitivas

A arquitetura ACT-R, ilustrada na Figura 2.1, modela o comportamento inteligente utilizando módulos associados às regiões do cérebro. Um sistema de produção de regras central acessa subconjuntos de informações dos módulos. Um módulo visual e outro módulo manual são os responsáveis pela interação com o ambiente. Um módulo declarativo é responsável pela recuperação de informações da memória de longo termo e um módulo de intenção é encarregado de rastrear a meta corrente e as intenções deste agente. Os módulos podem ser acessados através de seus *buffers*. O conteúdo dos *buffers* representam o estado do ACT-R em um determinado momento no tempo. A coordenação destes módulos é realizada através de um sistema central de produção. Como este sistema recebe as informações armazenadas nos *buffers* de cada módulo, ele é capaz de responder a uma quantidade de informação limitada, o que faz sentido se pensarmos que um ser humano não processa todo o seu campo visual para uma determinada tarefa, mas apenas foca nas informações principais relativas à tarefa a ser executada (Anderson *et al.*, 2004). O termo "produção" reflete a efetiva implementação de ACT-R como um sistema de produção, contudo uma produção é somente uma notação formal para especificar o fluxo de informação

das áreas corticais (os *buffers*) para os gânglios da base e de volta para o córtex. Em cada momento, um identificador de padrões interno procura uma produção que corresponda ao estado atual dos *buffers*. Apenas uma dessas produções pode ser executada em um dado momento. Essa produção, quando executada, pode modificar os *buffers* e desta forma mudar o estado do sistema. Portanto, no ACT-R, a cognição se desenvolve como uma sucessão de disparos de produção.

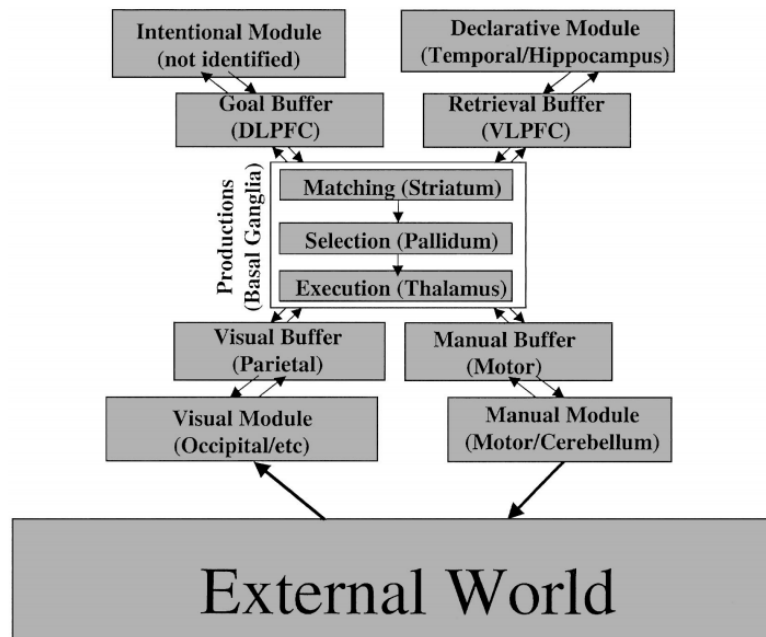


Figura 2.1: A Arquitetura ACT-R.
Fonte: Anderson *et al.* (2004)

Pesquisadores utilizam a arquitetura ACT-R para modelar vários tipos de problemas, como processamento de linguagens, na educação, entre outros. A maioria das publicações sobre o tema apresentam bons resultados. Van Rij *et al.* (2010) avaliou como as crianças adquiriram um desempenho semelhante ao de uma pessoa adulta ao utilizar expressões de referência. Uma outra aplicação foi feita por Ritter *et al.* (2007), que construiu um tutor cognitivo aplicado na área de educação em matemática, o qual tem sido utilizado também no controle e interação de robôs móveis com humanos (Trafton *et al.*, 2005). Mais recentemente Cao *et al.* (2015) construiu um modelo cognitivo usando ACT-R para modelar o processo de aprendizagem de habilidades de controle lateral em um veículo.

O modelo SOAR usa um sistema de produção de regras no qual todo o conhecimento de como o agente deve se comportar e sobre o estado atual são usados para alcançar uma meta. Esta arquitetura foi desenvolvida para construir sistemas inteligentes de propósito geral e vem sendo utilizada desde 1983, desde então aprimorada em diferentes versões. A meta dos desenvolvedores para o SOAR é que este seja uma arquitetura capaz de:

- (i) Ser utilizada para construir sistemas em que uma grande quantidade de tarefas são esperadas de um sistema inteligente, desde as mais simples até as mais complexas;
- (ii) Representar e usar de forma adequada diversas formas de conhecimento, tais como: processual, declarativo e episódico;
- (iii) Empregar um amplo conjunto de métodos de resolução de problemas;
- (iv) Interagir com o mundo real;
- (v) Aprender sobre todos os aspectos das tarefas e também de seu desempenho nestas tarefas.

Na Figura 2.2 é mostrada a visão estrutural do SOAR, suas memórias primitivas (módulos com borda quadrada), seus processos (módulos com borda arredondada) e suas conexões (setas). O SVS (*Spatial Visual System*) é responsável pela interação entre o SOAR e o mundo real. O estado contínuo do ambiente é representado no SVS em forma de um grafo de cenário, composto de objetos discretos e suas características contínuas. As características extraídas do cenário são adicionadas à memória de trabalho.

A memória de trabalho mantém as representações relacionadas aos dados sensoriais correntes e recentes, as metas atuais e a interpretação do agente em relação a estas metas. A memória semântica armazena o modelo do mundo, a memória episódica armazena as experiências instantâneas do agente e por fim a memória processual contém o conhecimento de como selecionar e executar ações discretas, sendo que estas ações são codificadas em forma de regras " **se - então**" e são chamadas de produções. Estas produções suportam os pedidos, avaliações, seleções e aplicações dos operadores.

Operadores são o ponto central do processo de decisão no SOAR. Os operadores são propostos (criados na memória de trabalho) por regras baseadas no contexto atual.

Uma vez que um operador é selecionado, regras ligadas à sua seleção executam as ações modificando a memória de trabalho.

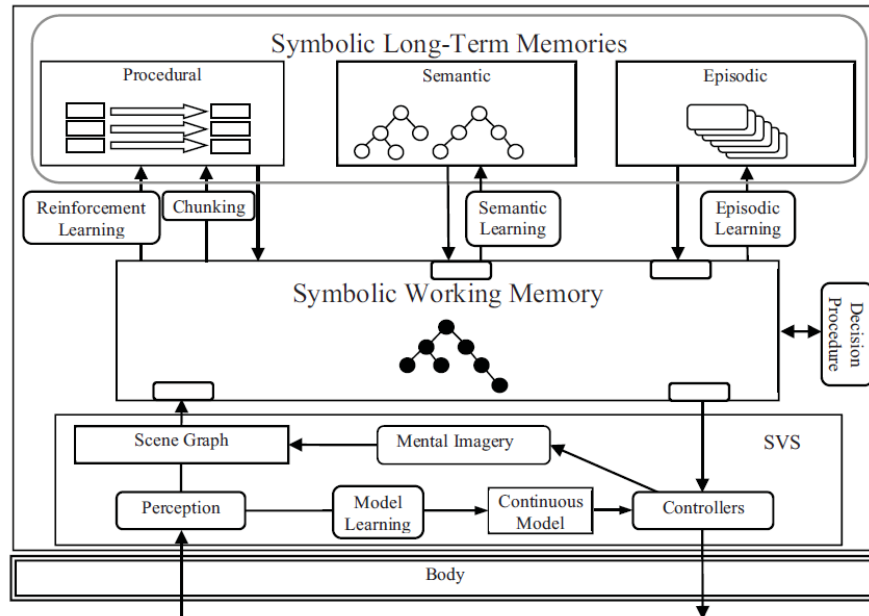


Figura 2.2: Arquitetura do SOAR.
Fonte: Laird *et al.* (1987).

Pesquisadores tem utilizado a arquitetura SOAR para desenvolver uma variedade de agentes inteligentes e tem conseguido bastante êxito em suas tarefas. Um dos projetos mais referenciados na literatura é o TAC-AIR-SOAR (Tambe *et al.*, 1995) que modelou um treinamento para pilotos de caça que envolvia exercícios de combate aéreos. Em Kirk e Laird (2014) Rosie, um robô de mesa, aprende novos jogos através da interação com um humano que lhe passa instruções através de uma linguagem restrita, posteriormente em Kirk *et al.* (2016) Rosie aprende novas tarefas através de instruções passadas por comandos de voz. Em (Gunetti *et al.*, 2013) os autores desenvolveram um sistema capaz de gerar e executar automaticamente um plano completo de vôo após um conjunto de objetivos ter sido designado.

Nas teorias de avaliação, as emoções surgem a partir de situações, objetos e agentes existentes no ambiente, que afetam direta ou indiretamente os objetivos, planos e crenças do indivíduo. A teoria de avaliação desenvolvida por Smith e Lazarus (1990) sugere que a maneira como um indivíduo reage emocionalmente a um evento depende da análise

de como este evento interfere no bem-estar do indivíduo, ou seja, as emoções surgem da interação do indivíduo com o ambiente, que direta ou indiretamente, influenciam nas metas, planos ou crenças deste indivíduo. Esta avaliação é feita através de uma ou mais variáveis de avaliação. Não existe um consenso em relação ao número destas variáveis. Cada pesquisador propõe um número adequado para o seu problema e nenhum pesquisador afirma que o número e o tipo de variáveis considerados abrange todos os tipos de emoções. O número e a natureza destas variáveis estão ligados ao número de emoções que se deseja demonstrar, em geral, quanto maior o número de emoções, maior e mais complexas serão estas variáveis.

Frijda (1986) propôs utilizar um conjunto de dimensões de avaliação. Estas dimensões podem ser vistas como variáveis que ajudam a extrair informações sobre a relação do indivíduo e o ambiente, sendo elas:

- (i) Agradabilidade: o evento foi prazeroso ou não?
- (ii) Condução de Meta: o evento conduziu ou dificultou o agente atingir a sua meta?
- (iii) Subitaneidade: este evento já aconteceu? Ou foi repentino?
- (iv) Controlabilidade: o agente pode afetar o evento de alguma forma?
- (v) Responsabilidade: o indivíduo foi responsável pelo que aconteceu?

O modelo OCC (*Ortony Clore Collins*) proposto por Ortony *et al.* (1990) apresenta uma taxonomia de emoções baseadas em uma hierarquia estruturada e sistemática, de acordo com as condições de como estas são disparadas. Esta taxonomia classificou 22 tipos de emoções em diferentes categorias dependendo da relação com as consequências do evento externo (alegria, culpa), as ações do indivíduo (orgulho, vergonha) e os aspectos do objeto (amor, ódio). Cada uma destas categorias possui variáveis de avaliação distintas entre si.

O modelo de Scherer *et al.* (2001) tenta prever emoções decorrentes de diferentes padrões de avaliação. Trata-se de um modelo de verificação sequencial que foca em quatro fases principais, onde uma série de estímulos são avaliados de acordo com a relação do indivíduo com o ambiente. Esta sequência de avaliações é recursiva e o modelo acumula os

resultados esperados de cada estímulo avaliado. As quatro fases de avaliação consideram as principais classes/tipos de informação que diz respeito a um objeto/evento que um organismo precisa para ter uma reação apropriada:

- (i) Detecção de relevância: avalia quais os eventos são realmente relevantes e como afetam socialmente o indivíduo;
- (ii) Avaliação das consequências: avalia se um estímulo/evento promove ou ameaça a adaptação do indivíduo a um determinado ambiente, bem como se satisfaz suas necessidades e suas metas são alcançadas;
- (iii) Determinação para lidar com eventos: avalia como o indivíduo obtém sucesso ao se deparar com um evento ou como se ajusta com às consequências deste evento;
- (iv) Avaliação normativa: avalia em relação aos padrões pessoais de conduta do indivíduo e também com códigos de conduta em sociedade.

Na teoria dimensional da emoção, uma das principais características é que a emoção é representada a partir de uma perspectiva estrutural. Este modelo transforma a maneira de classificar as emoções, que não mais serão classificadas em categorias e sim, em dimensões que podem expandir as relações entre diferentes emoções. Para estimar emoções neste modelo, eventos internos e externos são avaliados considerando seus níveis de valência (prazer) e estímulo (ativação) e podem ser classificados em estados afetivos distribuídos em um espaço de duas dimensões. Este espaço contém um número de emoções previamente identificadas (A Russell, 2003). Breazeal (2003) baseou-se neste modelo na construção do Kismet, um robô social desenvolvido para interagir e aprender com humanos.

O *Core Affect* utiliza um modelo bidimensional para classificar as emoções, e os eventos são avaliados em relação aos seus níveis de estímulo e valência. A dimensão horizontal mede o estímulo (A Russell, 2003). Esta dimensão se refere ao nível de energia do sujeito. Este nível aumenta e diminui de acordo com o ritmo diurno e varia com a ingestão de substâncias estimulantes, drogas ou com a atividade física e os eventos do dia a dia, podendo variar de prazeroso a não prazeroso e em termos de emoção varia da agonia ao êxtase. A dimensão vertical, que avalia a valência, varia de dormindo à sonolência, através de vários estágios entre estado de alerta a excitação frenética. O eixo da valência se resume ao quão bem um evento está fazendo ao sujeito.

A Figura 2.3 ilustra o modelo bidimensional. Todas as combinações possíveis dessas duas dimensões independentes de estímulo e valência ocorrem. Porém, o espaço resultante também inclui vários estados que não são emoções, como por exemplo a fadiga. Entretanto os eixos provêm um mapa do *Core Affect* em qualquer ponto do tempo, ou seja, o *Core Affect* é uma mistura de Estímulo e Valência ao longo do tempo. Este modelo foi utilizado no módulo de reconhecimento da emoção através de gestos estereotipados do robô Hibot, implementado por (Camada *et al.*, 2016) e obteve bons resultados na classificação de emoção.

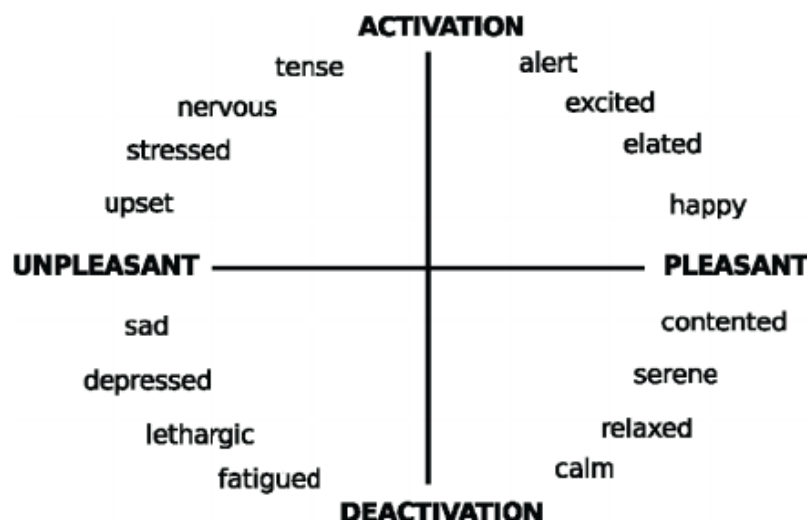


Figura 2.3: Modelo Core Affect.

Fonte: A Russell (2003)

A teoria hierárquica das emoções assume existir um conjunto de emoções básicas, primárias ou fundamentais, as quais possuem uma base evolucionária e são naturais e instintivas ao indivíduo. O modelo de emoções básicas mais aceito foi estabelecido por Ekman (1999).

Abaixo estão alguns exemplos de arquiteturas e as respectivas teorias de avaliação utilizadas como classificador de emoções, quais as emoções são avaliadas, que efeito estas emoções têm sobre o agente e as aplicações de cada uma das arquiteturas.

- EMA

- Teoria da avaliação: (Smith e Lazarus, 1990).

- Emoções: surpresa, esperança, alegria, medo, tristeza, raiva e culpa.
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: expressões do agente, crenças, desejos e intenções.
 - Aplicação: Tomada de decisão em humanos virtuais desenvolvidos para fins de treinamento.
- Flame
 - Teoria da avaliação: (Ortony *et al.*, 1990), Rosenan.
 - Emoções: alegria, tristeza, desapontamento, alívio, esperança, medo, orgulho, vergonha, censura e admiração.
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: seleção de ações.
 - Aplicação: Tomada de decisão em animais virtuais que demonstram comportamento realístico.
- Mamid
 - Teoria da avaliação: Lazarus, Smith e Kiry e Five Factors Model.
 - Emoções: ansiedade/medo, raiva/agressão, emoções negativas (tristeza, angústia) e emoções positivas (alegria, felicidade).
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: seleção de ação, metas e funções de atenção.
 - Aplicação: Humanos virtuais para treinamentos e ambientes de psicoterapia.
- Alma
 - Teoria da avaliação: Ortony, Five Factors Model e PAD.
 - Emoções: admiração, raiva, antipatia, desapontamento, angústia, medo, gratidão, felicidade, ódio, esperança, alegria, amor, orgulho, vergonha, ressentimento e satisfação.
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: expressão verbais e não verbais, tais como: tamanho das frases, expressão facial. Processos cognitivos como a tomada de decisão.

- Aplicação: agentes de conversação.
- Cathexis
 - Teoria da avaliação: diversas teorias da psicanálise e da neurologia.
 - Emoções: raiva, medo, tristeza e surpresa.
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: expressividade do agente e tomada de decisão.
 - Aplicação: Tomada de decisão em agentes físicos e virtuais.
- Kismet
 - Teoria da avaliação: teoria bidimensional de Russell.
 - Emoções: surpresa, raiva, medo, tristeza.
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: seleção de comportamento, expressão facial e mecanismos de aprendizado.
 - Aplicação: expressão de emoções em robôs.
- WASABI
 - Teoria da avaliação: Scherer, PAD e conceitos psicológicos de Damásio.
 - Emoções: raiva, depressão, felicidade, tristeza, surpresa, irritação.
 - Efeito das emoções no comportamento do agente: expressão facial, comportamentos involuntários (respirar) e voluntários (expressões verbais).
 - Aplicação: Expressão de emoções em jogadores virtuais.

2.2 Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy, ou lógica nebulosa, foi proposta por Lotsi Zadeh em 1965 (Zadeh, 1965). A lógica fuzzy relaxa a noção ríspida de pertinência da lógica proposicional e teoria dos conjuntos clássicas criando o conceito de graus de pertinência: ao invés de verdadeiro ou falso (pertence ou não pertence) tem-se um espectro contínuo de valores entre 0 e 1

para denotar o grau de pertinência. Assim, torna-se possível representar conhecimento simbólico impreciso.

De maneira mais formal, Russell e Norvig (2013) compara as lógicas proposicional e fuzzy de acordo com os seus compromissos ontológicos (que elementos ou aspectos do mundo que a lógica busca representar) e epistemológicos (a crença de um agente lógico sobre os fatos). O compromisso ontológico de ambas é com fatos, mas enquanto os estados possíveis de conhecimento sobre fatos (compromisso epistemológico) da lógica proposicional são verdadeiro, falso ou desconhecido, na lógica fuzzy os estados possíveis estão no intervalo $[0, 1]$, representando um grau de crença na ocorrência do fato.

Esta seção descreverá os fundamentos da lógica fuzzy. Em particular, os conceitos de variáveis linguísticas e funções de pertinência serão introduzidos. Em seguida na seção 2.2.2 as regras fuzzy serão apresentadas, juntamente com os operadores lógicos fuzzy.

2.2.1 Variáveis Linguísticas

As chamadas variáveis linguísticas em lógica fuzzy são variáveis que podem assumir diferentes valores simbólicos com diferentes graus de pertinência simultaneamente. Em termos de teoria dos conjuntos fuzzy, uma variável linguística pode pertencer parcialmente a diferentes conjuntos. Por exemplo, uma variável linguística *temperatura* pode pertencer parcialmente aos conjuntos *frio*, *morno* e *quente*¹, uma vez que não há limites rígidos pré-estabelecidos para definir absolutamente o que é quente ou frio (Tanaka e Wang, 2001).

Os valores simbólicos mencionados acima são de conjuntos fuzzy, e a pertinência a um conjunto fuzzy é dada por uma função de pertinência. A Eq. (2.1), por exemplo, dá a expressão da função de pertinência trapezoidal, onde $a \leq b \leq c \leq d$. Quando $b = c$, tem-se a função de pertinência triangular.

¹Podendo haver outras como *muito frio* ou *muito quente* dependendo da modelagem do problema.

$$\varphi_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & \text{se } a \leq x < b \\ 1, & \text{se } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & \text{se } c < x \leq d \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.1)$$

A Figura 2.4 mostra um exemplo de conjuntos fuzzy com função de pertinência trapezoidal que pode estar associado a uma variável linguística.

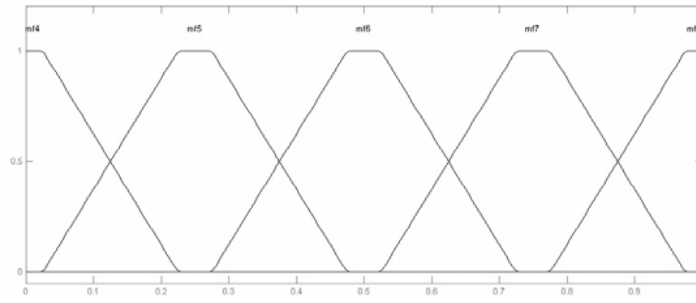


Figura 2.4: Conjuntos fuzzy com funções de pertinência trapezoidal.

2.2.2 Regras Fuzzy

A Eq.(2.2) mostra o formato genérico de uma regra fuzzy, onde a premissa é mostrada e a consequência é deixada de forma genérica para ser explorada mais tarde.

$$\begin{array}{ll} \text{Regra}_i : & \\ \text{SE} & (x_1 \acute{\text{E}} \mu_{i1}) \text{ E } \dots \text{ E } (x_p \acute{\text{E}} \mu_{ip}) \\ \text{ENTÃO} & \text{Consequência} \end{array} \quad (2.2)$$

Na premissa vê-se um “É” e uma conjunção lógica “E”. O “É” significa calcular a pertinência da j -ésima entrada ao j -ésimo conjunto da i -ésima regra, isto é, calcular $\mu_{ij}(x_j)$. Já a conjunção lógica fuzzy é um operador pertencente a um conjunto mais geral de operadores chamados $\top$ -normas.

Assim, o valor da i -ésima premissa para um vetor de entrada $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_p]$ é

calculado de acordo com a Eq (2.3).

$$\mu_i(\mathbf{x}) = \top_{j=1}^p \mu_{ij}(x_j) \quad (2.3)$$

Exemplos de $\top$ -normas são as função máximo, mínimo e o produto. No caso desta última, a Eq. (2.3) se transforma em um produtório.

A definição do tipo de consequência que as regras terão varia de acordo com a aplicação e determinará a natureza do sistema fuzzy. Para sistemas do tipo Takagi-Sugeno (TS) as regras possuem consequências no formato mostrado na Eq. (2.4) para a i -ésima regra (Wang, 1997).

$$l_i = w_{i0} + w_{i1}x_1 + \dots + w_{ip}x_p \quad (2.4)$$

Nesta equação, os parâmetros w_{ij} são parâmetros livres que devem ser ajustados de acordo com as entradas e as saídas desejadas.

A saída de um sistema fuzzy TS é dada na Eq. (2.5), onde

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \hat{y} = \sum_{i=1}^C l_i \frac{\mu_i(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^C \mu_j(\mathbf{x})} \quad (2.5)$$

Na Figura 2.5 é ilustrado o procedimento de cálculo da saída de um sistema fuzzy TS. Nesta figura, os termos $Psi1$ e $Psi2$ são calculados como na Eq. (2.6).

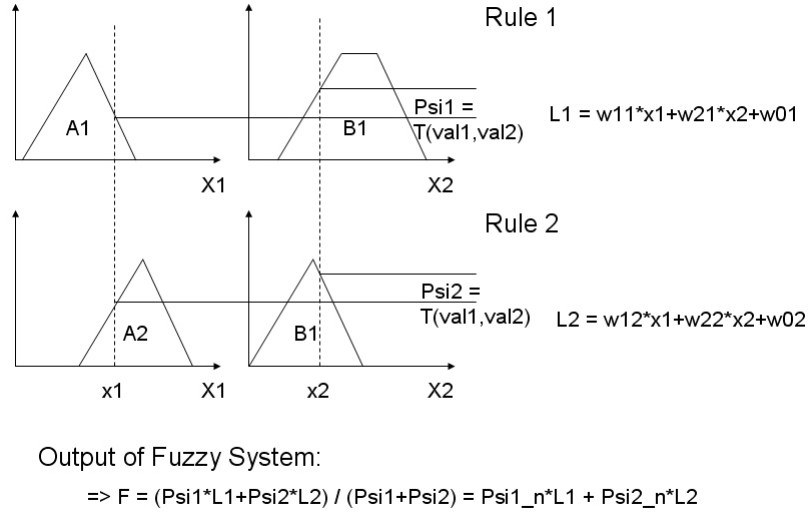


Figura 2.5: Exemplo gráfico de como a saída é calculada em sistemas fuzzy TS.

$$\Psi_i = \frac{\mu_i(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^C \mu_j(\mathbf{x})} \quad (2.6)$$

Diferente dos sistemas do tipo Takagi-Sugeno (TS), as regras dos sistemas do tipo Mamdani possuem consequências que contêm conjuntos fuzzy, o que permite que uma única regra seja completamente legível no sentido linguístico. A definição de uma saída única em um sistema Mamdani possui o formato do Eq. 2.7

$$Regra_i : \text{SE } x_1 \text{ É } \mu_{i1} \text{ E } \dots \text{ E } x_p \text{ É } \mu_{ip} \text{ ENTÃO } l_i \text{ É } \phi_i \quad (2.7)$$

onde ϕ_i é conjunto fuzzy consequente da variável de saída usada na i^{sima} regra.

Apesar dos sistemas Mamdani normalmente terem um poder de predição abaixo do sistema Takagi-Sugeno, eles possuem uma grande aplicabilidade na modelagem linguística, especialmente quando se desenvolve sistemas fuzzy diretamente de um conhecimento de um especialista ao invés do que utilizando um conjunto de dados.

Entretanto, a coerência linguística pode nem sempre ser melhor do que o sistema Takagi-Sugeno. Esta coerência irá depender do tipo de aplicação e qual o tipo de coerência é esperada pelo usuário (Lughofer, 2011).

2.2.3 Defuzzificação

A defuzzificação é um procedimento que permite interpretar a distribuição de possibilidades da saída de um modelo linguístico fuzzy de forma quantitativa, ou seja, ele fornece um valor numérico representativo que captura o significado essencial dessa distribuição de possibilidades (Lughofer, 2011). Existem algumas técnicas de defuzzificação:

- (i) Média dos Máximos: produz um valor numérico que representa o valor médio de todos os valores centrais ativados.
- (ii) Centro de Área: o valor do consequente é calculado como o centro de área da figura resultante da união dos conjuntos fuzzy cortados no domínio da saída.
- (iii) Método das Alturas: Constrói a média ponderada do valor de pico dos conjuntos originais.

2.3 Personalidade e Emoção

O modelo dos cinco fatores (BFFM) é a abordagem dominante para representar a estrutura de traços humanos hoje. O modelo afirma que cinco fatores básicos descrevem a maioria dos traços de personalidade: neuroticismo, abertura à experiência, extroversão, afabilidade e consciência. A investigação no modelo de cinco fatores começou em 1949 quando Fiske não conseguiu encontrar apoio para os expansivos 16 fatores de personalidade de Cattell, mas em vez disso encontrou apoio para apenas cinco fatores. A pesquisa aumentou nas décadas de 1980 e 1990, oferecendo suporte crescente para o modelo de cinco fatores. Os cinco traços de personalidade de fator mostram consistência em entrevistas, auto descrições e observações, bem como em uma ampla gama de participantes de diferentes idades e de diferentes culturas. É a estrutura mais amplamente aceita entre os teóricos dos traços e na psicologia da personalidade hoje, e a aproximação mais precisa das dimensões básicas dos traços (Hutz *et al.*, 1998), (Gomes e Golino, 2012).

O modelo ficou conhecido como *Big Five Model* e tem recebido muita atenção. Foi pesquisada em muitas populações e culturas e continua a ser a teoria da personalidade mais aceita hoje.

Cada um dos cinco fatores da personalidade representa categorias extremamente amplas que abrangem muitos termos relacionados à personalidade. Cada característica abrange uma infinidade de outras facetas.

Como este modelo foi desenvolvido independentemente por diferentes teóricos, os nomes de cada um dos cinco fatores - e o que cada fator mede - diferem de acordo com o teórico que o está referenciando. A versão de Paul Costa e Robert McCrae, no entanto, é a mais conhecida hoje e aquela que é evocada pela maioria dos psicólogos ao discutir o modelo dos cinco fatores. A sigla OCEAN é freqüentemente usada para lembrar os cinco fatores de Costa e McCrae, ou os cinco fatores da personalidade: Abertura à Experiência *Openness*, Consciência *Conscientiousness*, Extroversão *Extroversion*, Amabilidade *Agreeableness* e Neuroticismo *Neuroticism*. Os traços de cada um dos fatores, assim como o que ele desperta se tiver uma alta pontuação podem ser visualizados na Figura 2.6.

A premissa fundamental do BFFM é que a personalidade humana pode ser descrita sob 5 dimensões (Costa *et al.*, 1992):

- (i) Abertura à novas experiências (Fator **O**): refere-se ao grau de disponibilidade de uma pessoa para vivenciar novos ambientes, ter acesso a novos conhecimentos e receber, de forma positiva, ideias mais inovadoras e originais. Pessoas com alto nível de fator O são curiosas, mais liberais, imaginativas e intelectuais;
- (ii) Conscienciosidade (Fator **C**): refere-se a pessoas focadas em suas metas, seguidoras de normas, que demonstram auto-disciplina. Pessoas com alto valor no fator C são pessoas que planejam todas as suas ações;
- (iii) Extroversão (Fator **E**): pessoas com alto fator E são pessoas que tendem a apresentar facilidade para interagir com outras pessoas, expor suas ideias em público e fazer novas amizades;
- (iv) Amabilidade (Fator **A**): indica a qualidade das relações interpessoais presente no momento da interação de uma pessoa com outra. Pessoas com alto valor neste fator tendem a ser pessoas altruístas, as chamadas pessoas "de coração bom";
- (v) Neuroticismo (Fator **N**): refere-se a um traço de personalidade presente em pessoas que vivenciam, de forma negativa, os estados emocionais. Pessoas com alto valor no fator N tendem a vivenciar emoções não prazerosas facilmente.

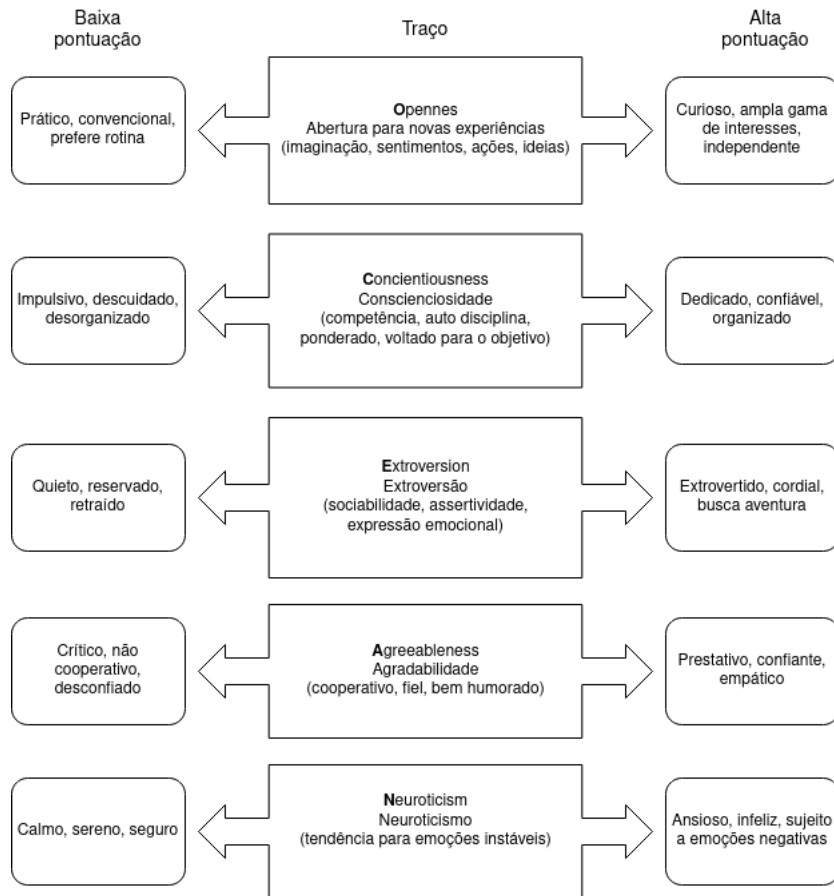


Figura 2.6: Traços de cada fator do *Big Five Model*.
Fonte: Gray (2017)

2.4 Árvores de Decisão

Uma árvore de decisão é um sistema de suporte à decisão, o qual utiliza decisões de um gráfico semelhante a uma árvore e seu possível efeito posterior, incluindo resultados de eventos aleatórios, custos de recursos e utilidade. Uma árvore de decisão, ou uma árvore de classificação, é usada para aprender uma função de classificação que conclui o valor de um atributo dependente, dados os valores dos atributos independentes. Isso verifica um problema conhecido como classificação supervisionada porque o atributo dependente e as classes são fornecidos.

O C4.5, ou J48 no WEKA (Witten *et al.*, 2016), é um algoritmo usado para gerar

uma árvore de decisão desenvolvida por Quinlan (1992). C4.5 é uma extensão do algoritmo ID3 anterior também de autoria de Quinlan. As árvores de decisão geradas por C4.5 podem ser usadas para classificação e, por esse motivo, C4.5 é frequentemente referido como um classificador estatístico.

Este algoritmo gera as regras para a previsão da variável de destino. Com a ajuda do algoritmo de classificação em árvore, a distribuição crítica dos dados é facilmente compreensível. O J48 é uma extensão do ID3. Os recursos adicionais do J48 são responsáveis por valores ausentes, poda de árvores de decisão, intervalos de valor de atributo contínuo, derivação de regras, etc. Na ferramenta de mineração WEKAdata, J48 é uma implementação Java de código aberto do algoritmo C4.5. A ferramenta WEKA fornece uma série de opções associadas à poda de árvores. Em caso de potencial sobre o encaixe, a poda pode ser usada como uma ferramenta de precisão. Em outros algoritmos, a classificação é realizada recursivamente até que cada folha seja pura, ou seja, a classificação dos dados deve ser a mais perfeita possível (Kaur e Chhabra, 2014), (Tu e Chung, 1992), (Witten *et al.*, 2016).

Este algoritmo gera as regras a partir das quais uma identidade particular desses dados é gerada. O objetivo é a generalização progressiva de uma árvore de decisão até que ela ganhe equilíbrio de flexibilidade e precisão.

2.4.1 Etapas básicas no algoritmo

1. Caso as instâncias pertençam à mesma classe, a árvore representa uma folha, então a folha é retornada por rotulagem com a mesma classe.
2. A informação potencial, entropia, é calculada para cada atributo, dada por um teste no atributo. Em seguida, é calculado o ganho de informação que resultaria de um teste no atributo
3. Então, o melhor atributo é encontrado com base no presente critério de seleção e aquele atributo selecionado para ramificação.

2.4.2 Cálculo do Ganho de informação

Entropia é uma medida da aleatoriedade (impureza) de uma variável. No contexto das árvores de decisão, a entropia é usada para estimar a aleatoriedade da variável a prever uma classe. O ganho de informação é baseado na redução da entropia depois de uma divisão do conjunto de dados baseado em determinada regra. Construir uma árvore de decisão se trata de encontrar regras sobre as variáveis do modelo que retornam o maior ganho de informação, isto é, que tornam os ramos da árvore mais homogêneos, com menor entropia.

A entropia é calculada por:

$$Info(s) = - \sum_{i=1}^k \left\{ \left[\frac{freq(C_i, S)}{|S|} \right] \right\} \log_2 \left\{ \left[\frac{freq(C_j, S)}{|S|} \right] \right\} \quad (2.8)$$

Onde, $|S|$ é o número de casos no conjunto de treinamento; C_i é a classe: $i = 1, 2, 3, \dots, k$, k = número de classes; $freq(C_i, S)$ = número de casos em C_i

O cálculo do valor da informação esperada, $Infox(S)$, para o atributo X da partição S, é calculado por:

$$Infox(s) = - \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{|S_i|}{|S|} \right) Info(S_i) \right] \quad (2.9)$$

Onde n é o número de valores possíveis que o atributo pode assumir, ou seja, o número de nós-filhos, N é o número total de objetos do nó-pai e $N(S_i)$ é o número de exemplos associados ao nó-filho S_i .

Desta forma o Ganho de informação é calculado por:

$$Ganho(X) = Info(S) - Infox(S) \quad (2.10)$$

2.4.3 Poda

Uma árvore de decisão pode ficar bastante complexa, com uma elevada quantidade de arestas. Algumas instâncias estão presentes em todos os conjuntos de dados que não estão bem definidos e diferem das outras instâncias em sua vizinhança. A classificação é

realizada nas instâncias do conjunto de treinamento e a árvore é formada.

A poda é realizada para diminuir os erros de classificação que estão sendo produzidos pela especialização no conjunto de treinamento. A poda é realizada para a generalização da árvore. Tais técnicas têm o objetivo de melhorar a taxa de acerto do modelo para novos exemplos e tornar a árvore mais simples e facilmente interpretável por parte do usuário (Kaur e Chhabra, 2014).

2.5 Redes Neurais Artificiais

Uma Rede Neural Artificial (RNA) é um sistema computacional inspirado na estrutura, método de processamento e habilidade de aprendizado de um cérebro biológico. As semelhanças estão no fato do conhecimento ser adquirido através de um processo de aprendizado e das ligações sinápticas excitatórias e inibitórias serem as responsáveis por armazenar o conhecimento. Nesta seção serão apresentados o modelo matemático do neurônio artificial, seu funcionamento e uma das RNAs mais populares, a rede Perceptron Multicamadas (MLP), *Multilayer Perceptron*.

2.5.1 O Neurônio Artificial

O primeiro modelo matemático do neurônio foi desenvolvido em 1943 pelos pesquisadores Warren McCulloch e Walter Pitts (McCulloch e Pitts, 1943). Assim como o neurônio biológico, o neurônio conhecido como nó MCP (Figura 2.7) é composto por diversas entradas (dendritos) ponderadas por pesos (simulando o comportamento das sinapses), um somador (corpo celular) e uma saída (axônio). Na Figura 2.7, λ representa o limiar de ativação do neurônio.

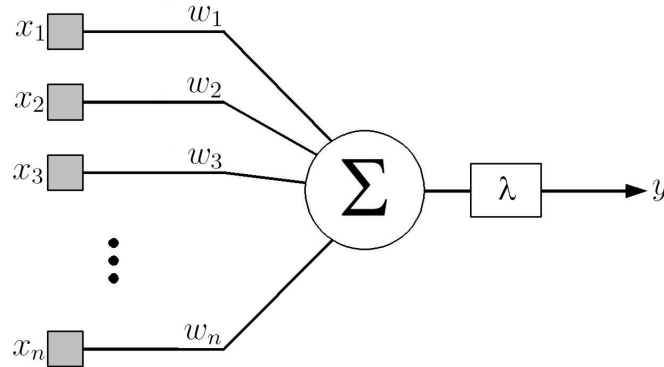


Figura 2.7: O neurônio de McCulloch e Pitts (Nó MCP)

Matematicamente, a saída do neurônio MCP se torna ativa quando:

$$\sum_{i=1}^n (x_i w_i) \geq \lambda \quad (2.11)$$

no qual n representa o número de entradas (dendritos), x as entradas, w os pesos associados as sinapses (quando w positivo a sinapse é excitatória, quando negativo é inibitória) e λ representa o limiar de ativação, isto é, quando o somatório atingir o limiar λ , o neurônio se torna ativo. Matematicamente, a Equação 2.11 é o produto escalar (também conhecido como produto interno $x.w$) do vetor de pesos w com o vetor de entradas x .

Contudo, em sua definição original, o nó MCP foi proposto com pesos não-ajustáveis (fixos) (Braga *et al.*, 2000). Assim, alguns outros modelos artificiais foram propostos com o objetivo de eliminar tal limitação, como exemplo pode ser citado o *perceptron* e o Adaline. Em 1986, com o desenvolvimento do algoritmo de retropropagação pelos pesquisadores Rumelhart *et al.* (1986) foi definido um modelo de neurônio não-linear baseado no perceptron. Este neurônio, é atualmente o mais utilizado pela comunidade de redes neurais (Figura 2.8).

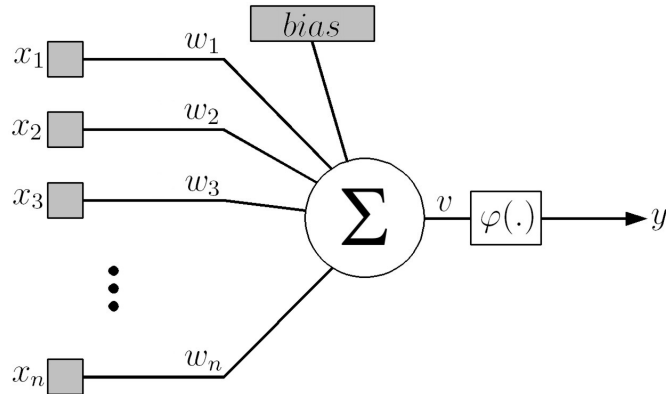


Figura 2.8: O neurônio com função de saída não-linear

No neurônio com função de saída não-linear representado pela Figura 2.8, x_i representa a entrada presente na sinapse i do neurônio, w_i o peso associado a sinapse i , v o somatório das entradas ponderadas pelos pesos acrescido do termo *bias* (Equação 2.12), $\varphi(\cdot)$ a função de ativação não-linear do neurônio e y a sua saída (Equação 2.13). Algumas funções de ativação do neurônio serão apresentadas na Tabela 2.1.

$$v = \left(\sum_{i=1}^n x_i w_i \right) + bias \quad (2.12)$$

$$y = \varphi(v) \quad (2.13)$$

Tabela 2.1: Funções de Ativação do Neurônio

Tipo	Função
Limiar	$\varphi(v) = \begin{cases} 0 & \text{se } v < 0 \\ 1 & \text{se } v \geq 0 \end{cases}$
Linear por Partes	$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq \frac{1}{2} \\ v & \text{se } -\frac{1}{2} < v < \frac{1}{2} \\ 0 & \text{se } v \leq -\frac{1}{2} \end{cases}$
Sigmoide Logística	$\varphi(v) = (1 + \exp(-a v))^{-1}$
Tangente Hiperbólica	$\varphi(v) = \tanh(v)$

O caráter dinâmico do aprendizado torna o uso de RNAs bastante atrativo, devido

principalmente a capacidade destas de aprender, de aproximar funções, e de classificar padrões (Antsakalis, 1992).

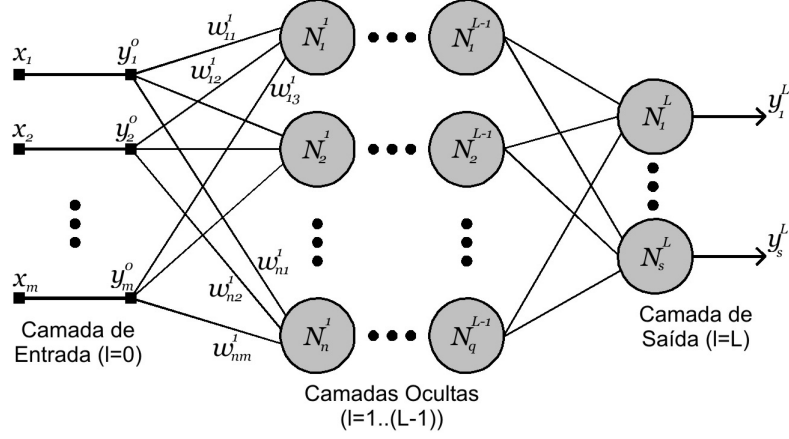
A seguir será apresentado o modelo de Rede Neural que tem sido amplamente adotado como sistema de apoio a tomada de decisão, chamado modelo Perceptron Multicamadas (MLP) (Rosenblatt, 1963; Haykin, 1994).

2.5.2 Redes Neurais MLP

As redes neurais MLP podem ser vistas como uma generalização das redes *perceptron* de uma única camada. Contudo, algumas diferenças podem ser destacadas:

- as MLPs utilizam funções de ativação não-lineares contínuas (diferenciáveis em todos os pontos) (Kovacs, 2002),
- podem resolver problemas não-linearmente separáveis (Haykin, 2001),
- por possuírem camadas ocultas, as MLPs podem mapear qualquer função matemática (Cybenko, 1988; Cybenko, 1989).

A arquitetura da rede MLP é apresentada na Figura 2.9, na qual é possível observar que a organização dos neurônios na rede é dada por camadas. A primeira camada (camada de entrada $l = 0$), é responsável por receber os sinais provenientes do ambiente (sensores, chaves, interrupções, etc.) e transmiti-lo à próxima camada ($l = 1$). Aquela não é propriamente uma camada da RNA, pois, não é constituída de neurônios como as demais camadas da rede (o sinal recebido pela camada $l = 0$ é o mesmo sinal transmitido à camada $l = 1$ ($y_j^0 = x_j$)).



fonte: Braga *et al.* (2000)

Figura 2.9: Arquitetura da rede neural MLP

O fluxo de informação em uma rede MLP é propagado a partir da camada de entrada ($l = 0$), passando por todas as camadas ocultas até a camada de saída ($l = L$). Desta forma, as entradas de cada neurônio (N_i^l) das camadas ocultas e da camada de saída ($l = 1, 2, \dots, L$) são as respectivas saídas (y_j) de todos os neurônios (N_j^{l-1}) da camada imediatamente anterior ponderadas pelos respectivos pesos sinápticos (w_{ji}).

A soma de todas as entradas (y_j) ponderadas pelos pesos (w_{ji}) é chamada de campo local induzido (v), representado pela Equação 2.14, no qual o termo *bias* representa a polarização do neurônio j . Por sua vez, o sinal de saída (y_j^l) do neurônio (N_i^l) mostrado na Equação 2.15, é computado pela função de ativação $\varphi(\cdot)$, comumente uma função logística ou uma função tangente hiperbólica.

$$v_j^l = \left(\sum_{i=1}^m w_{ji}^l y_i^{l-1} \right) + bias_j^l \quad (2.14)$$

$$y_j^l = \varphi(v_j^l) \quad (2.15)$$

O principal problema de uma rede MLP esteve justamente em como realizar o ajuste dos pesos w_{ji} das camadas ocultas da rede. Este problema esteve presente por toda a década de 70. Apenas em meados da década de 80, com o desenvolvimento do algoritmo de retropropagação do erro (*backpropagation*) pelos pesquisadores (Rumelhart *et al.*, 1986),

foi possível realizar o treinamento de uma rede MLP.

Uma desvantagem do algoritmo de retropropagação é o fato de introduzir complexidades computacionais consideráveis devido à necessidade de se haver constantes cálculos de gradientes (diferenciações). Contudo, técnicas de otimização baseadas no gradiente permitem que o algoritmo alcance a melhor solução na região do ponto em que começam a busca.

Capítulo 3

Arquitetura I2E

A arquitetura I2E é responsável por inferir o estado emocional do robô a partir da emoção do usuário. É importante ressaltar que a I2E não reconhece a emoção do usuário, ela processa as emoções que foram previamente reconhecidas pelos quatro modais afetivos do HiBot. Cada modal afetivo utilizou-se de uma técnica distinta para realizar o reconhecimento da emoção do usuário. O processo de perceber o ambiente através de estímulos externos por meio da visão, audição, tato e olfato, torna a interação humana com o mundo multimodal (Jaimes e Sebe, 2007). Portanto para fundir todas as quatro emoções reconhecidas em cada um dos modais afetivos, o módulo 01 utiliza um Sistema Fuzzy para fazer a inferência da emoção do usuário.

O estado emocional que foi inferido para o robô foi baseado na emoção e na personalidade do usuário, para que o mesmo tivesse um comportamento empático com o usuário. A Figura 3.1 ilustra a visão geral do I2E. A arquitetura é subdividida em três módulos:

1. Módulo 01: responsável por inferir a personalidade do usuário, a partir das emoções do usuário;
2. Módulo 02: responsável por determinar a personalidade do robô, a partir da personalidade do usuário;
3. Módulo 03: responsável por escolher a emoção que será demonstrada pelo robô.

A inferência da emoção que será demonstrada pelo robô segue três etapas: (i) Módulo 01 a partir da emoção do usuário (UserEmotion) infere o perfil de personalidade do usuário (UserOCEAN), vale ressaltar que a emoção inferida para o robô é resultante da combinação dos quatro modais de emoção do HiBot. (ii) O Módulo 2 baseado na personalidade inferida para o usuário (UserOCEAN), infere a personalidade do robô (UserRobot), esta personalidade é empática com a personalidade do usuário, isto se deve ao fato do HiBot ser um robô assistivo. (iii) Após a inferência da personalidade do robô, o Módulo 03 escolhe a emoção representada por aquela personalidade, e esta emoção será demonstrada pelo HiBot.

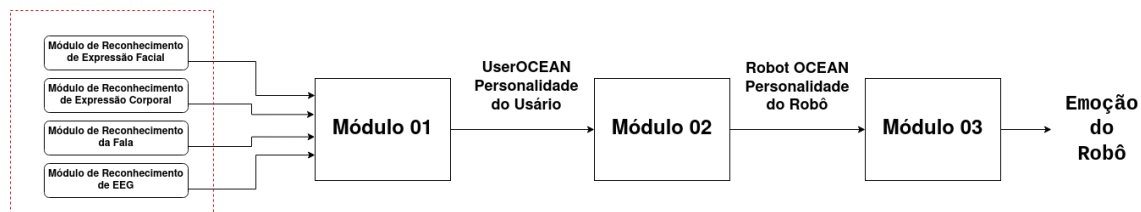


Figura 3.1: Visão geral da arquitetura da inferência de um estado emocional (I2E).

3.1 Módulo 01: Personalidade do Usuário

O Módulo 01 é responsável pela inferência a personalidade do usuário. Personalidade é o conjunto de características que se destacam em uma pessoa e representam o padrão de individualidade pessoal e social de cada indivíduo. Também influencia a tendência de julgar objetivos específicos, como liberdade, ou disposições de ações como honestidade (Reisenzein e Weber, 2009). Para representar a personalidade do usuário foi escolhido o modelo *Big Five Model*, um modelo amplamente utilizado em trabalhos sobre a personalidade, tais como por Gürpınar *et al.* (2016), por Correa *et al.* (2018) e por Barnett *et al.* (2015).

A entrada de dados do Módulo 01 está ilustrada na Figura 3.2 pelas letras (A) e (B). Na letra (A) estão ilustrados os quatro modais afetivos que compõem o conjunto de sensores afetivos do HiBot: (i) FERM; (ii) BERM; (iii) VERM; e (iv) EEGRM. Cada saída de um modal afetivo é composta por seis atributos que representam as pertinências de cada uma das seis emoções: raiva, nojo, medo, tristeza, calma e felicidade. Portanto

a entrada do módulo 01 são os 6 valores que representam as pertinências de cada um das 6 emoções que foram reconhecidas pelos 4 modais afetivos, resultando em um total de 18 valores numéricos. A última linha da Figura 3.2 (B) por exemplo, o módulo de reconhecimento de EEG envia 1.0, 0.2, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, ou seja, 100% para a emoção raiva, 20% para a emoção nojo, 0% para as emoções medo, tristeza e calma e 100% para emoção felicidade.

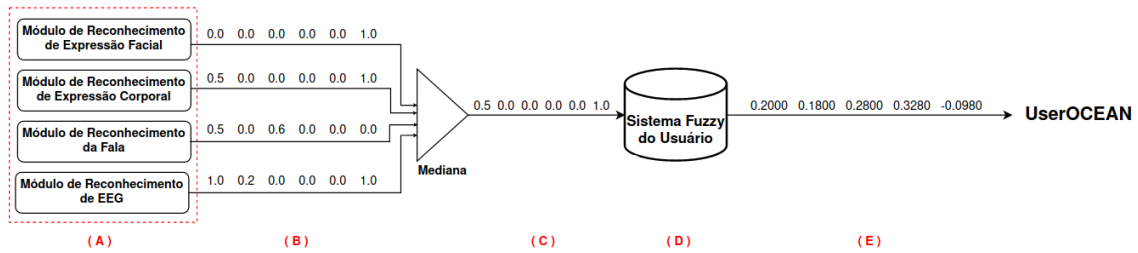


Figura 3.2: Módulo 01 - responsável pela inferência da personalidade do usuário.

Após a leitura de todos os atributos, foi necessário calcular a mediana entre os três valores de cada atributo, Figura 3.2 (C). A mediana foi adotada porque retorna à tendência central para distribuições numéricas assimétricas. Após processar os valores de entrada, seguimos para o próximo passo que é a inferência da personalidade do usuário. Para a inferência da personalidade do usuário foi utilizado um Sistema Fuzzy do módulo 01, Figura 3.2 (D). E por fim o resultado do módulo 01 é a representação da personalidade do usuário no modelo *Big Five Model*, Figura 3.2 (E).

3.1.1 Sistema Fuzzy do usuário

Para inferir um perfil de personalidade do usuário que fosse baseado nas emoções do usuário, os trabalhos de Mehrabian (1996a) e Mehraei e Akcay (2017) foram utilizados como base. Mehraei e Akcay (2017) utiliza uma mapeamento para relacionar emoções do modelo OCC de Ortony *et al.* (1990) para o modelo *Pleasure - Arousal - Dominance* (PAD) definido por (Mehrabian, 1996b), este mapeamento pode ser visualizado na Tabela 3.1. O modelo PAD descreve um estado emocional usando três dimensões numéricas: *Pleasure* - Prazer, *Arousal* - Excitação e *Dominance* - Dominância. A dimensão P é medida em uma escala chamada Prazerosa - Não Prazerosa, isto é, trata do quão agradável-desagradável

é uma emoção. Por exemplo, a emoção raiva e medo e tristeza são consideradas desagradáveis, portanto, mais próxima de *Não Prazerosa*. A dimensão A é medida em uma escala denominada Excitante - Não excitante, que quantifica a intensidade da emoção. A emoção raiva, por exemplo, tem um alto nível de excitação (aproximando-se de Excitante), enquanto que o estado de calma tem um nível de excitação baixo, aproximando-se de Não excitante. Finalmente, a dimensão D também tem a sua própria escala, denominada Dominante - Submissa, que representa o controle e a natureza dominante da emoção. Raiva, por exemplo, é uma atitude dominante, enquanto que medo representa um estado de submissão.

Emoção	P	A	D
admiração	0.5000	0.3000	-0.2000
raiva	-0.5100	0.5900	0.2500
desapontamento	-0.3000	0.1000	-0.4000
nojo	-0.4000	0.2000	0.1000
medo	-0.6400	0.6000	-0.4300
respeito	0.3000	-0.3000	-0.1000
satisfação	0.6000	0.5000	0.4000
gratidão	0.4000	0.2000	-0.3000
felicidade	0.4000	0.2000	0.2000
ódio	-0.6000	0.6000	0.3000
esperança	0.2000	0.2000	-0.1000
alegria	0.4000	0.2000	0.1000
simpatia	0.4000	0.1600	-0.2400
amor	0.3000	0.1000	0.2000
tristeza	-0.4000	-0.2000	-0.5000
orgulho	0.4000	0.3000	0.3000
calma	0.2000	-0.3000	0.4000
reprovação	-0.3000	-0.1000	0.4000
ressentimento	-0.2000	-0.3000	-0.2000
satisfação	0.3000	-0.2000	0.4000
vergonha	-0.3000	0.1000	-0.6000

Tabela 3.1: Mapeamento das emoções do modelo OCC para o Modelo PAD retirados de Mehraei, 2017.

Mehrabian (1996a) fez uma relação entre o modelo de emoção PAD com o modelo de personalidade *Big Five Model*. Neste trabalho cinco análises de regressão linear foram usadas para analisar cada um dos cinco grandes fatores como funções das dimensões Prazer (P), Excitabilidade (A) e Dominância (D) resultando o seguinte conjunto de equações:

$$\begin{aligned}
O &= 0.33A + 0.67D \\
C &= 0.32P + 0.30D \\
E &= 0.23P + 0.12A + 0.82D \\
A &= 0.83P + 0.12A - 0.21D \\
N &= 0.33P - 0.65A
\end{aligned} \tag{3.1}$$

Considerando os valores PAD usados por Mehrabian (1996a) para definir as emoções mostradas na Tabela 3.2. O conjunto de equação 3.1) descrito por Mehrabian (1996a) foi usada para transformar as emoções de entrada para o padrão do *Big Five Model*, neste trabalho, esses valores serão chamados de valores OCEAN. Por exemplo, para a emoção raiva, os valores PAD são: $P = -0,51$, $A = 0,59$ e $D = 0,25$. Depois de aplicar a equação 3.1), os valores OCEAN resultantes são: $O = 0,3622$, $C = -0,0882$, $E = 0,1585$, $A = -036,37$ e $N = 0,6742$.

Emoção	O	C	E	A	N
admiração	-0.0350	0.1000	-0.0130	0.5140	-0.0900
raiva	0.3622	-0.0882	0.1585	-0.3637	0.6742
desapontamento	-0.2350	-0.2160	-0.3850	-0.1460	0.2360
nojo	0.1330	-0.0980	0.0140	-0.3150	0.3580
medo	-0.0901	-0.3338	-0.4278	-0.3269	0.7548
respeito	-0.1660	0.0660	-0.0490	0.2130	-0.3660
satisfação	0.4330	0.3120	0.5260	0.5090	-0.0170
gratidão	-0.1350	0.0380	-0.1300	0.4330	-0.0980
felicidade	0.2000	0.1880	0.2800	0.3280	-0.0980
ódio	0.3990	-0.1020	0.1800	-0.4470	0.7320
esperança	-0.0010	0.0340	-0.0120	0.2250	0.0160
alegria	0.1330	0.1580	0.1980	0.3490	-0.0980
simpatia	-0.1080	0.0560	-0.0856	0.4128	-0.1240
amor	0.1670	0.1560	0.2450	0.2260	-0.1060
tristeza	-0.4010	-0.2780	-0.5260	-0.2650	0.0980
orgulho	0.3000	0.2180	0.3740	0.3260	-0.0330
calma	0.1690	0.1840	0.3380	0.0250	-0.3090
reprovação	0.2350	0.0240	0.2470	-0.3520	0.1060
ressentimento	-0.2330	-0.1240	-0.2460	-0.1810	-0.0810
satisfação	0.2020	0.2160	0.3730	0.1270	-0.3010
vergonha	-0.3690	-0.2760	-0.5490	-0.1040	0.2360

Tabela 3.2: As emoções pena e remorso não foram utilizadas neste trabalho por possuírem valores PAD iguais a tristeza e vergonha, respectivamente. Os valores OCEANs foram calculados baseados nas equações de Mehrabian, 1996

Como resultado dessas transformações, os valores numéricos que representam a personalidade do usuário para cada uma das emoções de entrada foram obtidos. Os valores que representam cada emoção usada neste trabalho estão ilustrados na Tabela 3.2. Neste ponto do trabalho surgiu a necessidade de se encontrar um modelo computacional capaz de fundir as seis emoções de entrada, e não perca as características das intensidades de cada emoção durante o processamento e inferência dos dados, como por exemplo um sistema fuzzy.

Um sistema fuzzy foi adotado para lidar tanto com a representatividade, como com a incerteza do dados, pois na entrada tem-se que tratar todas as pertinências para gerar apenas uma personalidade que represente as 6 emoções da entrada. Por exemplo, se na entrada a emoção raiva tiver uma pertinência maior que outra emoção, então esta intensidade deverá estar representada nos valores OCEAN que representa a personalidade do usuário, mas sem desprezar as outras emoções com menor pertinência. Desta forma um sistema fuzzy pode representar os valores de entrada e saída utilizando-se de variáveis linguísticas.

Para a configuração do sistemas fuzzy o primeiro passo a ser feito foi calcular o número ideal de variáveis linguísticas de entrada e saída.

As variáveis de linguísticas de entrada para as emoções: raiva, nojo, medo, tristeza, calma e felicidade foram mapeadas em alto, médio e baixo, através de valores triangulares, como ilustrado na Figura 3.3.

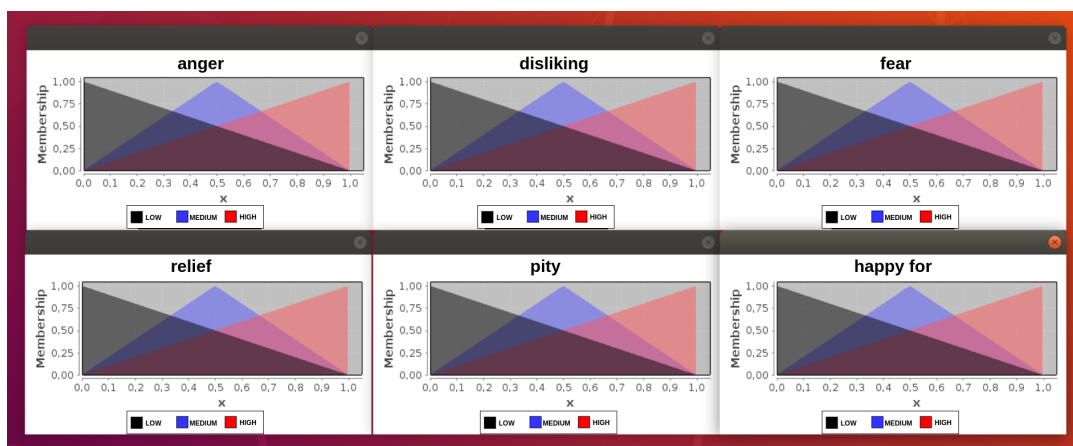


Figura 3.3: Valores das variáveis linguísticas fuzzy de entrada.

Com duas variáveis linguísticas de saída ter-se-á pouca representatividade das intensidades das emoções. Por outro lado, o excesso de variáveis linguísticas irá causar um excesso de processamento e inferências desnecessários. Portanto, para encontrar o número ideal de variáveis linguísticas de saída foi realizado quatro testes de discretização dos valores do OCEAN, da Tabela 3.2.

Para cada teste subdividiu-se o intervalo de $[-1, 1]$ em 3, 5, 7 e 9 classes. É válido lembrar que discretização é o processo de atribuir valores em classes de forma que haja um número limitado de estados possíveis. Os testes foram realizados utilizando no WEKA ¹ o filtro de pré-processamento não supervisionado denominado *Discretize*.

Para efetuar a validação dos testes de cada um dos quatro conjunto de dados discretizados utilizou-se o algoritmo J48 - sem poda do WEKA, que implementa uma árvore de decisão, evitando qualquer tipo de generalização. É importante salientar que não se trata de um processo clássico de classificação com generalização. Trata-se de um processo para encontrar qual a quantidade de classes que melhor representa o conjunto de treinamento. Portanto não faz sentido a separação entre conjunto de treinamento e testes, nem mesmo a realização de treinamento com validação cruzada.

Por exemplo, na Tabela 3.3 pode-se visualizar a matriz de confusão gerada a partir do teste de discretização com 3 classes, no qual pode ser visto que a emoção gratidão, felicidade, amor, tristeza, orgulho e satisfação foram classificadas incorretamente.

¹Weka é um software de aprendizado de máquina de código aberto testado e aprovado que pode ser acessado por meio de uma interface gráfica do usuário, aplicativos de terminal padrão ou a API Java - <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t	u	Classe/Emoção
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	a admiração
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	b raiva
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	c frustração
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	d nojo
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	e medo
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	f respeito
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	g prazer
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	h gratidão
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	i felicidade
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	j ódio
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	k esperança
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	l alegria
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	m simpatia
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	n amor
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	o tristeza
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	p orgulho
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	q calma
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	r reprovação
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	s ressentimento
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	t satisfação
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	u vergonha

Tabela 3.3: Matriz de confusão para discretização com 3 classes.

Os resultados dos quatro testes são apresentados na Tabela 3.4, onde, por taxa de erro, entende-se a quantidade de emoções que não foram classificadas corretamente após discretização. Portanto, após todos os testes, verificou-se que nove variáveis linguísticas seriam ideais para discretizar os valores OCEAN.

Número de classes	Taxa de erro	Nº de classificações erradas/Total de exemplos
3	28.5%	6/21
5	19.05%	4/21
7	4.76%	1/21
9	0%	0/21

Tabela 3.4: Resultados dos testes de discretização

Considerando o problema de se encontrar o melhor número de variáveis linguísticas para representar a saída do módulo 01, valores OCEANs, os valores das nove variáveis linguísticas de saída estão ilustrados na Figura 3.4.

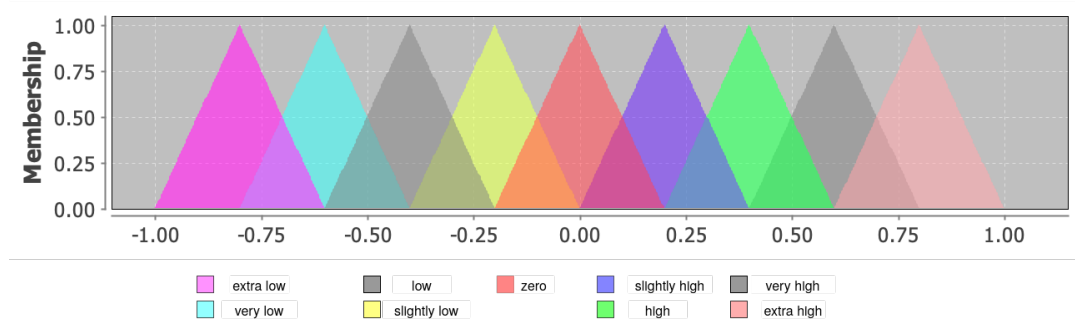


Figura 3.4: Valores das variáveis linguísticas fuzzy de saída.

Considerando que as variáveis linguísticas de entrada e saída já foram definidas, o próximo passo agora é a definição do conjunto de regras do sistema fuzzy capaz de, a partir das intensidades das seis emoções de entrada, inferir os cinco valores que representam a personalidade do usuário, ou seja, os valores OCEAN. Para tanto foram criados cinco conjunto de regras, cada um responsável por inferir um dos valores OCEANs, a partir da observação da Tabela 3.2.

Para a definição do conjunto de regras, foi criada a relação entre cada uma das seis emoções de entrada do módulo 01 foi selecionada da Tabela 3.2 e os valores OCEANs discretizados em nove variáveis linguísticas (Figura 3.4). Esta relação é mostrada na Tabela 3.5, e cada coluna desta tabela será utilizado para a criação dos cinco conjuntos de regras para cada um dos valores OCEAN.

ENTRADA	SAÍDA				
EMOÇÃO	O	C	E	A	N
raiva alto	alto	zero	pouco_alto	baixo	muito_alto
nojo alto	pouco_alto	zero	zero	baixo	alto
medo alto	zero	baixo	baixo	baixo	extra_alto
felicidade alto	pouco_alto	pouco_alto	pouco_alto	alto	zero
tristeza alto	baixo	pouco_baixo	muito_baixo	pouco_baixo	zero
calma alto	pouco_alto	pouco_alto	alto	zero	baixo

Tabela 3.5: Relação entre as emoções de entrada e os valores UserOCEAN (saída do módulo 01).

Para a representação das regras foi utilizado o Fuzzy Control Language (FCL), que é uma linguagem para implementar a lógica fuzzy, foi padronizado pela IEC 61131-7

(Cingolani e Alcala-Fdez, 2012). É uma linguagem de programação de domínio específico: não possui recursos não relacionados à lógica fuzzy. Abaixo segue um exemplo do formato de uma regra escrita em FCL:

RULE 0: IF (temperature IS cold) THEN (output IS low)

Como exemplo a informação da Tabela 3.5 foi traduzido para regras FCL, e o conjunto de regras que irá inferir o fator O pode ser visto abaixo:

```

RULE tristeza1 : IF tristeza IS alto THEN o IS pouco_baixo;
RULE medo1 : IF medo IS alto THEN o IS zero;
RULE nojo1 : IF nojo IS alto THEN o IS zero_alto;
RULE calma1 : IF calma IS alto THEN o IS zero_alto;
RULE HAPPY_FOR1 : IF felicidade IS alto THEN o IS zero_alto;
RULE raiva1 : IF raiva IS alto THEN o IS pouco_alto;

```

E finalmente para a defuzzificação, a função utilizada foi a centróide, e os resultados dos valores de saída OCEAN estão entre $[-1, 1]$, como pode ser visto na Figura 3.5, e que a partir deste ponto serão chamados de UserOCEAN.

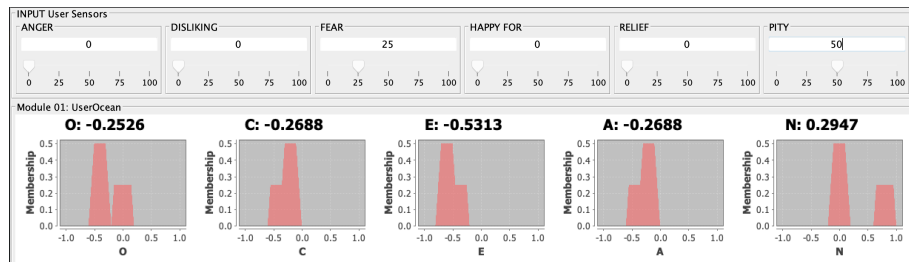


Figura 3.5: Defuzzificação.

Na Figura 3.5 pode-se observa a fusão das seguintes emoções de entrada: 25% medo e 50% tristeza, resultando nos trapezóides que representam os valores de cada fator de personalidade, OCEAN. Utilizando a função centróide para a defuzzificação resultou nos seguintes valores para o UserOCEAN: -0.2526 , -0.2688 , -0.5313 , -0.2688 and 0.2947 , respectivamente.

3.2 Módulo 02: Personalidade do Robô

O Módulo 02 é responsável por determinar a personalidade do robô, RobotOCEAN. A personalidade do robô é baseada na personalidade do usuário, UserOCEAN, que também é a saída do módulo 01. A construção do módulo 02 foi gerada seguindo dois passos: (i) entrevista com os especialistas para definir as emoções empáticas a cada uma das emoções do usuário e (2) design de uma rede neural MLP capaz de modelar a relação entre personalidade do usuário e personalidade do robô. O Módulo 02 é apresentado na Figura 3.6.

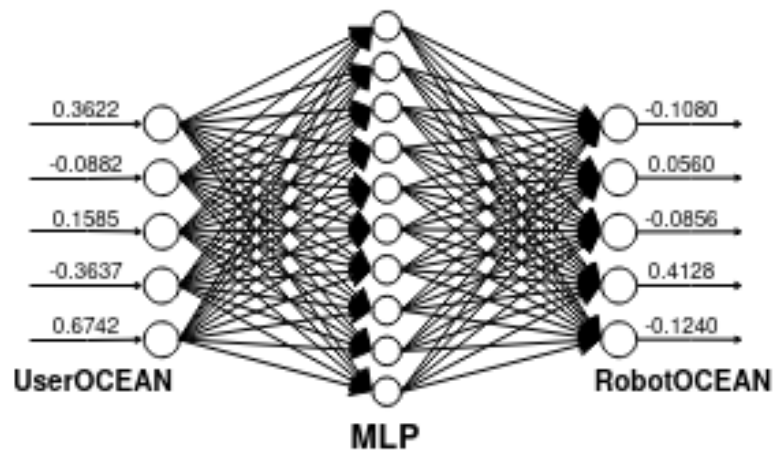


Figura 3.6: Módulo 02- responsável pela inferência da personalidade do robô.

3.2.1 Entrevista com os especialistas

Para formular a relação entre as emoções do usuário com a emoção empática que o robô deverá mostrar foram feitas entrevistas com três psicólogos e eles selecionaram as emoções e suas relações. A Tabela 3.6 mostra as relações informadas pelos psicólogos.

Emoção do Usuário	Emoção Empática
Raiva	Simpatia
Nojo	Simpatia
Medo	Esperança
Alegria	Satisfação
Felicidade	Satisfação
Calma	Gratidão
Tristeza	Amor

Tabela 3.6: Resultado da entrevista com os especialistas. Relação entre a emoção do usuário x emoção empática a ser demonstrada pelo robô.

Lembrando que a saída do módulo 01 é a personalidade do usuário, UserOCEAN. Portanto as emoções sugeridas pelos psicólogos foram transcritas para valores OCEAN de acordo com a Tabela 3.2. Esta nova relação entre UserOCEAN e RobotOCEAN está apresentada na Tabela 3.7

ENTRADA			SAÍDA		
Emoção do Usuário	UserOCEAN		Emoção Empática	RobotOCEAN	
Raiva	0.3622,	-0.0882, 0.1585, -0.3637, 0.6742	Simpatia	-0.1080, 0.0560, -0.0856, 0.4128, -0.1240	
Nojo	0.1330,	-0.0980, 0.0140, -0.3150, 0.3580	Simpatia	-0.1080, 0.0560, -0.0856, 0.4128, -0.1240	
Medo	-0.0901,	-0.3338, -0.4278, -0.3269, 0.7548	Esperança	-0.0010, 0.0340, -0.0120, 0.2250, 0.0160	
Alegria	0.2000,	0.1880, 0.2800, 0.3280, -0.0980	Satisfação	0.2020, 0.2160, 0.3730, 0.1270, -0.3010	
Felicidade	0.1330,	0.1580, 0.1980, 0.3490, -0.0980	Satisfação	0.2020, 0.2160, 0.3730, 0.1270, -0.3010	
Calma	-0.4010,	-0.2780, -0.5260, -0.2650, 0.0980	Gratidão	0.1670, 0.1560, 0.2450, 0.2260, -0.1060	
Tristeza	0.1690,	0.1840, 0.3380, 0.0250, -0.3090	Amor	-0.1350, 0.0380, -0.1300, 0.4330, -0.0980	

Tabela 3.7: Transcrição da conversão das emoções para valores dos fatores da personalidade.

A partir destes valores foi necessário encontrar uma maneira de que esta relação UserOCEAN - RobotOCEAN fosse feita de forma automática pela arquitetura I2E. Para que esta relação seja feita são necessárias 5 funções, onde cada função irá aproximar cada um dos cinco fatores de personalidade e, segundo Braga *et al.* (2000), redes neurais podem ser utilizadas para aproximação de funções.

3.2.2 Design da rede neural MLP

A rede neural MLP (Russell e Norvig, 2013) do Módulo 02 foi idealizada com cinco neurônios na camada de entrada, dez neurônios na camada oculta e cinco neurônios na camada de saída (5x10x5). Cada neurônio da camada de saída representa um fator de personalidade. A função de ativação usada para as camadas ocultas foi a sigmóide logística e para a camada de saída, a tangente hiperbólica. O algoritmo de aprendizado utilizado foi o *BackPropagation*, com taxa de aprendizado de 0,25. Como pode ser visto na Tabela 3.6, há uma quantidade limitada de dados. Portanto, todos os dados foram utilizados como um conjunto de treinamento, pois o objetivo central não é a generalização para valores não previstos pelos psicólogos e sim a modelagem das respostas empáticas do robô previstas pelos especialistas. E obteve-se convergência da rede com erros de treinamento abaixo de 0,000001.

Devido a pouca quantidade de dados de treinamento, os experimentos obtidos com os conjuntos de treinamento e teste, apresentados na Tabela 3.8 não podem gerar afirmações conclusivas sobre a acurácia da generalização, porém indicam que as redes com modelagem 5x10x5 e 5x15x5 apresentaram um melhor desempenho perante as outras. Para o experimento foram utilizados os seguintes parâmetros: validação cruzada com 7 páginas, critério de parada: 20000 ciclos ou erro mínimo de 0.00000001 e 20 execuções para cada arquitetura, sendo portanto um total de 140 execuções para cada arquitetura. Os experimentos foram feitos em linguagem Javascript.

Arquitetura da rede	Treinamento	Teste
5x5	0,009523 $\pm$ 0,001303	0,030737 $\pm$ 0,030352
5x1x5	0,005250 $\pm$ 0,001436	0,029959 $\pm$ 0,025614
5x5x5	0,000403 $\pm$ 0,000506	0,032168 $\pm$ 0,029931
5x10x5	0,000098 $\pm$ 0,000141	0,034672 $\pm$ 0,036455
5x15x5	0,000036 $\pm$ 0,000081	0,032243 $\pm$ 0,039436
5x20x5	0,011083 $\pm$ 0,001756	0,028997 $\pm$ 0,026896

Tabela 3.8: Experimento considerando várias arquiteturas de redes e os Erros Quadráticos Médios (MSE) dos conjuntos de treinamento e teste.

A Figura 3.7 ilustra um exemplo da execução do Módulo 02, considerando como entrada um UserOCEAN = $-0.2526, -0.2688, -0.5313, -0.2688$ e 0.2947 , o qual foi obtido

como saída do Módulo 01 (Figura 3.5), e a saída obtida do módulo 02, um RobotOCEAN = 0.1324, 0.1304, 0.1999, 0.2050 e -0.0865.

Module 02: RobotOcean					Neural Network		RobotOcean				
UserOcean					MLP: 5in 10hidden 5out						
-0.2526	-0.2688	-0.5313	-0.2688	0.2947			0.1324	0.1304	0.1999	0.2050	-0.0865

Figura 3.7: Exemplo de execução do módulo 02.

3.3 Módulo 03: Emoção do Robô

O módulo 03 foi responsável por escolher a emoção a ser demonstrada pelo robô a partir do RobotOCEAN resultante da rede neural do módulo 2, lembrando que RobotOCEAN representa os valores de cada um dos fatores da personalidade do robô.

A emoção do robô foi selecionada a partir da emoção correspondente à personalidade com a menor Distância Euclidiana (d), Equação 3.2, onde p os valores de referência de Mehabian da Tabela 3.2 e q são os valores do RobotOCEAN.

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} \quad (3.2)$$

Um exemplo de seleção da emoção do módulo 03 pode ser visto na Tabela 3.9. Por exemplo para uma saída do módulo 02 com valores RobotOCEAN = 0.1324, 0.1304, 0.1999, 0.2050, -0.0865, a emoção **Amor** seria a emoção selecionada a ser demonstrada pelo robô, pois os seus valores OCEAN, 0.1670, 0.1560, 0, 2450, 0, 2260, -0.1060, dentre todas as emoções da Tabela 3.2 possuem o menor valor da Distância Euclidiana, $d = 0,0646$, em relação aos valores do RobotOCEAN.

O	C	E	A	N	Emoção	d - Distância Euclidiana
0.1670	0.1560	0.2450	0.2260	-0.1060	amor	0.0646
0.1330	0.1580	0.1980	0.3490	-0.0980	alegria	0.1473
0.2000	0.1880	0.2800	0.3280	-0.0980	felicidade	0.1694
0.3000	0.2180	0.3740	0.3260	-0.0330	orgulho	0.2859
-0.0010	0.0340	-0.0120	0.2250	0.0160	esperança	0.2924
0.2020	0.2160	0.3730	0.1270	-0.3010	satisfação	0.3031
0.1690	0.1840	0.3380	0.0250	-0.3090	calma	0.3212
-0.0350	0.1000	-0.0130	0.5140	-0.0900	admiração	0.4151
-0.1080	0.0560	-0.0856	0.4128	-0.1240	simpatia	0.4390
-0.1660	0.0660	-0.0490	0.2130	-0.3660	respeito	0.4855
-0.1350	0.0380	-0.1300	0.4330	-0.0980	gratidão	0.4948
0.4330	0.3120	0.5260	0.5090	-0.0170	satisfação	0.5688
0.2350	0.0240	0.2470	-0.3520	0.1060	reprovação	0.6090
-0.2330	-0.1240	-0.2460	-0.1810	-0.0810	ressentimento	0.7423
0.1330	-0.0980	0.0140	-0.3150	0.3580	nojo	0.7465
-0.2350	-0.2160	-0.3850	-0.1460	0.2360	desapontamento	0.9117

Tabela 3.9: Os dados da Tabela 3.2 são apresentados em ordem crescente pela coluna distância euclidiana, d , considerando RobotOCEAN = 0,1324, 0,1304, 0,1999, 0,2050 e - 0,0865

Capítulo 4

Experimentos e Discussões

O grupo de pesquisa que trabalha com HiBot caminha na direção da construção de um banco de dados unificado, no qual os modais provenientes de sensores diferentes classifiquem a emoção de uma mesma pessoa, pois o que se possui atualmente são experimentos onde a classificação dos modais foram testadas com pessoas distintas, e em tempos diferentes. É importante notar que o objetivo é obter um banco de dados que considere todas as intensidades possíveis de cada uma dessas emoções. Considerando que esse banco de dados ainda está em construção, tornou-se necessário uma alternativa para a visualização dos dados, que examina as intensidades das seis entradas/emoções.

Sabe-se que existem emoções prazerosas que demonstram personalidades semelhantes; o mesmo ocorre com as emoções de baixo prazer, mas seus valores OCEAN são análogos. Portanto, espera-se que a fusão de emoções análogas, obtida após o processamento do sistema fuzzy do módulo 01, seja mesclada em uma única emoção com OCEANs semelhantes, e a intensidade de cada fator do OCEAN é o que irá diferenciar qual emoção irá ser inferida pelos módulos 02 e 03.

4.1 Materiais e Métodos

A primeira versão da implementação da arquitetura I2E foi realizada na linguagem JAVA 1.8 compatível com a placa *Beagleboard*. Utilizando a biblioteca FCL (Cingolani e Alcalá-Fdez, 2013), para a implementação do sistema fuzzy. A rede MLP foi imple-

mentada em linguagem JAVA ¹ 1.8. Os experimentos com a nuvem de partículas foram implementados utilizando-se programação *multi threads* para maior aproveitamento dos recursos de execução. Os gráficos 3D do experimento do módulo 01, foram plotados pela biblioteca MATPLOTLIB ² do Python ³.

A segunda versão foi totalmente reimplementada em JavaScript ⁴, incluindo a implementação do sistema Mandani e da rede neural MLP, com algoritmo de aprendizado *Backpropagation*. Para a interface web foram utilizados os frameworks: Chart.js ⁵, Vue.js⁶ e Vuetify⁷. E pode ser acessada pelo endereço: [HTTPS://OCEAN—BIG-FIVE.WEB.APP](https://ocean—big-five.web.app). A implementação web foi feita para a disponibilização e estudos da arquitetura para psicólogos ou estudiosos da área.

Para as implementações e experimentos foi utilizado um MacBook Pro retina, 15-inch, mid 2014, processador 2.5 GHz intel core i7 quad-core, 16Gb de 1600 MHz ddr3.

4.2 Experimento Módulo 01

O primeiro experimento realizado foi comparar os valores inferidos pelo módulo 01 com os valores já conhecidos dos fatores de personalidade, OCEAN, que foram calculados por Mehrabian (1996a) (Tabela 3.2). Para tanto espera-se que o sistema fuzzy do módulo 01 reconheça as emoções básicas e possa inferir valores de OCEAN iguais ou próximos aos já conhecidos. Para isso foi inserido como entrada do módulo 01 a pertinência com valor de 100% para cada uma das respectivas emoções: raiva, medo, nojo, tristeza, calma e felicidade, cada entrada foi testada separadamente. Os resultados deste primeiro experimento são apresentados na Tabela 4.1.

¹<https://www.java.com/pt-BR/>

²<https://matplotlib.org/>

³<https://www.python.org/>

⁴<https://developer.mozilla.org/pt-BR/docs/Web/JavaScript>

⁵<https://www.chartjs.org/>

⁶<https://vuejs.org/>

⁷<https://vuetifyjs.com>

Emoção – 100%	FATOR DE PERSONALIDADE									
	Valor calculado por Mehabian					Valor inferido pelo Sistema Fuzzy do Módulo 01				
	O	C	E	A	N	O	C	E	A	N
raiva	0,3622	-0,0882	0,1585	-0,3637	0,6742	0,3865	0	0,1946	-0,3865	0,5797
nojo	0,1330	-0,0980	0,0140	-0,3150	0,3580	0,1946	0	0	-0,3865	0,3865
medo	-0,0901	-0,3338	-0,4278	-0,3269	0,7548	0	-0,3865	-0,3865	0,3865	0,7729
tristeza	-0,4010	-0,2780	-0,5260	-0,2650	0,0980	-0,3865	-0,1946	-0,5797	-0,1946	0
calma	0,1690	0,1840	0,3380	0,0250	-0,3090	0,1946	0,1946	0,3865	0	-0,3865
felicidade	0,2000	0,1880	0,2800	0,3280	-0,0980	0,1946	0,1946	0,1946	0,3865	0

Tabela 4.1: Comparação dos valores inferidos pelo módulo 01 com os valores calculados por Mehabian para cada um dos fatores de personalidade, OCEAN.

Para visualizar e entender o comportamento do sistema fuzzy em relação a um comportamento crescente da pertinência em cada emoção, em um segundo experimento foi submetido como entrada valores de pertinência: $[0, 0.25, 0.5, 0.75, 1]$. Desta forma pode-se visualizar o comportamento de cada fator de personalidade diante o aumento da pertinência da emoção. Assim, na Figura 4.1, a linha laranja, Figura 4.1(a), representa os valores inferidos pelo módulo 01 a cada um dos valores de pertinência submetidos na entrada, onde pode-se observar uma função que tende de 0 até um valor próximo ao previsto por Mehabian. A linha azul, Figura 4.1(a), representa uma constante que não leva em consideração a intensidade da pertinência da emoção, este valor foi calculado por Mehabian para 100% de pertinência. Por fim a linha vermelha, Figura 4.1(b), ilustra a diferença entre o valor inferido e a constante de Mehabian para cada uma das inferências, podendo-se perceber para todos os casos que os valores inferido pelo módulo 01 e o calculado por Mehabian se aproximam a partir de 25% de pertinência.

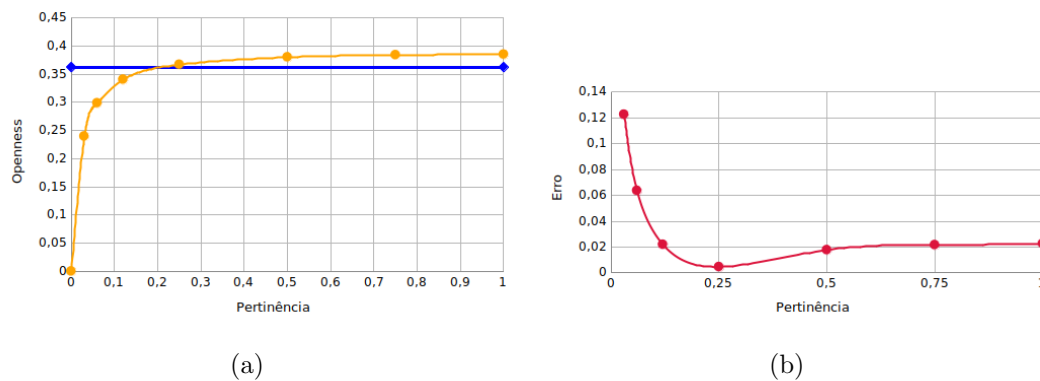


Figura 4.1: Gráfico do comportamento dos fatores de personalidade, OCEAN, diante o aumento da pertinência da emoção Raiva.

Como pode ser verificado nos experimentos anteriores emoções previamente conhecidas foram inferidas corretamente pelo módulo 01. Contudo, ainda resta verificar o comportamento da inferência fuzzy quando dois valores de pertinências dos modais forem diferentes de zero. Espera-se que os valores OCEAN se aproximem da emoção com maior pertinência, ou seja, a personalidade inferida represente a entrada mais significativa. A Figura 4.2 mostra o gráfico que ilustra como o sistema fuzzy do módulo 01 infere a fusão de diferentes valores de pertinências para as emoções de entrada: raiva e medo.

O ponto neutro (0,0) marca a ausência de ambas as emoções. O lado direito do gráfico representa a função de crescimento do Fator O, *Oppenness*, para a emoção Raiva, iniciando do ponto neutro indo pela borda até o ponto Max. Raiva, ou seja, 100% de pertinência de Raiva. O lado esquerdo do gráfico representa a função de crescimento do Fator O, *Oppenness*, para a emoção Medo, iniciando do ponto neutro indo pela borda até o ponto Max. Medo, ou seja, 100% de pertinência de Medo. O ponto Max Raiva + Max Medo representa o valor retornado pelo sistema fuzzy para uma entrada com 100% de Raiva e 100% de Medo. Assim, a superfície mostrada no gráfico indica todos os valores possíveis que a inferência fuzzy irá retornar para quaisquer valores de pertinência de Raiva e Medo. Como exemplo, o ponto O foi marcado no gráfico para identificar a fusão entre 10% da emoção Raiva e 25% da emoção Medo.

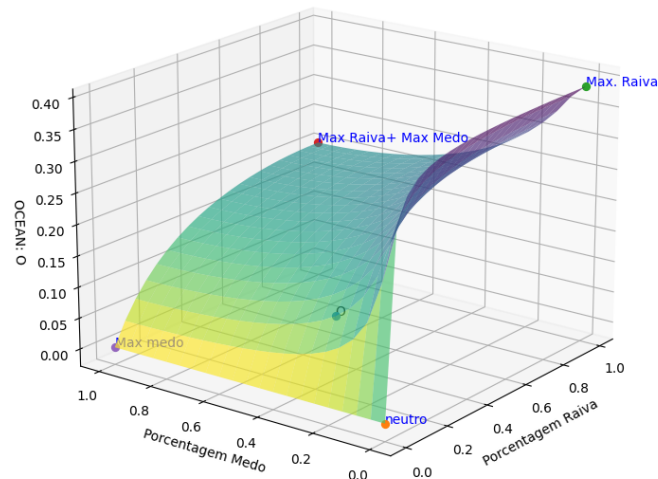


Figura 4.2: Raiva + Medo—Fator **O** - Abertura à novas experiências.

A partir do gráfico pode-se notar que quanto maior valor de pertinência de uma

emoção, mais esta emoção terá influência na inferência da personalidade do usuário pelo sistema fuzzy do módulo 01. Nesta etapa não pôde-se mensurar o erro, pois Mehabian não previu essas fusões, e o nosso grupo de pesquisa não possui uma base de dados que classifique fusão de emoções. Contudo, os experimentos realizados abrem novas possibilidades de pesquisa de classificação não apenas de emoções, mas também de fusão de emoções.

4.3 Experimento I2E

É importante observar e salientar que não há um banco de dados com experimentos reais, que possua todos os modais afetivos sendo testados com as mesmas pessoas, portanto a relação entrada e as saída da Arquitetura I2E foram validadas por especialistas. Assim, neste trabalho sugere-se uma nuvem de partículas, no espaço 6D, com partículas igualmente distribuídas no espaço de representação do conjunto de entradas, para a visualização e verificação do comportamento dos grupos de emoções a partir das entradas. Cada partícula da nuvem é composta por seis valores, entre 0 e 1, correspondentes às pertinências das emoções de entrada: raiva, nojo, medo, tristeza, calma e felicidade. Usar uma nuvem de partículas para representar um *grid* de moções no espaço 6D neste trabalho não é novidade, esta ideia foi inspirada no artigo de Thrun e Bü (1996) que usou uma nuvem de partículas que tenta prever a posição de um robô móvel em um *grid* 2D de um ambiente.

É importante ressaltar que a visualização do comportamento dos dados entrada/saída da Arquitetura I2E é uma ferramenta para apresentar os resultados para os especialistas, para que estes sim possam analisar se as emoções inferidas foram empáticas as emoções de entrada.

Os valores da nuvem de partículas são os valores de um arranjo com repetição, cujo tamanho é dado por $A_{R_{n,p}} = n^p$, onde $p = 6$ (emoções de entrada) e n depende da granularidade desejada para os testes. Utilizando uma granularidade de 0.25, tem-se o subconjunto $[0, 0.25, 0.50, 0.75, 1]$, de tamanho $n = 5$, ou seja, $A_{R_{n,p}} = 15.625$ partículas.

Para os experimentos desta seção foram criados 6 arranjos com repetição, considerando as seguintes granularidades: $[0.25, 0.20, 0.125, 0.1, 0.0625, 0.05]$, com tamanhos $n = 5, 6, 9, 11, 17$, e 21, respectivamente. A classificação dos pares entrada/saída reali-

zadas pela da arquitetura I2E, para cada uma das seis granularidades são mostradas na Tabela 4.2.

	GRANULARIDADE					
Pares emoção entrada/saída	0,05	0,0625	.1	0,125	0,2	0,25
alegria - amor	24	10	3	1		
alegria - satisfação	728	260	24	12	5	4
amor - admiração	6.284	1.904	195	56	14	5
amor - alegria	540.129	164.761	14.713	5.036	542	209
amor - amor	41.033	13.236	1.319	459	61	21
amor - satisfação	9.224	3.249	412	168	28	15
amor - simpatia	32.441	9.806	916	290	30	10
calma - admiração	16	14	1	2	1	1
calma - alegria	9	5	2			
calma - gratidão	1.543	625	110	58	14	9
calma - simpatia	9.372	3.136	352	125	16	4
esperança - admiração	79.907	23.529	1.977	657	80	28
esperança - alegria	22.026.756	6.147.508	440.516	129.726	10.870	3.492
esperança - amor	1.566.455	436.885	31.264	9.267	767	261
esperança - gratidão	220	96	22	8	1	2
esperança - satisfação	60.683	18.498	1.635	565	63	26
esperança - simpatia	935.093	268.939	21.032	6.637	638	228
felicidade - satisfação	90	66	16	9	3	2
frustração - admiração	804	256	27	8	1	
frustração - alegria	5.581.801	1.562.226	112.229	33.278	2.829	935
frustração - esperança	1.833.011	138.115	11.321	3.488	322	114
frustração - simpatia	473.274	140.654	11.643	3.679	383	150
frustração - amor	473.710	526.210	41.428	13.098	1.291	466
medo - alegria	203	51	11	5		1
medo - esperança	27.872	9.157	986	370	57	24
medo - gratidão	973	631	127	66	20	11
medo - simpatia	3.880	1.470	176	74	6	2
nojo - admiração	2.558	968	57	10	3	
nojo - alegria	29.209.227	8.155.111	579.051	165.700	14.165	4.559
nojo - amor	4.844.482	1.378.018	105.887	32.671	3.107	1.074
nojo - esperança	849.419	243.499	18.229	5.922	591	210
nojo - gratidão	25.201	9.882	1.619	779	107	62
nojo - satisfação	165	69	21	4	3	
nojo - simpatia	13.159.904	3.717.205	278.970	88.735	7.421	2.488
raiva - admiração	14	16		1		
raiva - alegria	31	13	9	2	3	1
raiva - gratidão	2.556	1.850	457	244	72	40
raiva - simpatia	3.808	1.311	130	53	9	7
reprovação - admiração	70.524	21.852	1.585	596	90	16
reprovação - alegria	753.598	225.359	19.315	6.244	682	260
reprovação - amor	8.454	3.279	435	170	28	12
reprovação - gratidão	968	457	120	61	15	8
reprovação - simpatia	748.980	222.308	19.105	6.140	632	256
respeito - admiração	777	266	68	39	11	5
respeito - alegria	1.339	561	149	79	21	14
respeito - gratidão	112	58	17	10	4	2
respeito - simpatia	2.682	1.217	226	120	31	17
ressentimento - admiração	67.771	20.578	1.504	585	50	15
ressentimento - alegria	1.091.148	306.128	22.937	6.868	642	208
ressentimento - amor	8.224	2.573	241	80	14	7
ressentimento - esperança	1					
ressentimento - gratidão	43	17	3	3		1
ressentimento - simpatia	1.207.751	353.241	28.878	9.134	895	332
satisfação - alegria	175	109	28	14	5	2
satisfação - simpatia	157	80	19	12	4	3
tristeza - alegria	38	33	5	2		4
tristeza - amor	455	189	27	15	6	
vergonha - amor	23	22	11	6	3	2
Total de partículas	85.766.120	24.137.566	1.771.560	531.441	46.656	15.625

Tabela 4.2: Classificação dos pares entrada/saída realizadas pela da Arquitetura I2E, para cada uma das seis granularidades.

Pode-se observar que alguns dos pares de entrada/saída só aparecem quando são utilizados um número maior de partículas, como no caso do par calma - alegria, que só aparece para as granularidades 0.1, 0.0625 e 0.005. É uma importante observação dos dados Tabela 4.2 é que para uma mesma emoção na entrada foi gerada diferentes emoções

de saída, mostrando que a intensidade emoções de entrada foi levada em consideração na inferência da personalidade do usuário, UserOCEAN, e consequentemente na determinação da personalidade a ser mapeada para o robô, gerando assim emoções diferentes de acordo com os diferentes RobotOCEANs. Por exemplo, valores de UserOCEAN mais próximos da emoção nojo, obtiveram como emoções de saída: admiração, gratidão, esperança, alegria, simpatia, amor e satisfação.

Para entender melhor o motivo de uma mesma emoção de entrada, gerar diferentes emoções de saída, aprofundou-se o experimento para observar as componentes envolvidas para a geração dos pares entrada/saída: raiva-gratidão e raiva-amor. Os gráficos de histograma apresentados pela Figura 4.3 mostram o mapa geral da emoção raiva, enquanto os gráficos de histograma apresentados nas Figuras 4.5 e 4.4 mostram o mapa dos pares raiva-gratidão e raiva-amor respectivamente, nos quais pode-se observar que pequenas variações nas emoções de entrada influenciaram a emoção expressa pelo robô. Por exemplo, a predominância de raiva na Figura 4.4 e uma ausência de emoções de felicidade, calma e tristeza (as barras azuis claras indicam zero, ou seja, nenhum exemplo desta emoção foi encontrado) levou à inferência da emoção amor. Na Figura 4.5 a fusão de emoções de nojo, medo e raiva inferida na emoção de gratidão como saída.

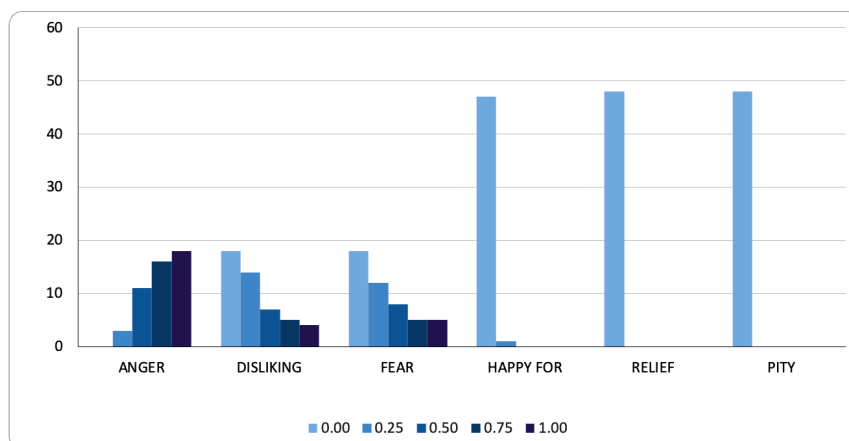


Figura 4.3: Resultado Anger.

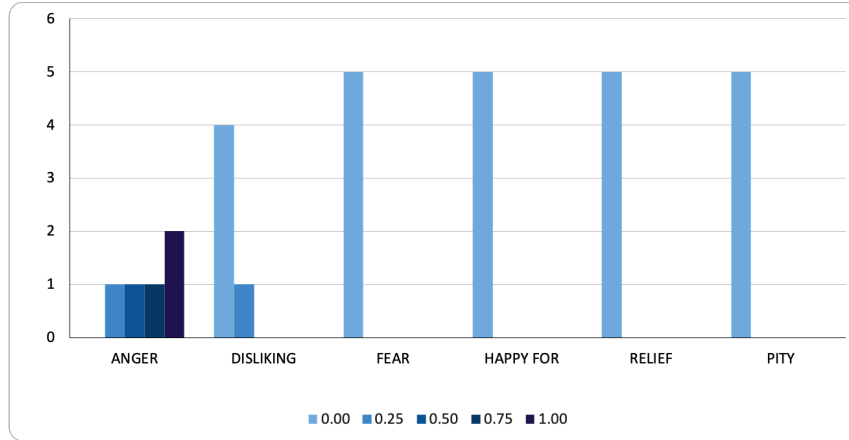


Figura 4.4: Resultado Anger-Liking.

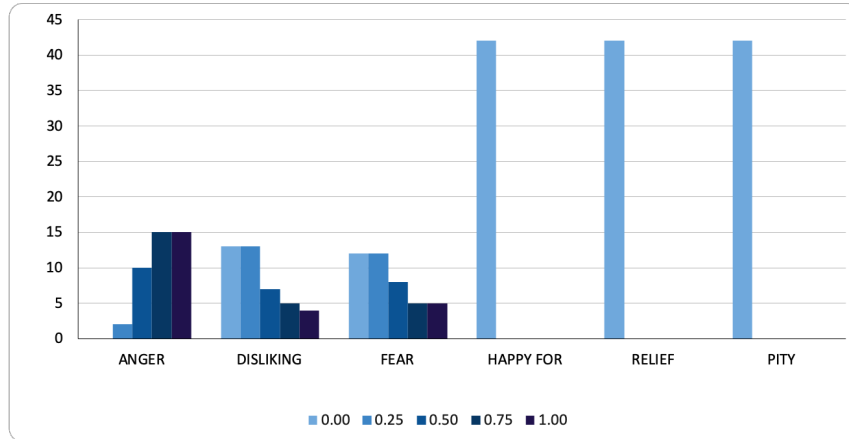


Figura 4.5: Resultado Anger-Gratitude.

Outro exemplo da fusão das emoções de entrada pode ser visto na Figura 4.6, onde as emoções raiva, nojo, medo, felicidade, calma e tristeza, possuem os seguintes valores de pertinência 10, 0, 25, 0, 0 e 50, respectivamente. Em seguida, o módulo 01 inferiu a emoção desapontamento, com um $UserOCEAN = -0,1626, -0,2361, -0,4145, -0,2688$ e $0,3115$ respectivamente. Como uma segunda etapa, a personalidade inferida foi um $RobotOCEAN = 0,013, 0,1040, 0,1132, 0,2599$ e $-0,0894$ respectivamente. Isso resultou na emoção alegria sendo escolhida para ser demonstrada pelo robô, pois ele tem a distância euclidiana mais curta 0,1526 do $RobotOCEAN = 0,013, 0,1040, 0,1132$ e $0,2599$ e $-0,0894$.



Figura 4.6: Exemplo de um teste em execução da arquitetura I2E.

Desta forma para as próximas análises será utilizado, o conjunto de dados com granularidade de tamanho $n = 21$, ou seja, $A_{R_{21,6}} = 85.766.121$ de partículas, por ter se mostrado o mais representativo.

Devido à complexidade de se observar e comparar a intensidade dos cinco números reais que compõem a personalidade do usuário (valores do UserOCEAN), nos gráficos e tabelas não serão mostrados os números, mas sim a emoção que mais se aproxima a estes valores de personalidade. Este procedimento foi adotado para que uma melhor visualização e validação (pelos especialistas) dos testes realizados pudesse ser feita.

A Tabela 4.3 mostra as emoções e suas quantidades que foram inferidas pelo módulo 01. Como dentre as seis entradas, quatro emoções são ditas pouco prazerosas, era esperado que a porcentagem deste tipo de emoções inferidas pelo módulo 01 fosse maior, o que pode ser observado com o número de inferências da emoção de nojo igual a 48.090.957. E emoção esperança teve muitas inferências foi o sistema atribuiu a esperança todas as entradas próximas a zero.

Emoção	Números de vezes que foi inferida
felicidade	90
respeito	4.910
raiva	6.409
medo	32.928
tristeza	493
calma	10.940
reprovação	1.582.524
alegria	752
esperança	24.669.114
amor	629.111
vergonha	23
nojo	48.090.957
frustração	8.362.600
ressentimento	2.374.938
satisfação	332

Tabela 4.3: Emoções e suas porcentagens inferidas pelo módulo 01

A Tabela 4.4 mostra as emoções que foram selecionadas para serem demonstradas pelo robô, mostrando desta maneira que o robô se manterá com uma postura empática.

Emoção	Número de vezes que foi inferida
admiração	228.655
alegria	59.204.454
esperança	1.350.566
amor	8.302.161
simpatia	16.577.779
gratidão	31.616
satisfação	70.890

Tabela 4.4: Emoções que foram selecionadas para serem demonstradas pelo robô

Capítulo 5

Comentários Finais

A emoção e a personalidade são críticas no processo de tomada de decisão humana na vida real. No Laboratório de Robótica do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia, existe um dispositivo chamado HiBot (roBOT for Human Interaction). Portanto, a arquitetura cognitiva deve ser implementada para o HiBot tornar o processo de interação social com o usuário mais próximo do ser humano. Normalmente, os trabalhos que classificam emoções apresentam seus resultados utilizando uma matriz de confusão com pares de entrada/saída conhecidos, com base em sistemas de aprendizagem supervisionados. No entanto, como mencionado anteriormente, como ainda não há um conjunto conhecido de pares de entrada/saída, foi usado uma nuvem de partículas para simular todas as possibilidades de entrada, fundindo emoções dos modais afetivos e agrupando-os de acordo com o modelo dos cinco fatores da personalidade, BFFM.

Neste trabalho foi apresentado o I2E, uma arquitetura que infere um estado emocional de um robô a partir de sensores afetivos de um sistema multimodal, que irão compor um sistema embarcado no HiBot. I2E é o primeiro passo para a criação de uma arquitetura cognitiva para o HiBot. Esses também são os primeiros passos para a criação de uma base de dados para classificação dos modais afetivos em emoções.

A arquitetura I2E inferiu a emoção que será demonstrada por um robô. Para que essa inferência ficasse mais próxima de um ser humano, no módulo 01, um Sistema Fuzzy Mamdani inferiu a personalidade do usuário, e no módulo 02, uma Rede Neural MLP calculou a personalidade do robô. Por fim, no módulo 03, a partir da personalidade do

robô, escolheu a emoção de ser demonstrado pelo robô.

Considerando que o reconhecimento de emoções por alguns dos modais afetivos estão em desenvolvimento, e não possuímos um banco de dados que inclua todos os modais da mesma pessoa, tornou-se necessária uma alternativa de visualização dos dados, que analisa as intensidades das seis emoções de entrada. Os experimentos feitos com nuvem de partículas mostraram que a combinação das emoções de entrada gerou diferentes personalidades do usuário (OCEANs), ou seja, valores diferentes para cada um dos fatores Big Five (OCEAN), que em alguns casos se aproximam da mesma emoção. No entanto, embora os OCEANs possam ser associados à mesma emoção, eles geram uma personalidade diferente de um robô, como visto na discussão sobre os pares de saída raiva-gratidão e raiva-simpatia. Essas associações demonstraram que a intensidade de cada emoção de entrada e a combinação dessas emoções são fatores que implicaram diretamente na inferência da emoção de saída.

Os experimentos também demonstraram que usar uma técnica de aprendizado de máquina para definir a melhor quantidade de variáveis linguísticas no processo de discretização dos valores do OCEAN, para evitar perdas da representação do conhecimento foi um fator de alta relevância para obter as nuances nos fatores de personalidade do usuário. Neste trabalho, uma rede neural foi eficiente como função para descrever personalidades para um robô com base na personalidade do usuário.

A utilização de um sistema Mamdani permitiu o uso de variáveis linguísticas e a visualização da fusão de emoções em gráficos de defuzzificação. Esta forma de visualização de dados tornou-se uma ferramenta essencial para validação dos experimentos pelos especialistas. Apesar de ser uma máquina relativamente simples, sistemas fuzzy e MLP provaram ser uma escolha eficiente, e que podem ser rapidamente replicados em outras plataformas.

Para psicologia, I2E forneceu um ambiente para observar a inferência de uma emoção a partir de outras. Com os testes, foi possível verificar como a emoção e a personalidade de um indivíduo influenciam na geração de emoção. Uma contribuição para a psicologia é que baseada nessas observações na criação das emoções, protocolos para classificar emoções podem ser criados com base nas teorias atuais. Com o acréscimo da tecnologia, a subjetividade para identificar e medir as emoções seria removida.

A arquitetura I2E provou ser bastante eficiente para identificar uma emoção com vários tipos de entrada. Com esses resultados, mais um passo foi dado na construção do cérebro HiBot, porque, com as emoções identificadas, a emoção agora pode ser incluída no processo de decisão do robô, tornando-o mais próximo da robótica assistiva.

Entre as contribuições deste trabalho, podem ser citados:

- (i) Um sistema de classificação de emoções oriundas de vários tipos de classificadores;
- (ii) A combinação de técnicas de inteligência computacional para a geração de um comportamento emocional;
- (iii) A implementação de uma arquitetura que trata a incerteza na maioria dos módulos, aproximando-se assim de como o ser humano reage;

5.1 Perspectivas Futuras

Como trabalhos futuros podem ser sugeridos, em maneiras de melhorar a precisão da arquitetura, um estudo mais aprofundado em cada um dos grupos de emoções que resultaram das fusões e com a ajuda de especialistas criar novas relações entre perfis de personalidade para encontrar os valores dos cinco fatores que definem estes perfis de personalidade (OCEANs) em vários níveis de emoções básicas, porque neste trabalho apenas as emoções básicas, sem suas variações foram usados. Portanto, em vez de várias emoções, seria necessário conhecer as várias intensidades de uma mesma emoção básica. Com isso, tem-se vários níveis de combinações de emoções para validar que o aprendizado do sistema pode ser mais eficiente.

A hipótese testada neste trabalho foi baseada nos estudos de Mehrabian, e também pela validação de três especialistas. Outro trabalho futuro é testar I2E com pessoas reais e validar o resultado real por especialistas em psicologia.

Após a implementação e validação da arquitetura em software, um novo projeto será o de embarcar a arquitetura proposta neste trabalho em um cluster de BeagleBoards no **HiBot**. O BeagleBoard é um computador simples de baixa potência e open-source produzido pela Texas Instruments em conjunto com a Digi-Ley e Newark. BeagleBoard possui um processador ARM Cortex-A8 CPU e pode ter Linux como sistema operacional.

Bibliografia

- A Russell, James (2003). **Core affect and the Psychological Construction of Emotion**. Psychological Review **110**, 145–72.
- Anderson, John R, Daniel Bothell, Michael D Byrne, Scott Douglass, Christian Lebiere e Yulin Qin (2004). **An integrated theory of the mind..** Psychological Review **111**(4), 1036.
- Antsakalis, P. J. (1992). **Neural networks in control systems**. IEEE Control Systems Magazine pp. 8–10.
- Arnellos, Argyris, Spyros Vosinakis, George Anastasakis e John Darzentas (2008). **Autonomy in virtual agents: Integrating perception and action on functionally grounded representations**. Em: *Hellenic Conference on Artificial Intelligence*. Springer. pp. 51–63.
- Barnett, Tim, Allison W Pearson, Rodney Pearson e Franz W Kellermanns (2015). **Five-factor model personality traits as predictors of perceived and actual usage of technology**. European Journal of Information Systems **24**(4), 374–390.
- Bittencourt, Guilherme (1998). *Inteligência artificial: ferramentas e teorias*. Série didática. Editora da UFSC.
- Braga, Antônio Pádua, Teresa Bernarda Ludermir e André Carlos Ponce Leon Ferreira Carvalho (2000). *Redes Neurais Artificiais - Teoria e Aplicações*. LTC.
- Breazeal, C. (2004). **Function meets style: insights from emotion theory applied to hri**. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews) **34**(2), 187–194.

- Breazeal, Cynthia (2003). **Emotion and sociable humanoid robots**. *Int. J. Hum.-Comput. Stud.* **59**(1-2), 119–155.
- Busso, Carlos, Zhigang Deng, Serdar Yildirim, Murtaza Bulut, Chul Min Lee, Abe Kazemzadeh, Sungbok Lee, Ulrich Neumann e Shrikanth Narayanan (2004). **Analysis of emotion recognition using facial expressions, speech and multimodal information**. Em: *Proceedings of the 6th International Conference on Multimodal Interfaces. ICMI'04*. Association for Computing Machinery. New York, NY, USA. p. 205–211.
- Camada, Marcos Yuzuru O., Diego Stéfano, J  s J. F. Cerqueira, Antonio Marcus N. Lima, Andr   Gustavo S. Concei    o e Augusto C. P. L. da Costa (2016). **Recognition of affective state for austist from stereotyped gestures**. Em: *Proceedings of the 13th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*. pp. 197–204.
- Cao, Shi, Yulin Qin, Lei Zhao e Mowei Shen (2015). **Modeling the development of vehicle lateral control skills in a cognitive architecture**. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour* **32**, 1–10.
- Cingolani, Pablo e Jesus Alcala-Fdez (2012). **jFuzzyLogic: a robust and flexible fuzzy-logic inference system language implementation**. Em: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. IEEE. pp. 1–8.
- Cingolani, Pablo e Jesus Alcala-Fdez (2013). **jFuzzyLogic: a java library to design fuzzy logic controllers according to the standard for fuzzy control programming**. *International Journal of Computational Intelligence Systems* pp. 61–75.
- Correa, Juan Abdon Miranda, Mojtaba Khomami Abadi, Niculae Sebe e Ioannis Patras (2018). **Amigos: A dataset for affect, personality and mood research on individuals and groups**. *IEEE Transactions on Affective Computing* pp. 1–1.
- Costa, P.T., R.R. McCrae e Inc Psychological Assessment Resources (1992). **Revised NEO Personality Inventory (NEO PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI)**. Psychological Assessment Resources.
- Cybenko, G. (1988). **Continuous valued neural network with two hidden layers are sufficient**. Relat  rio t  cnico. Department of Computer Science - Tufts University.

- Cybenko, G. (1989). **Approximation by superpositions of a sigmoid function**. Mathematics of Control - Signal and Systems **2**, 303–314.
- Dríello, Sidney K. e Jacqueline Kory (2015). **A review and meta-analysis of multimodal affect detection systems**. ACM Comput. Surv.
- Ekman, P. (1999). *Basic Emotions. In: Handbook of cognition and emotion. Dalglish T., Power M.J. Editors*. Wiley. New Jersey.
- Feil-Seifer, David J. e Maja J. Matarić (2005). **Defining socially assistive robotics**. 9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005. pp. 465–468.
- Fong, Terrence, Illah Nourbakhsh e Kerstin Dautenhahn (2003). **A survey of socially interactive robots**. Robotics and Autonomous Systems **42**, 143–166.
- Frijda, N. H. (1986). *The Emotions*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Gershenson, Carlos (2004). **Cognitive paradigms: which one is the best?**. Cognitive Systems Research **5**, 135–156.
- Gomes, Cristiano Mauro Assis e Hudson Fernandes Golino (2012). **Relações hierárquicas entre os traços amplos do big five**. Psicologia: Reflexão e Crítica **25**, 445 – 456.
- Gray, Ronald Michael (2017). **The importance of personality trait screening for today’s organizations – application of the five factor model (ffm)**. <https://sites.psu.edu/leadership/2017/09/02/the-importance-of-personality-trait-screening-for-todays-organizations-application-of-the-five-factor-model-FFM> - Last accessed 13 October 2020.
- Gunetti, Paolo, Tony Dodd e Haydn Thompson (2013). **Simulation of a soar-based autonomous mission management system for unmanned aircraft**. Journal of Aerospace Information Systems **10**(2), 53–70.
- Gürpınar, Furkan, Heysem Kaya e Albert Ali Salah (2016). **Multimodal fusion of audio, scene, and face features for first impression estimation**. Em: *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. pp. 43–48.

- Haykin, Simon (1994). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. IEEE Computer Society Press.
- Haykin, Simon (2001). *Redes Neurais: Princípios e prática*. 2^o ed.. Bookman.
- Hutz, Cláudio S., Carlos H. Nunes, Alice D. Silveira, Jovana Serra, Márcia Anton e Luciane S. Wieczorek (1998). **O desenvolvimento de marcadores para a avaliação da personalidade no modelo dos cinco grandes fatores**. *Psicologia: Reflexão e Crítica* **11**, 395 – 411.
- Jaimes, Alejandro e Nicu Sebe (2007). **Multimodal human–computer interaction: A survey**. *Computer Vision and Image Understanding* **108**(1), 116 – 134.
- Kaur, Gaganjot e Amit Chhabra (2014). **Improved j48 classification algorithm for the prediction of diabetes**. *International Journal of Computer Applications* **98**, 13–17.
- Khezri, Mahdi, Mohammad Firoozabadi e Ahmad Reza Sharafat (2015). **Reliable emotion recognition system based on dynamic adaptive fusion of forehead biopotentials and physiological signals**. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **122**(2), 149 – 164.
- Kim, Yong-Duk, JH Kim, Jong-Hwan Kim e Jong-Rak Lim (2002). **Implementation of artificial creature based on interactive learning**. Em: *Proceedings of the FIRA Robot World Congress*. pp. 369–374.
- Kirk, James, Aaron Mininger e John Laird (2016). **Learning task goals interactively with visual demonstrations**. *Biologically Inspired Cognitive Architectures* **18**, 1–8.
- Kirk, James R. e John E. Laird (2014). **Interactive task learning for simple games**. Em: *Advances in Cognitive Systems*. pp. 11–28.
- Kotulak, R. (1997). *Inside the Brain: Revolutionary Discoveries of How the Mind Works*. Andrews McMeel Publishing.
- Kovacs, Zsolt L. (2002). *Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações*. 3.ed. ed.. Livraria da Física.
- Laird, John E, Allen Newell e Paul S Rosenbloom (1987). **Soar: An architecture for general intelligence**. *Artificial intelligence* **33**(1), 1–64.

- Lughofer, Edwin (2011). ***Evolving Fuzzy Systems - Methodologies, Advanced Concepts and Applications.*** 1st ed.. Springer Publishing Company, Incorporated.
- Mamdani (1977). **Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis.** IEEE Transactions on Computers **C-26**(12), 1182–1191.
- McCulloch, W. S. e W. Pitts (1943). **A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity.** Bulletin of Mathematical Biophysics **5**, 115–133.
- Mehrabian, Albert (1996a). **Analysis of the big-five personality factors in terms of the pad temperament model.** Australian Journal of Psychology **48**, 86–92.
- Mehrabian, Albert (1996b). **Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in temperament.** Current Psychology **14**(4), 261–292.
- Mehraei, Mani e N. Ilke Akcay (2017). **Pleasure, arousal, and dominance mood traits prediction using time series methods..** IAFOR Journal of Psychology and the Behavioral Sciences.
- Minsky, Marvin (1986). ***The Society of Mind.*** Simon & Schuster, Inc.. New York, NY, USA.
- Ortony, A., G.L. Clore e A. Collins (1990). ***The Cognitive Structure of Emotions.*** Cambridge University Press.
- Poria, Soujanya, Erik Cambria, Rajiv Bajpai e Amir Hussain (2017). **A review of affective computing: From unimodal analysis to multimodal fusion.** Information Fusion.
- Quinlan, J. Ross (1992). ***Programs for Machine Learning.*** Morgan Kaufmann.
- Read, Stephen, Lynn Miller, Brian Monroe, Aaron Brownstein, Wayne Zachary, Jean-Christophe Le Mentec e Vassil Iordanov (2006). **A neurobiologically inspired model of personality in an intelligent agent..** Em: *Conference: Intelligent Virtual Agents, 6th International Conference, IVA 2006, Marina Del Rey, CA, USA, August 21-23, 2006, Proceedings.* Springer. pp. 316–328.
- Reisenzein, Rainer e Hannelore Weber (2009). **Personality and emotion.** The Cambridge Handbook of Personality Psychology pp. 54–71.

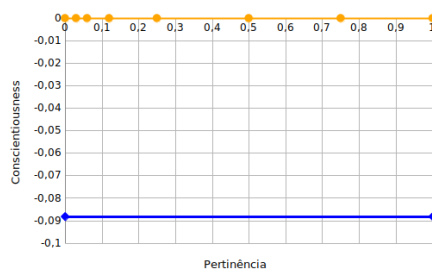
- Rickel, Jeff e W Lewis Johnson (1999). **Animated agents for procedural training in virtual reality: Perception, cognition, and motor control**. Applied artificial intelligence **13**(4-5), 343–382.
- Ritter, Steven, John R Anderson, Kenneth R Koedinger e Albert Corbett (2007). **Cognitive tutor: Applied research in mathematics education**. Psychonomic bulletin & review **14**(2), 249–255.
- Rosenblatt, F. (1963). *Principles of Neurodynamics*. Spartan. New York.
- Rumelhart, D. E., G. E. Hinton e R. J. Williams (1986). **Learning internal representations by error propagation**. Em: *Parallel Distributed Processing* (D. E. Rumelhart e J.L. McClelland, Eds.). Vol. I + II. MIT Press.
- Russell, S. e P. Norvig (2013). *Inteligência Artificial*. CAMPUS - RJ.
- Scherer, K.R., A. Schorr e T. Johnstone (2001). *Appraisal Processes in Emotion: Theory, Methods, Research*. Series in Affective Science. Oxford University Press.
- Siddiqui, Mohammad Faridul Haque e Ahmad Y. Javaid (2020). **A multimodal facial emotion recognition framework through the fusion of speech with visible and infrared images**. Multimodal Technologies and Interaction **4**(3), 46.
- Smith, C. A. e R. S. Lazarus (1990). *Emotion and Adaptation in: Handbook of personality: theory and research..* Guilford Press. New York Cirty.
- Sofge, Donald, Magdalena D Bugajska, J G Trafton, Dennis Perzanowski, Scott Thomas, Marjorie Skubic, Samuel Blisard, Nicholas Cassimatis, Derek P Brock, William Adams e A C Schultz (2005). **Collaborating with humanoid robots in space**. International Journal of Humanoid Robotics **02**, 181–201.
- Tambe, M., W. L. Johnson, R. M. Jones, F. Koss, J. E. Laird, P. S. Rosenbloom, e K. B. Schwamb (1995). **Intelligent Agents for Interactive Simulation Environments**. Artificial Intelligence Magazine **16**(1), 15–39.
- Tanaka, Kazuo e Hua O. Wang (2001). *Fuzzy Control Systems Design and Analysis: A Linear Matrix Inequality Approach*. 1 ed.. Wiley-Interscience.

- Thrun, Sebastian e Arno Bü (1996). **Integrating grid-based and topological maps for mobile robot navigation**. Em: *Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. AAAI'96. AAAI Press. p. 944–950.
- Trafton, J Gregory, Nicholas L Cassimatis, Magdalena D Bugajska, Derek P Brock, Fari-lee E Mintz e Alan C Schultz (2005). **Enabling effective human-robot interaction using perspective-taking in robots**. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans* **35**(4), 460–470.
- Tu, P. e J. Chung (1992). **A new decision-tree classification algorithm for machine learning**. Em: *TAI '92 - Proceedings Fourth International Conference on Tools with Artificial Intelligence*. IEEE Computer Society. Los Alamitos, CA, USA.
- V., Pejovic e Mascolo C.and Musolesi M. Lathia N. (2016). *Mobile-Based Experience Sampling for Behaviour Research*. Springer International Publishing.
- Van Rij, Jacolien, Hedderik van Rijn e Petra Hendriks (2010). **A cognitive model of the acquisition and use of referring expressions**. Em: *Proceedings of the 10th International Conference on Cognitive Modeling*. Citeseer. pp. 299–300.
- Wang, Li-Xin (1997). *A Course in Fuzzy Systems and Control*. Prentice Hall.
- Witten, .H., Eibe Frank, Mark A. Hall e Chris J. Pal (2016). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufmann.
- Yi, ZHANG e LI Ling (2014). **A personality model based on neo pi-r for emotion simulation**. *IEICE Transactions on Information and Systems* **E97.D**(8), 2000–2007.
- Yu, Chuang e Adriana Tapus (2020). **Multimodal emotion recognition with thermal and rgb-d cameras for human-robot interaction**. Em: *Companion of the 2020 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. HRI'20. Association for Computing Machinery. New York, NY, USA. p. 532–534.
- Zadeh, L.A. (1965). **Fuzzy sets**. *Information and Control* **8**(3), 338 – 353.

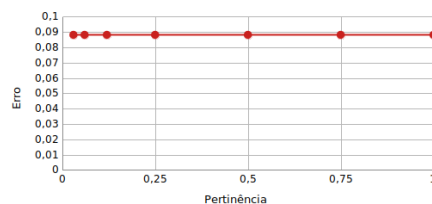
Apêndice A

Gráficos do experimento 01

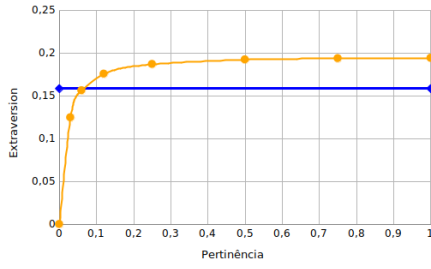
Nas Figura abaixo as linhas laranjas, representam os valores inferidos pelo módulo 01 a cada um dos valores de pertinência submetidos na entrada, onde pode-se observar uma função que tende de 0 até um valor próximo ao previsto por Mehabian. As linhas azuis, representam uma constante que não leva em consideração a intensidade da pertinência da emoção, este valor foi calculado por Mehabian para 100% de pertinência. Por fim as linhas vermelhas, ilustram a diferença entre o valor inferido e a constante de Mehabian para cada uma das inferências, podendo-se perceber para todos os casos que os valores inferido pelo módulo 01 e o calculado por Mehabian se aproximam a partir de 25% de pertinência.



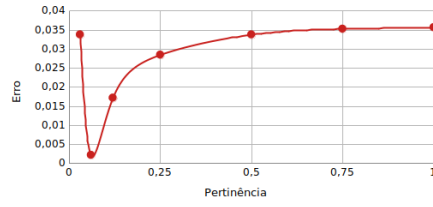
(a) Fator C - Conscienciosidade



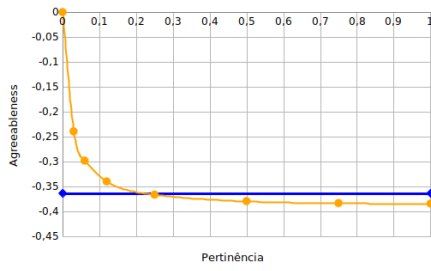
(b) Fator C - Conscienciosidade - Erro



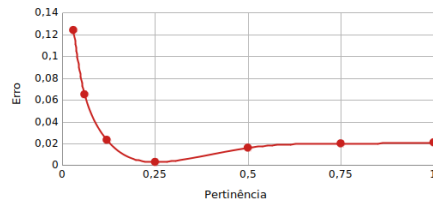
(c) Fator **E** - Extroversão



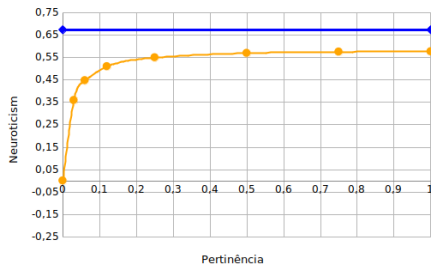
(d) Fator **E** - Extroversão - Erro



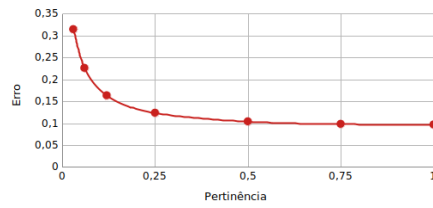
(e) Fator **A** - Agradabilidade



(f) Fator **A** - Agradabilidade - Erro



(g) Fator **N** - Neuroticismo



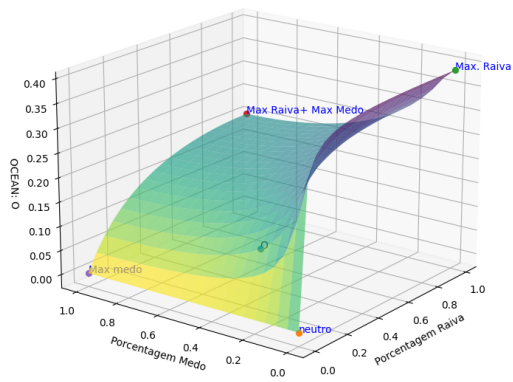
(h) Fator **N** - Neuroticismo - Erro

Figura A.1: Gráfico do comportamento dos fatores de personalidade, OCEAN, diante o aumento da pertinência da emoção Raiva.

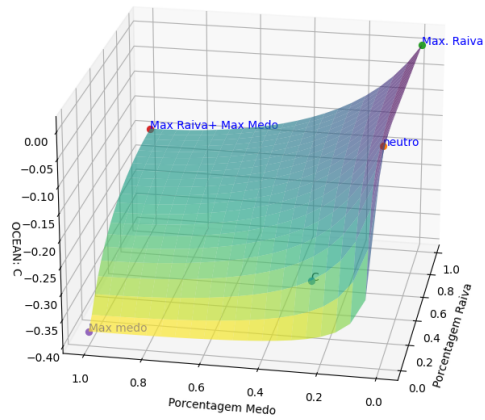
Apêndice B

Gráficos do experimento 02

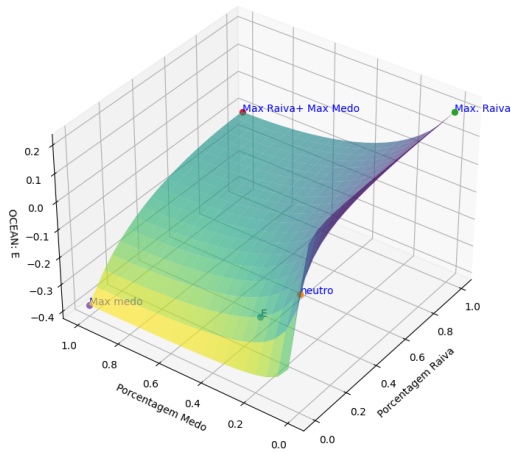
No gráficos abaixo o ponto neutro (0,0) marca a ausência de ambas as emoções. O lado direito do gráfico representa a função de crescimento de cada um dos fatores de personalidade, OCEAN, para a emoção Raiva, iniciando do ponto neutro indo pela borda até o ponto Max. Raiva, ou seja, 100% de pertinência de Raiva. O lado esquerdo do gráfico representa a função de crescimento de cada um dos fatores de personalidade, OCEAN,, para a emoção Medo, iniciando do ponto neutro indo pela borda até o ponto Max. Medo, ou seja, 100% de pertinência de Medo. O ponto Max Raiva + Max Medo representa o valor retornado pelo sistema fuzzy para uma entrada com 100% de Raiva e 100% de Medo. Assim, a superfície mostrada no gráfico indica todos os valores possíveis que a inferência fuzzy irá retornar para quaisquer valores de pertinência de Raiva e Medo. Para exemplificar a fusão, o ponto marcado no gráfico identifica a fusão entre 10% da emoção Raiva e 25% da emoção Medo.



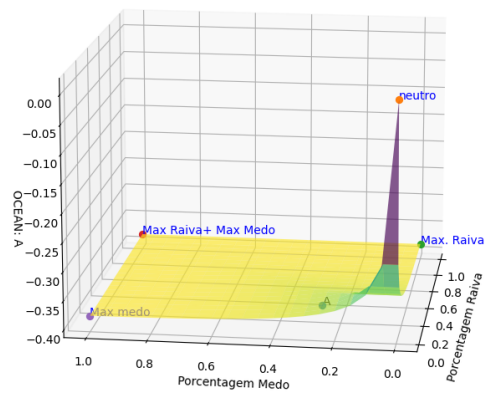
(a) Fator **O** - Abertura a novas experiências



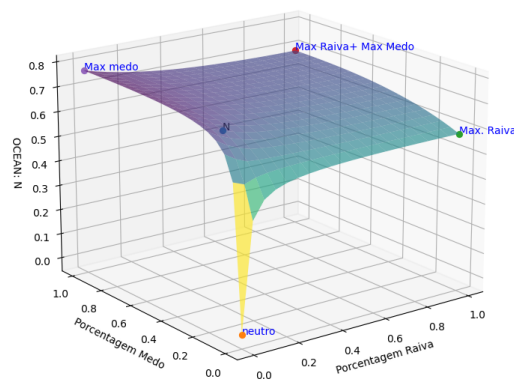
(b) Fator **C** - Conscienciosidade



(c) Fator **E** - Extroversão



(d) Fator **A** - Agradabilidade



(e) Fator **N** - Neuroticismo

Figura B.1: Gráficos do comportamento do fator de personalidade diante o aumento da pertinência da emoção.

Apêndice C

Configurando beaglebone black

C.1 Descobrindo ip do beaglebone

O primeiro passo para encontrar a placa é encontrar a família de rede.

```
\$ ifconfig
wlp2s0: flags=4163<UP,BROADCAST,RUNNING,MULTICAST> mtu 1500
    inet 192.168.2.105 netmask 255.255.255.0 broadcast 192.168.2.255
    inet6 fe80::23d3:3cfe:5651:424 prefixlen 64 scopeid 0x20<link>
    inet6 2804:3b1c:172:2701::2 prefixlen 128 scopeid 0x0<global>
    ether 68:14:01:a6:5d:6b txqueuelen 1000 (Ethernet)
    RX packets 3603490 bytes 2892956541 (2.8 GB)
    RX errors 0 dropped 0 overruns 0 frame 0
    TX packets 3749781 bytes 3069003601 (3.0 GB)
    TX errors 0 dropped 0 overruns 0 carrier 0 collisions 0
```

Neste caso é 192.168.2.0/24

C.2 Encontrando todas as máquinas conectadas na rede

```
\$ nmap -sP 192.168.2.0/24
```

```
Starting Nmap 7.80 ( https://nmap.org ) at 2020-12-05 23:35 -04
Nmap scan report for _gateway (192.168.2.1)
Host is up (0.0055s latency).
Nmap scan report for priscila-Inspiron-5457 (192.168.2.105)
Host is up (0.00015s latency).
Nmap scan report for 192.168.2.106
Host is up (0.017s latency).
Nmap scan report for 192.168.2.107
Host is up (0.0053s latency).
Nmap done: 256 IP addresses (4 hosts up) scanned in 2.51 seconds
```

Agora encontre a placa por tentativa e erro.

C.3 Conectando no beaglebone

```
ssh debian@[ip\_beaglebone]}
```

Ex:

```
ssh debian@192.168.2.106
```

C.4 Enviando arquivo/pasta para o beaglebone

```
\$ scp -r [nome\_arquivo] debian@[ip_beaglebone]:~}
```

Ex:

```
\$ scp -r ocean.jar debian@192.168.2.106:~}
```

C.5 Executando o .jar

```
$ java -jar ocean.jar 1.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
```