

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA
INSTITUTO TÉRCIO PACITTI DE APLICAÇÕES E PESQUISAS COMPUTACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

ALLAN GOULART DE ARAÚJO

Um Modelo de Personalidades Aplicado a um Jogo Eletrônico

Dissertação de Mestrado submetida ao Corpo Docente do Departamento de Ciência da Computação do Instituto de Matemática, e Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Informática.

Orientador: Prof. Adriano Joaquim de Oliveira Cruz, Ph.D.

Co-Orientadortador: Prof. Josefino Cabral Melo Lima, Docteur.

Rio de Janeiro

2013

A663 Araújo, Allan Goulart de

Um modelo de personalidades aplicado a um jogo eletrônico / Allan Goulart de Araújo. – 2013.

100f.: il

Dissertação (Mestrado em Informática) – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Programa de Pós-Graduação em Informática, Rio de Janeiro, 2013.

Orientador: Adriano Joaquim de Oliveira Cruz, Ph.D .

Co-Orientador: Josefino Cabral Melo Lima, Docteur.

1. Jogos Eletrônicos. 2. Modelo de Personalidades-Teses
I. Cruz, Adriano Joaquim de Oliveira.(Orient.). II. Lima, Josefino Cabral Melo (Co-Orient.). III .Título

CDD.

Allan Goulart de Araújo

Um Modelo de Personalidades Aplicado a um Jogo Eletrônico

Dissertação de Mestrado submetida ao Corpo Docente do Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Matemática e Instituto Tércio Pacciti, de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Informática

Aprovado em : Rio de Janeiro, 11 de dezembro de 2013.

Prof. Adriano Joaquim de Oliveira Cruz, Ph.D. (Orientador)

Prof. Josefino Cabral Melo Lima, Docteur (Co-Orientador)

Prof.^a Carla Amor Divino Moreira Delgado D.Sc.

Prof. Felipe Maia Galvão França Ph.D.

Prof.^a Silvana Rossetto D.Sc.

Dedico esse trabalho aos meus pais e à minha namorada Christina.

AGRADECIMENTOS

Quero agradecer a Deus pelo dom da vida.

Aos meus pais José e Tânia pelo amor, dedicação, incentivo, compreensão, apoio e esforços incondicionais que foram base para o meu caminho até este momento. A vocês, minha eterna gratidão.

Ao meu irmão Anderson, minha namorada Christina e demais familiares que sempre torceram por mim.

Aos professores Adriano Joaquim de Oliveira da Cruz, meu orientador e Josefino Cabral Melo Lima, meu co-orientador, pela disponibilidade, atenção e confiança.

A todos os demais professores do departamento de Ciência da Computação pela competência e disposição de troca no processo de aprendizagem e formação de nós, seus alunos.

A Anibal Ferreira, chefe da secretaria do programa de pós-graduação, pela presteza constante nos assuntos administrativos que precisei fazer.

Aos amigos mestrandos, em especial Diego Souza, Patrícia Zudio, Lucas Ribeiro, pela companhia e apoio em todos os momentos.

E, por fim, a todos aqueles que por um lapso não mencionei, mas que colaboraram para esta pesquisa: abraços fraternos a todos!

RESUMO

ARAÚJO, Allan Goulart de. **Um modelo de personalidades aplicado a um jogo eletrônico**. 2013. 100 f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

Jogos eletrônicos são atualmente uma das maiores indústrias de entretenimento. Com a evolução do hardware eles têm se mostrado cada vez mais realistas. Entretanto a inteligência artificial não evoluiu na mesma proporção e, na maioria dos jogos, ainda se mostra simplista. Com o intuito de criar jogadores artificiais menos previsíveis e "mais inteligentes" esse trabalho, utilizando lógica nebulosa e máquina de estados nebulosa, adaptou e estendeu um modelo baseado em emoções a fim de mapear eventos de um mundo virtual em ações e comportamentos. As emoções são utilizadas por proporcionar uma forma mais humana de tomar decisões e, a partir da personalidade, uma possível identificação com o personagem virtual foi criada, além de permitir uma maior diversidade no seu comportamento.

Palavras-chave: modelo de emoções, personalidade, jogos eletrônicos

ABSTRACT

ARAÚJO, Allan Goulart de. **Um modelo de personalidades aplicado a um jogo eletrônico.** 2013. 100 f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

Electronic games are currently one of the largest entertainment industries. Though the evolution of the hardware they are increasingly realistic. Artificial intelligence has not been evolved at the same rate and, in the most of games, it still shows a simplistic behavior. With the purpose to create artificial players less predictable and "smarter", this thesis, using Fuzzy Logic and Fuzzy Finite State Machines, proposed the creation and application of a model based on emotions in order to map events in actions and behaviors. Emotions are used to provide a more human way of making decisions, and personality is used to make a possible identification with the virtual character, increasing the diversity in his behavior.

Keywords: model of emotions, personality, emotion, electronic game

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Representação de um Sistema Nebuloso.....	29
Figura 2.2: Máquina de Estados Finita – Quake 2.....	33
Figura 2.3: Telas do Jogo The Sims e Civilisation: Call To Power....	35
Figura 2.4: Máquina de Estados Nebulosa: The Sims.....	36
Figura 3.1: The Big Five.....	43
Figura 4.1: Representação do modelo Flame.....	51
Figura 4.2: Representação da Componente Emocional.....	52
Figura 4.3: Conjuntos Nebulosos: Impacto de Eventos.....	53
Figura 4.4: Conjuntos Nebulosos: Nível de Importância.....	53
Figura 4.5: Conjuntos Nebulosos: Nível de desejabilidade.....	54
Figura 4.6: Componente de Aprendizado.....	58
Figura 4.7: Cenário do jardim – Flame.....	62
Figura 5.1: Representação do Modelo Proposto.....	66
Figura 5.3: Máquina de Estados Nebulosa	72
Figura 5.4: Desenvolvimento do Jogo no Unity.....	74
Figura 6.1: Inferência da primeira etapa – Caso 1.....	77
Figura 6.2: Inferência da segunda etapa - Cauteloso.....	78
Figura 6.3: Inferência da segunda etapa - Destemido.....	78
Figura 6.4: Jogador virtual cauteloso atingido.....	79
Figura 6.5: Ação do jogador virtual cauteloso ao ser atingido.....	79
Figura 6.6: Jogador virtual destemido atingido.....	80
Figura 6.7: Ação do jogador virtual destemido ao ser atingido.....	80
Figura 6.8: Inferência da primeira etapa – Caso 2.....	81
Figura 6.9: Jogador virtual cauteloso encurralado.....	82
Figura 6.10: Ação do jogador virtual cauteloso ao ser encurralado.	82
Figura 6.11: Jogador virtual destemido encurralado.....	83
Figura 6.12: Ação do jogador virtual destemido ao ser encurralado	83
Figura 6.13: Inferência da primeira etapa – Caso 3.....	84
Figura 6.14: Jogador virtual cauteloso com baixo nível de energia..	85
Figura 6.15: Jogador virtual destemido com baixo nível de energia	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: As funções de inclusão mais usadas.....	23
Tabela 3.1: Traços de Personalidade.....	42
Tabela 3.2: Emoções simuladas no modelo OCC.....	46
Tabela 3.3: Comparativo.....	47
Tabela 4.1: Relação entre emoções, expectativas e desejabilidade.....	55
Tabela 4.2: Cálculo da intensidade por emoção.....	56
Tabela 4.3: Cálculo da intensidade por estado motivacional.....	57
Tabela 4.4: Ações do Usuário.....	63
Tabela 5.1: Regras nebulosas - personalidade em emoção.....	71

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IA	Inteligência Artificial
IC	Inteligência Computacional

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 Contextualização e Motivação.....	14
1.2 Objetivo.....	17
1.3 Estrutura da dissertação.....	18
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1 Lógica Nebulosa.....	20
2.1.1 Conjuntos Nebulosos.....	22
2.1.1.1 Funções de Inclusão.....	22
2.1.1.2 Operações com Conjuntos Nebulosos.....	23
2.1.1.2.1 Corte alpha.....	24
2.1.1.2.2 Cardinalidade.....	25
2.1.1.2.3 Altura.....	25
2.1.1.2.4 Distância.....	25
2.1.2 Operações Lógicas com Conjuntos Nebulosos.....	26
2.1.2.1 União.....	26
2.1.2.2 Interseção.....	26
2.1.2.3 Complemento.....	26
2.1.3 Variáveis Nebulosas.....	26
2.1.4 Regras Nebulosas.....	27
2.1.5 Sistemas Nebulosos.....	28
2.1.5.1 Base de Conhecimentos.....	29
2.1.5.2 Interface de Fuzzyficação.....	30
2.1.5.3 Procedimento de Inferência.....	30
2.1.5.4 Interface de Defuzzyficação.....	30
2.1.5.4.1 Centróide.....	31
2.1.5.4.2 Bissetor.....	31
2.1.5.4.3 Menor valor de máximo.....	32

2.1.5.4.4	Maior valor de máximo.....	32
2.1.5.4.5	Valor médio de máximo.....	32
2.2	Máquinas de Estados Finitas.....	32
2.3	Máquinas de Estados Nebulosas.....	34
2.3	Conclusão.....	36
3	EMOÇÕES	38
3.1	Influência das emoções na tomada de decisões.....	39
3.2	Personalidade.....	41
3.3	Inteligência Artificial e Emoções.....	44
3.3.1	Modelo de emoções.....	45
3.3.1.1	Modelo PE.....	48
3.3.1.2	Modelo PME.....	48
3.4	Conclusão.....	49
4	FLAME	50
4.1	Componente Emocional.....	51
4.1.1	Regras Nebulosas de Mapeamento.....	53
4.1.2	Avaliação de Eventos.....	55
4.1.3	Filtragem Emocional.....	56
4.1.4	Seleção de Comportamento.....	57
4.2	Componente de Aprendizado.....	58
4.2.1	Condicionamento Clássico.....	58
4.2.2	Aprendizado por Reforço.....	59
4.2.3	Abordagem probabilística.....	59
4.2.4	Abordagem com heurística.....	60
4.3	Componente de Decisão.....	60
4.4	Simulação.....	61
4.4	Conclusão.....	61
5	MODELO DE PERSONALIDADES PROPOSTO	64
5.1	Jogo.....	65
5.2	Componente Emocional.....	67
5.2.1	Transformação dos sensores em emoções.....	67

5.2.1 Representação da personalidade.....	69
5.3 Componente de Decisão.....	71
5.4 Simulação.....	72
5.4.1 Unity.....	73
5.4.2 Scripts.....	74
5.4.2.1 Scripts do Modelo de Personalidades.....	74
5.4.2.2 Scripts do Jogo Eletrônico.....	75
5.4.2.3 Scripts para as Ações do Personagem Virtual.....	75
6 VALIDAÇÃO.....	76
6.1 Caso 1.....	77
6.2 Caso 2.....	81
6.3 Caso 3.....	84
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	86
7.1 Dificuldades.....	87
7.2 Trabalhos Futuros.....	87
Bibliografia.....	89
Anexo I – Conjuntos Nebulosos.....	94
Anexo II – Regras Nebulosas.....	97
Anexo III – Conjuntos Nebulosos.....	99

1 Introdução

Nesse capítulo serão apresentados a contextualização do trabalho e motivação (seção 1.1), seu objetivo (seção 1.2) e como a dissertação está estruturada (seção 1.3).

1.1 Contextualização e Motivação

Como o ser humano pensa e consegue armazenar as informações? Qual o processo de cognição que as pessoas fazem ao levantar de uma cadeira e caminhar por um corredor desviando dos obstáculos sem nenhum esforço, ou, por exemplo, reconhecer um rosto na multidão? Essas perguntas foram estudadas por muitos anos e os pesquisadores e cientistas ainda não possuem uma resposta convincente. Um dos campos de estudo dessas perguntas é a Inteligência Artificial.

Em Ciência da Computação, a Inteligência Artificial (IA) é a área cujo objetivo principal é tornar as máquinas ou programas capazes de realizar tarefas complexas, que requerem certo nível de inteligência e que, normalmente, são realizadas por humanos. Seu nome foi cunhado oficialmente em 1956 por pesquisadores da área em uma conferência em Dartmouth College (MCCARTHY, J.; M.L. MINSKY; N. ROCHESTER; C.E. SHANNON, 1955). É uma ciência multidisciplinar, passando por

áreas como a filosofia, a psicologia, a matemática e a neurociência. A IA tenta sistematizar e automatizar tarefas que necessitam de raciocínio lógico, e assim, é potencialmente importante para qualquer área da atividade intelectual humana (Norvig, P. ; Russel, S.,2004).

Os estudos descritos neste trabalho, como a lógica nebulosa e máquina de estados nebulosa, estão incluídos na área da Inteligência Computacional (IC), reconhecida por alguns pesquisadores como uma subárea da IA. Ela busca a criação de sistemas inteligentes através de técnicas e abordagens inspiradas na natureza, para obter uma solução, não necessariamente a ótima, de problemas que são algoritmicamente complexos (como os de reconhecimento de padrões) ou problemas NP-Completo (como o do caixeiro viajante). A IC possui cinco principais abordagens: lógica nebulosa, redes neurais artificiais, computação evolucionária, inteligência de enxames e sistemas imunológicos artificiais (Engelbrecht A. , 2007).

Outra área abordada por essa dissertação é a de jogos eletrônicos. As principais técnicas de IC aqui citadas podem ser utilizadas para modelagem de comportamento de personagens desses jogos. Essa modelagem define quais ações e reações o jogador virtual terá. Tanto as ações quanto as reações não podem ser sempre as melhores possíveis nem as piores, tornando o jogador virtual o mais "humano" possível, com erros e acertos. Se num jogo de xadrez, por exemplo, o oponente estivesse sempre um passo a frente e ganhasse sempre, o jogador ficaria frustrado e perderia o interesse pelo jogo. O mesmo aconteceria em um jogo *First Person Shooter* (FPS), se o jogador virtual tivesse uma mira muito precisa e acertasse sempre o alvo.

Jogos eletrônicos são uma excelente forma de teste e validação de modelos para estudos acadêmicos. O mundo virtual criado nos jogos é um ambiente controlado, facilitando a simulação, e também pode possuir um nível de complexidade razoável para a maioria das

aplicações. O seu uso como plataforma de testes pode ser reconhecido dado o crescente interesse acadêmico na área. Além disso, a produção de técnicas computacionais aplicadas aos jogos pode impulsionar o desenvolvimento de novas tecnologias de hardware ou mesmo prover dados sociais e econômicos de jogadores extraídos do tipo *Massive Multiplayer Online Games* (MMOGs) (Alvim,2008).

Com uma visão de mercado, a indústria de entretenimento é, atualmente, uma das que possui um dos maiores faturamentos (Wong H.,2011). Boa parte desse faturamento é devido a jogos eletrônicos. Mesmo com o aumento do poder de processamento das plataformas utilizadas para esses jogos, sejam consoles ou computadores pessoais, o foco da maioria das indústrias de jogos tem sido a computação gráfica (Ponsen M., 2004). Tendo esse foco, exceto alguns casos isolados, grande parte dos jogos ainda tem como base para seus jogadores virtuais os métodos de inteligência mais tradicionais, tais como sistema de regras. A partir disso, criar um jogador virtual com uma inteligência mais elaborada pode constituir uma boa vantagem competitiva para as empresas desenvolvedoras de jogos.

Criar um jogador virtual, ou mesmo outra aplicação inteligente, é uma tarefa difícil. Esse conceito de inteligência é abstrato e dependente do contexto. Algumas ações podem ser perfeitamente interessantes numa determinada situação e absurdas em outras. Há indícios encontrados em pesquisas indicando que o ser humano toma suas decisões sendo amplamente influenciado por suas emoções (BECHARA A., 2003). Dessa forma, se o jogador virtual conseguisse simular emoções humanas teríamos um jogador aparentemente mais inteligente (MINSKY M.,2007).

As emoções são as regras centrais da nossa vida (Gratch, J; Marselha,S., 2001). Modelos de emoções capazes de simular

comportamentos são bastante promissores (Mahboub K., 2006), principalmente para situações específicas, como no caso dessa dissertação, em jogos eletrônicos.

1.2 **Objetivo**

A criação de jogadores virtuais pode ser uma tarefa difícil em jogos eletrônicos com um número de ações e escolhas na faixa de cem ou mil. Sistemas de regras e máquinas de estados são geralmente usadas nesses casos, por o desenvolvimento ser mais simples e de fácil expansão, porém acabam tornando o jogo eletrônico previsível ao passar do tempo. Com o intuito de contornar essa previsibilidade, este trabalho propõe a utilização de um modelo de personalidades capaz de exprimir emoções e comportamentos em um jogador virtual. A partir de sua personalidade, podemos criar uma identificação com esse personagem e, de certa forma, acreditar que ele é real. Utilizando-se dessa identificação e representando as ações de acordo com a personalidade, teríamos um personagem mais humano e inteligente. Agentes virtuais utilizando emoções tendem a ser mais dinâmicos, com suas decisões variando a partir de situações anteriores, ambientes ou até mesmo do seu humor.

A utilização de emoções em agentes virtuais tem sido estudada e pesquisada, tal como o modelo que simula as emoções em forma de expressões faciais em um personagem virtual (Alvim, 2008). Estudos envolvendo simulação de emoções foram utilizados para, por exemplo, mostrar a influência das decisões de investimentos na bolsa de valores ou a importância da afetividade na influência da construção de conhecimento na utilização de interfaces em sistemas informáticos de aprendizagem (PIXLEY J., 2003) (SENICIATO T.; CAVASSAN O., 2008).

Este trabalho tomou como princípio um modelo de emoções chamado FLAME (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000), "*Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions*". Esse modelo se destacou por ser um dos modelos mais completos na área de jogos e por unir e aprimorar abordagens utilizadas por outros pesquisadores. Ele foi simplificado, adaptado e estendido para um modelo de personalidades.

A extensão ocorre possibilitando o jogador virtual ter uma personalidade. A personalidade é de vital importância para aumentar ainda mais o dinamismo comportamental. Dessa forma, o jogador virtual é capaz de simular características e padrões específicos e, em uma mesma situação, sentindo as mesmas emoções, dois jogadores com personalidades diferentes terão reações diferentes. Além disso, o jogador humano, ao ver as reações do jogador virtual e o caracterizando em uma determinada personalidade, pode associar mais facilmente o comportamento do seu oponente como inteligente.

A adaptação feita está, fundamentalmente, em como o jogador virtual realiza suas ações. Ao criar uma máquina de estados nebulosa para esse processo, será permitido ao jogador virtual realizar mais de uma ação ao mesmo tempo, uma vez que é possível estar em mais de um estado, dado um grau de pertinência. Com esse grau, é possível que o agente realize a ação com certa intensidade, tanto para mais quanto para menos, aumentando ainda mais as possibilidades e o dinamismo no seu comportamento.

1.3 **Estrutura da dissertação**

Este trabalho possui sete capítulos e está estruturado da seguinte forma:

O Capítulo 1 expõe uma contextualização, motivação e objetivo da dissertação.

O Capítulo 2 faz uma fundamentação teórica dos conceitos utilizados nesse trabalho. Nele são definidas Lógica Nebulosa, Máquina de Estados Finita e explicados os conceitos básicos de Máquina de Estados Nebulosa, além de sua aplicação em jogos eletrônicos.

O Capítulo 3 descreve uma análise sobre emoções e personalidades. Também apresenta modelos de emoções relacionados à área de estudo do trabalho.

O Capítulo 4 explica o modelo de emoções FLAME utilizado como base para essa dissertação.

O Capítulo 5 descreve o modelo de personalidades proposto e apresenta o jogo eletrônico feito para validação do modelo de personalidades proposto.

O Capítulo 6 mostra a validação do trabalho com os resultados obtidos.

O Capítulo 7 conclui esse trabalho, descrevendo as dificuldades encontradas, contribuições e trabalhos futuros.

2. Fundamentação Teórica

Para o melhor entendimento das técnicas utilizadas nesta dissertação, esse capítulo apresentará uma visão geral de Lógica Nebulosa, Máquina de Estados Finita (FSMs) e Máquina de Estados Nebulosa (FuSMs).

2.1 Lógica Nebulosa

Segundo dados históricos, Aristóteles foi um dos principais idealizadores da lógica. Buscando formas para compreensão do mundo real, ele estabeleceu um conjunto de regras para que as conclusões pudessem ser aceitas como válidas de forma lógica. Porém esse conjunto de regras tinha uma grande dependência relativa ao significado exato da gramática.

Posteriormente a Lógica Booleana foi criada. Essa lógica lida com informações de forma precisa. Muito utilizada em circuitos lógicos, ainda é a base das teorias dos conjuntos e em software, com desenvolvimento de sistemas computacionais, quando a informação, ou conhecimento sobre um problema, é determinístico e binário. Ela desempenhou um papel importante no desenvolvimento dos primeiros sistemas de IA, especialmente em sistemas especialistas. Porém para a maioria dos problemas reais, que são caracterizados pela

representação linguística com informações incompletas, imprecisas e vagas, ela é incompleta.

Para tentar resolver essa limitação binária da Lógica Booleana, Lofti Asker Zadeh, em 1965, introduzia a Lógica Nebulosa (Zadeh, 1965). De acordo com (Kosko, 1992) o objetivo fundamental da Lógica Nebulosa é generalizar a idéia representada pela teoria dos conjuntos convencionais, se aproximando do aspecto vago e da imprecisão do raciocínio humano.

Os domínios na Lógica Nebulosa são caracterizados por termos linguísticos em vez de números. Por exemplo, na frase "João é muito alto", o "muito" é um termo linguístico descrevendo a magnitude da variável "alto". A utilização desses termos é similar à forma como os seres humanos são capazes de tomar decisões levando em consideração somente conhecimentos vagos.

Além disso, com a utilização de Conjuntos Nebulosos, uma proposição pode assumir graus de verdade, associados aos números reais compreendidos entre 0 e 1. Uma variável pode ser parcialmente verdade a partir de uma condição. Dado um conjunto universo U , a função de pertinência f é definida como:

$$f : U \rightarrow [0,1]$$

A lógica nebulosa pode ser utilizada em várias áreas, tendo como principais a área de controle, automação de processos e sistemas de apoio à decisão.

2.1.1 Conjuntos Nebulosos

A Teoria dos Conjuntos Nebulosos possui sua base formal na Teoria Clássica dos Conjuntos. Na Teoria Clássica a transição de um elemento pertencer a um conjunto ou não ocorre de forma repentina. Nos Conjuntos Nebulosos um elemento pertence ao conjunto com um grau de certeza, dado por uma função de inclusão ou pertinência, podendo variar entre zero e um inclusive.

Um conjunto é um repositório de objetos com uma determinada característica em comum. A Lógica de Boole utiliza os valores 0 e 1 representando o grau de pertinência " μ " do elemento nesse repositório, ou seja 0 o elemento não pertence e 1 o elemento pertence. Utilizando-se do mesmo princípio, um conjunto nebuloso é definido pela sua função de inclusão $\mu \in [0,1]$. Assim, um elemento pode ser um membro parcial de um conjunto e, portanto, há uma suavização na transição entre as condições de pertinência, não ocorrendo de modo abrupto e sim progressivamente.

2.1.1.1 Funções de Inclusão

Funções de inclusão são ferramentas matemáticas que indicam a participação de um elemento em um determinado conjunto e modelam o significado dos rótulos associados (Cruz A.,2004). Elas representam os aspectos principais de todas as ações teóricas e práticas de sistemas nebulosos.

Conjuntos nebulosos são expressos por diferentes tipos de funções. As funções de inclusão mais usadas estão apresentadas na Tabela 2.1. Por ter uma formulação simples e boa eficiência computacional, as funções do tipo triangular e trapezoidal são as mais utilizadas, principalmente em sistemas que funcionam em tempo real

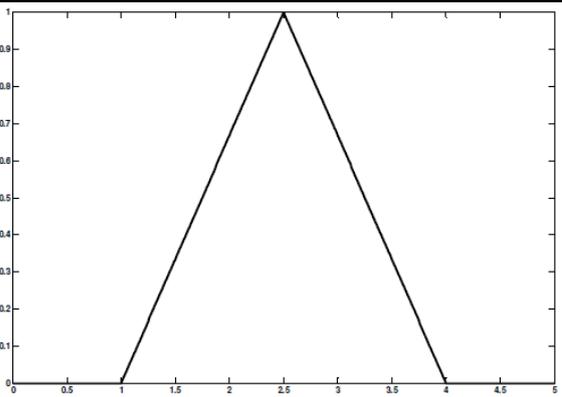
(G.S. Nhivekar; S.S. Nirmale; R.R. Mudholker, 2011). Porém, por elas serem constituídas por segmentos de reta, a derivada de primeira ordem não é contínua, inviabilizando um método de otimização que utilize gradiente.

A modelagem do sistema será tão melhor quanto mais próxima a função verdade mapear o comportamento do fenômeno, porém essa especificação nem sempre é simples e pode não ser do conhecimento do especialista projetista do sistema. A utilização da função apropriada é dependente da aplicação e de como a incerteza é observada durante o experimento (Hideo, 2006).

2.1.1.2 Operações com Conjuntos Nebulosos

Existem algumas operações associadas aos conjuntos nebulosos. As principais são: corte alpha, cardinalidade, altura, distância e normalização.

Tabela 2.1: As funções de inclusão mais usadas

Gráfico	F(x)
 <p>O gráfico mostra uma função triangular no plano cartesiano. O eixo horizontal (x) varia de 0 a 5 com marcas a cada 0.5. O eixo vertical (y) varia de 0 a 1 com marcas a cada 0.1. A função é zero para x < 1 e x > 4. Ela aumenta linearmente de (1, 0) até o ponto (2.5, 1), e depois diminui linearmente até o ponto (4, 0).</p>	<p>Função Triangular:</p> $A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x \leq a \\ \frac{x-a}{m-a}, & \text{se } x \in [a, m] \\ \frac{b-x}{b-m}, & \text{se } x \in [m, b] \\ 0, & \text{se } x \geq b \end{cases}$

	<p>Função Trapezoidal:</p> $A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{se } a < x \leq b \\ 1, & \text{se } b < x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & \text{se } c < x \leq d \\ 0, & \text{se } x > d \end{cases}$
	<p>Função Gaussiana:</p> $A(x) = e^{-x^2/\sigma^2}$
	<p>Função Sigmoidal:</p> $A(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$

2.1.1.2.1 Corte alpha

É o conjunto dos elementos do universo U com grau de pertinência no conjunto A maior ou igual a α . A função pode ser definida como:

$$A_\alpha = \{x \in U \mid \mu_A(x) \geq \alpha\}$$

2.1.1.2.2 Cardinalidade

A cardinalidade de um conjunto nebuloso finito A é definido como:

$$|A| = \sum_{x \in U} \mu(x)$$

e a cardinalidade relativa de A como:

$$\|A\| = \frac{|A|}{|U|}$$

2.1.1.2.3 Altura

A altura representa o maior grau de pertinência dos elementos de um conjunto A. Ela é definida como:

$$H_A = \max_{x \in U} \{\mu_A(x)\}$$

2.1.1.2.4 Distância

Calcula a distância de um elemento em relação a definição ideal do conjunto nebuloso A. É definida pela função:

$$d(A, x) = \begin{cases} \infty & \text{se } \mu_A(x) = 0 \\ \frac{1}{\mu_A(x)} - 1 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

2.1.2 Operações Lógicas com Conjuntos Nebulosos

As operações de união, interseção e complemento se assemelham à Teoria Clássica dos Conjuntos. A função de inclusão dos conjuntos nebulosos é utilizada para definir as operações com conjuntos nebulosos.

2.1.2.1 União

A função de inclusão da união de dois conjuntos nebulosos A e B é definida como:

$$\mu_U(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)), x \in U$$

2.1.2.2 Interseção

A função de inclusão da interseção de dois conjuntos nebulosos A e B é definida como:

$$\mu_I(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) x \in U$$

2.1.2.3 Complemento

A função de inclusão do complemento de um conjunto nebuloso A é definida como:

$$\mu_C(x) = 1 - \mu_A(x), x \in U$$

2.1.3 Variáveis Nebulosas

Definem a linguagem que será usada para discutir um conceito nebuloso, como, por exemplo, altura, peso e temperatura. O universo

de discurso define um conjunto de limites superiores e inferiores para os valores dos conjuntos nebulosos utilizados para descrever os conceitos de variável nebulosa. As variáveis representam, a partir de valores linguísticos, os critérios medidos do sistema em seus valores numéricos e derivados. A definição delas faz parte da estruturação inicial de um sistema nebuloso. Uma variável nebulosa pode ser definida como uma variável com seus valores sendo conjuntos de rótulos, ao invés de números.

2.1.4 Regras Nebulosas

As regras fornecem uma base formal para representar um conhecimento de um domínio, resultado de experiência ou associações empíricas. Ocorrem por modelagem de sentenças em linguagem natural ou artificial e permitem a representação do conhecimento impreciso, facilitando a modelagem de problemas do mundo real.

Muitos sistemas com regras nebulosas são resultados de entrevistas com especialistas, que possuem uma experiência no contexto da aplicação. Dessa forma, o projetista do sistema precisa ter compreensão das regras fornecidas pelo especialista para alterar a estrutura de inferência. Porém, é esperado menos tempo neste tipo de projeto, uma vez que a experiência do operador, com um bom desempenho, estará incluso nas regras. (Moratori, 2006)

As regras nebulosas podem ser combinadas por diferentes operadores lógicos como *e*, *ou*, *negação (não)* e *o* de implicação (*se...então*), que geralmente assumem a forma:

Se x é A então y é B

No qual A e B são rótulos linguísticos dos conjuntos nebulosos, x e y são variáveis linguísticas.

Para que o problema seja completamente coberto, ou seja, haja uma saída para cada entrada é importante que existam quantas regras forem necessárias. Qualquer combinação das variáveis de entrada deve ativar pelo menos uma regra. Também é essencial regras não conflitantes, ou com consistência, evitando contradições de saída e situações de ciclo, ou seja, duas ou mais regras com a mesma entrada devem ter saídas mutuamente exclusivas.

2.1.5 Sistemas Nebulosos

A Lógica Nebulosa é uma boa ferramenta para tratar informações imprecisas. Sistemas que utilizam Lógica Nebulosa são mais fáceis de entender, manter e testar. Eles tendem a ser robustos e proporcionam uma rápida prototipagem dos sistemas, caso haja um bom entendimento de como serão as funções de pertinência e as regras.

Um sistema nebuloso pode ser definido como a junção de definições de variáveis, conjuntos e regras nebulosas, seguindo um processo de entrada e saída de dados (Demasi, 2003). Pode ser visualizado na Figura 2.1 (Moratori, 2006) abaixo uma representação da estrutura básica de um sistema nebuloso.

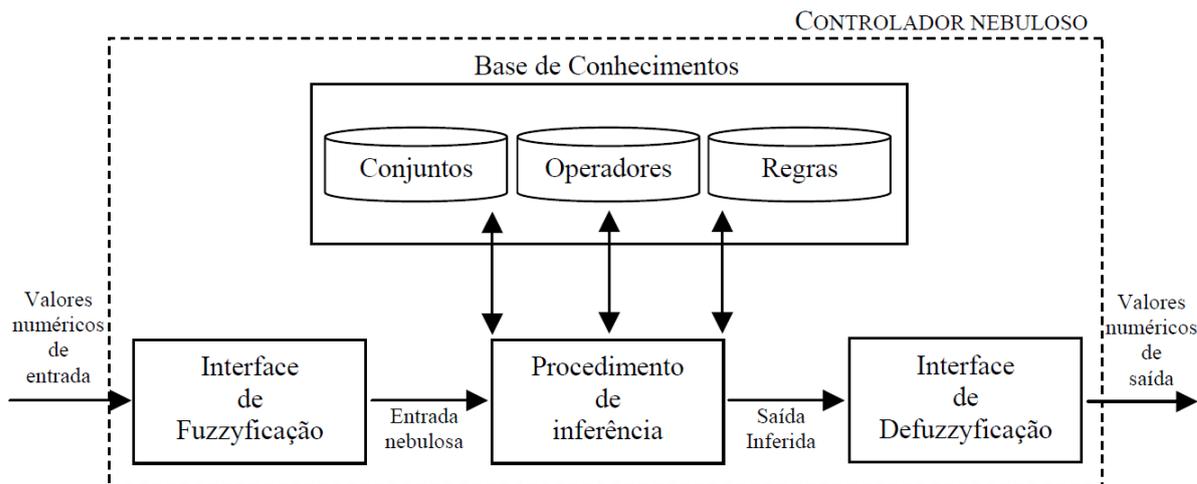


Figura 2.1 – Representação de um Sistema Nebuloso (Moratori, 2006)

Um sistema nebuloso é capaz de mapear valores de entrada em valores de saída a partir de uma função estática não linear. Como mostrado na figura acima, o sistema é formado por 4 componentes principais: Base de Conhecimentos, Interface de Fuzzyficação, Procedimento de inferência e Interface de Defuzzyficação.

2.1.5.1 Base de Conhecimentos

A base de conhecimentos contém as regras nebulosas que representam o conhecimento e a experiência do especialista do sistema. Essas regras expressam uma estratégia de controle não linear para o sistema, porém são estáticas. Há em alguns modelos de sistema nebuloso uma estratégia para adaptar e refinar as regras a partir de aprendizado utilizando Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Evolucionários. (Cruz A., 2009) (Herrera F.; Magdalena L, 2008)

2.1.5.2 Interface de Fuzzyficação

É responsável por receber os valores numéricos de entrada e transformá-los em graus de pertinência ao conjunto nebuloso correspondente, tornando-os instâncias das variáveis linguísticas.

2.1.5.3 Procedimento de Inferência

O procedimento de inferência transforma as entradas nebulosas provenientes da interface em ações de controle de acordo com regras, conjuntos e operadores da base de conhecimento, ou seja, é a etapa onde é determinado o resultado do sistema nebuloso ou o valor da variável de saída do sistema. Esse resultado é proveniente da verificação do grau de compatibilidade entre os fatos e as cláusulas.

O conhecimento obtido pela inferência é representado pelas variáveis linguísticas de saída. O procedimento tem duas fases diferentes: a avaliação da implicação de cada regra e a composição das conclusões de todas as regras em um valor consistente.

Os procedimentos de inferência mais utilizados são o Mamdani (Mamdani, 1975) e o Takagi-Sugeno-Kang (Takagi; Sugeno, 1985).

2.1.5.4 Interface de Defuzzyficação

É a última etapa do sistema nebuloso. Nela, há a transformação das variáveis linguísticas de saída para valores numéricos, determinando o valor real de saída do sistema. Os principais métodos para a defuzzyficação são: centróide, bissetor, menor valor de máximo, maior valor de máximo e valor médio de máximo. A escolha do método

está relacionada diretamente com as características do processo controlado e o comportamento de controle necessário. (Moratori, 2006)

2.1.5.4.1 Centróide

Também chamado como centro de área. Calcula onde está o centro da gravidade da figura geométrica, ou o valor que divide a área sob a curva da função de pertinência em duas partes iguais. Para conjuntos contínuos a função é definida pela primeira fórmula abaixo e para conjuntos discretos pela segunda.

$$C = \frac{\int_{i=0}^n x_i \mu_A(x_i)}{\int_{i=0}^n \mu_A(x_i)} \quad \text{ou} \quad C = \frac{\sum_{i=0}^n x_i \mu_A(x_i)}{\sum_{i=0}^n \mu_A(x_i)} \quad \text{sendo } A \text{ o}$$

conjunto representando todas as inferências, x_i um elemento de um conjunto e $\mu_A(x_i)$ o grau de pertinência.

2.1.5.4.2 Bissetor

Define a posição de uma reta que divide a figura geométrica compreendida pelas regras ativadas em duas partes iguais. Geralmente se encontra próximo ao centroide.

$$\int_{\alpha}^B \mu_A(x) = \int_B^{\beta} \mu_A(x)$$

onde $\alpha = \min \{x | x \in A\}$ e $\beta = \max \{x | x \in A\}$

2.1.5.4.3 Menor valor de máximo

É definido um ponto mínimo em valores absolutos dentre outros pontos em que a função atinge o maior grau de pertinência.

2.1.5.4.4 Maior valor de máximo

É definido um ponto máximo em valores absolutos dentre outros pontos em que a função atinge o maior grau de pertinência.

2.1.5.4.5 Valor médio de máximo

Calcula o ponto médio entre os valores de maior grau de pertinência inferido pelas regras.

2.2 Máquinas de Estados Finitas

Máquinas de Estados Finitas ou *Finite State Machines*(FSMs) são um módulo de tomada de decisão que determina quais ações devem ser tomadas e quando. Pode ser vista como uma máquina de modelagem de comportamento.

Possui um número finito de estados internos e, em qualquer momento, a máquina está em apenas um dos estados. Sua entrada consiste numa sequência de símbolos provenientes de um alfabeto associado a ela. Para cada estado um conjunto de transições pode ser definido. Cada transição é ativada por um símbolo e só pode ser usada se o seu símbolo for o atual de entrada. Dessa forma, o símbolo é então consumido pela máquina e a transição é utilizada passando de um estado para outro.

A máquina deve ter um estado inicial para prover um ponto de partida. Ela é dado pela quintupla $FSM = (S,I,O,t,g)$ sendo S,I,O respectivamente, os conjunto de estados, entradas e saídas. Sendo que t é a função de transição entre estados e g é a função geradora de saídas. (Lee; Yannakakis, 1996)

A máquina de estados finita é uma ferramenta computacional muito usada em jogos eletrônicos, por ser simples, intuitiva e eficaz. Jogos eletrônicos como "*Pacman*" e "*Quake 2*" (Figura 2.2) utilizaram a máquina de estados para fazer a modelagem de comportamento dos seus personagens. Condições binárias como as que aconteciam no jogo eram facilmente modeladas e eram satisfatórias na época (Alvim, 2008).

Uma máquina de estados finita para um jogador artificial complexo passa a ser muito complicada e difícil de manter. Além disso, é fácil de prever o comportamento modelado e tem transições abruptas de um estado para outro.

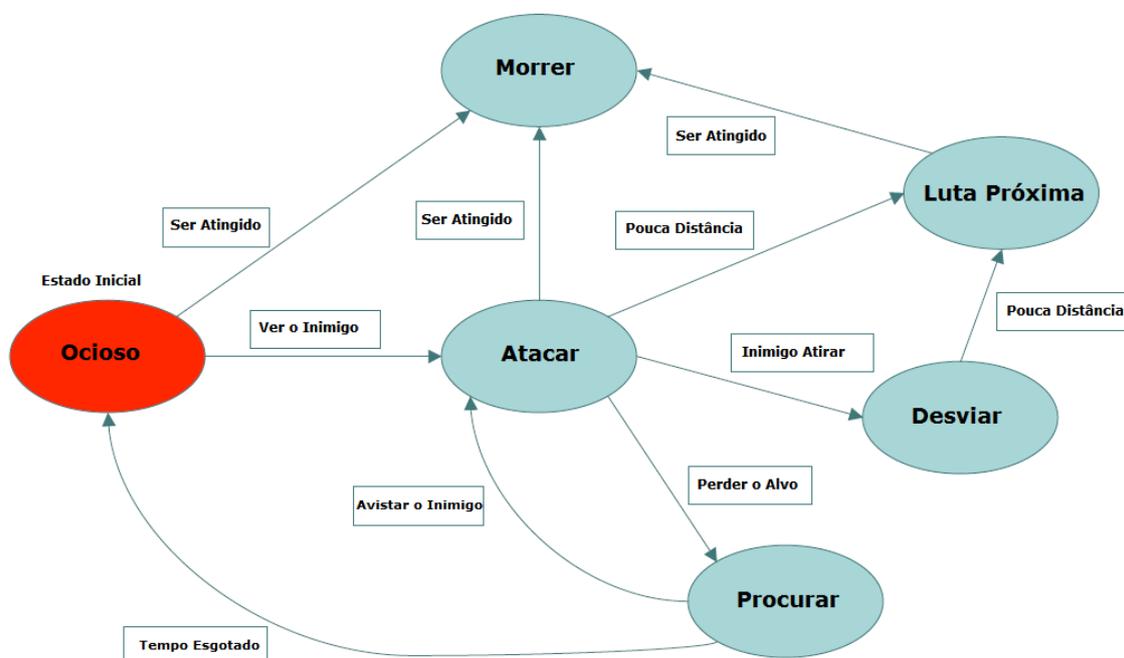


Figura 2.2 – Máquina de Estados Finita - Quake 2

2.3 Máquinas de Estados Nebulosas

Tentando diminuir os problemas da Máquina de Estados Finita em jogos eletrônicos foi criada a Máquina de Estados Nebulosa (*Fuzzy Finite State Machines* - FuSMs). Ela permite um jogador virtual combinar múltiplos comportamentos ao mesmo tempo. Isso é possível através do uso da Lógica Nebulosa, no lugar da Lógica Tradicional. As transições são representadas por regras nebulosas e recebem um grau de pertinência. Dessa forma, o sistema tem uma maior flexibilidade e variabilidade com poucos conjuntos e transições nebulosas. A localização em um estado não é mais binária, agora é possível ter um valor intermediário, ou seja, estar parcialmente em um estado. Isso significa que mais de um estado pode ser ativado ao mesmo tempo.

Com essas melhorias, no contexto de jogo eletrônico, o jogador virtual pode ter uma variedade de valores de graus de pertinência aos estados atribuídos a ele, não precisando ser específico ou com valor discreto. Isso é importante para o comportamento não ser muito previsível, permitindo um conjunto de respostas mais variado e interessante. Além disso, pode aumentar o interesse do jogador em jogá-lo novamente por possibilitar a expansão na variedade de respostas e condições que o jogador pode encontrar em uma determinada situação durante o jogo. Dessa forma, cada vez que o jogador jogar poderá ter um resultado diferente em situações semelhantes.

As FuSMs têm sido uma boa ferramenta para a modelagem de comportamento de jogadores virtuais em jogos eletrônicos. Exemplos de jogos que a utilizam são o "*The Sims*" (EA Games, *The Sims*, 2000) e "*Civilisation:Call to Power*" (Meier S., *Civilisation:Call to Power*, 1999) (Figura 2.3). Esse último é um jogo de estratégia em tempo real no qual o jogador irá enfrentar diferentes grupos. Para criar um

comportamento individual para cada grupo, os desenvolvedores do jogo criaram uma FuSMs em cascata, desenvolvendo um núcleo principal geral e mudando o limiar de decisão dependendo do grupo que estava sendo representado. Isso possibilitou a criação de uma variedade de grupos sem precisar criar um código para cada um deles.



Figura 2.3 – Telas do Jogo The Sims e Civilisation: Call To Power

A Máquina de Estados Nebulosa é, em síntese, uma combinação da Máquina de Estados Finita e da Lógica Nebulosa, consistindo de transições e estados nebulosos, ao invés de o conjunto de estados e transições "crisp". Com isso, FuSMs podem representar uma maior variação de estados e transições com menos variáveis e regras do que as FSMs.

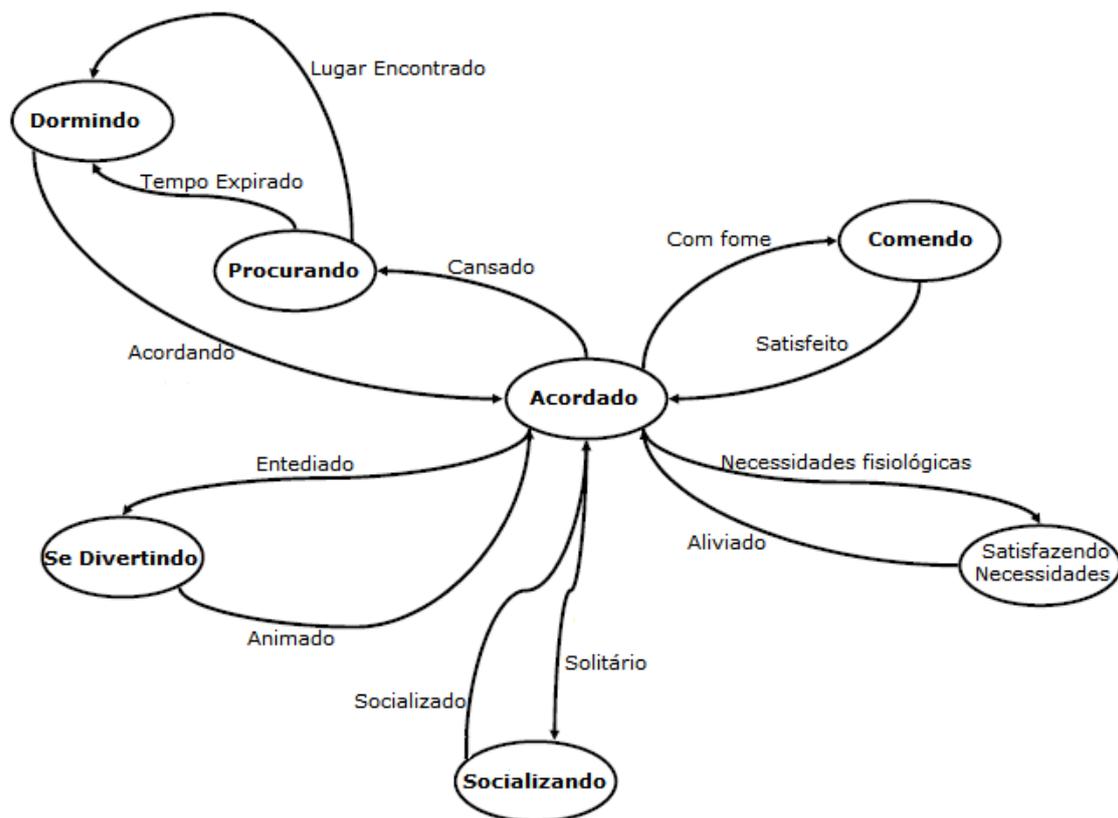


Figura 2.4 – Máquina de Estados Nebulosa – The Sims

2.4 Conclusão

Este capítulo teve como objetivo criar uma descrição dos conceitos principais da lógica nebulosa e máquina de estados nebulosa.

A lógica nebulosa é importante para este trabalho por diferentes motivos. Ela é uma boa opção para o tipo de modelo proposto por conseguir lidar com informações imprecisas, como é o caso das emoções sentidas pelo ser humano. As variáveis são tratadas por termos de poucas palavras, facilitando a criação das regras pelo desenvolvedor do jogo, além de não ser necessário ele pensar em todos os casos existentes, pois a saída é resultado de ativações de várias regras.

A máquina de estados nebulosa é uma ótima ferramenta para a modelagem de comportamento de jogadores virtuais em jogos eletrônicos. Ela permite que vários estados sejam ativados ao mesmo tempo, cada um com um nível de pertinência. Dessa forma o sistema é capaz de reproduzir mais de uma saída ao mesmo tempo e também ponderar a ação dado o grau de pertinência no estado.

3 Emoções

As emoções são o aspecto mais central e universal da experiência humana (Gratch, J; Marselha, S., 2001). As pessoas têm experiências com várias emoções durante toda a vida. Quase tudo com que lidamos possui uma qualidade emocional. As emoções são uma parte essencial para a nossas vidas, influenciando como nós pensamos, nos comportamos, tomamos uma decisão e, até mesmo, nos comunicamos.

A definição formal das emoções ainda é para a ciência uma tentativa controversa e complexa. Para Plutchik, (Plutchik, 1984) a emoção é descrita como respostas para os catalisadores que envolvem a percepção cognitiva, comportamento motor, sentimentos, excitação fisiológica e comportamento. Pode também ser descrita como uma combinação complexa de respostas afetivas, cognitivas, comportamentais e psicológicas (Birbaumer; Ohman, 1993).

Em termos gerais, as emoções podem ser como um sentimento ou sentido. As emoções são ações mais instintivas e os sentimentos são considerados uma evolução das emoções. Por isso, nem todos os sentimentos são emoções. Por exemplo, uma pessoa pode sentir dor e raiva, sendo que dor e raiva são estados motivacionais e não emoções (Bolles; Fanselow, 1980). Estados motivacionais são sentimentos que podem levar a pessoa interromper suas atividades normais e se concentrar em uma necessidade maior. Se o indivíduo está com muita

fome, seu cérebro irá direcionar seus recursos cognitivos para procurar alimentos, a fim de satisfazer a fome. Dessa forma, esses estados têm um grande impacto sobre a mente, incluindo o processo emocional e o processo de tomada de decisão (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000).

As pessoas exibem naturalmente um conjunto de comportamentos não verbais a partir do seu estado motivacional, como expressões faciais, gestos e postura do corpo. Mesmo esses comportamentos não intencionalmente comunicativos fornecem geralmente algumas informações sobre a pessoa, como a emoção sentida, a atitude a ser tomada e o que ela pretende fazer. De acordo com (Ekman; Friesen, 1969) é possível inferir as emoções da pessoa pelos seus comportamentos.

Além de informações pessoais, o comportamento não verbal também está ligado à sobrevivência. As emoções associadas à sobrevivência, como raiva e medo, dão origem a determinado comportamento, como tomar medidas de proteção em uma luta. O ser humano não fica confortável em senti-las, porém nesses casos o corpo precisa mobilizar seus recursos quando ameaçado por serem comportamentos vitais, além de eles precisarem ocorrer rapidamente. Segundo (Le Doux, 1996) essas respostas geralmente são tomadas antes da pessoa ter tempo para considerar a decisão sobre o evento. Dessa forma, a emoção pode existir para permitir as pessoas aprender com suas experiências e ir além de um simples reflexo estímulo-resposta.

3.1 Influência das emoções na tomada de decisões

Para (Feder, 2008), ao analisar as decisões tomadas corriqueiramente por pessoas, é possível observar que nem todas são tomadas completamente de forma racional, mas são influenciadas

principalmente pelo humor, intuição e personalidade. Ou seja, as decisões são tomadas sem que as pessoas realmente pensem sobre elas, apenas sentem o que é mais apropriado. Um motivo para isso, de acordo com (Damasio,1994), é que o sistema dedicado ao raciocínio e de fazer decisões é o mesmo envolvido nas emoções.

As emoções influenciam o processo de tomada de decisão em dois diferentes níveis. O primeiro consiste na predição sobre as consequências emocionais do resultado da decisão, ou seja, as pessoas tendem a prever as emoções associadas aos cursos alternativos da ação e então selecionam apenas aquelas que irão maximizar as emoções positivas e minimizar as negativas. O segundo nível consiste nas emoções imediatas, que são vivenciadas no momento da decisão. É feita uma comparação com situações similares acontecidas em experiências passadas e as pessoas tendem a agir em conformidade a elas. Essas emoções influenciam o processo de decisão através de um impacto direto ou indireto.

Emoções também podem influenciar a opinião sobre preferências e percepções em decisões de risco. Medo e raiva, emoções "negativas", alteram drasticamente as dimensões de certeza e controle (Renshon; Lerner, 2012). Medo é associado com avaliações de controle da situação e da incerteza, enquanto a raiva está associada com controle individual e certeza. Dessa forma, elas produzem efeitos divergentes em atitudes de risco. Por exemplo, ao tomar uma decisão com um potencial de risco, as pessoas podem antecipar um sentimento de remorso caso o acontecimento posterior não ocorra de forma esperada. Essa antecipação da emoção pode levar as pessoas a evitar decisões desse tipo.

3.2 Personalidade

Os comportamentos expressos por um indivíduo, seu temperamento e características emocionais formam a personalidade. Para (F. Allport; G. Allport, 1921) a personalidade é uma forma organizacional psicológica dinâmica e única em cada ser humano, determinando o seu arranjo específico no ambiente. É possível descrevê-la como padrões estáveis de comportamento e estados internos consistentes que definem as reações individuais das pessoas e a forma como elas interagem entre si.

Existem pesquisas que indicam que a personalidade é predeterminada no nascimento (Lynch M.; Walsh B., 1998), outros que é resultado das interações com outras pessoas e com o ambiente (Chan K.; Drasgow F., 2001). Ainda não se sabe afirmar qual das duas está certa. Aparentemente pode ser um pouco das duas. Além disso, ela pode ser alterada pela situação em que a pessoa está. Pessoas adultas podem apresentar um aspecto diferente da sua personalidade em uma específica situação. Por exemplo, em uma entrevista de emprego o comportamento e as ações que a pessoa supostamente deve ter são bem limitados, diferente de um passeio com a família e amigos. Ou seja, os padrões da personalidade não devem ser vistos de forma isolada.

Identificar e categorizar as características principais das personalidades existentes em pessoas é uma tarefa difícil. Essas características que descrevem o comportamento de um indivíduo são chamadas de traços de personalidade. (Catell, 1973) identificou 16 traços primários de personalidade (Tabela 3.1). Esses traços são tidos como constantes de comportamento, permitindo a previsão do comportamento de uma pessoa em situações específicas a partir de pesos nas características com maior relevância na situação.

Tabela 3.1 – Traços de Personalidade

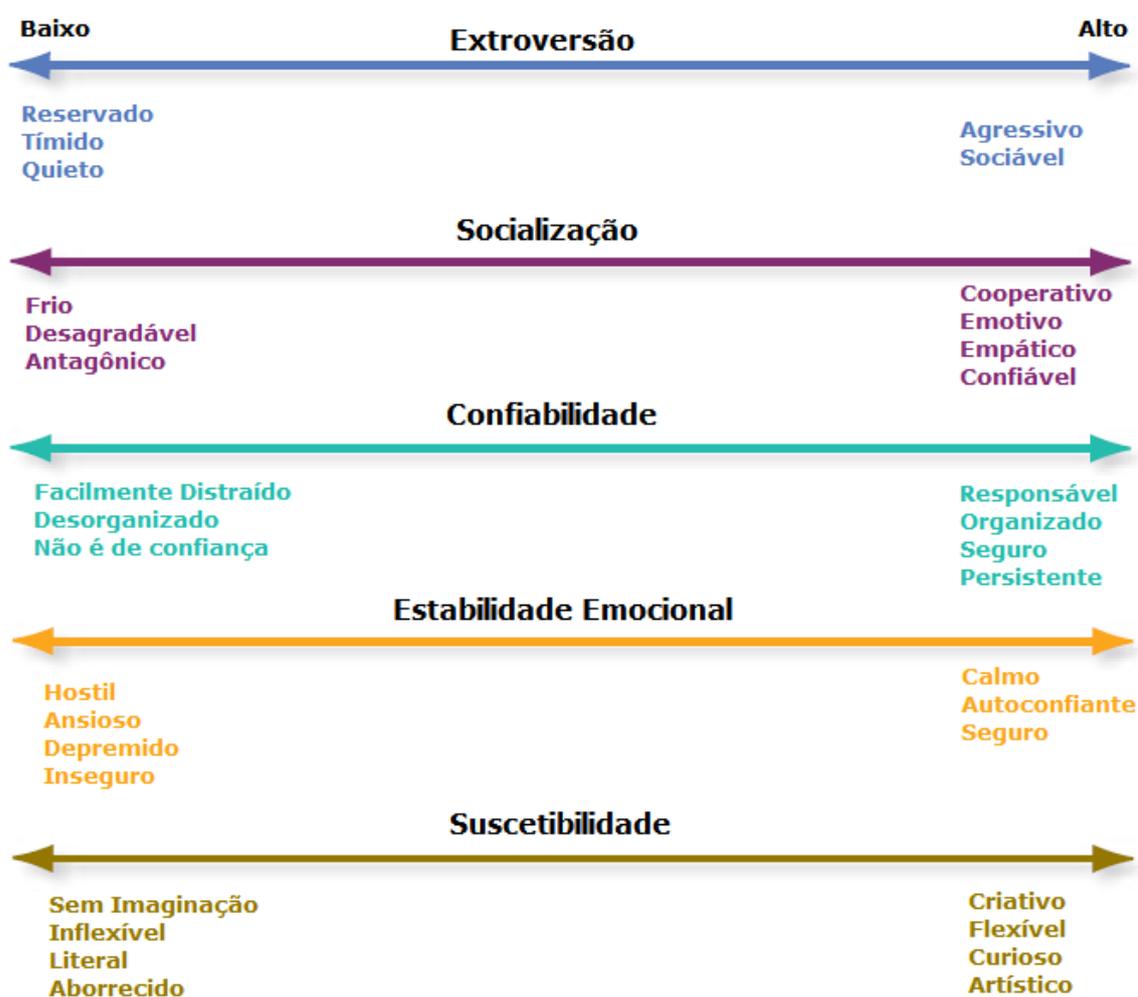
Traços	Traços Antagônicos
Reservado	Extrovertido
Menos Inteligente	Mais Inteligente
Afetado por Sentimentos	Emocionalmente Estável
Submisso	Dominante
Sério	Despreocupado
Oportunista	Escrupuloso
Tímido	Aventureiro
Teimoso	Sensitivo
Confiável	Desconfiado
Prático	Prolixo
Franco	Falacioso
Seguro de Si	Apreensivo
Conservador	Inovador
Dependente de Grupo	Auto-suficiente
Descontrolado	Controlado
Relaxado	Tenso

Há um estudo (McCrae; John, 1991) indicando que a personalidade pode ser dividida em 5 dimensões básicas, denominado Modelo de cinco fatores ("*Five-Factor-Model* - FFM) ou comumente chamado de "*Big Five*" (Figura 3.1) (Langton; Robbins; Judge 2012). As cinco dimensões ou fatores são:

- Neuroticismo ou estabilidade emocional: Mede a capacidade da pessoa de suportar o stress. Descreve o nível de segurança, autoconfiança e tranquilidade.

- **Extroversão:** Define o nível de conforto do indivíduo no relacionamento com outras pessoas. Descreve a sociabilidade, expressividade e a afirmação.
- **Suscetibilidade:** Mede a variação de interesses e o fascínio por novidades. Descreve o nível de imaginação, sensibilidade artística e intelectual.
- **Socialização:** Refere-se à propensão da pessoa se aproximar ou afastar de outras. Descreve o nível confiança, cooperatividade e boa índole.
- **Confiabilidade:** Mede a confiança. Descreve o nível de responsabilidade, persistência e lealdade.

Figura 3.1 – *The Big Five*



3.3 Inteligência Artificial e Emoções

As pesquisas no campo da Inteligência Artificial ficaram, por um bom tempo, direcionadas para construção de máquinas capazes de resolver problemas que necessitavam de um esforço maior do ser humano.

Mesmo as máquinas sendo capazes de realizar tarefas relativamente inteligentes num determinado contexto, é improvável que elas atinjam um nível de inteligência como o do humano ignorando uma de nossas principais propriedades: a emoção. Como afirmado por (Minsky, 1988): “o problema não é as máquinas conseguirem expressar emoções e sim se elas podem ser realmente inteligentes sem emoções”.

A Inteligência Artificial possui um campo interdisciplinar que estuda as emoções, sendo denominado de Computação Afetiva (*Affective Computing*). Ela pesquisa o reconhecimento e síntese das emoções, englobando campos como psicologia, neurociência afetiva e ciência da computação. Além do interesse da cognição humana, ela é movida por algumas outras áreas, incluindo o reconhecimento de emoções humanas, para uma melhor interface humano-computador, a simulação de personagens com emoções e personalidades e a síntese de emoções para criação de agentes inteligentes com o intuito de demonstrar comportamentos realistas.

A Computação Afetiva pode ser dividida em dois subcampos: Interação homem-computador e a simulação de emoções em máquinas. O primeiro campo estuda mecanismos para reconhecer emoções humanas ou expressar emoções por máquinas e o segundo pesquisa mais sobre as emoções humanas e como simulá-las.

A simulação de emoções em particular tem vários usos dentro da IA. O principal uso é a possibilidade de melhorar a confiabilidade de agentes virtuais (Bates, 1994; Ortony, 2003). Segundo (Picard, 2003) existem 4 grandes razões para dar características emocionais às máquinas:

- Emoções podem ser úteis na criação de robôs e personagens virtuais com a capacidade de emular pessoas e animais. O uso das emoções dá os agentes mais credibilidade;
- Pode melhorar a relação do homem com as máquinas;
- Há a possibilidade de criar máquinas e sistemas mais inteligentes;
- Possível facilidade de entender como são as emoções humanas modelando-as

Criar um modelo de emoções para a realização de simulações é algo complexo, porém existem algumas pesquisas na área em que a inserção da emoção pode alterar o processo de tomada de decisão. Os modelos mais conhecidos para essa simulação são o OCC (Ortony; Clore; Collins, 1988) e o "A *Multilayer Personality Model*" (Thalman; Kshirsagar, 2002), que é uma simplificação do modelo OCC.

3.3.1 Modelo de emoções

No modelo OCC, criado por Ortony, Clore e Collins, as emoções ocorrem como reações a eventos, agentes e objetos. Ele divide as emoções em dois grupos antagônicos, representando no total 22 emoções (Tabela 3.2). Um grupo possui emoções positivas e o outro possui emoções negativas em relação aos eventos que acontecem no mundo.

Tabela 3.2 – Emoções simuladas no modelo OCC

Associação	Sentimento Gerado	
	Positivo	Negativo
Objeto	Amor	Ódio
Evento	Alegria	Ressentimento
	Regozijo	Pena
	Esperança	Medo
	Satisfação	Medo confirmado
	Alívio	Desapontamento
	Felicidade	Angústia
Agente	Orgulho	Vergonha
Agente realizando evento	Admiração	Reprovação
	Prazer	Remorso
	Gratidão	Raiva

São definidas algumas variáveis locais e globais que potencializam o processo cuja emoção é ativada. As variáveis locais são as probabilidades de um evento ocorrer, o esforço para alcançar um objetivo e expectativas. As globais são definidas como um senso de realidade, excitação e imprevisibilidade.

O modelo é estruturado em três camadas principais, sendo equivalente às formas de reações das emoções no modelo. Essa estrutura tem uma descrição lógica e não temporal dos acontecimentos. É determinada a intensidade da reação para ela se transformar em uma emoção.

Devido ao o modelo ter uma grande quantidade de emoções, uma representação computacional em um jogo eletrônico pode ser pouco expressiva e de difícil implementação. No modelo proposto por (Ekman; Rosenberg, 2005) as emoções de base podem ser expressidas

através da face humana, sendo elas: alegria, tristeza, raiva, medo, surpresa e desgosto. Na Tabela 3.3 é feita uma comparação das emoções entre os dois modelos citados (Alvim, 2008). Nesse modelo um personagem virtual pode ser mais facilmente representado.

Tabela 3.3 - Comparativo

Emoções	Representação
Alegria	Admiração, Alegria, Alívio, Amor, Esperança, Felicidade, Gratidão, Orgulho, Prazer, Satisfação, Recompensa, Regozijo
Tristeza	Ressentimento, Pena, Vergonha, Desapontamento, Remorso
Raiva	Raiva, Reprovação, Ódio
Surpresa	Surpresa
Medo	Medo, Medo-Confirmado
Desgosto	Desgosto

3.3.1.1 Modelo PE

O modelo PE ou Personalidade – Emoção, utilizado no modelo OCC, possui duas componentes. Uma delas é associada à personalidade do personagem, imutável e a outra relacionada às emoções, podendo ser alterada com o tempo. Ambas componentes representam suas variáveis com um valor numérico no intervalo [0...1].

No modelo PE um indivíduo I pode ser representado pela dupla (p, e_t) , onde p é a personalidade e e_t o estado emocional. As emoções no modelo são guardadas em um histórico. Conforme o instante de tempo, a emoção é recalculada e seu valor antigo é salvo. Esse cálculo é feito com ponderação da personalidade, histórico prévio das emoções e as alterações ocorridas na emoção na transição do tempo, segundo a fórmula:

$$e_t^T = \begin{cases} [\beta_1 \dots \beta_m], \forall i \in [1, m] : \beta_i \in [0, 1] & \text{Se } t > 0 \\ 0 & \text{Se } t = 0 \end{cases}$$

onde e_t^T é a emoção em um estado de tempo, sendo um vetor transposto m-dimensional.

3.3.1.2 Modelo PME

O modelo PME (*Personality, Mood, Emotion*) ou Personalidade, Humor e Emoção, utilizado no modelo "A Multilayer Personality Model", possui três componentes. Todos os componentes são representadas por um valor numérico no intervalo [0..1]. Dois deles, personalidade e emoção, são iguais ao modelo PE. O outro é o humor ou estado de espírito. Assim como o componente de emoção, o componente de humor também tem um histórico, inicializado com um valor neutro. Um

indivíduo I_t utiliza a tripla (p, m_t, e_t) , onde p é a personalidade, e_t é o estado emocional em um tempo t e m_t o humor em um instante t .

O cálculo da emoção é feito a partir do humor combinado com a personalidade, mais o histórico do humor e das emoções. O cálculo do humor utiliza a seguinte fórmula:

$$m_t^T = \begin{cases} [\gamma_1 \dots \gamma_k], \forall_i \in [1, k] : \gamma_i \in [-1, 1] & \text{Se } t > 0 \\ 0 & \text{Se } t = 0 \end{cases}$$

onde m_t^T é representado por um vetor transposto k -dimensional.

3.4 Conclusão

As emoções influenciam diretamente como as pessoas pensam e tomam decisões, além de estarem ligadas a comportamentos essenciais para as nossas vidas, como por exemplo, o de sobrevivência. Elas podem mudar a opinião sobre preferências e percepções em decisões de risco.

A personalidade é formada pelos comportamentos expressos de uma pessoa, pelo temperamento e pelas características emocionais. Ainda não é possível afirmar se ela é uma característica genética ou socialmente modelada, mas é a responsável por definir as reações individuais das pessoas e a forma como elas interagem.

A simulação das emoções e personalidade através de recursos computacionais possibilita a criação de máquinas e sistemas mais inteligentes, pois dão uma maior credibilidade ao usuário ao simular o comportamento humano.

4 Flame

Desenvolvido por (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000), o modelo Flame (*Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions*) utiliza os estudos de outros modelos evento-avaliação como o OCC e o de Roseman (Roseman; Jose; Spindel, 1990) e ainda modelos de inibição como o de Bolles e Fanselow (Bolles; Fanselow, 1980).

No modelo Flame, a lógica nebulosa é usada para representar as emoções em conjuntos nebulosos, mapear eventos e expectativas em estados emocionais e comportamentos. Além da lógica nebulosa, métodos de Aprendizado de Máquina são utilizados para o personagem virtual aprender sobre o mundo virtual, fazendo associações entre os eventos, objetos e com o usuário, jogador real. Esse aprendizado permite o jogador virtual se adaptar melhor e de forma dinâmica aos acontecimentos, tornando seu comportamento mais inteligente.

Para fazer a validação do modelo houve implementação de uma simulação de um animal de estimação, cachorro, denominado PETEEI – *a PET with Evolving Emotional Intelligence*.

O modelo é composto por três componentes principais: emocional, de aprendizado e de tomada de decisões. Em termos gerais, o agente ou personagem virtual com seus sensores detecta um evento no ambiente. Essas percepções são passadas para os componentes de aprendizado e emocional. O componente de

aprendizado utiliza essas percepções como entrada e tem como saída expectativas e associações evento-meta. Essas expectativas e associações participam da entrada da componente emocional. Esta processa as percepções e a saída da componente de aprendizado produzindo um comportamento emocional. O componente de decisão escolhe uma ação/comportamento a partir desse comportamento emocional, do humor e do estado emocional do personagem. A representação geral do modelo pode ser encontrada na Figura 4.1.

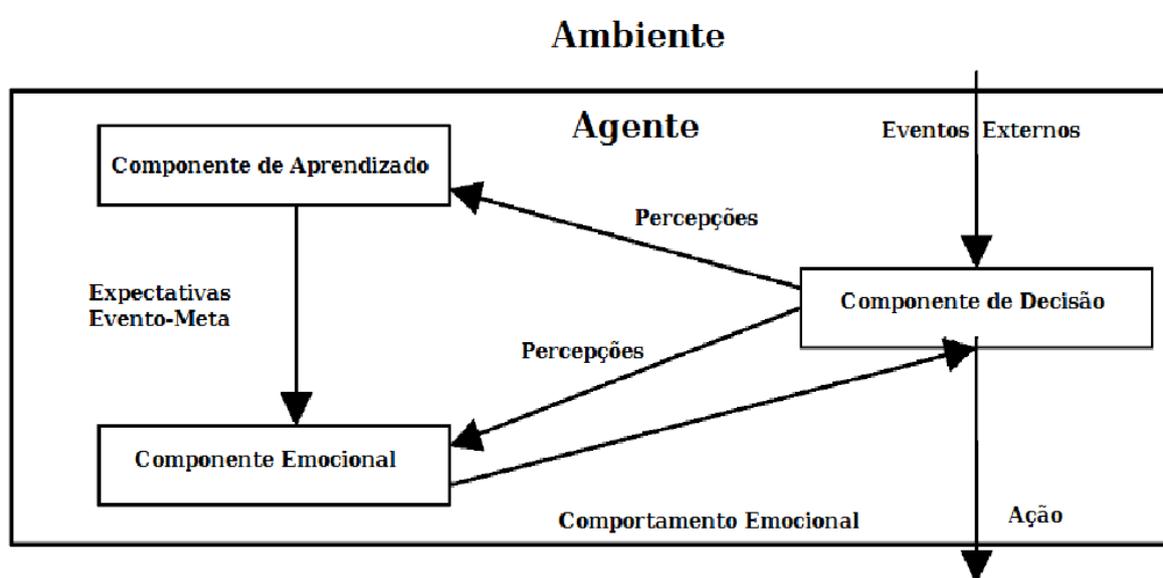


Figura 4.1 – Representação do modelo Flame

4.1 Componente Emocional

O componente emocional utiliza as percepções do ambiente para gerar um comportamento emocional. Essa avaliação das percepções ocorre em dois passos. No primeiro são determinadas quais metas são afetadas e qual o nível de impacto de cada meta afetada. Depois, no segundo passo, regras nebulosas de mapeamento calculam o quão desejável essas percepções são a partir do impacto calculado no primeiro passo e da importância envolvida nas metas.

O estado emocional do agente é alterado a partir de um processo de avaliação utilizando o nível calculado do quão desejável foram as percepções. Um conjunto de emoções será ativado através da medida de um evento desejável e filtrado produzindo um estado emocional coerente. Esse estado emocional é então passado para a Componente de Decisão. A representação do Componente Emocional pode ser vista na Figura 4.2 (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000).

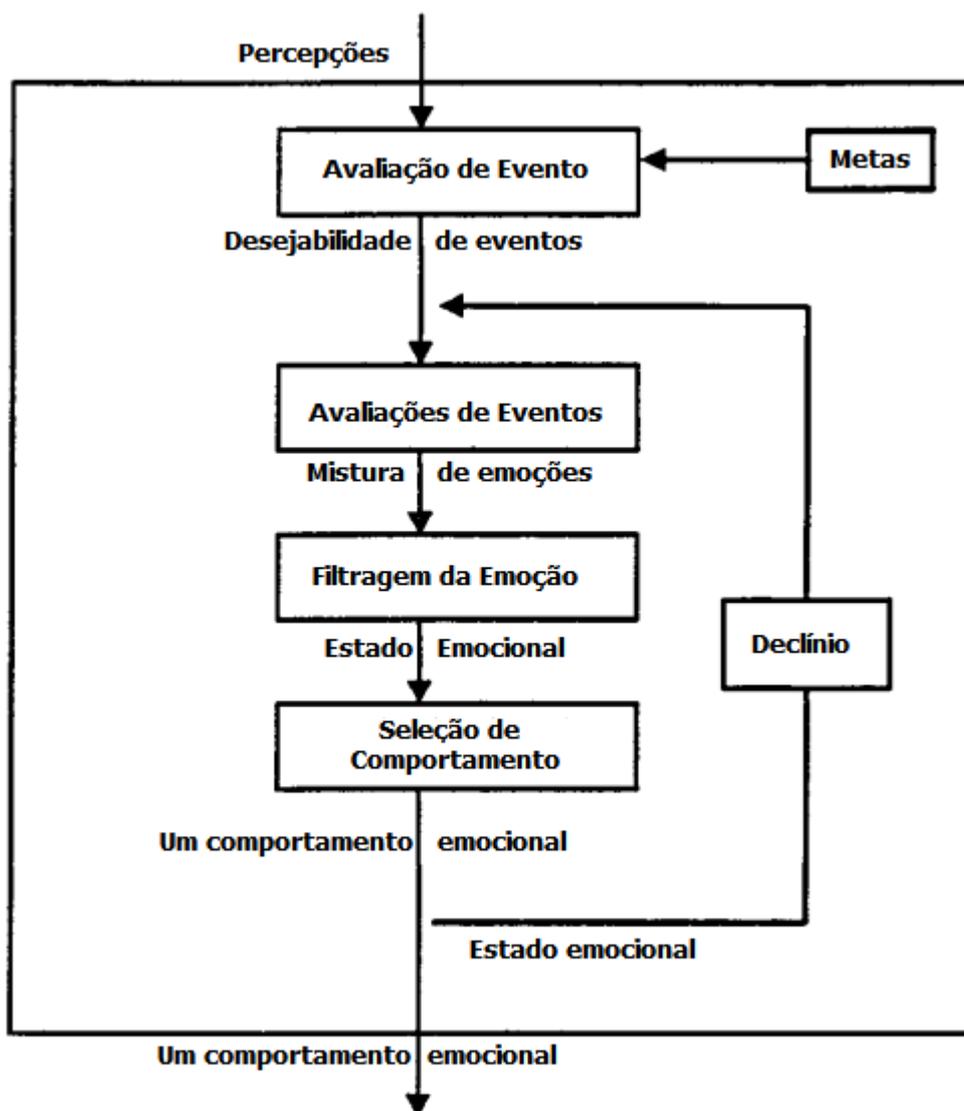


Figura 4.2 – Representação da Componente Emocional

4.1.1 Regras Nebulosas de Mapeamento

Regras nebulosas são usadas para inferir o quão desejável as percepções ou eventos são a partir dos impactos na meta e da importância dessa meta. O impacto de um evento na meta é definido pelos conjuntos nebulosos representados na Figura 4.3 (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000). O nível importância de uma meta pelos conjuntos nebulosos representados na Figura 4.4 (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000) e o quão desejável é um evento na Figura 4.5 (El-Nasr, Yen; Ioerger, 2000).

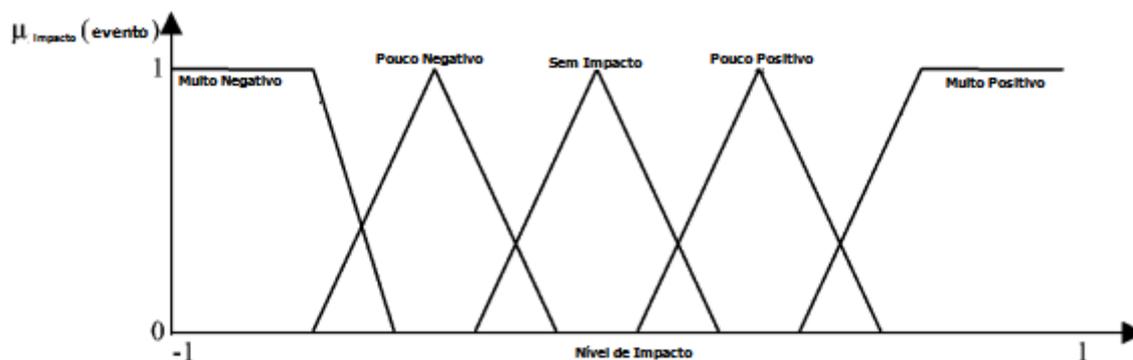


Figura 4.3 – Conjuntos Nebulosos – Impacto de Eventos

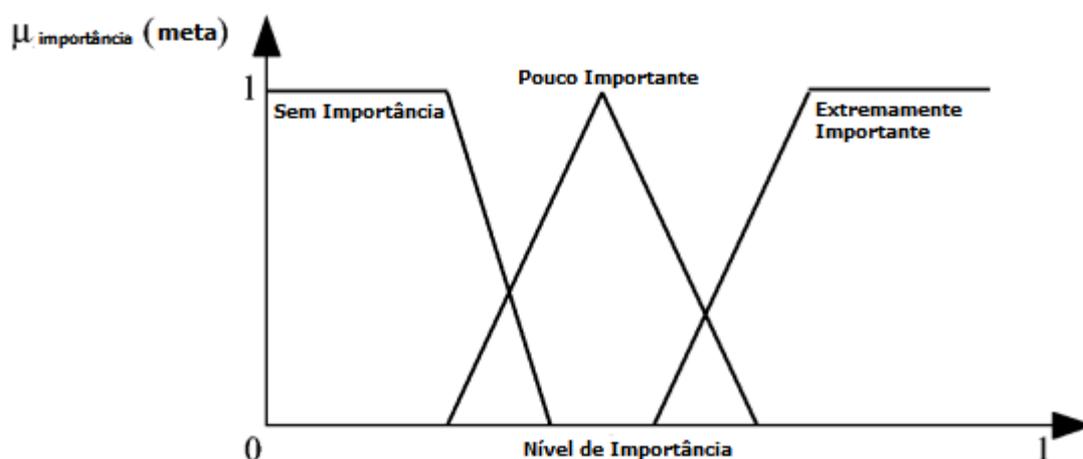


Figura 4.4 – Conjuntos Nebulosos – Nível de Importância

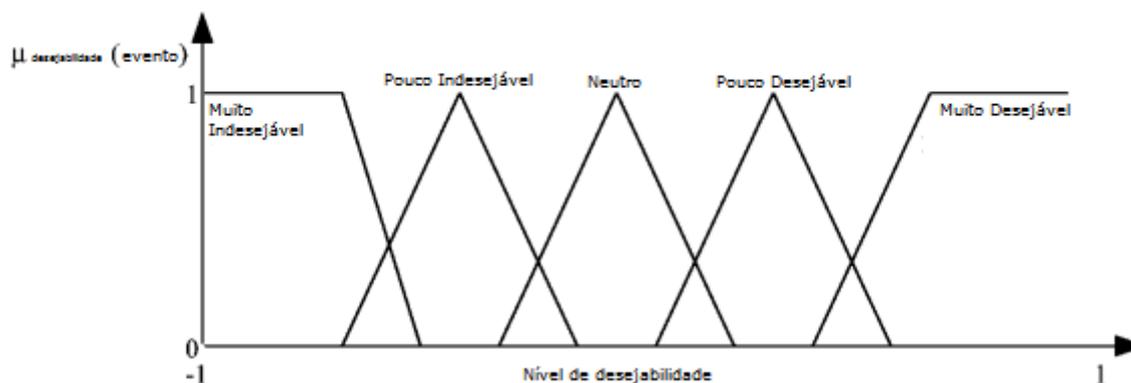


Figura 4.5 – Conjuntos Nebulosos – Nível de desejabilidade

As regras nebulosas para determinar a importância dos eventos são do tipo:

SE Impacto(G_1, E) é A_1
 E Impacto(G_2, E) é A_2
 ...
 E Impacto(G_k, E) é A_k
 E Importancia(G_1) é B_1
 E Importancia(G_2) é B_2
 ...
 E Importancia(G_k) é B_k
 ENTÃO Desejabilidade(E) é C

Onde k é o número de metas envolvidas, A_i , B_j e C são representantes dos conjuntos nebulosos citados. A regra, então, pode ser entendida como: se o impacto da meta G_1 afetada pelo evento E for A_1 e o impacto da meta G_2 afetada pelo evento E for A_2 , continuando assim até a meta G_k ; e a importância da meta G_1 for B_1 e a importância da meta G_2 for B_2 , continuando até a meta G_k ; então o nível do quão desejável é o evento será C .

No modelo Flame foi utilizado o sistema baseado em regras nebulosas Mamdani (Mamdani, 1975) com defuzificação pelo método centroide.

4.1.2 Avaliação de Eventos

Uma vez descoberto o nível de desejo do evento regras são chamadas para determinar o estado emocional do personagem. As relações entre as emoções, expectativas e nível de desejabilidade de um evento são dadas na Tabela 4.1. Foram modeladas 14 emoções.

Tabela 4.1 – Relação entre emoções, expectativas e desejabilidade

Emoção	Regra
Admiração	Ação feita por outro e é aprovado pelos padrões do agente
Alívio	Ocorrência de uma desconfirmação de um evento indesejável
Desapontamento	Ocorrência de uma desconfirmação de um evento desejável
Esperança	Ocorrência de um evento desejável não confirmado
Gratidão	Emoção complexa; satisfação + admiração
Gratificação	Emoção complexa; satisfação + orgulho
Medo	Ocorrência de um evento indesejável não confirmado
Orgulho	Ação realizada pelo agente e é aprovada por padrão
Raiva	Emoção complexa; tristeza + reprovação
Remorso	Emoção complexa; tristeza + vergonha
Reprovação	Ação feita por outro e é reprovado pelos padrões do agente
Satisfação	Ocorrência de um evento desejável
Tristeza	Ocorrência de um evento indesejável

Vergonha	Ação realizada pelo agente e é reprovada por padrão
----------	---

Para calcular a intensidade das emoções que utilizam a expectativa e desejabilidade foram usadas as fórmulas apresentadas na Tabela 4.2. Para as outras emoções são utilizadas as equações formuladas por outro estudo (D. Price; E. Barrell; J. Barrell, 1985).

Tabela 4.2 – Cálculo da intensidade por emoção

Emoção	Fórmula de intensidade
Satisfação	$1.7 \times \text{expectativa}^{0.5} + (-0.7 \times \text{desejabilidade})$
Tristeza	$2 \times \text{expectativa}^2 - \text{desejabilidade}$
Desapontamento	$\text{esperança} \times \text{desejabilidade}$
Alívio	$\text{medo} \times \text{desejabilidade}$
Esperança	$1.7 \times \text{expectativa}^{0.5} + (-0.7 \times \text{desejabilidade})$
Medo	$2 \times \text{expectativa}^2 - \text{desejabilidade}$

4.1.3 Filtragem Emocional

A filtragem emocional ocorre para transformar a mistura de emoções do processo de avaliação de eventos em um estado motivacional, que tende a interromper um processo cognitivo e satisfazer uma meta maior. Os estados emocionais criados são: fome, sede, dor e fadiga (Tabela 4.3).

O nível desses estados emocionais é mapeado em conjuntos nebulosos. São eles: Intensidade Baixa, Intensidade Média, Intensidade Alta. Uma vez que esses estados atinjam o nível médio de intensidade, é mandado um sinal ao processo cognitivo indicando que uma necessidade específica foi desenvolvida.

Tabela 4.3 – Cálculo da intensidade por estado motivacional

Estado Motivacional	Intensidade em função de:
Dor	Número de batidas pelo usuário, intensidade das batidas
Cansaço	Quantidade de movimento, tempo passado depois do último sono
Sede	Frequência de movimento, intensidade de movimento, última vez que bebeu água, quantidade de água bebida
Fome	Intensidade de movimento, frequência de movimento, última vez que comeu, quantidade de alimento comido

4.1.4 Seleção de Comportamento

A Lógica Nebulosa também é utilizada nesse processo. O comportamento do agente depende do estado emocional em que ele se encontra e do evento ocorrido. As regras são do tipo:

SE emoção₁ é A_1
 E emoção₂ é A_2
 ...
 E emoção_k é A_k
 E Evento é E
 E Causa (E, B)
 ENTÃO COMPORTAMENTO é F

onde k é o número de emoções envolvidas; A_1, A_2 e A_k são conjuntos nebulosos que definem a intensidade emocional, sendo elas alta, média e baixa.

4.2 Componente de Aprendizado

Com o intuito de tornar as emoções sentidas pelo agente mais reais e dinâmicas, o agente possui certo tipo de aprendizado e adaptabilidade. Para simular os diferentes tipos de aprendizado foram utilizadas as técnicas: condicionamento clássico, aprendizado por reforço, abordagem probabilística e com heurística (Figura 4.6).

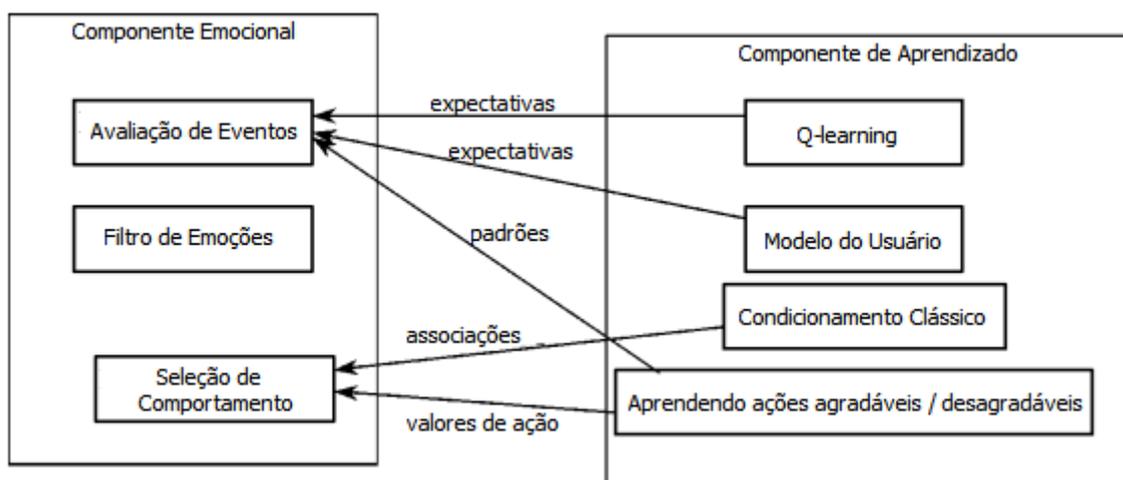


Figura 4.6 – Componente de Aprendizado

4.2.1 Condicionamento Clássico

Tem como objetivo associar objetos às emoções ou estados emocionais. Por exemplo, se o agente sente dor quando um objeto o toca, então o estado motivacional de dor será associado ao objeto. Cada associação tem seu acumulador, que é incrementado pela repetição e intensidade da ocorrência da tupla objeto – emoção. Esse tipo de aprendizado permite o personagem virtual ter uma expectativa apenas do objeto em si e não do evento ocorrido. A fórmula do condicionamento é da seguinte forma:

$$\langle I(e)|o \rangle = \frac{\sum_{events(i)} I_i(e)}{n_o}$$

onde os eventos(i) são eventos que envolvem o objeto "o", $I_i(e)$ é a intensidade da emoção no evento i e n_o é o total de ocorrências envolvendo o objeto "o".

4.2.2 Aprendizado por Reforço

Esse tipo de aprendizado é utilizado para o personagem virtual aprender sobre os impactos gerais de um evento nas suas metas. O algoritmo *Q-learning* (Kaelbling; Littman, 1996) foi utilizado para esse tipo de aprendizado. O personagem virtual representa o intervalo do problema utilizando uma tabela de "*Q-values*", na qual cada entrada corresponde a um par ação-estado. O personagem começa a partir de um estado inicial "s" e, a partir de uma ação "a", é levado para um novo estado "s'". Dessa forma, o agente ou personagem virtual explora o ambiente, acumula observações sobre várias transições de estado juntamente com recompensas ocasionais. A cada transição a entrada na tabela de "*Q-values*" é atualizada seguindo a fórmula:

$$Q(s, a) \leftarrow r + \gamma \max_{a'} Q(s', a')$$

onde "r" é a recompensa, " γ " é o fator de desconto ($0 \leq \gamma < 1$), "a'" é a ação que pode ser feita no novo estado "s'".

4.2.3 Abordagem probabilística

É usada para o agente conseguir aprender padrões com base na frequência de uma ação ocorrer dado que outras ações anteriores ocorreram. Essa abordagem é responsável por supor quais eventos podem ocorrer, com que frequência e se são bons ou ruins para o personagem virtual.

Quando um padrão é inicialmente observado, um registro com uma contagem inicializada em 1 é criado indicando uma sequência de três eventos. Assim, toda vez que a sequência é repetida a contagem é incrementada. Essa contagem é usada para calcular a probabilidade esperada de um novo evento "Z" ocorrer, dado dois eventos anteriores "X" e "Y" terem ocorrido. A probabilidade condicional de um evento "Z" é calculada pela fórmula:

$$P(Z|X, Y) = \frac{C[X, Y, Z]}{\sum_i C[X, Y, i]}$$

4.2.4 Abordagem com heurística

Essa abordagem foi utilizada para o personagem virtual conseguir aprender sobre o parecer do usuário em relação ao agente. Dessa forma o agente aprende quais ações são boas e quais são ruins. O valor esperado de uma ação "a" é calculado a partir da soma dos valores do parecer do usuário após a ocorrência da ação "a" sobre o número de ocorrências da ação "a". O valor esperado é calculado pela fórmula:

$$value(a) = \frac{1}{|A|} \sum_{e \in A} feedback(e + 1)$$

onde "A" representa um conjunto de eventos em que o agente faz a ação "a" e "e+1" representa a resposta do usuário no próximo evento.

4.3 Componente de Decisão

A decisão de qual ação o agente irá tomar depende da situação que ele se encontra, do seu humor, estado emocional e comportamental.

A componente está baseada em sistemas de regras, responsável por ter um processo de seleção de uma ação, através de um planejamento ou tomada de decisão simples.

4.4 Simulação

A simulação do modelo Flame foi desenvolvida utilizando a linguagem Java com uma interface gráfica. Segundo o autor, um animal doméstico não precisa de um planejamento sofisticado, o comportamento é mais simples de simular e eles são mais simples de serem avaliados.

Existem cinco grandes cenários: jardim (representado na Figura 4.7), quarto, cozinha, armário e sala de estar. As ações do usuário estão definidas na Tabela 4.4.

4.5 Conclusão

Este capítulo descreveu o modelo Flame. Ele é baseado em lógica nebulosa para mapear níveis de impactos de eventos em metas em intensidades emocionais. Foi utilizado para simular respostas emocionais de um animal de estimação e sua validação foi baseada na avaliação da validação do usuário. O modelo pode ser utilizado para algumas aplicações indo desde a uma interface de agentes com base em personagens até no uso de agentes pedagógicos em aplicativos educacionais.

O modelo Flame pode ser estendido, por exemplo, através da utilização de interações multiagente, ou levando também em consideração no modelo a personalidade do agente, como é o caso do trabalho proposto por essa dissertação.

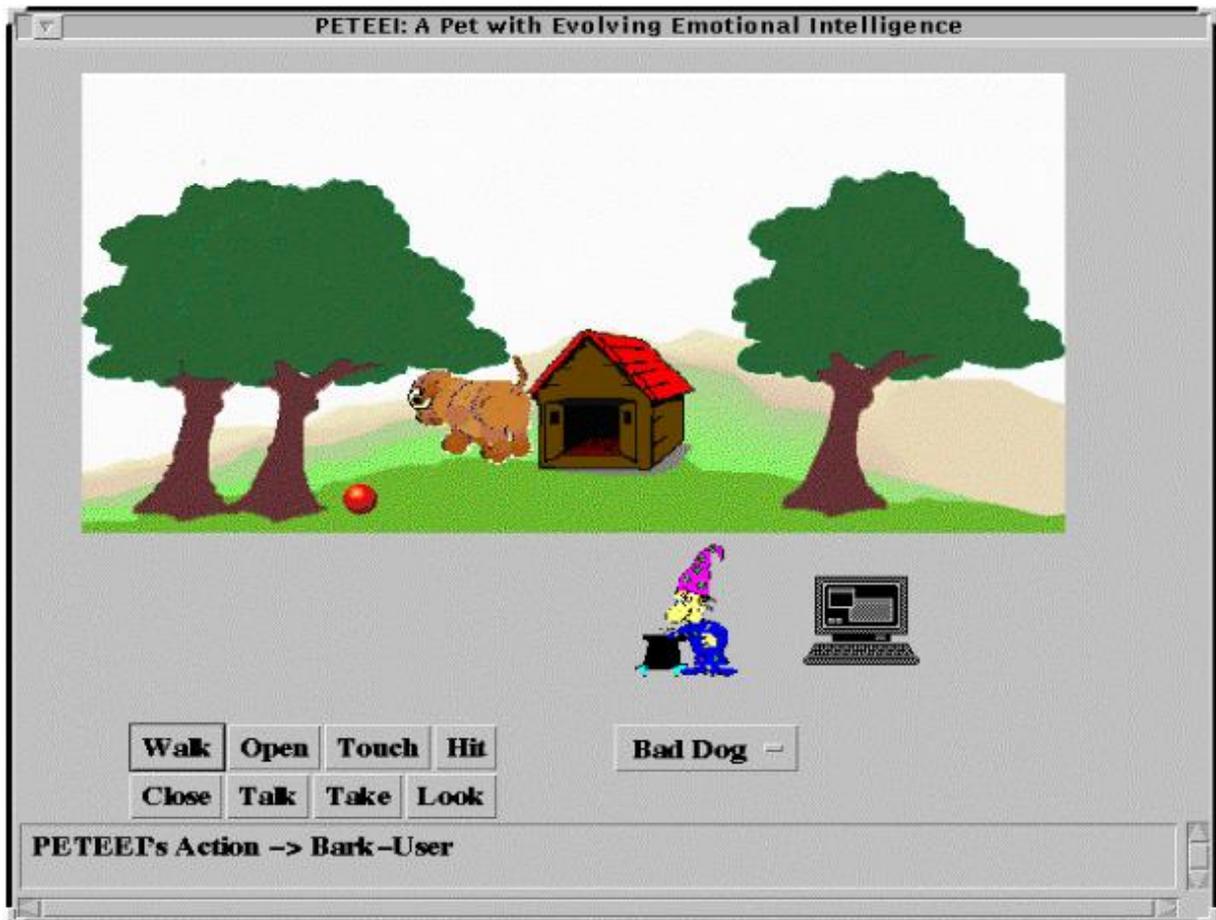


Figura 4.7 – Cenário do jardim – Flame

Tabela 4.4 – Ações do Usuário

Ações	Descrição
Andar por diferentes cenários	O usuário pode andar de uma cena para outra clicando no botão de andar e na direção que deseja ir
Manipulação de Objetos	O usuário é capaz de selecionar e pegar objetos da cena. Essa ação irá adicionar o objeto no seu inventário, dando a opção de acrescentá-lo em outras cenas
Interagir	O usuário pode iniciar diálogos com objetos (inclusive com o personagem virtual). O ato de falar é realizado selecionando palavras pré-selecionadas em sentenças, que são definidas na tela principal da aplicação
Abrir e fechar portas	O usuário pode abrir e fechar portas ou outros objetos que possam ser abertos ou fechados no ambiente
Olhar para	O usuário pode olhar e examinar vários objetos numa cena
Tocar e bater	O usuário pode tocar e bater em vários objetos numa cena

5 Modelo de Personalidades Proposto

O modelo de personalidades proposto está baseado em estudos do modelo Flame, sendo uma adaptação e extensão dele.

A extensão ocorre possibilitando o jogador virtual ter uma personalidade. A personalidade é de vital importância para aumentar ainda mais o dinamismo comportamental. Dessa forma, o jogador virtual é capaz de simular características e padrões específicos e, em uma mesma situação, sentindo as mesmas emoções, dois jogadores com personalidades diferentes terão reações diferentes. Além disso, o jogador humano, ao ver as reações do jogador virtual e o caracterizando em uma determinada personalidade, pode associar mais facilmente o comportamento do seu oponente como inteligente.

Além da personalidade, as ações tomadas pelo jogador virtual são baseadas em uma máquina de estados nebulosa, que permite estar em vários estados em um mesmo tempo. Assim, ele consegue realizar uma combinação de ações para uma determinada situação, dando um dinamismo ainda maior para o jogo eletrônico.

O trabalho desenvolvido tem por objetivo criar e simular um modelo capaz de expressar comportamentos em jogadores eletrônicos virtuais a partir de diferentes personalidades pré-programadas. É

esperado um dinamismo maior por parte da inteligência artificial do jogo e um comportamento mais parecido com um jogador real.

A lógica nebulosa é usada para representar os sensores do jogador virtual, as emoções e a sua personalidade. A lógica nebulosa foi utilizada com o intuito de facilitar o mapeamento das variáveis para o desenvolvedor, além de possibilitar um número de respostas bastante grande, resultando em uma variedade de comportamentos possíveis.

O modelo é composto por dois componentes: o Emocional e o de Decisão. O componente emocional utiliza conjuntos e regras nebulosas para mapear os eventos externos em emoções sentidas pelo personagem virtual. Essas emoções são ponderadas pela personalidade também por Lógica Nebulosa e a saída alimenta a Componente de Decisão. Na componente de decisão a partir de uma Máquina de Estados Nebulosa é decidido qual ou quais ações o personagem virtual deverá tomar. A Figura 5.1 representa os dois componentes do modelo.

Para facilitar a descrição dos componentes do modelo será descrito brevemente o jogo empregado no simulador.

5.1 Jogo

O tipo de jogo eletrônico escolhido foi o de tiro em terceira pessoa. Esse tipo de jogo favorece a validação do modelo por facilitar o acompanhamento das reações dos personagens em tempo real. Na Figura 5.2 é possível ter uma visualização do jogo.

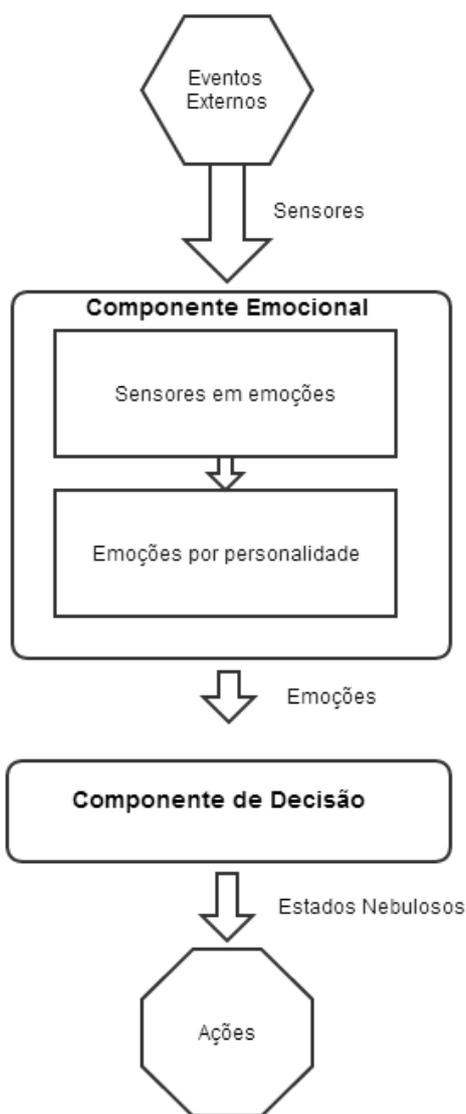


Figura 5.1 – Representação do Modelo Proposto

O jogador humano joga contra apenas um personagem virtual. O objetivo do jogo é atirar no inimigo e caso um deles acabe sua energia o jogo acaba. O mundo virtual é uma arena com alguns obstáculos, utilizados para uma possível defesa. Tanto o jogador quanto o personagem virtual só podem dar um tiro por vez.



Figura 5.2 – Visualização do Jogo Proposto

5.2 Componente Emocional

A componente emocional está dividida em duas etapas. A primeira consiste na transformação dos sensores em emoções. A segunda pondera essas emoções pela personalidade do jogador virtual.

5.2.1 Transformação dos sensores em emoções

As percepções do ambiente sentidas pelos sensores do personagem virtual são passadas para a componente emocional. O número de sensores e o seu tipo dependem do jogo. Para o jogo utilizado na simulação do modelo, foram definidos os seguintes sensores do personagem virtual: energia; distância entre o jogador real e o virtual; posição relativa do jogador virtual para o jogador real (estar a frente ou atrás do mesmo); quantidade de tiros acertados no jogador real; e quantidade de tiros que atingiram o jogador virtual. Os

dois últimos sensores são zerados a cada decisão de ataque do jogador virtual. Todos os sensores têm valores no intervalo [0...1].

Cada percepção é mapeada em um conjunto nebuloso. Essas percepções passam por um sistema de inferência nebuloso, utilizando o método de Mamdani, resultando nas emoções, mapeadas em conjuntos nebulosos, sentidas pelo jogador virtual naquele determinado momento.

As regras desse sistema de inferência são definidas experimentalmente. O desenvolvedor as escreve pensando em termos de poucas palavras. Esse processo não é tão difícil de ser realizado para um jogo eletrônico, pois é feito a partir de computação com palavras que permite mecanismos matemáticos para processar e modelar a linguagem natural (Zadeh, 1996). Os resultados são composições de emoções resultantes das ativações de várias regras. Dessa forma é obtida uma variedade de emoções com diferentes intensidades podendo resultar em comportamentos diversos. Métodos como o ANFIS (*Adaptive Neural Fuzzy Inference System*), podem ser utilizados futuramente para criar essas regras automaticamente.

As emoções, assim como os sensores, são dependentes do jogo. Para o caso particular do jogo proposto foram simuladas para o jogador virtual as seguintes emoções: medo, raiva, satisfação e tristeza. Essas emoções foram selecionadas a partir do escopo do jogo e se mostraram suficientes para a simulação do modelo. Todos os conjuntos nebulosos podem ser encontrados no Anexo I.

Regras nebulosas, mostradas no Anexo II, definem as emoções ativadas pelo conjunto de percepções. Para exemplificar as regras analisaremos alguns casos. No caso em que o jogador virtual está quase perdendo, com sua energia baixa, perto e a frente do seu inimigo sem conseguir atingi-lo ele demonstra um nível de medo e

tristeza médio, e raiva e satisfação baixo. Quando ele é atingido na mesma situação seu nível de medo, raiva e tristeza passam para alto enquanto a satisfação permanece em baixa. Esses níveis nas emoções ajudam o jogador virtual realizar as reações esperadas pelo jogador humano nessa situação.

5.2.2 Representação da personalidade

A personalidade do jogador virtual é de vital importância para aumentar ainda mais o dinamismo da etapa anterior. O modelo Flame utiliza apenas as emoções para definir as ações que dão o comportamento do jogador virtual. Com a personalidade o jogador virtual é capaz de simular características e padrões específicos. Dessa forma, em uma mesma situação, sentindo as mesmas emoções, dois jogadores com personalidades diferentes terão reações diferentes. Além disso, o jogador humano, ao ver as reações do jogador virtual e o caracterizando em uma determinada personalidade, pode associar mais facilmente o comportamento do seu oponente como inteligente. Combinando as emoções com a personalidade obtemos uma maior riqueza de comportamentos.

No jogo proposto, o personagem virtual pode assumir as seguintes personalidades: destemido e cauteloso. Sendo destemido, o personagem tende a ser mais impulsivo e corajoso, demonstrando pouco ou nenhum medo em relação ao adversário, fazendo de tudo para destruí-lo. Ao contrário do destemido, o jogador virtual cauteloso ataca seu inimigo menos, mas geralmente com mais precisão. Ele prefere se proteger dos tiros até mesmo se escondendo e preservando a sua vida.

O agente com o perfil destemido tem as seguintes características:

- Mantém-se mais próximo do jogador humano;

- O medidor de tiros ao ser atingido influencia diretamente na raiva e no medo, aumentando a primeira emoção e diminuindo a segunda;
- O medidor de tiros de atingir o inimigo influencia para o aumento da satisfação;
- Possui "instinto de sobrevivência" baixo, ou seja, tende a não preservar sua vida mesmo com níveis baixos.

O agente com o perfil cauteloso possui as características:

- Geralmente mantém uma distância maior para o inimigo;
- O medidor de tiros ao ser atingido influencia para um aumento do medo e da tristeza;
- Tem "instinto de sobrevivência" alto, ou seja, em níveis baixos de energia o personagem tende a fugir e se esconder do jogador humano.

As emoções definidas na primeira etapa são ponderadas pela personalidade, considerada no jogo como uma característica imutável, a partir de um novo sistema de inferências. Porém o desenvolvedor, se assim desejar, pode torná-la dinâmica e variar seu nível de acordo com o humor do jogador, por exemplo, ou se um determinado acontecimento ocorreu. Os conjuntos nebulosos do processo de inferência desse item estão definidos no Anexo III.

As regras nebulosas que ponderam as emoções com as personalidades são listadas na Tabela 5.1, utilizando o processo de defuzzyficação por máximo. Dessa forma, quando o jogador virtual tiver uma personalidade do tipo destemido com um nível alto, ele dará mais ênfase à emoção raiva e possuindo um nível alto do tipo cauteloso ele terá mais medo e ficará mais triste.

É importante citar que para o jogo proposto as personalidades são complementares, ou seja, se a personalidade cautelosa for baixa, necessariamente a destemida é alta, ou se uma tiver como valor 0.3 a outra será 0.7.

Tabela 5.1 – Regras nebulosas – Ponderar personalidade em emoção

N		Destemido	Cauteloso	Medo	Raiva	Satisfação	Tristeza
1.	SE	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Baixa
2.	SE	Baixo	Médio	ENTÃO	Baixo	Baixa	Inalterado
3.	SE	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Baixa	Inalterado
4.	SE	Médio	Baixo	ENTÃO	Baixo	Alta	Alta
5.	SE	Médio	Médio	ENTÃO	Alto	Alta	Alta
6.	SE	Médio	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Alta
7.	SE	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Alta	Alta
8.	SE	Alto	Médio	ENTÃO	Alto	Alta	Alta
9.	SE	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Alta

5.3 Componente de Decisão

As emoções ponderadas pela personalidade da Componente Emocional são passadas para a Componente de Decisão. No modelo Flame as decisões são tomadas a partir de um sistema de regras, sendo influenciado principalmente pelo estado motivacional do agente e da situação. No modelo proposto, na Componente de Decisão são definidas as ações, geradas a partir de uma máquina de estados nebulosa, que o personagem virtual irá realizar no jogo.

A máquina de estados nebulosa foi utilizada para a Componente de Decisão por permitir que vários estados sejam ativados ao mesmo tempo em que, conseqüentemente, resultará em um comportamento a partir da composição dos estados. Esse comportamento também é influenciado pelo grau de pertinência nos estados, permitindo o jogador virtual realizar uma ação com mais ou menos intensidade.

Os estados da máquina de estados nebulosa também dependem do desenvolvedor e do jogo. Para o caso do jogo proposto, os estados criados na máquina de estados nebulosa são: se aproximar do jogador; se afastar do jogador; atirar; se esconder; tentar desviar do tiro do jogador; e perseguir o jogador. A Máquina de Estados Nebulosa criada está representada na Figura 5.3.

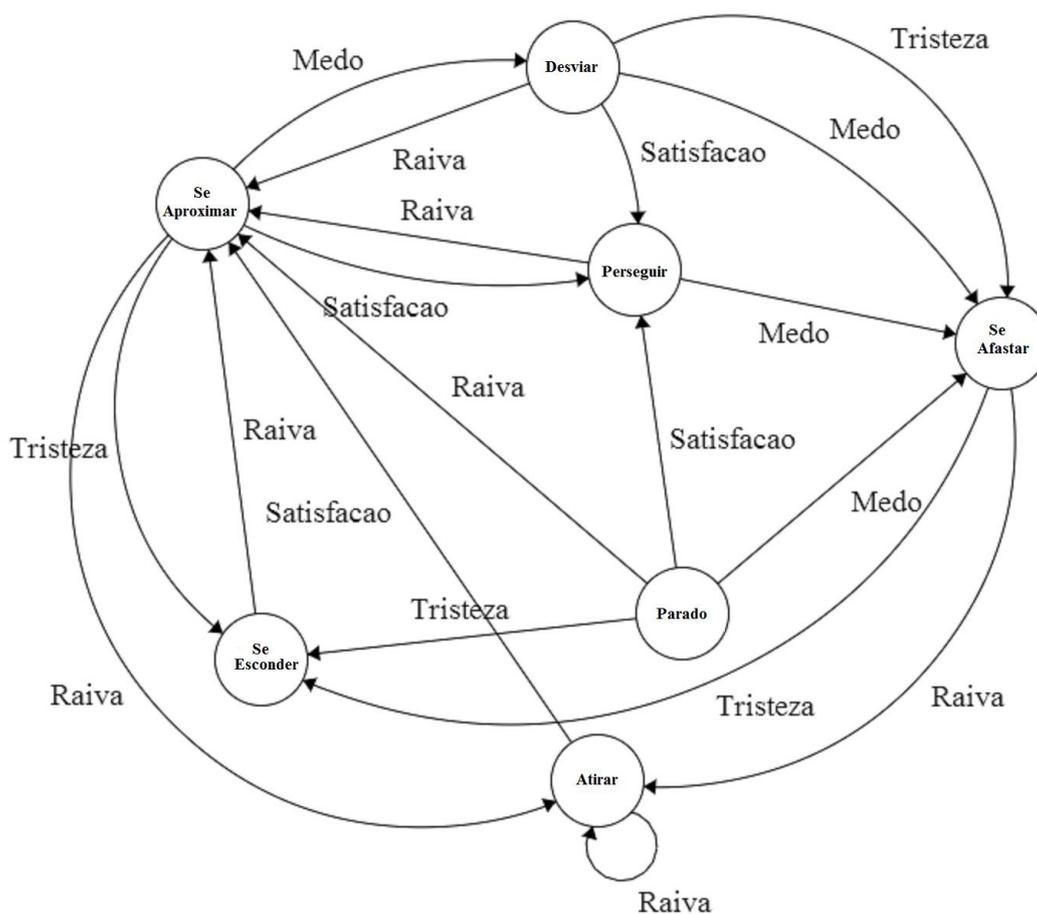


Figura 5.3 – Máquina de Estados Nebulosa

5.4 Simulação

Neste item é descrito o desenvolvimento do jogo eletrônico para simulação do modelo de personalidades proposto. O jogo eletrônico foi

implementado utilizando a “*Engine*” para jogos Unity, com scripts na linguagem C#.

5.4.1 Unity

O Unity, segundo seus próprios criadores, é um ecossistema de desenvolvimento de jogos. É, provavelmente, a “*engine*” mais equilibrada considerando o custo versus qualidade, sendo facilmente acessível a qualquer usuário. Necessita apenas uma configuração básica de processador e placa de vídeo, é multiplataforma e seus jogos podem ser exportados para dispositivos móveis e até consoles (Schroeder, 2011). Ele implementa o princípio de programação orientada a componentes.

A “*engine*” favorece a criação de jogos de maneira mais fácil e rápida, possuindo algumas animações e cenários prontos, além de implementações físicas, como detecção de colisões. Na Figura 5.4 é mostrada uma tela mostrando o desenvolvimento do jogo na “*engine*”.

O mundo virtual no Unity é representado por uma cena com objetos de jogo. Cada objeto tem um componente padrão chamado de “*Transform*”, que determina a posição, rotação e escala de um objeto 3d no espaço. Um conjunto de outros componentes pode ser selecionado tornando particular cada objeto.

Se o objeto possui o componente de corpo rígido, ele é considerado pelo Unity como um corpo físico e é processado pela física do jogo, ou seja, forças como a da gravidade serão aplicadas a ele.

5.4.2 Scripts

Para o desenvolvimento do jogo eletrônico na “*engine*” Unity foram desenvolvidos alguns scripts na linguagem C# para a implementação do modelo descrito no capítulo anterior, do jogo

eletrônico e da realização das ações do personagem no jogo de acordo com os estados da componente de decisão.

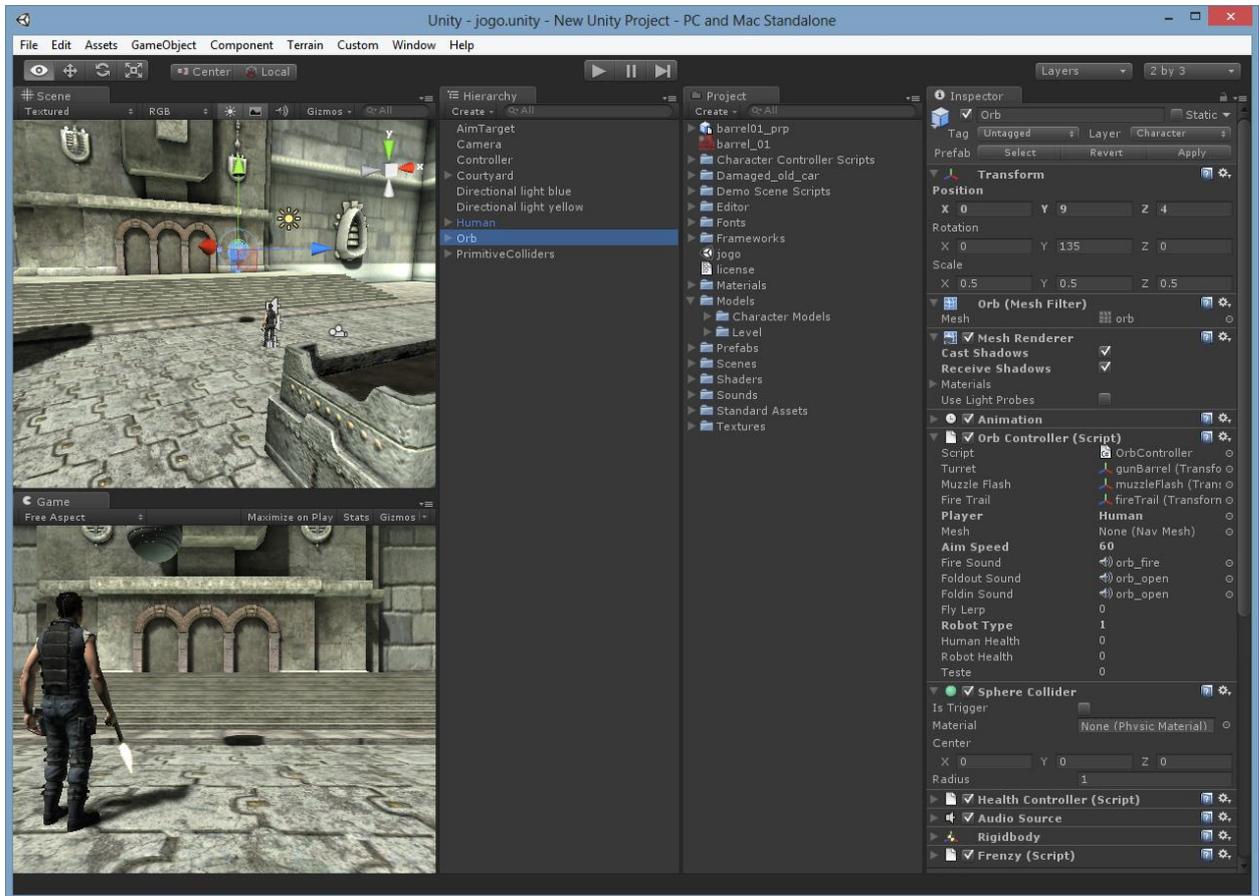


Figura 5.4 – Desenvolvimento do Jogo no Unity

5.4.2.1 Scripts do Modelo de Personalidades

Foram desenvolvidos inicialmente dois scripts principais para utilização posterior no modelo de personalidades. Um deles representa a lógica nebulosa, com submódulos para cada etapa: fuzzyficação, procedimento de inferência e defuzzyficação. O outro representa a Máquina de Estados Nebulosa.

Para as entradas e saídas dos scripts foram utilizadas variáveis globais capazes de serem manipulados tanto pelo jogo eletrônico (através dos sensores) quanto pelos scripts. Dessa forma, os scripts podem em tempo real modificar as ações tomadas pelo jogador virtual

e conseguem ler informações do ambiente, do próprio jogador virtual e do jogador humano.

5.4.2.2 Scripts do Jogo Eletrônico

Scripts para controlar o início e fim do jogo, assim como a energia de cada personagem e o mapeamento dos botões do jogador humano também precisaram ser feitos. Para as animações e representação do mundo virtual foram utilizados scripts prontos provenientes da "engine" Unity.

5.4.2.3 Scripts para as Ações do Personagem Virtual

Para a transformação dos estados do componente de decisão para uma ação no jogo de fato foram utilizados alguns scripts. Ações como atirar requer calcular o vetor direção do jogador virtual com o jogador humano, ou se esconder calcular qual posição o personagem virtual deverá ficar para não ser visto no campo de visão do jogador humano na sua posição atual. Um script para locomoção de uma posição para outra também foi criado, afim do personagem virtual não colidir com nenhum obstáculo e apresentar uma movimentação o menos artificial possível.

6 Validação

Para a validação do modelo de personalidades proposto comparamos as ações do personagem virtual no jogo eletrônico com cada uma das personalidades, sendo dividido em três casos diferentes. O primeiro demonstra o comportamento do jogador virtual ao ser atingido, evento que ocorre frequentemente durante o jogo. O segundo caso explora quais movimentos e ações o personagem virtual realiza ao ser impossibilitado de prosseguir com a sua rota pelas limitações físicas do ambiente virtual. O último mostra a influência ou ausência do instinto de sobrevivência nas ações, levando à atitude de autopreservação em um caso e de raiva em outro.

A personalidade com a característica destemido foi definida com o grau de pertinência 0.9 no conjunto que a representa e 0.1 no conjunto da personalidade cautelosa. Analogamente, a personalidade com característica cautelosa foi fixada com o valor 0.9 no seu conjunto e 0.1 no conjunto da personalidade destemida.

É importante ressaltar que a validação está sendo reproduzida em figuras que representam o mundo virtual, o jogador real e o virtual com as suas ações. Essas figuras, nos casos 1 e 2, demonstram as causas e as consequências realizadas pelo jogador virtual.

6.1 Caso 1

No primeiro caso foi comparado à ação do jogador virtual ao ser atingido pelo jogador humano no início do jogo, em que eles ficam um de frente para o outro, com suas energias no máximo e com uma distância média entre eles. Nessa situação, ao ser atingido os sensores do jogador virtual, que servirão de base de entradas na primeira etapa da componente emocional, são 0.8 para energia, 0.6 em distância, 0.8 para posição, 0.15 para acertos e 0.9 atingido.

O processo de inferência na primeira etapa da componente emocional ativa as regras 38 e 46 encontradas no Anexo II dessa dissertação e pode ser analisada na Figura 6.1. O sistema tem como saída 0.7243 para medo, 0.7243 para raiva, 0.1937 para satisfação e 0.5000 para tristeza.

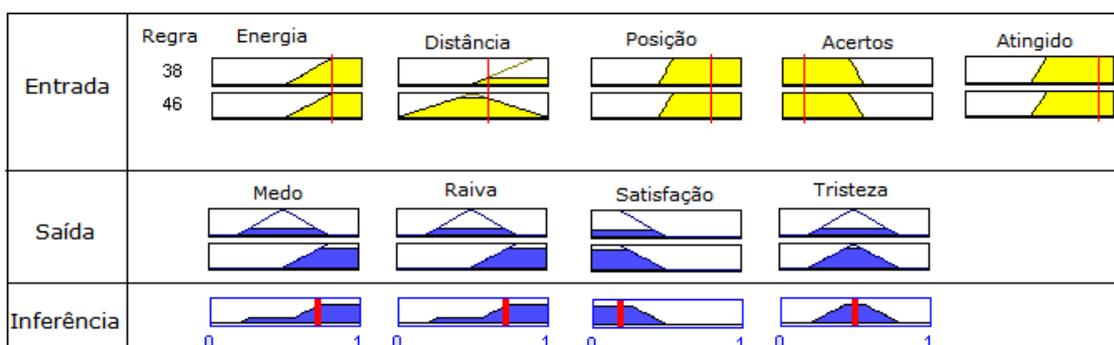


Figura 6.1 – Inferência da primeira etapa – Caso 1

Na segunda etapa, para o jogador virtual cauteloso o processo de inferência, analisado na Figura 6.2, ativa a regra 3 e para o jogador destemido ativa a regra 7, Figura 6.3. Ambas as regras estão representadas anteriormente na Tabela 5.1. Assim sendo, ponderado pela personalidade cautelosa as saídas da componente emocional ficaram respectivamente para medo, raiva, satisfação e tristeza: 0.7243, 0.3259, 0.1937, 0.5000 e para personalidade destemida:

0.3259, 0.7243, 0.1937, 0.225. Na componente de decisão, esses valores no primeiro caso (cauteloso) ativam os estados "se afastar" e "se esconder" enquanto no outro são ativados "se aproximar" e consequentemente o "atirar".

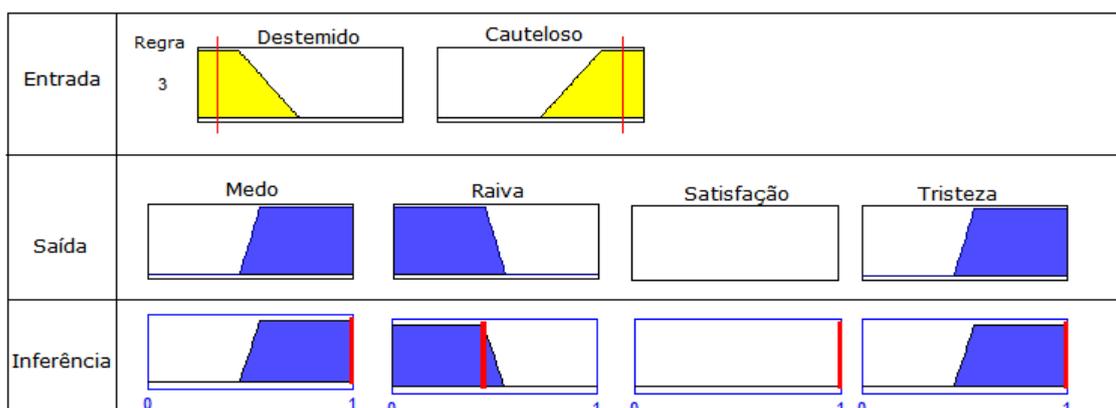


Figura 6.2 – Inferência da segunda etapa - Cauteloso

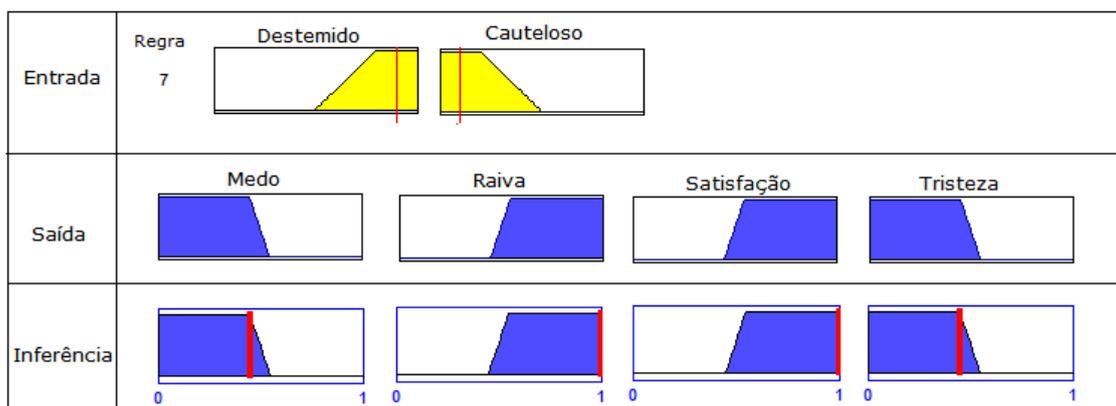


Figura 6.3 – Inferência da segunda etapa - Destemido

Com a personalidade cautelosa, Figura 6.1, e sequencialmente a Figura 6.2, ele demonstra medo ficando mais longe do inimigo, ao contrário do personagem destemido, que demonstra raiva e fica mais próximo ao jogador humano, representado na Figura 6.3 e a ação em Figura 6.4.

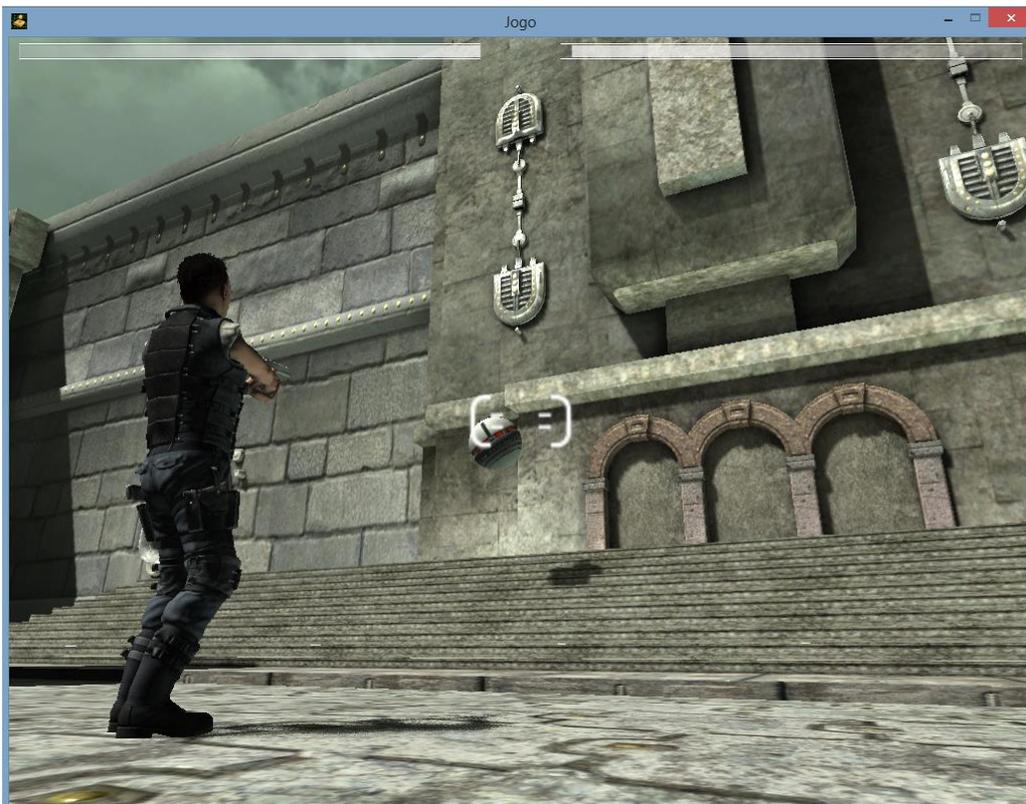


Figura 6.4 – Jogador virtual cauteloso atingido

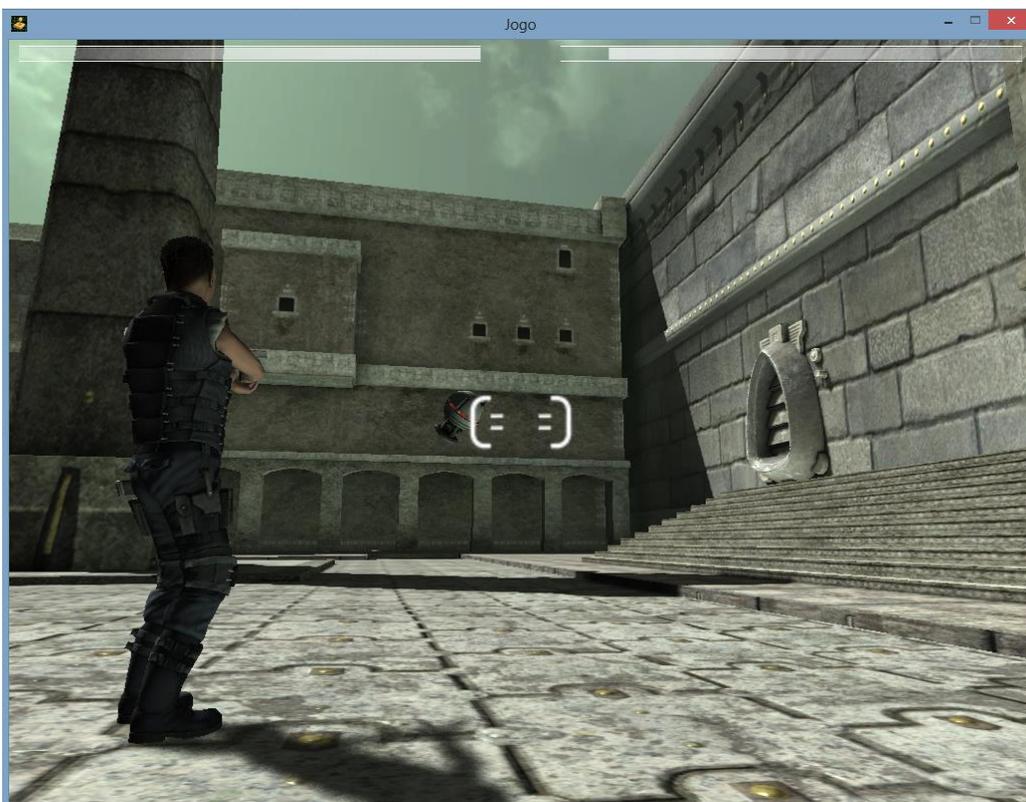


Figura 6.5 – Ação do jogador virtual cauteloso ao ser atingido

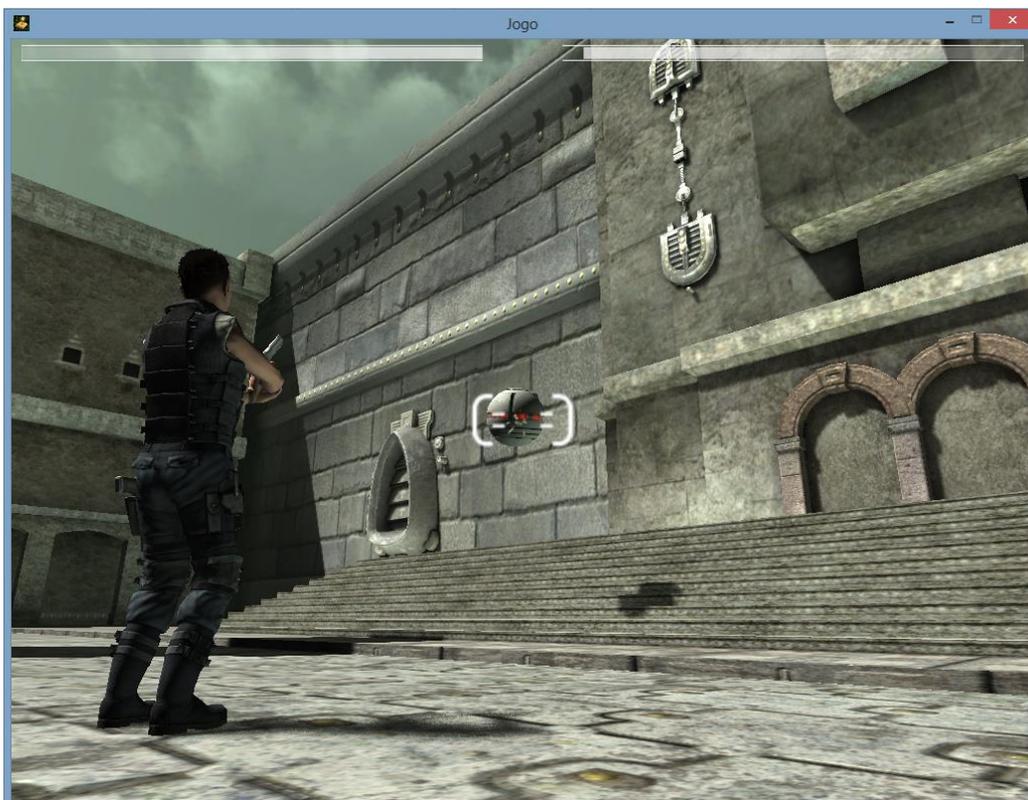


Figura 6.6 – Jogador virtual destemido atingido

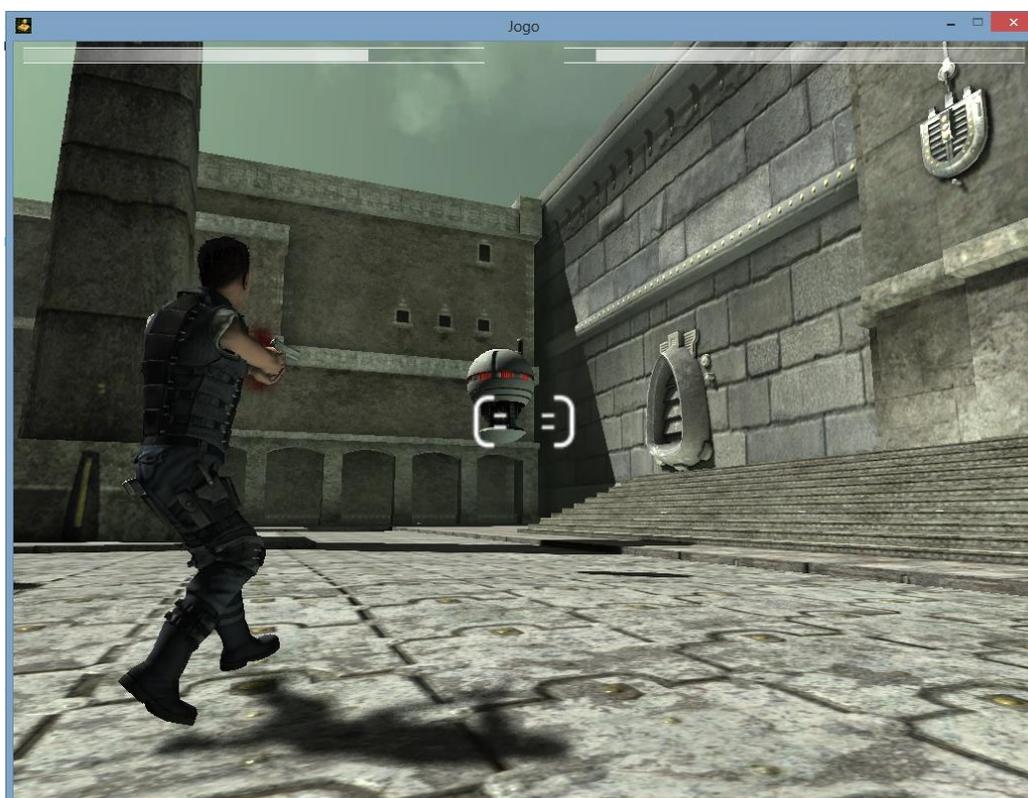


Figura 6.7 – Ação do jogador virtual destemido ao ser atingido

6.2 Caso 2

Nesse segundo caso, será verificada a reação do jogador virtual ao ficar encurralado pelo seu adversário. Os valores para os sensores energia, distância, posição, acertos e atingido foram respectivamente 0.75,0.2,0.9,0.3,0.50. Após o processo de inferência, Figura 6.8, as emoções têm os seguintes valores: 0.5 medo, 0.4758 raiva, 0.5000 satisfação e 0.4115 tristeza.

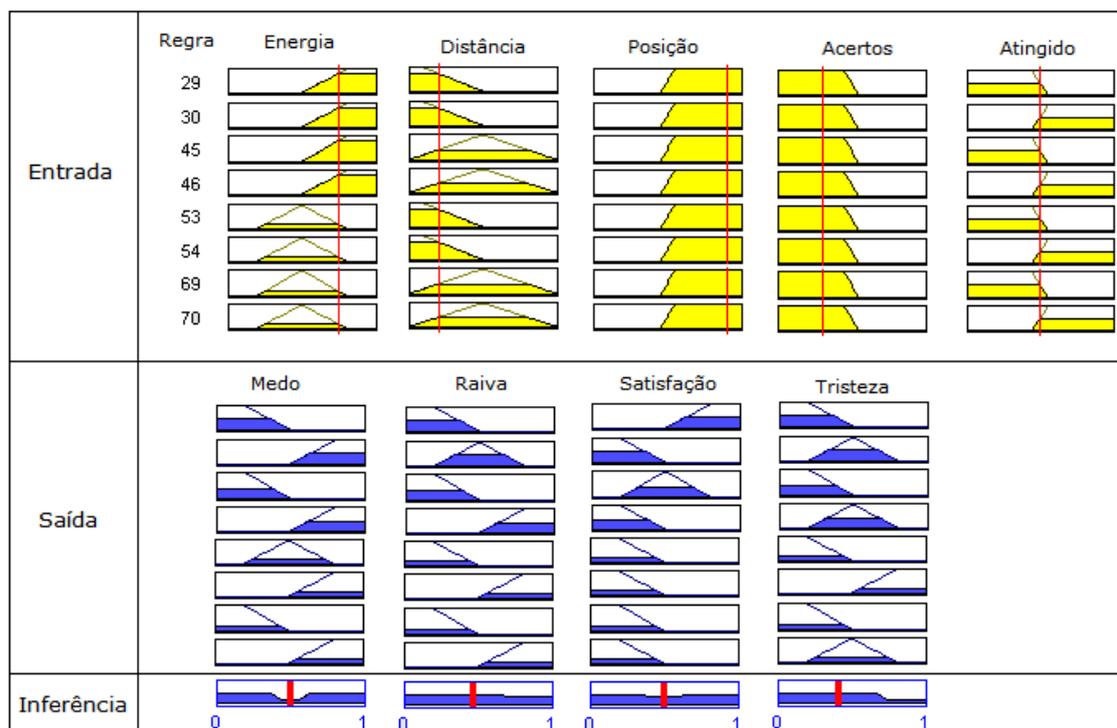


Figura 6.8 – Inferência da primeira etapa – Caso 2

Ponderada pela personalidade do personagem virtual, etapa mostrada no caso 1, as emoções medo, raiva, satisfação e tristeza passam a ser, no caso da personalidade cautelosa, respectivamente 0.5000, 0.2141, 0.5, 0.4115 e no caso da destemida 0.2250, 0.4758, 0.5000, 0.1852.

Ao ser encurralado, o personagem virtual com a personalidade cautelosa tende a fugir pela lateral (Figura 6.9 e Figura 6.10), ao

contrário do destemido, que se mantém em frente ao jogador (Figura 6.11 e Figura 6.12).

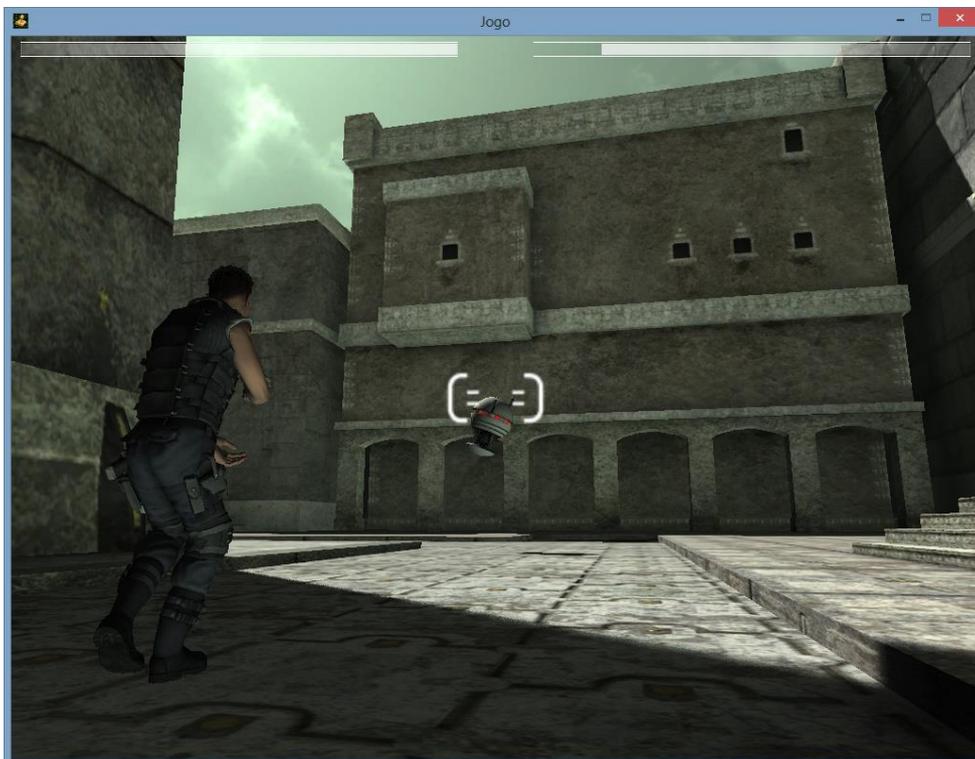


Figura 6.9 – Jogador virtual cauteloso encurralado



Figura 6.10 – Ação do jogador virtual cauteloso ao ser encurralado

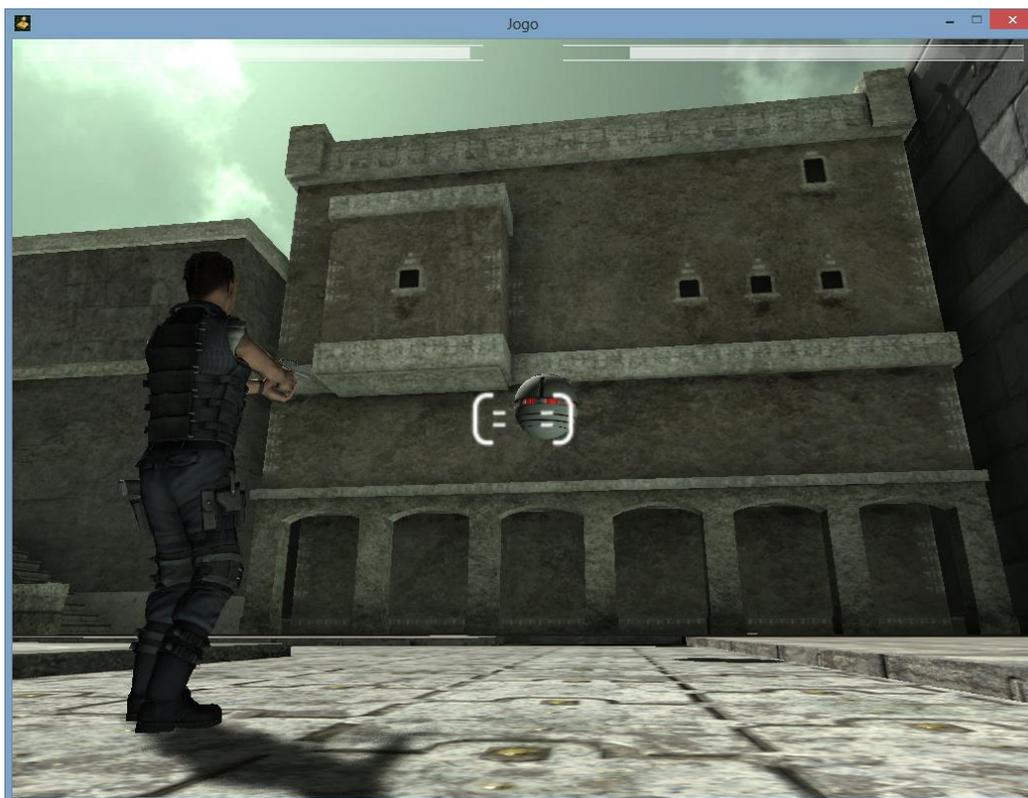


Figura 6.11 – Jogador virtual destemido encurralado

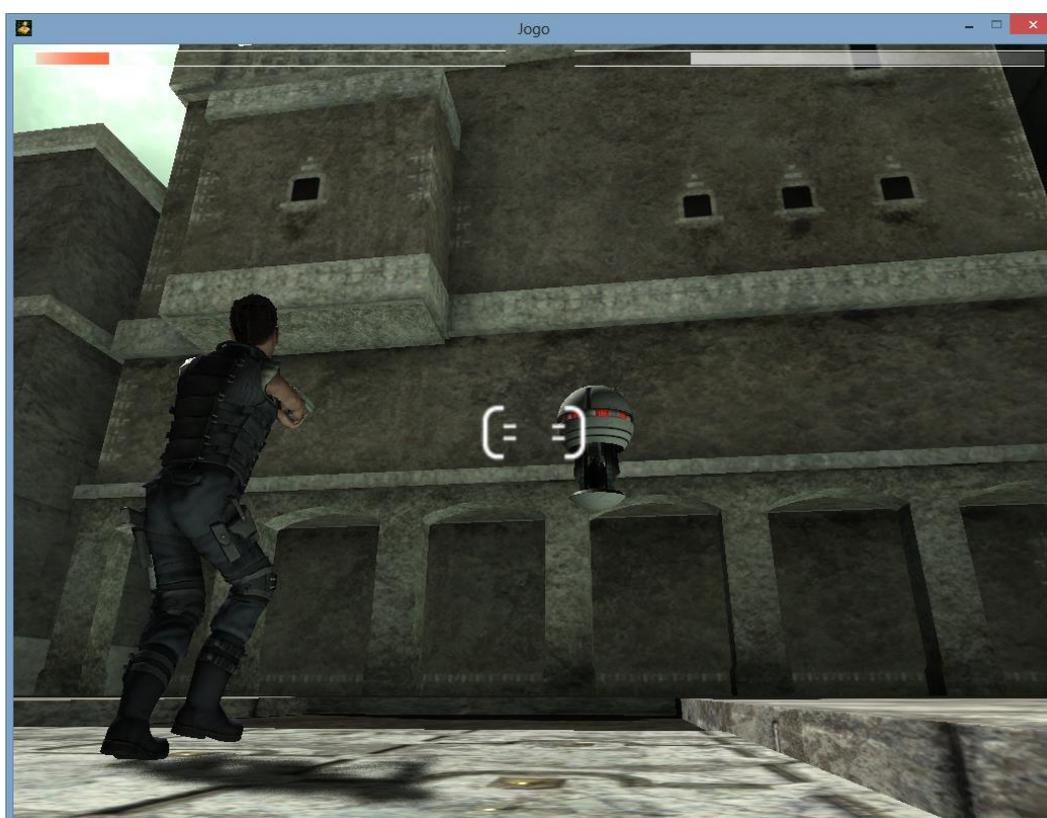


Figura 6.12 – Ação do jogador virtual destemido ao ser encurralado

6.3 Caso 3

Nesse terceiro e último caso, deseja-se mostrar a influência do nível autopreservação nas ações do jogador virtual. As entradas nesse caso foram 0.2 para energia, 0.2 para distância, 0.75 para posição, 0.2 para acertos e 0.85 para atingido. Pelo processo de inferência, Figura 6.13, as emoções para esse conjunto de entrada foram 0.8034 para medo, 0.8034 para raiva, 0.1966 para satisfação e 0.8034 para tristeza.

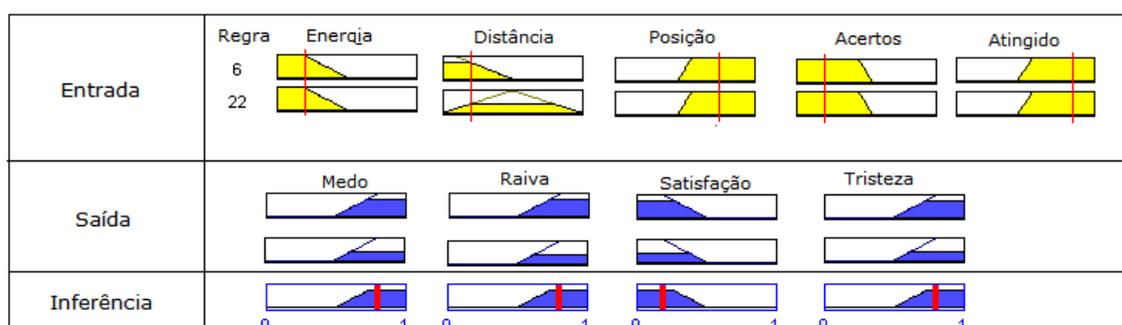


Figura 6.13 - Inferência da primeira etapa – Caso 3

As emoções medo, raiva, satisfação e tristeza, ponderadas pela personalidade (mesmo processo dos casos 1 e 2) têm respectivamente os valores no caso da personalidade cautelosa 0.8034, 0.3615, 0.1966, 0.8034 e no caso da destemida 0.36153, 0.8034, 0.1966, 0.36153.

O jogador virtual com personalidade cautelosa ao ficar com um nível baixo de energia demonstra um instinto de sobrevivência alto, ou seja, tende a se esconder e sair da área de visão do jogador humano, representado na Figura 6.14. Com a personalidade destemida ele não recua e tenta atingir o inimigo para neutralizá-lo (Figura 6.15).

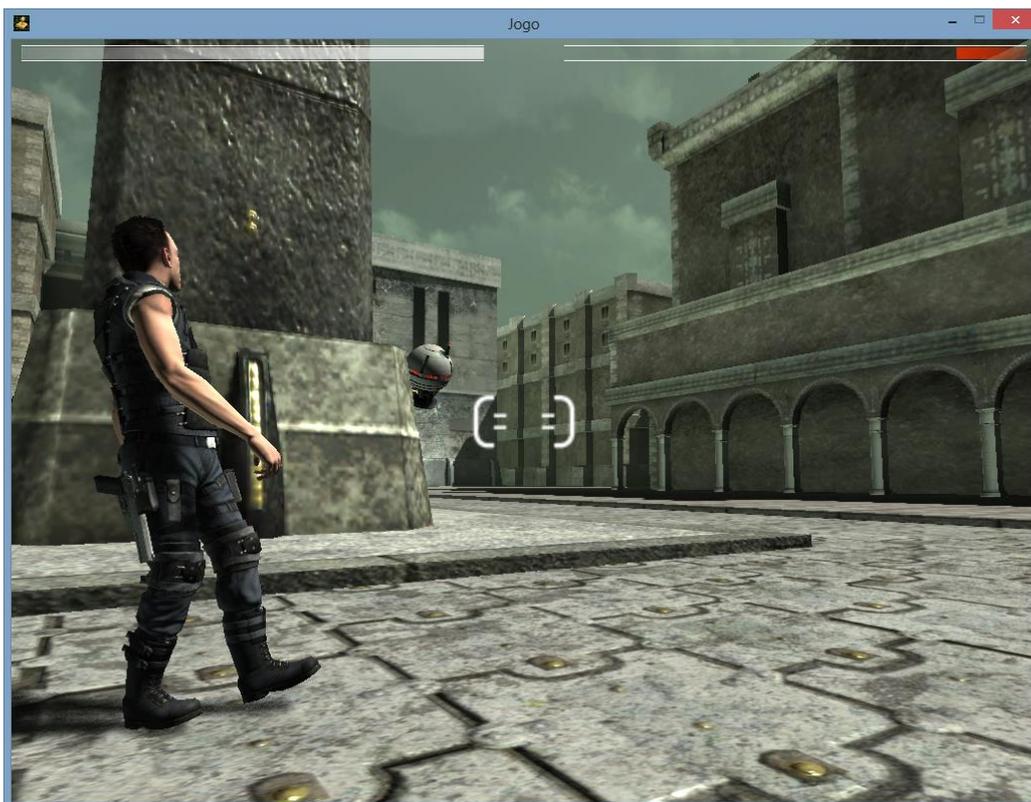


Figura 6.14 – Jogador virtual cauteloso com baixo nível de energia



Figura 6.15 – Jogador virtual destemido com baixo nível de energia

7 Considerações Finais

Este trabalho implementou um modelo para a simulação de personalidades a partir de comportamentos em um personagem virtual. Além disso, foi criado um jogo eletrônico para a simulação do modelo. O modelo, apesar de vinculado ao jogo eletrônico, conseguiu exprimir um comportamento e ações de um personagem virtual de acordo com a sua personalidade, como se tentou comprovar a partir das validações feitas no capítulo anterior, ou seja, em situações semelhantes, com valores iguais nos sensores, ativando as mesmas emoções, as ações foram diferentes devido a influência da personalidade. Dessa forma, pôde-se verificar que o modelo atende às expectativas e consegue fazer com que o jogador virtual se comporte e realize ações de acordo com a sua personalidade pré-determinada.

O jogo eletrônico também alcançou seu objetivo por conseguir criar um ambiente de simulação simples, mas permitindo ações diferentes tanto por parte do jogador humano quanto pelo jogador virtual. Essa flexibilidade nas ações foi fundamental para se conseguir diferenciar com clareza as diferentes personalidades envolvidas no modelo desenvolvido.

7.1 Dificuldades

Apesar do Unity ser uma “*engine*” de desenvolvimento rápida de jogos, houve um tempo para seu aprendizado e na junção dos scripts com o jogo em si. Os scripts para a realização das ações a partir dos estados de saída do componente de decisão do modelo também foram algumas das dificuldades. Mesmo com a decisão correta no modelo, o personagem virtual deve executar as ações de forma inteligente, isto é, sem colidir com obstáculos, com movimentos suaves de transição de uma posição para outra, etc., caso contrário as ações não seriam convincentes para o jogador real.

Para se tentar criar ainda mais possibilidades de comportamento do jogador virtual durante o jogo e estudar como jogadores virtuais com diferentes personalidades poderiam interagir, foi pensado um jogo com mais de um personagem virtual, capazes de agir de forma colaborativa ou um contra o outro, no qual o jogador humano seria apenas uma espécie de observador dos acontecimentos. Além da complexidade desse jogo, a validação do modelo seria mais difícil por se tratar de vários cenários e ações possíveis.

7.2 Trabalhos Futuros

Este trabalho possui algumas perspectivas de continuação. Uma delas seria explorar melhor os conceitos de emoções e personalidade (utilizando o conceito *The Big Five*, por exemplo), aproximando-as aos estudos mais recentes da psicologia. Um modelo com essas características conseguiria refletir ainda mais as ações e reações humanas, além de possuir uma maior diversidade.

Outra perspectiva é a de possibilitar mais e melhores interações, tanto entre os jogadores quanto deles para o mundo virtual. É interessante a idéia de ter vários jogadores virtuais com características e personalidades diferentes interagindo entre si cooperativamente para conseguir alcançar um objetivo.

Possibilitar os jogadores virtuais aprender com os próprios erros, permitindo com que eles conseguissem filtrar ampliando ou diminuindo certas características de sua personalidade também seria um bom adicional ao modelo.

Utilizar o modelo proposto em outros jogos eletrônicos, como no *Pac-Man* (em que cada inimigo possui uma personalidade diferente), ou em sistemas com um escopo diferente (como os educacionais) permitiria uma validação ainda melhor.

Apesar do modelo e jogo propostos serem computacionalmente simples, se faz necessário o estudo da complexidade computacional acrescentada pelo modelo. Jogos mais complexos, com mais variáveis e personagens virtuais, podem acabar inviabilizando todo o processo e, conseqüentemente, impossibilitar a tomada de decisões em tempo real.

BIBLIOGRAFIA

ALLPORT G. W. ; ALLPORT F.H Personality traits: their classification and measurement. **Journal of Abnormal and Social Psychology**, Albany, v. 16,n. 1, p. 6-40, Apr./Jun. 1921

ALVIM, L. G. M. **Uma máquina de estados nebulosa para um modelo de emoções aplicado a um personagem de um jogo eletrônico**. 2008. Dissertação (Mestrado em Informática) — Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

BATES, J. The role of emotion in believable agents. **Communications of the ACM**, New York, v. 3, n. 7, p. 122-125, Jul. 1994.

BECHARA A., The role of emotion in decision-making: evidence from neurological patients with orbitofrontal damage. **Brain and Cognition**, New York, v.55, n. 1, p. 30-40, 2004.

BIRBAUMER, N. ; OHMAN, A. **The structure of emotion**. Seattle: Hogrefe and Huber Publishers, 1993

BOLLES R. C. ; FANSELOW M. S., A perceptual defensive recuperative model of fear and pain. **Behavioral and Brain Sciences**, Cambridge, Eng., v. 3, n. 2, p. 291–323, Jun. 1980.

BOOLE, G. **Mathematical analysis of logic**, being an essay towards a calculus of deductive reasoning. Cambridge: MacMillan Barclay, & MacMillan, 1847

CAMPBELL M. ; HOANE A. ; HSU F., Deep blue. **Artificial Intelligence**, Amsterdam, v. 134, n. 1-2, p.57–83, Jan. 2002.

CATTELL R. B. Personality pinned down. **Psychology Today**, New York, v.7, p. 41-42, 44-46, Jul. 1973.

CHAN, K. ; DRASGOW, F. Toward a theory of individual differences and leadership: understanding the motivation to lead. **Journal of Applied Psychology**, Washington, v. 86, n. 3, p. 481 – 498., Jul. 2001

CRUZ, A. J. O. **ANFIS**: adaptive neuro-fuzzy inference systems, Rio de Janeiro: NCE/IM/UFRJ, 2009. Material de Curso.

CRUZ, A. J. O. **Lógica nebulosa**, Rio de Janeiro: NCE/IM/UFRJ, 2004. Material de Curso.

DAMASIO A., **Descartes' error** – emotion, reason and the human brain. New York: Penguin Putnam, 1994

EA GAMES, The Sims. Comercial software, 2000

EKMAN, P. ; FRIESEN, W. V. The Repertoire of nonverbal behavior: Categories, origins, usage and coding. **Semiotica**, The Hague, v. 1, p. 49-97, 1969.

EKMAN, P. ; ROSENBERG, E. L. (Eds). **What the face reveals**: basic and applied studies of spontaneous expression using the facial action coding system FACS. 2. ed. New York: Oxford University Press, 2005.

EL-NASR, M. S. ; YEN, J. ; IOERGER, T. R. Flame - fuzzy logic adaptive model of emotions. **Autonomous Agents and Multi-Agent Systems**, Norwell, v. 3, n. 3, p. 219–257, Sept. 2000.

ENGELBRECHT A. P. **Computational intelligence**: an introduction, 2. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2007.

FEDER, A. **Methods of affective artificial intelligence and an application for traffic simulation with motional drivers**. Viena: Fakultät für Informatik, Technische Universität Wien, 2008.

GRATCH, J. ; MARSELHA, S. Tears and fears; modeling emotions e emotional behaviors in synthetic agents. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS, 5., 2001, Montreal. **Proceedings ...** New York: ACM, 2001.

HERRERA F. ; MAGDALENA L. **Genetic fuzzy systems**: a tutorial, 2008. This work was been partially supported by CICYT -Spanish Comisión Interministerial de Ciencia y Tecnología. (Projects TIC96-0778 and TAP94-0115)

HIDEO, M. **Projeto automático de sistemas nebulosos utilizando algoritmos genéticos auto adaptativos**. 2006. 138 p. Dissertação (Mestrado em Informática Industrial) - Faculdade de Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2006.

INTERACTIVE DIGITAL SOFTWARE ASSOCIATION. **Essential facts about the the video game and computer industry**, 2002.

Disponível em: <http://www.thesa.com/IDSABooklet.pdf>. Acesso em: 2013.

KAELBLING L. P. ; LITTMAN M. L., ; Moore, A. W. Reinforcement learning: a survey, **Journal of Artificial Intelligence Research**, Washington, v. 4, p. 237–285, 1996.

KOSKO B. **Fuzzy engineering**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1997.

_____. **Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence**, Upper Saddle River:Prentice-Hall International, 1992

KSHIRSAGAR S. ; MAGNENAT-THALMANN N. A multilayer personality model. In: International Symposium on Smart Graphics, 2., 2002, Hawthorne, NY. **Proceedings ...** New York: ACM, 2002.

LANGTON N. ; ROBBINS S. P. ; JUDGE T. A. **Organizational behaviour: concepts, controversies**. Sixth Canadian Edition. Don Mills, Ontario: Pearson Education Canada, 2012

LE DOUX, J. **The emotional brain**. New York: Touchstone, 1996

LEE, D. ; YANNAKAKIS M. Principles and methods of testing finite state machine – a survey **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v. 84, n. 8, p. 1090-1123, Aug. 1996

LYNCH M. ; WALSH B., **Genetics and analysis of quantitative traits**. Sunderland, MA: Sinauer., 1998

MAMDANI, E. H. ; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. **International Journal of Man-Machine Studies**, London v. 7, n. 1, p. 1-13, Jan. 1975.

MAHBOUB K. **Simulation of emotional processes in decision making**, Le Havre: Le Havre University, LITIS Laboratory, 2006

MCCARTHY, J. ; MINSKY, M. L. ; ROCHESTER, N. ; SHANNON, C. E. Proposal for the 1956 **Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence**, Hanover, NH: Dartmouth College, 1955, Disponível em:

<http://www.formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html>

Acesso em: 2013.

MCCRAE, R. R. ; JOHN, O. P. An Introduction to the five-factor model and its applications, **Journal of Personality**, Durham, NC, v.60, n. 2, p. 175-215, 1992

MINSKY M. **Society of mind**. New York: Simon & Schuster, 1988.

MINSKY M. **The emotion machine**: commonsense thinking, artificial intelligence, and the future of the human mind, New York: Simon & Schuster, 2007.

MARTÍNEZ-MIRANDA, J. ; ALDEA, A. Emotions in human and artificial intelligence. **Computers in Human Behavior**, Amsterdam, v. 21, n. 2, p. 323–341, Marc. 2005. ISSN 0747-5632.

MORATORI, P. B. **Análise de estabilidade e robustez de controladores nebulosos**: aplicação ao controle de trajetória de robôs. 2006. Dissertação (Mestrado em Informática) – Programa de Pós-Graduação em Informática, Instituto de Matemática, Núcleo de Computação Eletrônica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

NHIVEKAR, G. S. ; NIRMALE, S. S. ; MUDHOLKER, R. R. Implementation of fuzzy logic control algorithm in embedded microcomputers for dedicated application. **International Journal of Engineering, Science and Technology**, v. 3, n. 4, p. 276-283, 2011

ORTONY, A. On making believable emotional agents believable. In R. TRAPPL, P. ; PETTA, P. ; PAYR, S. (Eds.), **Emotions in humans and artifacts**. Cambridge: MIT Press, 2003.

ORTONY, A. ; CLORE, G. L. ; COLLINS, A. **The Cognitive structure of emotions**. Cambridge: MIT Press, 1988.

PICARD, W. R., **Affective computing**: challenges. Cambridge, MIT Media Laboratory, 2003.

PIXLEY, J. Finance organizations, decisions and emotions. **British Journal of Sociology**, London, v. 53, n. 1, p. 41-65, Mar. 2002

PLUTCHIK, R. Emotions: a general psychoevolutionary theory. In: SCHERER, K. R. ; EKMAN, P. (Eds.) **Approaches to emotion** Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, 1984, p. 197-219.

PONSEN M. **Improving adaptive game AI with evolutionary learning**. 2004. Thesis (Master of Science) – Faculty of Media & Knowledge Engineering, Delft University of Technology, Delft, The Netherlands, 2004.

PRICE, D. D. ; BARRELL, J. E. ; BARRELL, J. J. A quantitative-experiential analysis of human emotions. **Motivation and Emotion**, New York, v. 9, n. 1, p. 19-38, 1985

RENSHON J.; LERNER J. S. Decision-making, the Role of emotions in foreign policy, In: CHRISTIE, D. J. **Encyclopedia of peace psychology**. Malden, MA: Blackwell, 2012.

ROSEMAN I. J. ; JOSE P. E. ; SPINDEL M. S. Appraisals of emotion-eliciting events: testing a theory of discrete emotions. **Journal of Personality and Social Psychology**. Arlington, v. 59, n. 5, p. 899–915, 1990.

RUSSEL, S. ; NORVIG, P. **Artificial intelligence** – a modern approach, 2. ed. Harlow: Prentice-Hall, 2004.

SANDRI, S. ; CORREA, C. **Lógica nebulosa**. São José dos Campos: ETA, 1999. (V Escola de Rede Neurais).

SCHROEDER S. A. **Adopting game technology for architectural visualization**. 2011. Theses (Master of Science) - Department of Computer Graphics Technology, Purdue University, West Lafayette, 2011

SENICIATO T. ; CAVASSAN O. Afetividade, motivação e construção de conhecimento científico nas aulas desenvolvidas em ambientes naturais. **Ciência e Cognição**, [S.l.]: v. 13, n. 3, 2008.

TAKAGI, T. ; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, Piscataway, v. 15, n. 1, p. 116-132, Jan./Feb. 1985

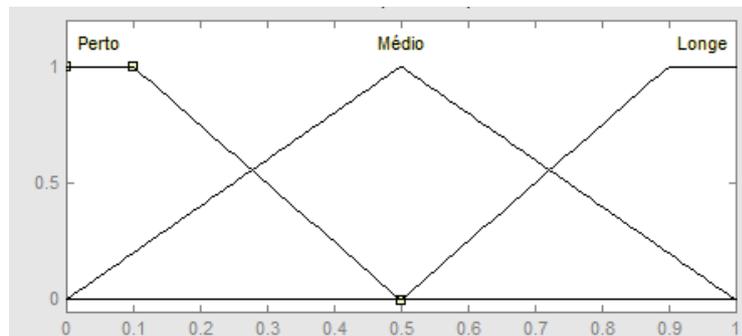
WONG H. **A Study of the video game industry in U.S metropolitan areas using occupational analysis**. 2011. Thesis (Master of Regional Planning) – Department of Landscape Architecture and Regional Planning, Graduate School of the University of Massachusetts Amherst, Amherst, 2011.

ZADEH, L. Fuzzy sets. **Information and Control**, New York, v. 8, n. 3, p. 338-353, Jun. 1965.

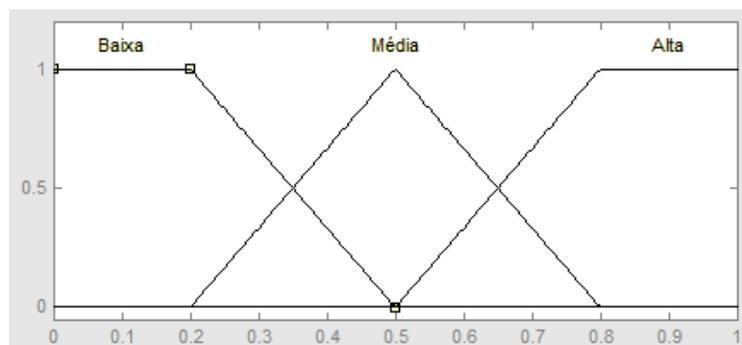
_____. Fuzzy logic = computing with words. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**. Piscataway, v. 4, n. 2, p. 103-111p, May 1996

Anexo I

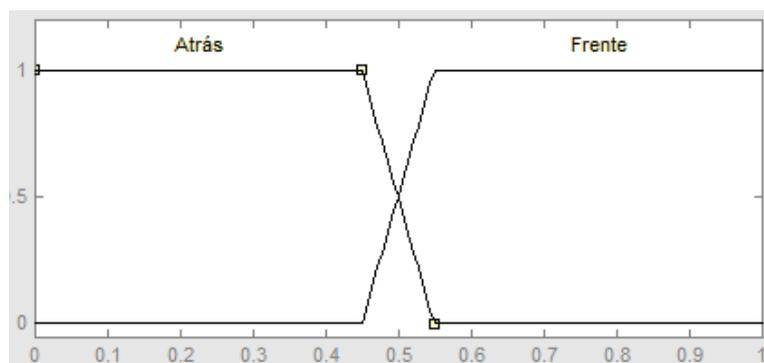
Conjuntos Nebulosos



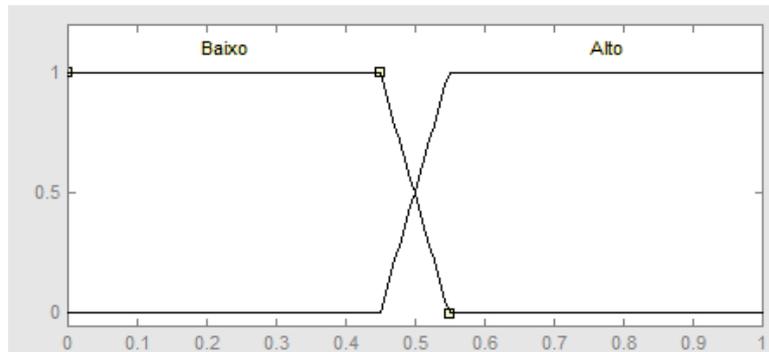
Conjunto nebuloso da distância



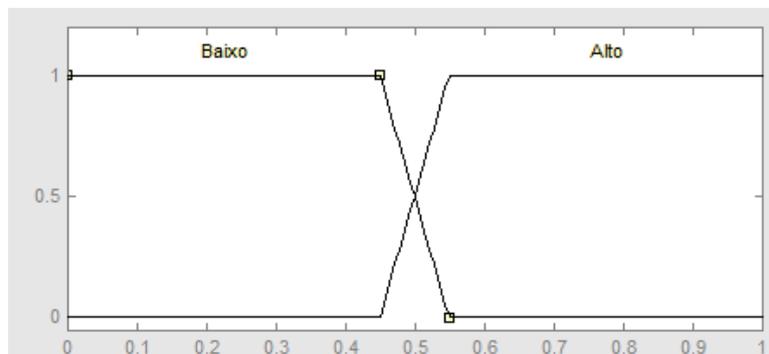
Conjunto nebuloso da energia



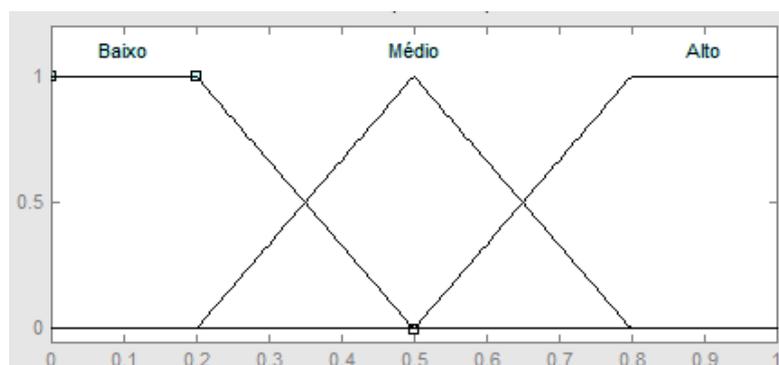
Conjunto nebuloso da posição



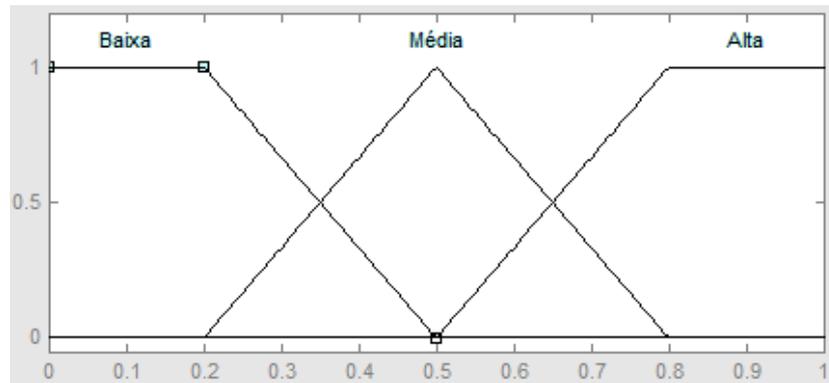
Conjunto nebuloso dos tiros atingidos no jogador real



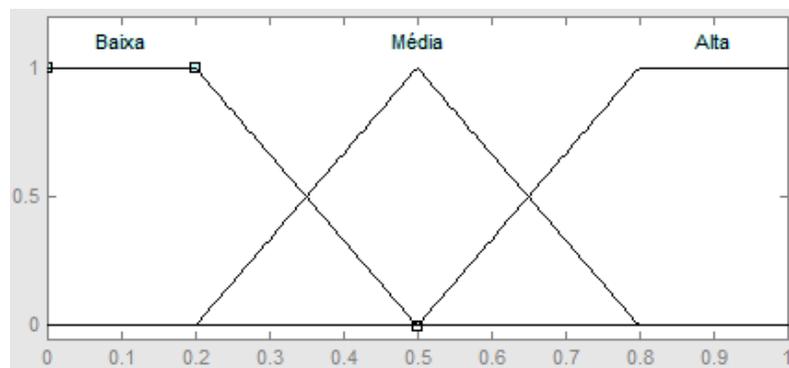
Conjunto nebuloso dos tiros atingidos no jogador virtual



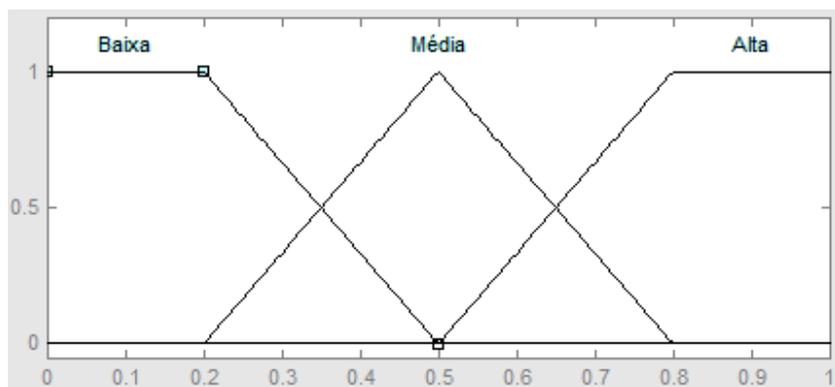
Conjunto nebuloso da emoção medo



Conjunto nebuloso da emoção raiva



Conjunto nebuloso da emoção satisfação



Conjunto nebuloso da emoção tristeza

Anexo II

Regras Nebulosas

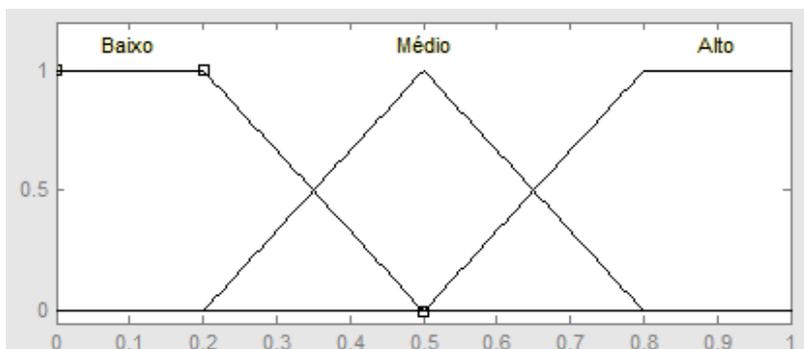
Regras nebulosas – Sensores em emoções

N.	Energia	Distância	Posição	Acertos	Atingido		Medo	Raiva	Satisfação	Tristeza	
1.	SE	Baixa	Perto	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Baixa
2.	SE	Baixa	Perto	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Média	Baixa	Média
3.	SE	Baixa	Perto	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Média	Média
4.	SE	Baixa	Perto	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Média	Alta
5.	SE	Baixa	Perto	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Média
6.	SE	Baixa	Perto	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
7.	SE	Baixa	Perto	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Médio	Baixa	Alta	Baixa
8.	SE	Baixa	Perto	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
9.	SE	Baixa	Longe	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Baixa	Baixa
10.	SE	Baixa	Longe	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
11.	SE	Baixa	Longe	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
12.	SE	Baixa	Longe	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
13.	SE	Baixa	Longe	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Baixa	Baixa
14.	SE	Baixa	Longe	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Média	Baixa	Média
15.	SE	Baixa	Longe	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
16.	SE	Baixa	Longe	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
17.	SE	Baixa	Média	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Média
18.	SE	Baixa	Média	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
19.	SE	Baixa	Média	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
20.	SE	Baixa	Média	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Alta	Baixa	Média
21.	SE	Baixa	Média	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Média
22.	SE	Baixa	Média	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
23.	SE	Baixa	Média	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
24.	SE	Baixa	Média	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
25.	SE	Alta	Perto	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
26.	SE	Alta	Perto	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
27.	SE	Alta	Perto	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
28.	SE	Alta	Perto	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
29.	SE	Alta	Perto	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
30.	SE	Alta	Perto	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Média	Baixa	Média
31.	SE	Alta	Perto	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
32.	SE	Alta	Perto	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Média	Baixa	Média
33.	SE	Alta	Longe	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Média	Baixa
34.	SE	Alta	Longe	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Média
35.	SE	Alta	Longe	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa

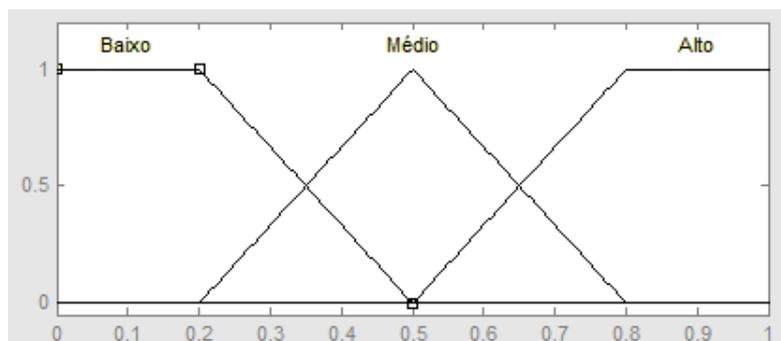
36.	SE	Alta	Longe	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
37.	SE	Alta	Longe	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Média	Baixa
38.	SE	Alta	Longe	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
39.	SE	Alta	Longe	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
40.	SE	Alta	Longe	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Média
41.	SE	Alta	Média	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
42.	SE	Alta	Média	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
43.	SE	Alta	Média	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
44.	SE	Alta	Média	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Alta
45.	SE	Alta	Média	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Média	Baixa
46.	SE	Alta	Média	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Média
47.	SE	Alta	Média	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
48.	SE	Alta	Média	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
49.	SE	Média	Perto	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Média	Baixa
50.	SE	Média	Perto	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Média
51.	SE	Média	Perto	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
52.	SE	Média	Perto	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Média	Baixa	Média
53.	SE	Média	Perto	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Baixa
54.	SE	Média	Perto	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
55.	SE	Média	Perto	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
56.	SE	Média	Perto	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta
57.	SE	Média	Longe	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Média	Baixa
58.	SE	Média	Longe	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Baixa	Baixa	Média
59.	SE	Média	Longe	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
60.	SE	Média	Longe	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Média
61.	SE	Média	Longe	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Baixa	Baixa
62.	SE	Média	Longe	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Alta	Baixa	Alta
63.	SE	Média	Longe	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
64.	SE	Média	Longe	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Média
65.	SE	Média	Média	Atrás	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Baixa	Baixa
66.	SE	Média	Média	Atrás	Baixo	Alto	ENTÃO	Médio	Média	Baixa	Alta
67.	SE	Média	Média	Atrás	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
68.	SE	Média	Média	Atrás	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Média	Baixa	Média
69.	SE	Média	Média	Frente	Baixo	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Baixa	Baixa
70.	SE	Média	Média	Frente	Baixo	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Média
71.	SE	Média	Média	Frente	Alto	Baixo	ENTÃO	Baixo	Baixa	Alta	Baixa
72.	SE	Média	Média	Frente	Alto	Alto	ENTÃO	Alto	Alta	Baixa	Alta

Anexo III

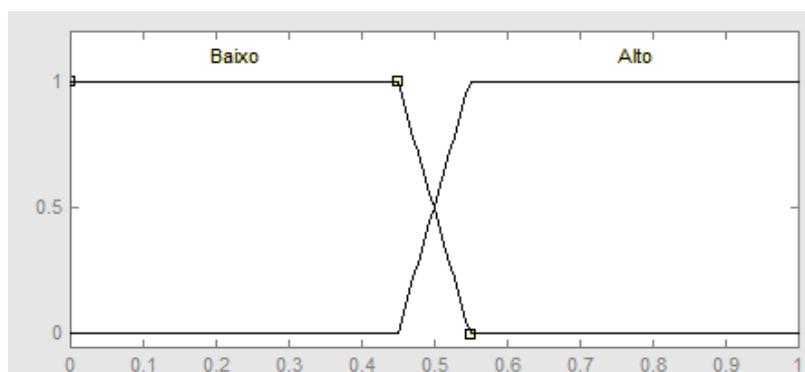
Conjuntos Nebulosos



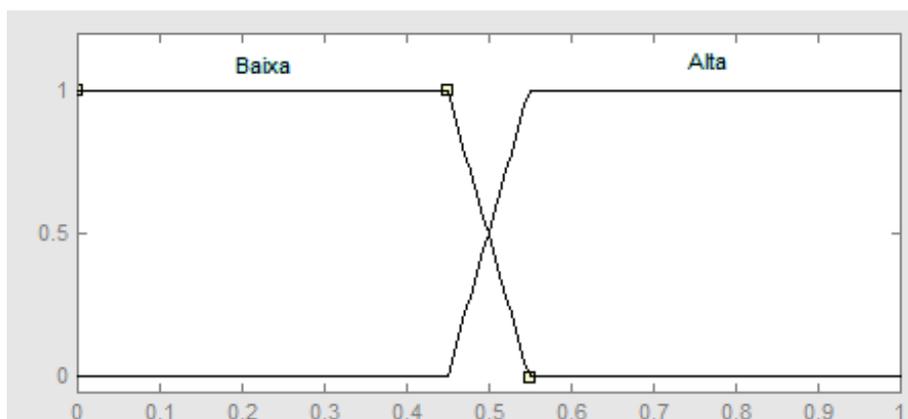
Conjunto nebuloso da intensidade da personalidade destemido



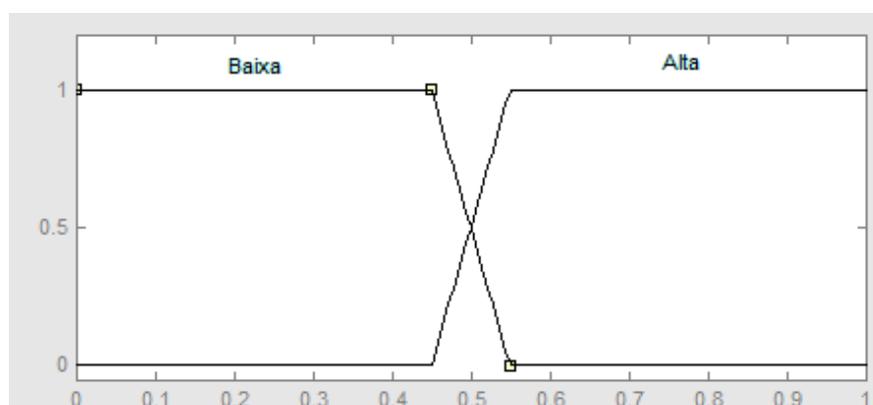
Conjunto nebuloso da intensidade da personalidade cautelosa



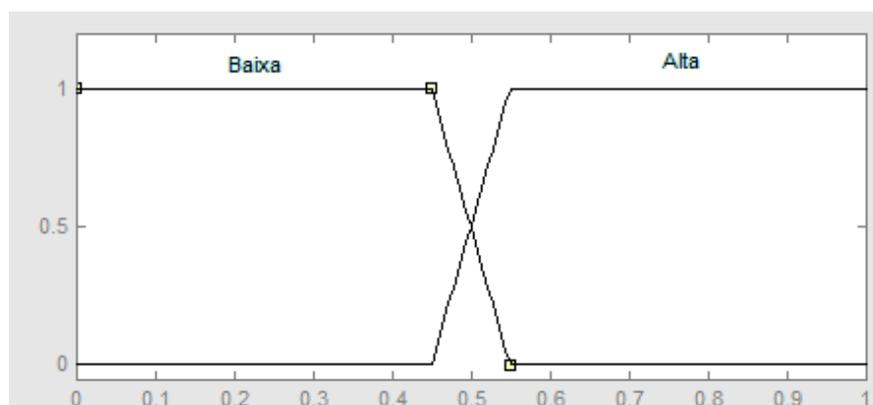
Conjunto nebuloso da emoção medo



Conjunto nebuloso da emoção raiva



Conjunto nebuloso da emoção satisfação



Conjunto nebuloso da emoção tristeza