

Agentes BDI com Percepção Fuzzy na Simulação de um Modelo Presa-Predador Fuzzy

Giovani Parente Farias, Graçaliz Pereira Dimuro & Antônio Carlos da Rocha Costa

Mestrado em Modelagem Computacional
Universidade Federal do Rio Grande
Av. Itália km 8, Campus Carreiros
96201-900 - Rio Grande - RS - BRASIL
{giovanifarias | gracaliz | ac.rocha.costa}@gmail.com

Abstract

The aim of this work is to develop a model of fuzzy perception for BDI agents, with an application in the pray-predator problem, where the process of deciding on which pray a predator should attack, based on the strength of the pray comparing with its own strength, is based on its fuzzy perception. In this environment, there are different types of predator agents, where of them been the BDI agent with fuzzy perception. Several simulations are realized for the comparative evaluation of the different types of predator agents in two types of environments: with and without competition between predators.

1. INTRODUÇÃO

As diferentes arquiteturas de agentes encontradas na literatura [26] têm sido estabelecidas, em sua maioria, para tratar informações com base na lógica clássica, onde uma proposição ou é verdadeira ou é falsa.

Por outro lado, a Teoria dos Conjuntos Fuzzy [21] introduzida em 1965 por Zadeh [27] oferece uma forma natural de representar informações vagas e subjetivas. Baseia-se na idéia de que vários elementos no pensamento humano não são dados exatos, mas podem ser aproximados como classes de objetos nas quais a transição entre a pertinência e a não pertinência é gradual e não abrupta. Além disso, o raciocínio humano muitas vezes não segue a lógica bivalorada ou multivalorada, mas uma lógica com verdades *fuzzy* (nebulosas), conectivos fuzzy e regras de inferência fuzzy.

A arquitetura de agentes BDI (*Beliefs, Desires and*

Intentions) [25] descreve o processamento interno do estado de um agente utilizando um conjunto de categorias mentais (crenças, desejos e intenções), definindo uma arquitetura de controle através da qual o agente seleciona racionalmente o curso de suas ações.

O agente utiliza suas percepções sobre o ambiente para atualizar suas crenças após a realização de cada ação. Observa-se, entretanto, que a percepção do agente sobre o mundo pode ser incompleta, vaga, incerta, ambígua, subjetiva etc.

Esse tipo de incerteza e subjetividade na percepção do ambiente, que não é tratada pela lógica clássica, não está prevista na arquitetura BDI clássica, que também não trata as incertezas em creças, desejos e intenções, informações que poderiam ser úteis para que a atuação do agente fosse mais eficiente.

A proposta deste trabalho é desenvolver um modelo de agente BDI Fuzzy para um modelo presa predador fuzzy, onde é proposto um mecanismo de percepção fuzzy para ser acoplado à arquitetura BDI, tal que o agente possa tratar, de maneira mais adequada, as incertezas relativas ao ambiente presa predador fuzzy e a si próprio. O modelo presa predador fuzzy simplificado proposto neste trabalho é baseado no modelo clássico [15] e no modelo presa predador fuzzy apresentado em [19]. A implementação foi realizada na plataforma de agentes Jason [1]. Uma versão inicial deste trabalho foi apresentada como poster no MCSUL 2009 [10].

O artigo está organizado como descrito a seguir. Na Seção 2 são discutidos alguns trabalhos relacionados, no sentido de contextualizar e justificar o presente trabalho. Na Seção 3 são apresentados os conceitos básicos da Teo-

ria dos Conjuntos Fuzzy necessários para o entendimento do trabalho. O Modelo Presa Predador Fuzzy é introduzido na Seção 4, incluindo a nossa proposta para o mecanismo de percepção fuzzy do agente predador. A análise das simulações é discutida na Seção 5. A Seção 6 é a Conclusão.

2. TRABALHOS RELACIONADOS

Na literatura existem várias referências ao uso da Lógica Fuzzy para possibilitar aos agentes mecanismos de decisão mais adaptáveis à realidade, podendo ter maior flexibilidade em ambientes complexos e dinâmicos.

Em [13], por exemplo, foi observado que modelos de agentes simples, como os que são normalmente utilizados nas ferramentas existentes, não são nem suficientes nem adequados para lidar com a incerteza e a subjetividade que devem ser considerados na análise de valores (como, p.ex., confiança) na sociedade humana. Por este motivo, esses autores, utilizaram a Lógica fuzzy para especificar os atributos de agentes que representam indivíduos, a evolução das mentes dos agentes, a herança, o relacionamento e a similaridade entre indivíduos.

Zadeh [28] salientou o princípio da incompatibilidade, que estabelece que “complexidade e precisão são propriedades incompatíveis”, argumentando que abordagens baseadas em conceitos quantitativos são inadequadas para modelar o conhecimento humano em processos complexos. Assim, nos trabalhos de simulação social baseada em agentes em [11, 20], facetas e traços de personalidades humanas foram especificadas (de acordo com os modelos *Big Five* e *OCEAN*) como regras condicionais em agentes fuzzy (que são capazes de executar raciocínio aproximado qualitativo), para realizar simulação do comportamento humano. Outro trabalho interessante, que propõe um abordagem fuzzy para simulação social em sistemas multiagentes foi apresentado em [8].

Já em [9], a Lógica Fuzzy foi utilizada para avaliação de trocas sociais entre agentes baseados em personalidades, propondo a análise das interações entre agentes com base na noção de equilíbrio fuzzy em trocas de serviços entre agentes.

Em [22] foi apresentada uma aplicação da Lógica Fuzzy na simulação de comportamentos humanos a redes sociais, representando elementos comportamentais, tais como estresse, motivação ou fadiga, e aspectos sociológicos.

Finalmente, no contexto de agentes BDI, nos trabalhos em [2, 3, 4] foi proposto um modelo geral para agentes BDI graduados, e uma arquitetura, baseada em sistemas multi-contextos, para modelar atitudes mentais graduadas, em sentido similar ao da Lógica Fuzzy. Em outro trabalho [5], um modelo de agente BDI graduado

baseado em sistemas multi-contextos foi utilizado para especificar um agente para assistência a viagens, que ajuda turistas a escolher pacotes de férias. Cabe ressaltar também o trabalho inicial em lógicas BDI Fuzzy em [6].

Uma arquitetura BDI Fuzzy para agentes sociais foi proposta em [17], com uma proposta inicial para a modelagem de sociedades cooperativas de agentes, apontando para as condições sociais necessárias para os agentes formarem intenções e ações conjuntas.

Em [16], foi proposto um modelo híbrido de agente BDI para operações em terminais de *containers*, que estendem as características de aprendizagem e adaptabilidade do modelo tradicional com redes neurais e sistemas de inferência neuro-fuzzy, possibilitando a melhora no processo de tomada de decisão em ambientes complexos e dinâmicos. Uma versão mais atualizada do modelo foi apresentada em [24], no contexto de redes sensoriais sem fio.

Outra extensão ao modelo BDI com características fuzzy é o modelo *Agent Fuzzy Decision-Making* (AFDM) [23], que permite que agentes BDI possam tomar decisões com base em julgamentos quantificados de forma fuzzy.

Também em [12], foi proposta o modelo BDI neuro-fuzzy AUV (*autonomous underwater vehicle*), que consiste de uma rede neural de vários níveis, onde um deles é de elaboração de intenções fuzzy a partir das crenças e desejos do agente.

Assim, sabe-se que a Lógica Fuzzy vem sendo utilizada em simulações baseadas em agentes, principalmente em simulação social, mas também são vários os trabalhos com modelos BDI híbridos. Observa-se, entretanto, que embora sistemas de percepção fuzzy tenham sido empregados em agentes e, principalmente, em robots (veja, p.ex, os trabalhos em [7], onde a percepção fuzzy é utilizada para melhorar a navegação de robots, e em [18], que usa a percepção fuzzy em robots para melhorar a credibilidade na expressão de emoções), ainda não existe um modelo BDI acoplado a um mecanismo de percepção fuzzy, no sentido proposto neste trabalho.

3. CONJUNTOS FUZZY

A Lógica Fuzzy [21, 27], utilizada para a modelagem de raciocínio com incertezas, permite descrever de forma aproximada e efetiva as características de sistemas complexos ou que não podem ser definidos de forma exata.

Os relacionamentos entre elementos e conjuntos seguem uma transição entre pertinência e não pertinência, que é gradual, representados por valores de pertinência intermediários, entre o verdadeiro e o falso da lógica clássica.

Um Sistema Baseado em Regras Fuzzy (SBRF) uti-

liza a lógica fuzzy para produzir saídas para cada entrada fuzzy.

Uma Base de Regras Fuzzy representa o conhecimento do sistema e pode ser descrita conforme a Tabela 1. Nos Sistemas Baseados em Regras Fuzzy cada proposição tem a forma **Se** “estado” **Então** “resposta”, em que cada “estado” e cada resposta são valores assumidos por variáveis linguísticas, e estas, por sua vez, são modelados por conjuntos fuzzy.

Tabela 1. Forma Geral de uma Base de Regras Fuzzy.

	R_1 : “Proposição fuzzy 1”
ou	R_2 : “Proposição fuzzy 2”

ou	R_n : “Proposição fuzzy n”

Um controlador fuzzy é um sistema de entrada e saída baseado em regras fuzzy que possui, basicamente, quatro componentes, mostrados na Figura 1:

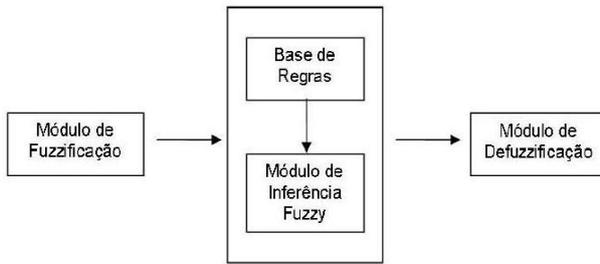


Figura 1. Esquema geral de um controlador fuzzy

- *Módulo de Fuzzificação*: mapeia cada variável de entrada do sistema em graus de pertinência de algum conjunto fuzzy que representa a variável em questão.

- *Módulo da Base de Regras*: composto pelas proposições fuzzy, descritas na forma linguística

Se x_1 é A_1 e x_2 é A_2 e ... e x_n é A_n
então u_1 é B_1 e u_2 é B_2 e ... se u_m é B_m

de acordo com as informações de um especialista. É neste ponto que as variáveis e suas classificações linguísticas são catalogadas e, em seguidas, modeladas por conjuntos fuzzy, isto é, funções de pertinência. A base de regras descreve relações entre as variáveis linguísticas, para serem utilizadas na máquina de inferência fuzzy.

- *Módulo de Inferência Fuzzy*: fornece a saída a partir de cada entrada fuzzy e da relação definida pela base de regras, ou seja, é onde são realizadas as operações com conjuntos fuzzy propriamente ditas. Para realizar estas operações, existem métodos de inferência fuzzy, tais

como o *Método Takagi-Sugeno-Kang* [14] (veja a Subseção 3.1).

- *Módulo de Defuzzificação*: processo utilizado para converter o conjunto fuzzy de saída em um valor de saída do sistema e onde acontece a etapa de relação funcional entre as regiões fuzzy e o valor esperado.

3.1. O MÉTODO DE INFERÊNCIA DE KANG-TAKAGI-SUGENO (KTS)

No método de KTS, o consequente de cada regra é dado explicitamente por uma função dos valores de entrada desta regra. Como ilustração do método podemos imaginar uma base com r regras fuzzy, onde cada uma delas tem n entradas $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ e uma saída $z \in \mathbb{R}$, conforme a Tabela 2, no qual A_{ij} são subconjuntos fuzzy de \mathbb{R} .

Tabela 2. Base de Regras para Ilustrar o Método KTS.

	R_1 : Se x_1 é A_{11} e x_2 é A_{12} e \dots e x_n é A_{1n} Então z_1 é $z_1 = g_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$
ou	R_2 : Se x_1 é A_{21} e x_2 é A_{22} e \dots e x_n é A_{2n} Então z_2 é $z_2 = g_2(x_1, x_2, \dots, x_n)$
ou	\vdots
ou	R_r : Se x_1 é A_{r1} e x_2 é A_{r2} e \dots e x_n é A_{rn} Então z_r é $z_r = g_r(x_1, x_2, \dots, x_n)$

A saída geral do método é dada por

$$z = \frac{\sum_{j=1}^r w_j \Delta_1 g_j(x_1, x_2, \dots, x_n)}{\sum_{j=1}^r w_j} \quad (1)$$

onde os pesos w_j são dados por

$$w_j = \varphi_{A_{j1}}(x_1) \Delta_2 \varphi_{A_{j2}}(x_2) \dots \Delta_2 \varphi_{A_{jn}}(x_n),$$

e Δ_1 e Δ_2 são t-normas, e $\varphi_{A_{ji}}$ são as funções de pertinência [21]. Os pesos w_j correspondem à contribuição da regra R_j para a saída geral.

4. MODELO PRESA PREDADOR FUZZY

O modelo Presa Predador Clássico de Lotka-Volterra [15] pressupõe que tanto presas como predadores estão distribuídos uniformemente num *habitat* comum onde todos os predadores têm a mesma chance de encontrar e capturar cada presa. Não existe distinção entre os predadores, assim como não há distinção entre as presas.

Este modelo serviu de inspiração para a proposta do modelo Presa Predador Fuzzy, onde presas e predadores

apresentam diferentes pesos e idades, o que influencia no resultado do ataque de um predador a uma presa.

A força de um agente (presa ou predador) é caracterizada por sua idade e peso. Um adulto pode ter menos força que um jovem, dependendo de seu peso. Ainda, uma presa velha e magra pode ser preferida na escolha de um predador, por ter menos força.

Desta forma, podemos caracterizar as presas e os predadores pelo seu *nível de força*, sendo tal nível determinado através de um processo fuzzy com base na fuzzi-ficação de sua *idade* e *peso*.

4.1. O PREDADOR

Um predador é caracterizado por sua *idade* e *peso*, que são alterados durante a simulação.

O predador pode se movimentar (aleatoriamente), em cada instante de tempo, para uma posição vizinha à sua posição atual.

A cada movimento o agente perde uma quantia fixa de peso, chamada de “*taxa de emagrecimento*” e tem sua idade incrementada por um valor fixo, denominado “*taxa de envelhecimento*”. Assim, a cada instante de tempo, o predador perde peso e envelhece, podendo assim atingir o peso mínimo (1 kg), situação na qual o agente “*morre de fome*” ou a idade máxima (50 anos), situação na qual o agente “*morre de velho*”.

A cada movimento, o predador pode passar a ocupar uma posição do ambiente na qual se encontra uma presa. Neste caso, o agente é capaz de perceber a presença da mesma, analisar suas características (*idade* e *peso*) e atribuir um *nível de força* à presa, de acordo com o seu mecanismo de percepção.

O agente também calcula o seu próprio *nível de força* para decidir se deve ou não atacá-la.

A cada ataque bem sucedido (ataque no qual o predador ganha da presa) o agente predador tem seu peso incrementado por um valor fixo, chamado de “*recompensa*”, porém a cada ataque mal sucedido (ataque no qual o predador perde para a presa) o predador tem seu peso decrementado por um valor fixo, denominado “*punição*”.

4.2. PREDADOR BDI FUZZY

O Predador BDI Fuzzy é um agente BDI cuja decisão se deve, ou não, atacar uma determinada presa é influenciada por um mecanismo de percepção fuzzy.

O agente, com base na fuzzi-ficação de sua *idade* e *peso* no instante do possível ataque, calcula seu *nível de força*, e com base na fuzzi-ficação da *idade* e *peso* da presa, atribui um *nível de força* a ela. Assim o predador BDI Fuzzy só irá atacar presas com o *nível de força* menor ou igual ao seu.

O *Modelo de Percepção Fuzzy* deste predador, baseia-se no sistema de controle fuzzy com o método de inferên-

cia de KTS, descrito na Subseção 3.1.

As variáveis linguísticas de entradas consideradas são: *idade* e *peso* do agente. A variável linguística de saída é o *nível de força* do agente.

Para essas variáveis, atribuíram-se termos linguísticos, e cada um deles com funções de pertinência do tipo trapezoidal, representadas graficamente nas Figuras 2, 3 e 4.

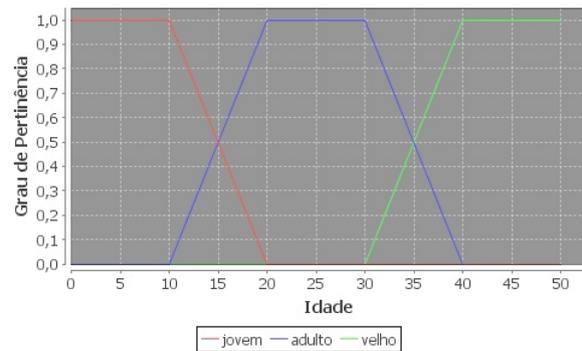


Figura 2. Funções de pertinência da *idade* do agente

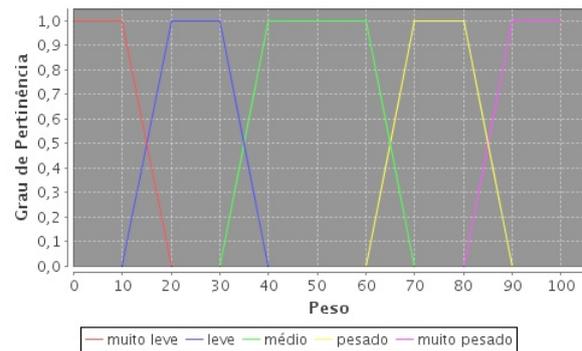


Figura 3. Funções de pertinência do *peso* do agente

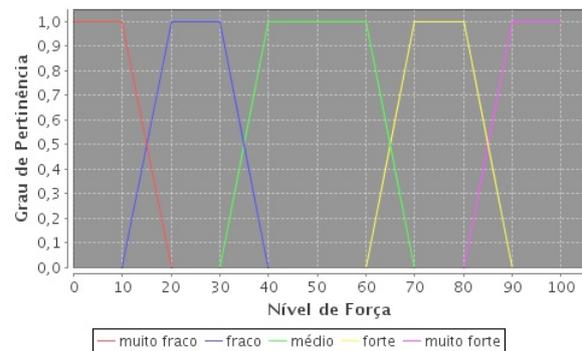


Figura 4. Funções de pertinência da *força* do agente

Por meio da análise do conjunto dos dados envolvendo as variáveis mencionadas, estabeleceu-se uma base de conhecimento com regras linguísticas, relacionando-as

a fim de se estimar o valor do *nível de força* do agente. A Tabela 3 fornece as regras atingidas (base de regras com 2 entradas e uma saída). A Tabela 4 apresenta a base de regras para o método KTS do modelo de percepção fuzzy do predador.

O processo de inferência, no modelo de percepção fuzzy do predador BDI Fuzzy, propicia o cálculo da variável resposta (*nível de força*) a partir dos valores das variáveis de entrada (*idade* e *peso*). Os valores dos graus de pertinência das variáveis de entradas são utilizados para se obter o valor do *grau de ativação* das regras. No método de Kang-Takagi-Sugeno, o consequente de cada regra é dado explicitamente por uma função dos valores de entrada desta regra.

A Tabela 4 mostra a base de regras fuzzy, cada uma delas com 2 entradas (*idade, peso*) $\in \mathbb{R}^2$ e uma saída $z \in \mathbb{R}$, onde “jovem”, “adulto”, “velho”, “muito leve”, “leve”, “médio”, “pesado” e “muito pesado” são subconjuntos fuzzy de \mathbb{R} .

Exemplo 1 Para exemplificar a utilização do método de inferência de KTS no modelo de percepção fuzzy do predador, considera-se os seguintes valores crisp de entrada: *idade* = 16 e *peso* = 84. Esses valores são fuzzificados, considerando seus graus de pertinência em relação aos subconjuntos fuzzy que definem essas duas variáveis de entrada, dados nas Figuras 2 e 3. Assim, o valor *idade* = 16 é considerado “jovem” com grau $\varphi_{jovem}(16) = 0,4$ e “adulto” com grau $\varphi_{adulto}(16) = 0,6$ (Figura 2). O valor do *peso* = 84 é avaliado como “pesado” com graus $\varphi_{pesado}(84) = 0,6$ e “muito pesado” com grau $\varphi_{muito\ pesado}(84) = 0,4$ (Figura 3).

Cada combinação desses conjuntos acionados pelos valores de entrada ativam algumas regras na base de conhecimento. Nesse caso foram acionadas 4 regras, a saber, R_4 , R_5 , R_9 e R_{10} da base de regras (Tabela 4).

Na equação que representa a saída geral do método de inferência KTS (Equação 1), utilizam-se as *t*-normas do produto, denotada por Δ_1 , e do mínimo (denotada por Δ_2). Neste caso, o método de inferência de KTS combina os graus de pertinência referentes a cada um dos valores de entrada através da *t*-norma do mínimo. Assim para as regras R_4 , R_5 , R_9 e R_{10} , tem-se, respectivamente:

$$R_4 : w_4 = \min \{ \varphi_{jovem}(16), \varphi_{pesado}(84) \} = 0,4$$

$$R_5 : w_5 = \min \{ \varphi_{jovem}(16), \varphi_{muito\ pesado}(84) \} = 0,4$$

$$R_9 : w_9 = \min \{ \varphi_{adulto}(16), \varphi_{pesado}(84) \} = 0,6$$

$$R_{10} : w_{10} = \min \{ \varphi_{adulto}(16), \varphi_{muito\ pesado}(84) \} = 0,4$$

Essa operação é feita a cada uma das regras acionadas, onde w_i corresponde ao grau de ativação da regra R_i na saída geral do processo. O valor do grau de ativação da regra encontrado em cada regra (0,4 para

R_4 , 0,4 para R_5 , 0,6 para R_9 e 0,4 para R_{10}) será projetado na equação da saída geral do processo, juntamente com a variável resposta (z_i) da regra em questão, mostrado na Equação 2.

$$\begin{aligned} z &= \frac{w_4 z_4 + w_5 z_5 + w_9 z_9 + w_{10} z_{10}}{w_4 + w_5 + w_9 + w_{10}} \\ &= \frac{w_4 f_4(16, 84) + \dots + w_{10} f_{10}(16, 84)}{w_4 + w_5 + w_9 + w_{10}} \\ &= \frac{0,4 * 57 + 0,4 * 58 + 0,6 * 88 + 0,4 * 86}{0,4 + 0,4 + 0,6 + 0,4} = 74 \end{aligned} \quad (2)$$

A saída $z = 74$ do sistema baseado no método de Takagi-Sugeno é gerada a partir das entradas reais *idade* e *peso*. Esta saída do sistema é obtida pela média ponderada (procedimento de defuzzificação) das saídas de cada regra, usando-se o grau de ativação destas regras como ponderação.

4.3. PREDADOR BDI CRISP

O predador BDI-Crisp é um agente BDI, onde o mecanismo de percepção é inspirado no controlador fuzzy do modelo Presa Predador Fuzzy, mas onde os valores dos graus de pertinência das variáveis de entradas são crisp ($\{0, 1\}$), e quando utilizados para se obter o valor do grau de pertinência da variável resposta acabam por ativar apenas uma das regras na base de conhecimento (Tabela 4).

As representação matemática das funções de pertinência do agente Crisp, relacionadas a variável linguística *idade* $\mu_{jovem}(x)$, $\mu_{adulto}(x)$ e $\mu_{velho}(x)$ estão nas equações 3, 4 e 5, respectivamente.

$$\mu_{jovem}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \leq 15 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3)$$

$$\mu_{adulto}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } 15 < x < 35 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_{velho}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \geq 35 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5)$$

As representação matemática das funções de pertinência do agente predador BDI-Crisp, relacionadas a variável linguística *peso* $\mu_{muito\ leve}(x)$, $\mu_{leve}(x)$, $\mu_{medio}(x)$, $\mu_{pesado}(x)$ e $\mu_{muito\ pesado}(x)$ estão nas equações 6, 7, 8, 9 e 10, respectivamente.

$$\mu_{muito\ leve}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \leq 15 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_{leve}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } 15 < x < 35 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (7)$$

Tabela 3. Base de Regras Linguísticas para o Modelo de Percepção Fuzzy

Se	idade	e	peso	então	nível de força
R_1	jovem		muito leve		muito fraco
R_2	jovem		leve		muito fraco
R_3	jovem		médio		fraco
R_4	jovem		pesado		médio
R_5	jovem		muito pesado		médio
R_6	adulto		muito leve		médio
R_7	adulto		leve		médio
R_8	adulto		médio		forte
R_9	adulto		pesado		muito forte
R_{10}	adulto		muito pesado		muito forte
R_{11}	velho		muito leve		muito fraco
R_{12}	velho		leve		muito fraco
R_{13}	velho		médio		fraco
R_{14}	velho		pesado		médio
R_{15}	velho		muito pesado		médio

$$\mu_{medio}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } 35 < x \leq 65 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (8)$$

$$\mu_{pesado}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } 65 < x \leq 85 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{muito\ pesado}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x > 85 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (10)$$

Exemplo 2 Considerando-se os mesmos valores de entrada (*idade*, *peso*) do Exemplo 1, que agora possuem graus de pertinência em relação aos subconjuntos crisp que definem as essas duas variáveis de entrada, tem-se que o valor *idade* = 16 é considerado “adulto” com grau $\mu_{adulto}(16) = 1$, conforme a Equação 4, e o valor do *peso* = 84, é avaliado como “pesado” com grau $\mu_{pesado}(84) = 1$, conforme a Equação 9. Nesse caso, foi acionada a regra R_9 da base de regras (Tabela 4), onde:

$$R_9 : w_9 = \min \{ \mu_{adulto}(16), \mu_{pesado}(84) \} = 1$$

e, projetando na equação da saída geral do processo, juntamente com a variável resposta (z_9) da regra em questão, que é dada pela Equação 1, obtém-se:

$$z = \frac{w_9 z_9}{w_9} = \frac{w_9 f_9(16, 84)}{w_9} = \frac{1 * 88}{1} = 88$$

A decisão do predador BDI-Crisp se deve, ou não, atacar uma determinada presa é influenciada pelo mecanismo de percepção crisp do agente. O agente, com base em sua *idade* e *peso* no instante do possível ataque, calcula seu *nível de força*, e com base na *idade* e *peso* da presa, atribui um *nível de força* a ela. Assim o predador

BDI-Crisp, da mesma forma que o o predador BDI-Fuzzy, só irá atacar presas com o *nível de força* menor ou igual ao seu.

4.4. PREDADOR BDI GULOSO

O predador BDI Guloso apresenta um mecanismo de percepção diferente aos demais predadores, pelo fato de não ser capaz de obter nenhum tipo de informação relacionada ao *nível de força* da presa e nem do próprio agente. Sendo assim, o mecanismo de decisão do predador Guloso é de sempre atacar, seja qual for o tipo de presa encontrada.

4.5. DESCRIÇÃO GERAL DO AMBIENTE

Para cada agente, de acordo com sua *idade* e *peso* o ambiente lhe atribui um *nível de força*, cujo cálculo é efetuado pelo mesmo controlador fuzzy utilizado pelo modelo de percepção fuzzy do agente predador BDI Fuzzy, descrito na Seção 4.2.

A *idade* e o *peso* de uma presa não sofrem alterações do ambiente durante as simulações. Cada presa ocupa apenas uma posição no *grid*, não podendo haver mais de uma presa ocupando a mesma posição, e não são capazes de se movimentar.

A probabilidade do agente predador obter sucesso ao atacar uma presa é dada por

$$Prob = 50 + \frac{RAP - RPP}{2}$$

onde *RAP* é o *nível de força* do predador *RPP* é o *nível de força* da presa calculados pelo ambiente.

Tabela 4. Base de regras para o método KTS do modelo de percepção fuzzy

Se	<i>idade</i>	e	<i>peso</i>	então	força = $f_i(\textit{idade}, \textit{peso})$
R_1	jovem		muito leve		$f_1(x, y) = \frac{x + y}{2}$
R_2	jovem		leve		$f_2(x, y) = \frac{x + (\frac{y}{2})}{2}$
R_3	jovem		médio		$f_3(x, y) = \frac{(x + y) - 10}{2}$
R_4	jovem		pesado		$f_4(x, y) = (x - 1) + \frac{y}{2}$
R_5	jovem		muito pesado		$f_5(x, y) = x + \frac{y}{2}$
R_6	adulto		muito leve		$f_6(x, y) = \frac{x + y}{2} + 25$
R_7	adulto		leve		$f_7(x, y) = \frac{x + y}{2} + 30$
R_8	adulto		médio		$f_8(x, y) = \frac{x + \frac{y}{2} + 100}{2}$
R_9	adulto		pesado		$f_9(x, y) = \frac{x + y}{4} + 63$
R_{10}	adulto		muito pesado		$f_{10}(x, y) = \frac{\frac{x}{2} + y}{2} + 40$
R_{11}	velho		muito leve		$f_{11}(x, y) = \frac{(50 - x) + y}{2}$
R_{12}	velho		leve		$f_{12}(x, y) = \frac{(50 - x) + \frac{y}{2}}{2}$
R_{13}	velho		médio		$f_{13}(x, y) = \frac{(50 - x) + (y - 10)}{2}$
R_{14}	velho		pesado		$f_{14}(x, y) = (50 - x) + \frac{y}{2}$
R_{15}	velho		muito pesado		$f_{15}(x, y) = (50 - x) + \frac{y}{2}$

5. ANÁLISE DAS SIMULAÇÕES

As simulações foram realizadas com objetivo de analisar o comportamento dos diferentes tipos de agentes BDI predadores (Fuzzy, Crisp e Guloso) em ambientes distintos que representam o modelo Presa Predador Fuzzy.

Foram realizadas um total de 100 simulações, no qual foram armazenados os dados relacionados ao agente predador e gerados gráficos para facilitar a análise e compreensão dos mesmos.

Os predadores começam com *idade* = 1 e *peso* = 50, valores que são alterados pelo ambiente durante a execução da simulação.

Cada predador movimenta-se aleatoriamente, em cada instante de tempo, para uma posição vizinha à sua posição atual. Ao movimentar-se o agente tem uma perda de 0,1 kg (“*taxa de emagrecimento*”) e um aumento de 0,05 em sua idade (“*taxa de envelhecimento*”). A cada ataque bem sucedido o predador ganha 2 kg (“*recompensa*”), porém, a cada ataque mal sucedido o predador perde 1 kg (“*punição*”).

A simulação termina quando os agentes predadores param sua execução, por terem atingido o peso mínimo (1 kg), situação na qual o agente “*morre de fome*” ou a idade máxima (50 anos), situação na qual o agente “*morre de velho*”.

5.1. AMBIENTE COM COMPETIÇÃO

Consiste de 2 predadores BDI (Fuzzy e Crisp), 250 presas distintas (distribuídas aleatoriamente) e que não se movimentam. Optou-se por essa simplificação para não introduzir variáveis outras variáveis, tais como a destreza da presa em fugir, que pudessem mascarar a avaliação do mecanismo de percepção do agente, direcionado apenas às variáveis *peso* e *idade*.

A cada ataque bem sucedido do agente predador, a presa derrotada é retirada do ambiente, diminuindo assim o número de presas, porém, a cada ataque mal sucedido, o predador passa a ocupar uma posição vizinha à sua posição atual e a presa não é retirada do ambiente.

Este ambiente é chamado de Competitivo porque a presa derrotada é retirada do ambiente, diminuindo assim o número de presas e aumentando a probabilidade do predador se movimentar para uma posição vazia (sem a presença de uma presa) do ambiente, fazendo com que ele possa ter uma maior perda de peso e por consequência de força. Assim os dois predadores competem, de certa forma, pelas presas remanescentes.

A Figura 5 representa o número médio de ataques dos predadores a cada intervalo de um ano, mostrando um crescimento significativo por parte do predador Crisp no intervalo entre 14 e 16 anos, este fenômeno pode estar relacionado com o fato do agente Crisp ter os valores dos graus de pertinência das variáveis de entradas crisp, neste caso, o agente apresenta uma mudança repentina de

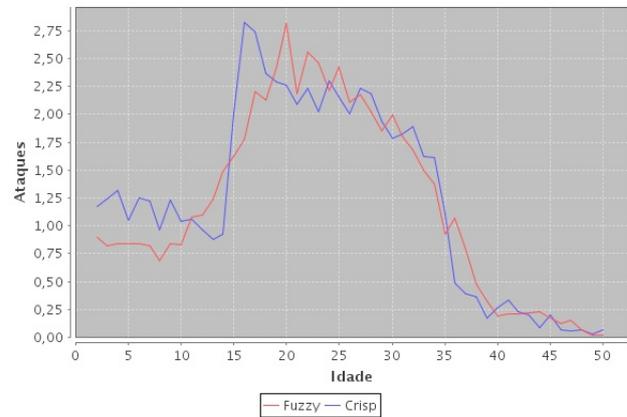


Figura 5. Média de ataques durante a idade i

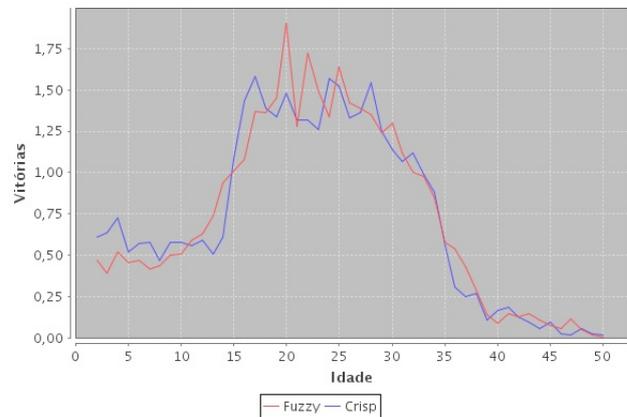


Figura 6. Média de vitórias durante a idade i

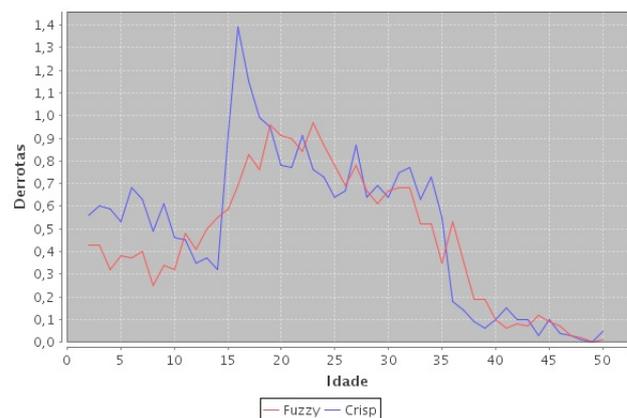


Figura 7. Média de derrotas durante a idade i

sua auto avaliação passando de um predador considerado “jovem” para um predador “adulto”.

A Figura 6 apresenta o número médio de vitórias dos predadores a cada intervalo de um ano. Este gráfico mostra um crescimento significativo por parte dos dois predadores, o BDI Crisp no intervalo entre 14 e 17 anos e o BDI Fuzzy no intervalo entre 16 e 20 anos, e uma queda contínua, para ambos, a partir dos 30 anos, fator que pode estar relacionado com a diminuição do número de presas no ambiente e o envelhecimento do predador.

Na Figura 7 observa-se um crescimento significativo no número médio de derrotas sofridas por parte do predador Crisp, no intervalo de idade de 15 a 16, fato que não ocorre com o predador Fuzzy e pode indicar uma região na qual a percepção do predador Crisp está mal modelada.

5.2. AMBIENTE SEM COMPETIÇÃO

Apresenta 3 predadores BDI (Fuzzy, Crisp e Guloso) e 250 presas distintas, distribuídas aleatoriamente e que mudam de posição no ambiente cada vez que são atacadas por um predador, mesmo se o ataque for bem sucedido. Isto significa, de forma simplificada, que o número de presas se mantém equilibrado, isto é, o número de presas que morre é igual ao número de presas que nasce. Assim, a cada ataque bem ou mal sucedido do agente predador, a presa derrotada não é retirada do ambiente, mas tem sua posição redefinida aleatoriamente.

Este ambiente é chamado de Não Competitivo devido ao fato da presa derrotada não ser retirada do ambiente, permitindo aos predadores terem as mesmas oportunidades de atacarem presas com as mesmas características.

A Figura 8 representa o número médio de ataques dos predadores a cada intervalo de um ano, mostrando um crescimento significativo no número de ataques do predador Crisp no intervalo entre 14 e 16 anos, comportamento semelhante ao apresentado pelo mesmo predador na Figura 5, porém é interessante notar que a queda ocorrida no intervalo entre 34 e 36 anos é diferente nas duas figuras, cuja explicação pode estar relacionada ao número de presas no ambiente.

No Ambiente com Competição (Seção 5.1) ocorre uma redução do número de presas ao longo do tempo, diminuindo a chance do predador encontrar uma presa predável, fato que não ocorre no Ambiente sem Competição (Seção 5.2). Esse fator juntamente com o mecanismo de percepção crisp do agente podem ser os responsáveis por este fenômeno.

A Figura 9 mostra que os predadores têm um número maior de vitórias no intervalo em torno de 20 e 33 anos.

A Figura 10 mostra o número médio de derrotas sofridas pelos predadores a cada ano. A proximidade dos valores do predador Guloso com a do Fuzzy e Crisp no

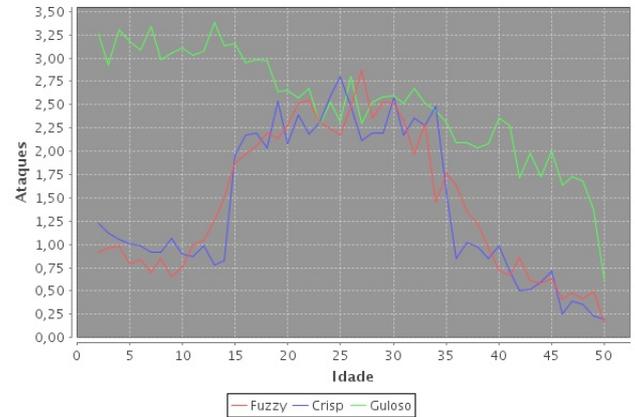


Figura 8. Média de ataques durante a idade i

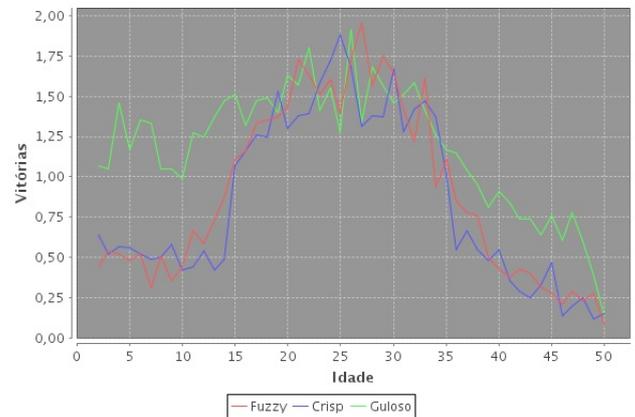


Figura 9. Média de vitórias durante a idade i

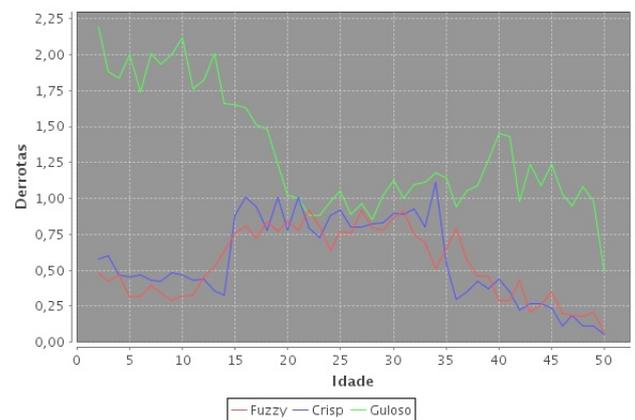


Figura 10. Média de derrotas durante a idade i

intervalo de idades entre 20 e 30 anos pode representar as idades nas quais os predadores apresentam um maior *nível de força*, pois um predador que sempre ataca obtém resultados semelhantes aos do que são mais cautelosos.

A Figura 11 é uma representação gráfica da média de ataques até a idade i dos predadores BDI Fuzzy, BDI Crisp e BDI Guloso, na qual observa-se que o predador BDI Guloso apresentou uma média de ataques muito superior a dos outros 2 predadores, devido ao seu mecanismo de decisão que sempre opta pelo ataque à presa.

A Figura 12 representa a média de vitórias dos 3 predadores até a idade i , onde o predador Guloso alcançou uma média maior de vitória por ser o agente que mais efetua ataques. Nota-se também que o predador Fuzzy apresentou uma pequena vantagem com relação ao predador Crisp.

A Figura 13 representa a média de derrotas sofridas pelos 3 predadores até a idade i , na qual observa-se que o predador Guloso apresentou uma média de derrotas muito superior a dos demais. Nota-se que o predador Crisp apresentou uma média de derrotas maior que o BDI Fuzzy em todas as idades.

A Figura 14 mostra o gráfico de barras que representa a média do tempo de vida dos predadores, sendo o Guloso o que apresenta a menor média de vida dentre os predadores.

A Figura 15 mostra o gráfico de barras que representa o valor médio do peso do predador ao final de sua execução. O Guloso, apesar de ser o predador que possui a menor média de vida (Figura 14), apresenta uma média de peso superior a do Crisp e semelhante a do Fuzzy.

A Figura 16 mostra o gráfico de barras que representa o valor médio do número de ataques, vitórias e derrotas dos predadores até o final de sua execução. O Guloso é o predador que apresenta as maiores médias em todas as categorias e o único a ter o valor médio de derrotas maior que o de vitórias. O predador Fuzzy com base nas médias de vitórias e derrotas é o agente que apresentou melhor desempenho neste ambiente.

6. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi desenvolvido um Modelo Presa Predador Fuzzy simplificado, com a proposta de um modelo de percepção baseado na Lógica Fuzzy para um agente BDI, que tem o papel de predador, sendo a implementação realizada na plataforma de agentes Jason.

Nas simulações realizadas, o predador BDI com percepção fuzzy apresentou melhores resultados com relação aos outros predadores, nos dois ambientes propostos, demonstrando que este possui um mecanismo de percepção que melhor representa o ambiente.

O comportamento semelhante do predador BDI Fuzzy

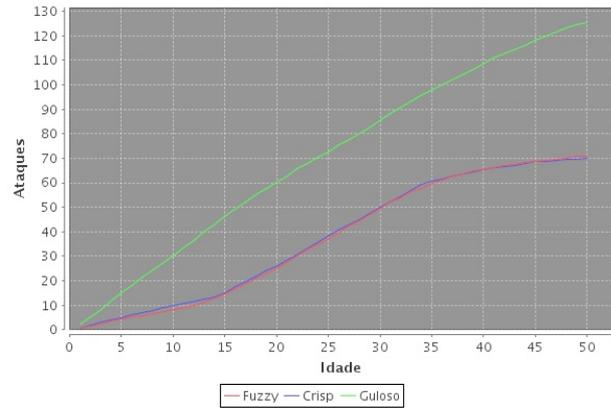


Figura 11. Média de ataques até a idade i

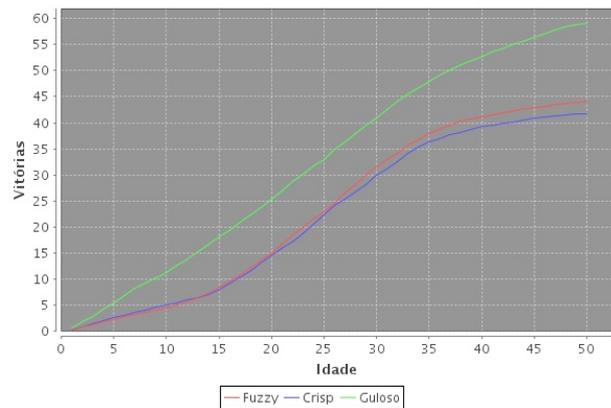


Figura 12. Média de vitórias até a idade i

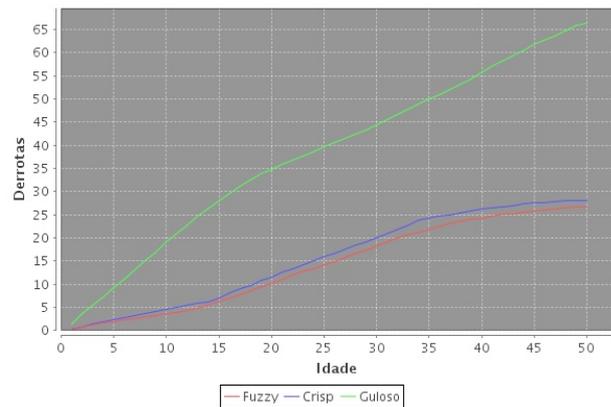


Figura 13. Média de derrotas até a idade i

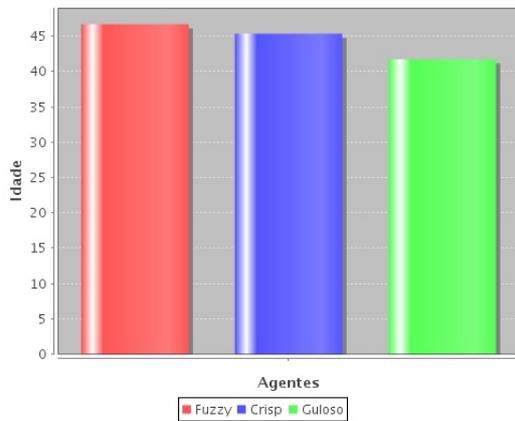


Figura 14. Média de vida

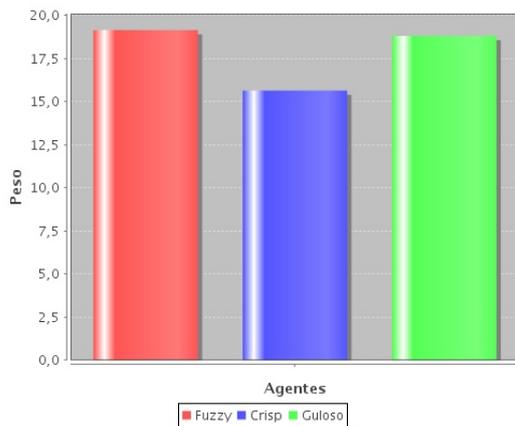


Figura 15. Média de peso ao final da execução

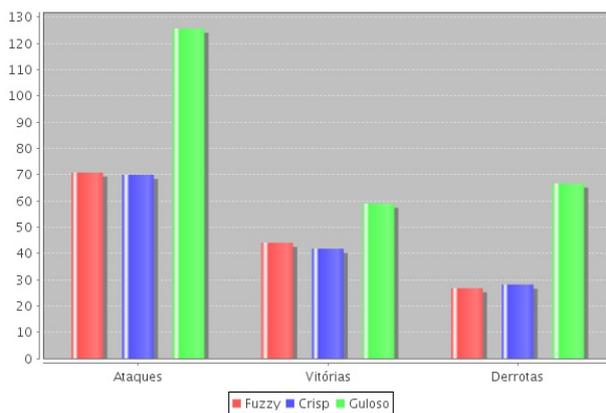


Figura 16. Média de ataques, vitórias e derrotas dos predadores

ao do predador BDI Crisp pode estar relacionado ao fato das funções de pertinência serem do tipo trapezoidal, ou seja, se as mesmas apresentassem um maior grau de incerteza (patamares menores no grau de pertinência 1) o resultado do comportamento entre os dois agentes poderia apresentar uma diferença mais significativa.

Como trabalhos futuros, pretende-se estender o mecanismo de percepção para acrescentar um número maior de variáveis na simulação. A partir da análise desse novo trabalho, será definido o modelo genérico de percepção fuzzy. Pretende-se, também, implementar uma arquitetura de agente híbrido BDI Fuzzy onde os conjuntos de crenças, desejos e intenções serão conjuntos fuzzy.

Agradecimentos

Este trabalho foi financiado pela FAPERGS e pelo CNPQ (Proc. 473201/07-0, 307185/07-9, 307879/06-2, 483257/09-5, 304580/07-4). Os autores agradecem aos revisores anônimos por suas considerações e a Rafael Bordini (UFRGS) pelas valiosas sugestões.

Referências

- [1] R. H. Bordini, J. F. Hübner, and M. Wooldridge. *Programming Multi-Agent Systems in AgentSpeak using Jason*. Wiley, New Jersey, 2007.
- [2] A. Casali, L. Godo, and C. Sierra. Graded BDI models for agent architectures. In *Computational Logic in Multiagent Systems*, volume 3487 of *LNAI*, pages 126–143. Springer, Berlin, 2005.
- [3] A. Casali, L. Godo, and C. Sierra. Modelos BDI graduados para arquiteturas de agentes. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 9(26):67–75, 2005.
- [4] A. Casali, L. Godo, and C. Sierra. Multi-context specification for graded BDI-agent. In C. Ghidini, editor, *Doctoral Consortium - Fifth International Conference on Modeling and Using Context (CONTEXT-05)*, pages 31 – 40, Paris, 2005. LIP 6.
- [5] A. Casali, L. Godo, and C. Sierra. Modeling travel assistant agents: a graded BDI approach. In *Artificial Intelligence in Theory and Practice*, volume 217 of *IFIP International Federation for Information Processing*, pages 415–424. Springer, Berlin, 2006.
- [6] A. P. Cruz. Lógicas BDI fuzzy. Master's thesis, UFRN, 2008.
- [7] F. Cuesta and A. Ollero. Intelligent control of mobile robots with fuzzy perception. In *Intelligent Mobile Robot Navigation*, volume 16 of *Springer Tracts*

- in *Advanced Robotics*, pages 79–122. Springer, Berlin, 2005.
- [8] E. del Acebo and J. L. de la Rosa. A fuzzy system based approach to social modeling in multi-agent systems. In *Proc. of Intl. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pages 463–464. ACM, 2002.
- [9] G. P. Dimuro, A. V. Santos, G. P. Bedregal, and A. C. R. Costa. Fuzzy evaluation of social exchanges between personality-based agents. In L. S. Lopes, N. Lau, P. Mariano, and L. M. Rocha, editors, *New Trends In Artificial Intelligence, Proc. of 14th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, EPIA'2009*, pages 451–462, Aveiro, 2009. APIA/Universidade de Aveiro.
- [10] G. P. Farias, G. P. Dimuro, and A. C. R. Costa. Um modelo de percepção fuzzy para agentes BDI. In L. A. O. Rocha and S. S. C. Botelho, editors, *Proc. of the 3rd Southern Conference on Computational Modeling*, pages 254–257, Rio Grande, 2009.
- [11] N. Ghasem-Aghaee and T. I. Ören. Towards fuzzy agents with dynamic personality for human behavior simulation. In *Proc. of the 2003 Summer Computer Simulation Conference, Montreal, July 20-24, 2003*, pages 3–10, San Diego, 2003. SCS.
- [12] L. Hai-bo, G. Guo-chang, S. Jing, and F. Yan. AUV fuzzy neural BDI. *Journal of Marine Science and Application*, 4(3):37–41, 2007.
- [13] S. Hassan, L. Garmendia, and J. Pavón. Agent-based social modeling and simulation with fuzzy sets. In E. Corchado, J. M. Corchado, and A. Abraham, editors, *Innovations in Hybrid Intelligent Systems*, number 44 in *Advances in Soft Computing*, pages 40–47. Springer, Berlin, 2008.
- [14] K. Ishii and M. Sugeno. A model of human evaluation process using fuzzy measure. *International Journal of Man-Machine Studies*, 22(1):19–38, 1985.
- [15] R. S. M. Jafelice, L. C. Barros, and R. C. Bassanezi. *Teoria dos Conjuntos Fuzzy com Aplicações*. SBMAC, São Carlos, 2005.
- [16] P. Lokuge and D. Alahakoon. Decisions based upon multiple values: the BVG agent architecture. In N. R. Pal, Nikola Kasabov, Rajani K. Mudi, Srimanta Pal, and Swapan K. Parui, editors, *Neural Information Processing*, number 3316 in LNCS, pages 941–946, Berlin, 2004. Springer.
- [17] S. A. Long and A. C. Esterline. Fuzzy BDI architecture for social agents. In N. R. Pal, Nikola Kasabov, Rajani K. Mudi, Srimanta Pal, and Swapan K. Parui, editors, *Proceedings of the IEEE Southeastcon 2000*, pages 68–74, Los Alamitos, 2000. IEEE.
- [18] H. Mobahi and S. Ansari. Fuzzy perception, emotion and expression for interactive robots. In *Proc. of the IEEE Intl. Conf. on Systems, Man and Cybernetic (SMCC03)*, volume 4, pages 3918–3923, Washington, 2003.
- [19] M. S. Peixoto, L. C. Barros, and R. C. Bassanezi. Predator-prey fuzzy model. *Ecological Modelling*, 124(1):39–44, 2008.
- [20] T. I. Ören and N. Ghasem-Aghaee. Personality representation processable in fuzzy logic for human behavior simulation. In *Proc. of the 2003 Summer Computer Simulation Conference, Montreal, July 20-24, 2003*, pages 11–18, San Diego, 2003. SCS.
- [21] T. J. Ross. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. Wiley, New Mexico, 2004.
- [22] E. Sabeur and G. Denis. Human behavior and social network simulation: Fuzzy sets/logic and agents-based approach. In *Proc. of the 2007 Spring Simulation Multi-Conference, Norfolk, 2007*, pages 102–109, San Diego, 2007. SCS.
- [23] S. Shen, G. M. P. O'Hare, and R. Collier. Decision-making of BDI agents, a fuzzy approach. In *Proceedings of The Fourth International Conference on Computer and Information Technology*, pages 1022 – 1027, Washington, 2004. IEEE.
- [24] S. Shen, G. M. P. O'Hare, and M. J. O'Grady. Fuzzy-set-based decision making through energy-aware and utility agents within wireless sensor networks. *Artificial Intelligence Review*, 27(2-3):165–187, 2008.
- [25] M. Wooldridge. *Reasoning about Rational Agents*. Intelligent Robots and Autonomous Agents. The MIT Press, Cambridge, 2000.
- [26] M. Wooldridge. *An Introduction to MultiAgent Systems*. Wiley, Chichester, 2002.
- [27] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338–353, 1965.
- [28] L. A. Zadeh. Is there a need for fuzzy logic? *Information Sciences*, 178(13):2751–2779, 2008.