

Descrição da equipe Gargalos_FC para a V Competição Latino-Americana de Robótica

Leandro Muniz de Lima e Rodrigo de Castro Cosme

Abstract—This paper describes the approach taken by Robocup Simulation 2D team Gargalos_FC to improve its performance by supporting the decision making process using fuzzy techniques such as negative-rule fuzzy system and behavior-based control.

I. INTRODUÇÃO

O principal objetivo é fazer a escolha do melhor behavior de acordo com as informações encontradas no ambiente, resultando no comportamento emergente. Também há a intenção de observar como os agentes reagem quando utilizadas regras negativas para alguns dos behaviors.

A organização deste artigo é como segue: seção II apresenta uma breve teoria de como funciona um controlador lógico fuzzy, em inglês *fuzzy logic controller* (FLC). Seção III apresenta uma variação do FLC incluindo regras negativas. Seção IV mostra a estruturação dos behaviors em camadas. Seção V mostra a melhoria feita na fusão dos comportamentos. Seção VI dá as conclusões.

II. CONTROLADOR LÓGICO FUZZY

A motivação para o uso de sistemas fuzzy é, principalmente, tratar as incertezas inerentes ao problema. Diferentemente da lógica *crisp* convencional, em que os elementos somente podem assumir os valores 0 ou 1, a lógica fuzzy pode lidar com informações vagas, pois admite graus de verdade.

A idéia por trás de sistemas fuzzy, em inglês *fuzzy systems* (FS), é que tudo admite graus de avaliação. Velocidade, distância, ângulo, desejo de efetuar um passe: tudo vem em uma escala deslizante.

- A distância é **muito curta**.
- A diferença de ângulo é **pequena**.

Cada grau de pertinência refere-se ao fato de um valor pertencer a um *fuzzy set*, ou não. Entretanto, a principal noção da teoria dos conjuntos, de que um elemento pode exclusivamente pertencer ou não a um conjunto, impossibilita a representação do conhecimento humano, que é vago e incerto. A teoria dos conjuntos fuzzy, em inglês *fuzzy set theory*, se assemelha ao raciocínio humano no seu uso de informações aproximadas e incertas para gerar decisões.

L. de Lima é graduando de ciência da computação na Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, ES, Brasil leandromunizlima@yahoo.com.br

R. Cosme é graduando de ciência da computação na Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, ES, Brasil rdccosmo@gmail.com

A. Limites de um fuzzy set

Seja X o universo de discurso e seus elementos chamados de x . Na teoria clássica dos conjuntos, o conjunto *crisp* A de X é definido como uma função de $f_A(x)$ chamada função característica de A :

$$f_A(x) : X \rightarrow \{0, 1\}, \text{ onde } f_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases}$$

Na teoria dos conjuntos fuzzy, o conjunto fuzzy A do universo X é definido pela função $\mu_A(x)$ chamada de função pertinência do conjunto A

$$\mu_A(x) : X \rightarrow \{0, 1\}, \text{ onde}$$

$$\begin{cases} \mu_A(x) = 1, & \text{se } x \text{ está totalmente em } A; \\ \mu_A(x) = 0, & \text{se } x \text{ não está em } A; \\ 0 < \mu_A(x) < 1, & \text{se } x \text{ está parcialmente em } A. \end{cases}$$

B. Exemplo

Suponha um conjunto de regras fuzzy para controle do fluxo de gás de um forno. Onde aumentar o fluxo de gás aumenta a energia disponível para aquecer o prédio, e vice-versa.

Como parâmetros de entrada foram definidos temperatura interna (*InTemp*), externa (*OutTemp*) e mudança da temperatura interna nos últimos 5 minutos (*DeltaInTemp*). O único parâmetro de saída é a mudança de fluxo (*FlowChange*).

- Para o parâmetro *InTemp* são definidos três conjuntos fuzzy: *frio*, *confortável* e *muito aquecido*.
- Para o parâmetro *OutTemp* são definidos cinco conjuntos fuzzy: *muito frio*, *fresco*, *aquecido*, *extremamente aquecido* e *quente*.
- Para o parâmetro *DeltaInTemp* são definidos cinco conjuntos fuzzy: *muito negativo*, *pouco negativo*, *quase zero*, *pouco positivo* e *muito positivo*.
- Para o parâmetro *FlowChange* são definidos cinco conjuntos fuzzy: *grande decréscimo*, *pequeno decréscimo*, *inalterado*, *pequeno acréscimo* e *grande acréscimo*.

Em seguida, algumas possíveis regras:

- Regra 1: Se *InTemp* é *confortável* e *DeltaInTemp* é *quase zero*, então *FlowChange* é *inalterado*.
- Regra 2: Se *OutTemp* é *fresco* e *DeltaInTemp* é *pouco negativo*, então *FlowChange* é *pequeno acréscimo*.

- Regra 3: Se *InTemp* é muito aquecido e *DeltaInTemp* é muito positivo, então *FlowChange* é grande decréscimo.
- Regra 4: Se *InTemp* é frio e *DeltaInTemp* é quase zero, então *FlowChange* é pequeno acréscimo.

A notação usada a seguir, para representar funções de pertinência triangulares funciona da seguinte forma:

$$\text{função de pertinência} = \frac{\text{valor booleano}}{a} + \frac{\text{valor booleano}}{b} + \frac{\text{valor booleano}}{c},$$

onde a , é o ponto inicial da função triangular e c , é o ponto final da função triangular;

b é o ponto médio da função triangular;

valor booleano, pode assumir valor 0, se o ponto a que ele se refere está no eixo x — não tem pertinência — ou 1 se está no eixo y — pertinência máxima.

Olhando apenas para os fuzzy sets necessários para as regras temos:

Para *InTemp*,

$$\text{confortável} = \frac{0}{60} + \frac{1}{70} + \frac{0}{80},$$

que é uma função de pertinência triangular, com pertinência 0 em 60 graus, 1 em 70 graus e 0 em 80 graus;

$$\text{muito aquecido} = \frac{0}{70} + \frac{1}{80} + \frac{1}{90},$$

que é uma função de pertinência triangular à direita, com pertinência 0 em 70 graus, 1 em 80 graus e 1 em 90 graus;

$$\text{frio} = \frac{1}{50} + \frac{1}{60} + \frac{0}{70},$$

que é uma função de pertinência triangular à esquerda, com pertinência 1 em 50 graus, 1 em 60 graus e 0 em 70 graus.

De maneira análoga para *DeltaInTemp*:

$$\text{pouco negativo} = \frac{0}{-4} + \frac{1}{-2} + \frac{0}{0};$$

$$\text{quase zero} = \frac{0}{-2} + \frac{1}{0} + \frac{0}{2};$$

$$\text{muito positivo} = \frac{0}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{6}.$$

E finalmente para *OutTemp*:

$$\text{fresco} = \frac{0}{30} + \frac{1}{50} + \frac{0}{70}.$$

Assumindo que *InTemp* é 67.5 graus, *DeltaInTemp* é -1.6 graus e *OutTemp* é 52 graus. Os valores de pertinência para as quatro regras são:

Para *InTemp*, $\mu_{\text{frio}}(67.5) = 0.25$, $\mu_{\text{confortável}}(67.5) = 0.75$ e $\mu_{\text{muito aquecido}}(67.5) = 0$.

Para *DeltaInTemp*, $\mu_{\text{pouco negativo}}(-1.6) = 0.8$, $\mu_{\text{quase zero}}(-1.6) = 0.2$ e $\mu_{\text{muito positivo}}(-1.6) = 0$.

Para *OutTemp*, $\mu_{\text{fresco}}(52) = 0.9$.

Com os resultados da fuzzificação, temos:

Para Regra 1, $0.75 \cap 0.20 = 0.20 = \mu_{\text{inalterado}}$ para o output *FlowChange*.

Para Regra 2, $0.9 \cap 0.8 = 0.8 = \mu_{\text{pequeno acréscimo}}$ para *FlowChange*.

Para Regra 3, $0.0 \cap 0.0 = 0.0 = \mu_{\text{grande decréscimo}}$ para o output *FlowChange*. A regra dispara, mas não é ativada.

Para Regra 4, $0.25 \cap 0.20 = 0.20 = \mu_{\text{pequeno acréscimo}}$ para *FlowChange*.

Então para o fuzzy set *inalterado*, da variável de saída, nós obtemos 0.2. Para o fuzzy set *pequeno acréscimo*, disparado por duas regras, aplicando o operador fuzzy OR, nós obtemos $0.2 \cup 0.8 = 0.8 = \mu_{\text{pequeno acréscimo}}$. Para os outros três as pertinências é zero.

Dentre outros métodos de defuzzificação, utilizamos o centro de gravidade ou centróide, que é dado pela fórmula:

$$\text{Output} = \frac{\sum_i x_i \mu(x_i)}{\sum_i \mu(x_i)}, \quad (1)$$

onde $\mu(x_i)$ é a pertinência do elemento x_i .

Que para este exemplo, resulta em 0.76. Veja a figura 1.

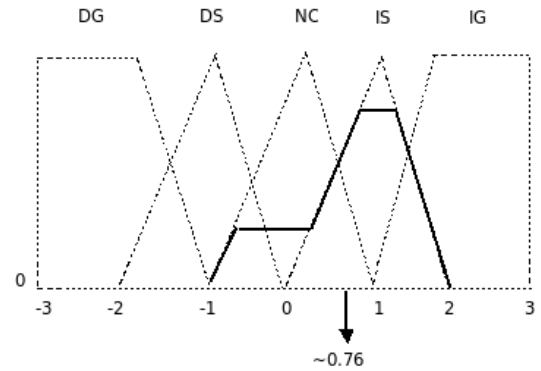


Fig. 1. Defuzzification

III. REGRAS NEGATIVAS FUZZY

Buscando facilitar a criação de uma base de regras mais intuitiva e eficiente, foi utilizado o método de defuzzificação *dot product attenuation* [1] no sistema de inferência fuzzy (FIS).

A escolha desse método se deve ao fato dele respeitar os seguintes postulados [1]:

- A superfície deve ser alterada de tal maneira que se afaste dos pontos no espaço descrito pelas regras negativas.
- As regiões afastadas dos pontos descritos pelas regras negativas não devem ser alteradas.
- Deve haver uma transição suave entre as regiões alteradas e não alteradas.
- Na ausência de regras negativas, a superfície deve ser idêntica à defuzzificação padrão.

O conceito de *dot product attenuation* está em modificar a equação 1 levando em consideração as regras negativas existentes.

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^R b_i \int \mu(i)(1 - \hat{a}_i^T \mu^-)}{\sum_{i=1}^R \int \mu(i)(1 - \hat{a}_i^T \mu^-)}, \quad (2)$$

onde T significa transposta e

μ^- vetor das pertinências negativas;

μ valor de defuzzificação da regra i ;

$\hat{a}_i$ vetor unitário na direção dos conseqüentes da regra i ;

R número de regras positivas;

b_i centro da função de pertinência disparada pela saída da regra i .

IV. ARQUITETURA BASEADA EM BEHAVIORS

O objetivo das arquiteturas baseadas em behaviors é decompor o sistema de controle em subsistemas com behaviors objetivos. Essas arquiteturas têm inspiração na natureza, em sistemas biológicos e na psicologia. A combinação de controle fuzzy e arquitetura baseada em behaviors tem a vantagem de distribuir a complexidade do sistema em subsistemas menores, ao invés de um grande sistema centralizado, diminuindo a complexidade.

Neste trabalho, nossa atenção foi dada à camada *robot behaviors* mostrada na figura 2.

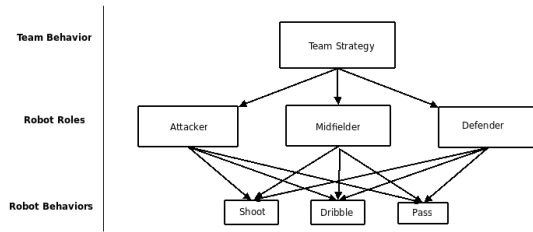


Fig. 2. Behavior architecture

Para definir qual dos behaviors será ativado foi adotada uma tática bem simples, escolhendo o behavior que teve o maior número de regras proporcionalmente disparadas:

$$Strength = \frac{\sum_{i=1}^N r_a(i)}{N}, \quad (3)$$

onde N é o total de regras do behavior avaliado.

$$r_a(i) = \begin{cases} 1, & \text{se a regra } i \text{ foi ativada} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Foram implementados dois behaviors deliberativos — não puramente uma reação ao ambiente, pois envolve vontades — e um reativo, como em [2]. O sistema de controle de fusão criado, responsável por decidir qual behavior será ativado, é como mostra a figura 3.

Onde o bloco *Command Fusion* verifica qual behavior disparou com uma força maior. Como mostrado anteriormente, essa força poderia ser calculada pela equação 3.

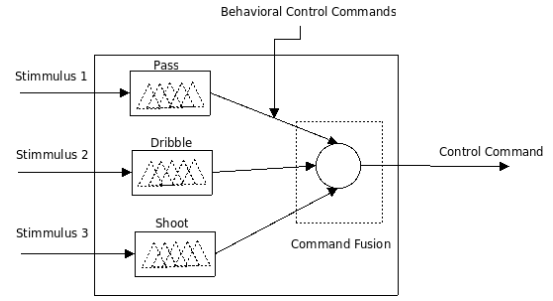


Fig. 3. Behavior fusion

V. SELEÇÃO FUZZY DE BEHAVIOR

Sistemas baseados em seleção fuzzy de behaviors vêm se mostrando bem úteis para o controle de robôs em ambientes reais. Por isso, foi utilizado um modelo de seleção de behavior usando lógica fuzzy, baseado no proposto por Michaud [3], para este trabalho. O modelo utilizado possui módulos independentes que visam incorporar a capacidade de recomendar behaviors baseando suas escolhas em situações externas, necessidades e cognição e um módulo final para julgar a melhor ação.

O módulo final nada mais faz do que agrupar os valores dos pesos fornecidos pelos módulos independentes, sendo assim possível estabelecer níveis de desejabilidade e indesejabilidade. Como os behaviors ativos participam do controle do agente disputando por suas reações, as medidas de desejabilidade e indesejabilidade tornam possível a resolução de conflitos dos módulos de recomendação.

A figura 4 mostra as modificações em relação à figura 3.

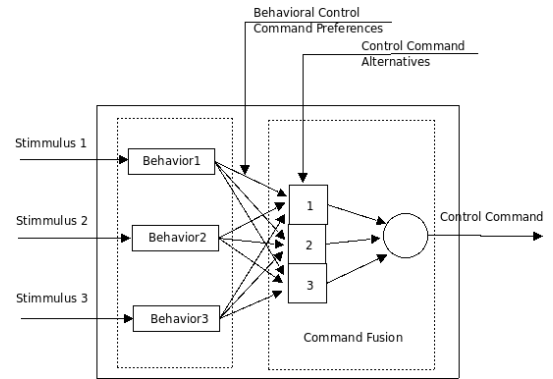


Fig. 4. Preference-based behavior fusion

VI. RESULTADOS

Uma solução alternativa utilizando técnicas fuzzy, como fuzzy negative rules e fuzzy behaviors para modelar os agentes e behavior-based architecture usando seleção fuzzy para controlá-los foi apresentada. Essa metodologia não solucionou completamente o problema, pois ainda há pontos que podem ser melhorados, como aperfeiçoar a modelagem dos behaviors, tornar a fusão de comportamentos mais eficiente e implementar uma técnica mais eficaz de interação do time como um todo.

Porém, obtivemos algumas melhoras na tomada de decisão no nível individual dos agentes que, por vezes, resultam em um comportamento emergente bastante interessante.

REFERÊNCIAS

- [1] J. S. B. e J. H. Lilly, "Incorporation, characterization, and conversion of negative rules into fuzzy inference systems," Abril 2001.
- [2] X. P. e. T. H. L. P.Vadakkepat, O. C. Miin, "Fuzzy behavior-based control of mobile robots," vol. 12, no. 4, Agosto 2004.
- [3] F. Michaud, "Selecting behaviors using fuzzy logic," in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, Barcelona, SP, 1997, pp. 585–592.
- [4] R. C. E. e Y. Shi, *Computational Intelligence: Concepts to Implementations*, 1st ed. Morgan Kaufmann, Agosto 2007.
- [5] B. L. Vrussias, "Lectures on artificial intelligence - cs364 introduction to fuzzy logic," b.vrussias@surrey.ac.uk, Outubro 2005.