

# NAVEGAÇÃO ROBÓTICA AUTÔNOMA ATRAVÉS DE SISTEMA NEURO-FUZZY

ANDERSON N. WATANABE, MÁRCIO MENDONÇA, MARCO A. F. FINOCCHIO, MARCOS B. R. VALLIM.

*Departamento de Engenharia Elétrica  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR Av. Alberto Carazzai, 1640 – Cornélio Pro-  
pio/Pr, Brasil – CEP: 8623000-000*

*E-mails: anderpako@hotmail.com, mendonca@utfpr.edu.br, mafinoc-  
chio@utfpr.edu.br, mvallim@utfpr.edu.br*

**Abstract**— This work proposes the development of autonomous navigation system. A hybrid system sequential neuro-Fuzzy with remote control in low cost microcontrollers. A robotic platform was built to validate the proposal. Initial results in real scenarios with low complexity and functionality of obstacle avoidance. Fundamentals of computational tools used and future work are addressed.

**Keywords**— Robotic Navigation, Intelligent Computing System, Fuzzy System, Neural Network, Remote Control

**Resumo**— Neste trabalho é proposto o desenvolvimento do sistema de navegação autônomo. Um sistema híbrido sequencial neuro-Fuzzy com controle remoto em microcontroladores de baixo custo. Uma plataforma robótica foi construída para validar a proposta. Resultados iniciais em cenários reais com baixa complexidade e com a funcionalidade de desvio de obstáculos. Fundamentos das ferramentas computacionais utilizadas e futuros trabalhos são endereçados.

**Palavras-chave**— Navegação Robótica, Sistema computacional Inteligente, Sistema Fuzzy, Redes Neurais Artificiais, Controle Remoto

## 1 Introdução

O uso da teoria de agentes autônomos vem crescendo em número de aplicações, em especial na área de robótica móvel nos últimos anos (Mendonça, 2011). Como por exemplo, aplicações em ambientes de alto risco, militares e/ou automação de processos industriais tem sido áreas de interesse (Garcia e Sichman, 2003).

Na navegação autônoma robótica se espera que o agente móvel apresente características adaptativas de acordo com as mudanças dos ambientes (Wooldridge e Jennings, 1995), para executar as tarefas de forma autônoma. A capacidade de adaptação é primordial para auxiliar um robô móvel atuar em ambientes desconhecidos ou parcialmente desconhecidos, ou seja, com pouco ou sem nenhum conhecimento prévio do cenário. Na navegação autônoma é fundamental que os robôs possuam capacidade de tomada de decisão dinâmica, ou seja, nesse tipo de problema as decisões são dinâmicas de acordo com a reação dos sensores ao ambiente. Além disso, o problema necessita de inferências sequenciais, ou seja, o sucesso de uma inferência posterior depende do sucesso de uma anterior. Esse tipo de tomadas de decisões ou inferência pode ser feitos por meio de aquisição de conhecimento (Hoh, Beom, Kim e Cho, 1994).

Uma das técnicas para o desenvolvimento de sistemas de navegação autônoma são os sistemas computacionais inteligentes, uma subárea da Inteligência Artificial. Essas ferramentas são desenvolvidas para resolução de problemas com planejamento de ação usando conhecimento heurístico, através percepção e

observação. São sistemas empregados em pesquisas relacionadas à área de biologia, psicologia, matemática e computação (Russell e Norvig, 2010; Murphy, 2000), na área de navegação robótica são utilizados na construção de sistemas de navegação autônoma (Wooldridge e Jennings, 1995).

Este trabalho aborda o problema desenvolvido em um sistema de navegação autônoma utilizando sistema neuro-Fuzzy (sistema inteligente híbrido do tipo sequencial). Este sistema consiste em uma combinação das Redes Neurais Artificiais (RNA's), com o sistema de inferência Fuzzy, podendo aplicar a navegação em um robô móvel (agente) com uma heurística para desviar de obstáculos (ações de baixo nível) a partir do treinamento.

Esse trabalho propõe o desenvolvimento do mecanismo de tomadas de decisão para um robô móvel tome ações de desvio dos obstáculos de forma autônoma, sem necessidade de reprogramação. De um modo geral, sistemas de navegação autônoma guiam um robô sem nenhuma interferência do agente externo (ser humano) com ações do tipo: atingir alvos, desviar de obstáculos, explorando ambientes, etc. (Calvo e Figueiredo, 2003).

A aplicação da ferramenta será em diferentes ambientes com obstáculos posicionados em posições fixas de forma arbitrária. Com principal objetivo de exploração de um ambiente desconhecido através da abordagem reativa, somente pela percepção dos sensores, sem a ocorrência de nenhuma colisão. Observa-se que em ambientes reais existe a presença de ruídos nos sensores entre outros fatores que causam imprecisões. Além disso, existe incerteza na construção da base de conhecimentos, como por exemplo, qual a intensidade a ser utilizada (fraca, média ou

forte) na ação de se virar a direita quando surge um obstáculo à esquerda.

De acordo com citado anteriormente, a utilização de uma lógica clássica para este caso de navegação robótica seria inadequada. Porque na utilização de lógica clássica (0 e 1) só temos dois estados e desse modo não é possível tratar incerteza e imprecisão (Fracasso e Costa, 2005).

De modo específico uma possível alternativa para resolver o problema de navegação com desvio de obstáculos (utilizada nesse trabalho) é a associação das funcionalidades da lógica *Fuzzy* e das RNAs em um único sistema inteligente híbrido (sistema neuro-*Fuzzy*). A utilização do sistema híbrido possibilita que uma técnica, complete a deficiência da outra de forma a obter o desempenho desejado. Isto acarretará na diminuição e limitações que um único método apresenta (Calvo e Figueiredo, 2003), (Goonatilake e Khebbal, 1995).

## 2 Sistemas Computacionais Inteligentes

Os Sistemas Inteligentes são técnicas computacionais desenvolvidas para tomadas de decisões, tratamento de imprecisão e incerteza, tolerância de medidas, reconhecimento de padrões (Haykin, 2000). Alguns dos principais sistemas têm-se Lógica Fuzzy, Redes Bayesianas, Redes Neurais Artificiais, Computação Evolutiva. Na área de navegação robótica, os sistemas inteligentes são utilizados para construção de veículo autônomo (Colombetti, Dorigo e Borghi, 1996; Fracasso e Costa, 2005).

O desenvolvimento de um sistema de navegação autônomo envolve diferentes áreas e subáreas de conhecimento, a seguir serão descritas as principais áreas e/ou técnicas abordadas.

### 2.1 Lógica Fuzzy

O sistema de inferência *Fuzzy* tem seu desenvolvimento através de conhecimento impreciso (Ross, 2004). A teoria *Fuzzy* procura solucionar problemas de conhecimento em situações que não possui ou possui parcialmente um modelo matemático do sistema, porém tem se conhecimento heurístico e/ou histórico. Com a utilização dessa técnica é possível descrever o comportamento de um processo em termos linguísticos (muito, pouco, meio) (Pedrycz e Gomide, 2007). Com base nessa teoria podem-se construir regras que serão responsáveis pelo funcionamento do controlador. Entretanto, esse tipo de sistema tem que ser validado porque é inicialmente construído por “crença” de especialistas (Passino e Youkovich, 1997). Um exemplo específico utilizado na construção da base de conhecimento (baixo nível) utilizada nesse trabalho é de se desviar obstáculos, com regras do tipo: “Se detectado um obstáculo muito próximo no lado esquerdo, então deverá virar muito mais para o lado direito”. Para um melhor trata-

mento do grau de incerteza, pode se empregar qualificadores (muito pouco, pouco, médio, etc.).

### 2.2 Redes Neurais Artificiais

As RNAs são sistemas que reproduzem o comportamento e a estrutura do cérebro humano, porém, com um número limitado de neurônios. Os neurônios têm a responsabilidade do processamento paralelo dos dados e os propagam por meio de uma malha de interconexão. Semelhantemente ao cérebro humano, as RNAs têm a capacidade de interagir com o meio externo e adaptar-se a ele. Essas características garantem as RNAs sua multidisciplinariedade, que as tornam aplicáveis na química, física, matemática e engenharia, etc. Conforme as várias estruturas neurais e algoritmos de aprendizagem, as redes neurais possuem algumas características exclusivas de sistemas biológicos.

A arquitetura da rede caracteriza por apresentar um grande número de neurônios que operam em paralelo com suas capacidades adaptativas. O processamento de informação é distribuído paralelamente em forma de grafos direcionados, onde os vértices unem aos subsistemas e os arcos interligam as conexões entre os subsistemas.

Geralmente, os neurônios artificiais são semelhantes a um processador com capacidade para tratamento dos sinais de entrada, em que estes possuem uma relação não linear com a saída, com capacidade de adaptação de parâmetros (McCulloch e Pitts, 1943). Com o ajuste dos pesos sinápticos (parâmetros) a rede “aprende” um comportamento do sistema, apresentando capacidade de generalização e reprodução do raciocínio aproximado, ou seja, as redes neurais se caracterizam por apresentar capacidade de adquirir conhecimento através da experiência com o ambiente que as envolve (McCulloch e Pitts, 1943). Antonelo (2005) propõe um sistema autônomo de navegação baseado em redes neurais capazes de estabelecer sua estratégia de navegação de robôs.

## 3 Desenvolvimento

Um sistema de navegação com controlador neuro-*Fuzzy* foi construído para atender o critério de desvio de obstáculo.

Em resumo, uma simulação com controlador *Fuzzy* foi desenvolvida para armazenagem de dados históricos de navegação, na qual depois será empregada no treinamento de uma rede neural por meio destes dados virtuais. O controle de navegação com sistema neuro-*Fuzzy* será experimentado e validado em ambiente real por meio de uma plataforma robótica.

O desenvolvimento do controlador neuro-*Fuzzy* de navegação possui quatro etapas básicas. Primeira etapa: o desenvolvimento do controle de navegação

autônoma para desvio dos obstáculos utiliza um sistema *Fuzzy*. Segunda etapa: o treinamento da RNA a partir dos dados históricos simulados, de navegação *Fuzzy*. Já na terceira etapa, a verificação do controle de navegação ocorre a partir do agente móvel utilizando sistema neuro-*Fuzzy* num ambiente real com obstáculos, arbitrariamente, distribuídos. E finalmente, a última etapa será a validação do sistema Neuro-*Fuzzy* com sucesso em diferentes cenários sem necessidade de reprogramação, para demonstrar autonomia.

Assim, os dados de navegação sistema *Fuzzy* serão utilizados no treinamento da RNA. Após a etapa de treinamento com os dados do sistema *Fuzzy*, o sistema neuro-*Fuzzy* terá capacidade para tratar informações imprecisas.

A tabela 1 apresenta a base das regras *Fuzzy* para navegação com desvio de obstáculos.

Tabela 1. Base de regras *Fuzzy* para navegação com desvio.

Intensidade	Sensor (entrada)			Atuadores (saída)		
	Esquerdo	Frontal	Direito	Roda Esq	Aceleração	Roda dir
Pouco	x			x		
Medio	x			x		
Muito	x			x		
Pouco			x			x
Medio			x			x
Muito			x			x
Pouco	x	x		x	x	
Medio	x	x		x	x	
Muito	x	x		x	x	
Pouco		x	x		x	x
Medio		x	x		x	x
Muito		x	x		x	x
Pouco	x	x	x		x	x
Medio	x	x	x		x	x
Muito	x	x	x		x	x
Pouco	x		x		x	
Medio	x		x		x	
Muito	x		x		x	

Nesta tabela são representadas as tomadas de decisão que um agente e/ou robô móvel deverá realizar para obter o comportamento de desvio do obstáculo. Um exemplo de uma regra da base utilizada é: “Se detectado um obstáculo muito próximo pelo sensor esquerdo, então atuar a roda esquerda para virar muito para direita”. Com base nas regras e nas variáveis de entrada e saída o sistema *Fuzzy* irá tomar as decisões dinâmicas.

As variáveis de entrada do sistema *Fuzzy* são os sensores esquerdo (SE), frontal (SF) e direito (SD) e as variáveis de saída são as variáveis da roda direita (VD), da esquerda (VE) e aceleração (ACEL). A figura 1 apresenta o sistema *Fuzzy* com suas respectivas variáveis de entrada e saída.

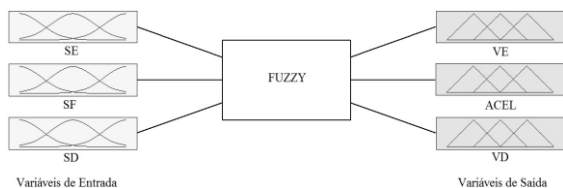


Figura 1. Variáveis de entrada e saída para navegação robótica

Posteriormente, como citado, a RNA será treinada a partir dos dados históricos de navegação da simulação *Fuzzy*. Os obstáculos na forma do *grid*

serão gradativamente deslocados no eixo x e y para cada ensaio da coleta de dados realizado, permitindo obter maior número de pontos diferentes para o mesmo ambiente de treinamento.

Este *grid* de treinamento permitirá que a rede neural reproduza o raciocínio, e comportamento do desvio do obstáculo como do sistema *Fuzzy*, porém deverão ser adicionadas as características de tolerância a erros e robustez que uma rede neural apresenta. Simulações com ruído branco da ordem de até 5% foram realizadas e apontaram melhor desempenho do sistema neuro-*Fuzzy* em relação ao sistema *Fuzzy*. Esses resultados prévios sugeriram o desenvolvimento da proposta deste trabalho com a aplicação de um sistema neuro-*Fuzzy*.

A figura 2 apresenta o exemplo de um *grid* de treinamento utilizado para aprendizagem da rede neural. Seis diferentes configurações de *grid* foram simuladas para construção do histórico de dados. Os obstáculos são representados pelo símbolo “+”, e o agente móvel pelo símbolo “\*\*\*”.

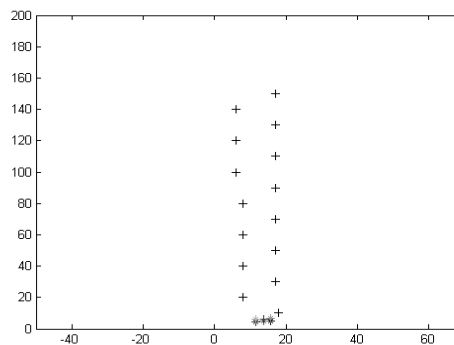


Figura 2. Exemplo de *grid* de treinamento

Através do método de treinamento supervisionado a rede será treinada de modo a representar o comportamento do sistema de navegação autônoma, a partir dos dados históricos apresentados as entradas e saída da rede neural.

A figura 3 apresenta a rede neural utilizada do sistema de navegação com suas respectivas variáveis de entrada e saída. O neurônio da camada intermediária foram determinadas por testes empíricos e foi utilizada somente uma camada intermediária. A técnica utilizada foi de poda para se evitar *overfitting* (Silva, Spatti e Flauzino, 2010).

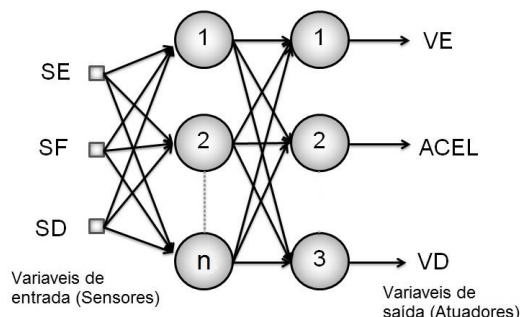


Figura 3. A RNA para navegação robótica

### 3.1 Ensaio no cenário real

A plataforma robótica desenvolvida utilizou três sensores para detecção de obstáculos do tipo ultrassom (sensores esquerdo, frontal e direito) para as leituras das distancias entre os obstáculos e o robô. Uma ponte H para controle de direção e movimento do robô móvel, motores do tipo cc, um microcontrolador de baixo custo e um dispositivo de comunicação sem fio do tipo *Bluetooth* para estabelecer enlace entre Matlab e Arduino.

A figura 4 mostra um robô móvel utilizado para fazer a navegação em ambientes reais. A comunicação sem fio entre o robô e computador possibilita que o sistema neuro-*Fuzzy* não necessite estar embarcado na plataforma robótica, permitindo o uso de um microcontrolador de baixo custo com pouco recurso de memória e processamento.

O controle de navegação à distância é descrito da seguinte forma: as leituras de distâncias entre o robô e os obstáculos são enviadas do robô móvel para o computador. O sistema neuro-*Fuzzy* processa estes sinais dos sensores e realiza as tomadas de decisões de desvio dos obstáculos. Por fim, retorna um sinal de resposta para atuar nos motores, possibilitando o controle de direção e movimento do agente móvel, cuja manobra evitará colisões num ambiente com obstáculos.

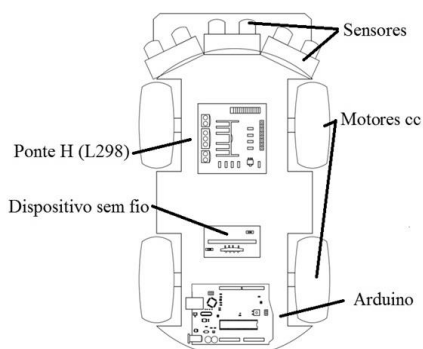


Figura 4. Robô móvel

Na figura 5 mostra um controle de navegação remoto utilizando sistema neuro-*Fuzzy* no computador com o *software* Matlab e uma base robótica com microcontrolador.

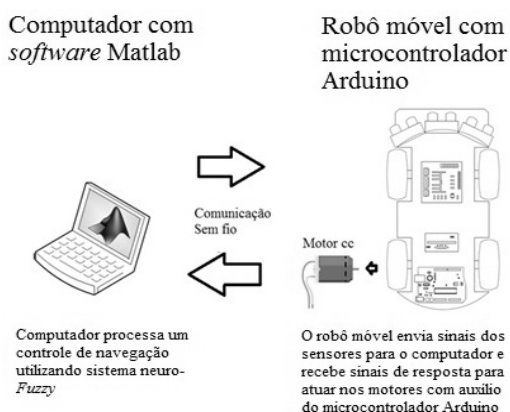


Figura 5. Controle de navegação remoto

## 4 Resultados

Um ambiente de simulação com animação em 2D foi desenvolvido para demonstrar e validar o sistema de navegação. Este ambiente virtual apresenta um veículo móvel representado pelo símbolo “\*\*\*” seguido por três rastros de cores de intensidades diferentes que identificam sua trajetória. Já os símbolos “+” representam obstáculos estáticos que são distribuídos em marcos fixos (previamente posicionados) para opor a passagem do agente autônomo.

A simulação em ambiente virtual foi utilizada, tanto para aquisição de conhecimento através da observação dos dados de entrada e saída, quanto para identificar o comportamento do robô móvel em diversas situações. Observa-se que: nesta proposta de navegação autônoma, o robô móvel é guiado apenas pelas respostas dos sensores e não tem conhecimento prévio do cenário, em outras palavras é empregada somente navegação reativa.

Os resultados são apresentados a seguir: primeiramente, um ambiente virtual com sistema de navegação utilizando sistema *Fuzzy*.

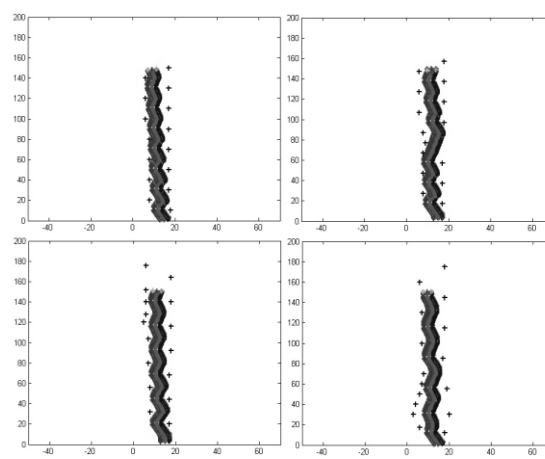


Figura 6. Ambiente de simulação

Como observado, o controle de navegação, neste ambiente em forma de “grid de treinamento”, obteve sucesso de desvio dos obstáculos utilizando um sistema *Fuzzy*.

Essas simulações demonstraram a funcionalidade de aquisição dos conhecimentos de tomadas de decisão para evitar colisões com objetos indesejáveis ou barreiras até atingir o final do percurso do cenário. Como apresentado no projeto, os dados históricos de navegação simulados serão utilizados no treinamento da rede neural e assim, com o auxílio de uma plataforma robótica é verificado o desempenho do sistema de navegação a partir de experimentos em diversos ambientes reais.

O ambiente real apresenta piso liso (sem qualquer deformação). Vários obstáculos de tubos de PVC 10 cm de diâmetro foram inseridos para configuração de cenários. Os resultados obtidos nos cenários reais são apresentados nas figuras 7, 8 e 9.

Estas figuras apresentam quatro etapas de sequência do percurso. Tendo seu início no quadro 1, passado pelos quadros 2, 3 e 4 finalizando a sequência.

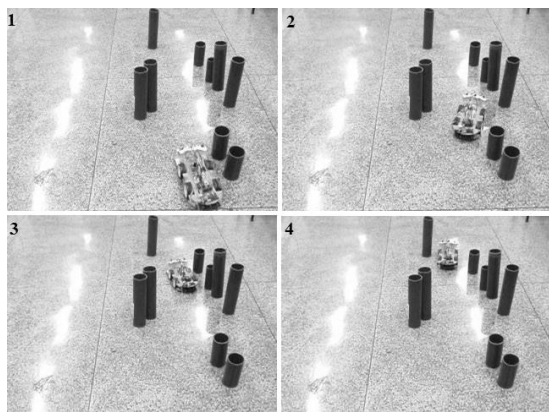


Figura 7. Cenário real 1

Segunda configuração de cenário para o mesmo ambiente:

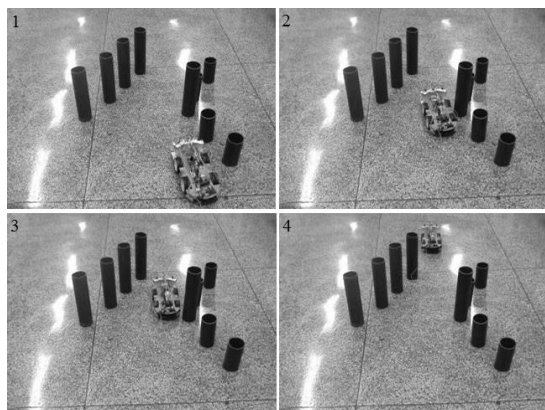


Figura 8. Cenário real 2

Terceira configuração de cenário para o mesmo ambiente:

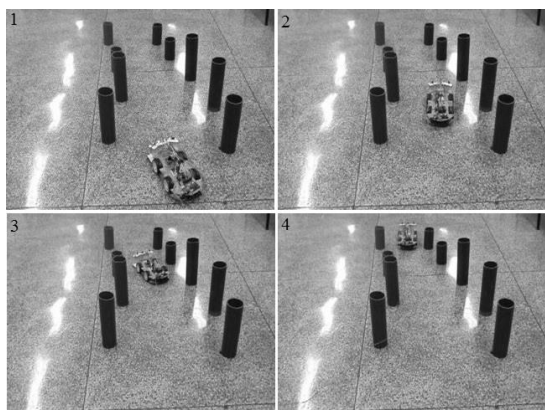


Figura 9. Cenário real 3

## 5 Conclusão

Através dos resultados encontrados com aplicação do sistema híbrido (sistema neuro-*Fuzzy*) foi capaz de explorar em diferentes ambientes com confi-

gurações de cenários distintos com obstáculos, objetivando autonomia do controle (sucesso em diferentes cenários sem a necessidade de intervenção humana). Observa-se que os cenários construídos são de baixa complexidade, por não apresentarem cantos, entretanto sugerem autonomia do controlador neuro-*Fuzzy*.

Com o controlador neuro-*Fuzzy* foi possível demonstrar a capacidade de tomada de decisão para desviar dos obstáculos, mesmo com a presença de ruídos e distúrbios nas leituras dos sensores, imprecisões inerentes à utilização de cenários reais. Porém, este sistema apresenta tolerância a erros, bem como executa as tarefas de forma autônoma.

O sucesso em diferentes cenários, ou seja, atingir o objetivo de chegar a uma região final sem nenhuma colisão sugere autonomia. Restrições de distancia de comunicação e erros de leitura da comunicação via *Bluetooth* dificultaram o controle remoto.

Como trabalhos futuros, será implementada melhoria na plataforma robótica com a utilização da comunicação sem fio mais eficiente bem como a apresentação de um protocolo de comunicação robusto e tolerante a distúrbios, como por exemplo, o emprego de um dispositivo *wireless*. Finalmente, novos ensaios com ambiente de maior complexidade, como por exemplo, a inclusão de cantos e paredes e ou novas funcionalidades como aquisição de alvos serão endereçadas.

## Referências Bibliográficas

- Antonelo, E. A.; Figueiredo, M.; Baerveldt, A. and Calvo, R. (2005). Intelligent autonomous navigation for mobile robots: Spatial concept acquisition and object discrimination. Helsinki, Finland: CARA'05, International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation.
- Calvo, R. e Figueiredo, M. (2003). Extensão da lei Hebb e aprendizagem por reforço em redes neurais aplicadas à sistema de navegação autônoma. Universidade Estadual de Campinas, São Paulo: ENIA'03, encontro Nacional de Inteligência Artificial, XXIII Congresso da SBC.
- Colombetti, M.; Dorigo, M. and Borghi, G. (1996). Behavior analysis and training – a methodology for behavior engineering. IEEE Transactin on Systems, Man, and Cybenetics – part B: Cybernetic, v.26.
- Fracasso, P.T. e Costa, A.H.R. (2005). Navegação Reativa de Robôs Móveis Autônomos Utilizando Lógica Nebulosa Com Regras Ponderadas. VII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente.
- Garcia, A. C. B., and Sichman, J. S. (2003). Agentes e sistemas multiagentes. In Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações, S. O. Rezende, Ed. Editora Manole Ltda., Barueri, Sao Paulo, Brasil.

- Goonatilake, S. and Khebbal, S. (1995). Intelligent hybrid systems. v.1 Jhon Wiley and Sons.
- Haykin, S. (2000). Redes neurais, princípios e prática. 2. ed. São Paulo: Bookman.
- Hoh, K.C.; Beom, H.R.; Kim, J.S. and Cho, H.S.A. (1994). Neural Network-Based Navigation System for Mobile Robots. IEEE Research Enginner Research e Development Laboratory, Suwon, Korea.
- Mcculloch, W. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. Bulletin Mathematical Biophysics.
- Mendonça, M. (2011). Uma contribuição ao desenvolvimento de sistemas inteligentes utilizando redes cognitivas dinâmicas. Tese (Doutorado em Engenharia de Automação e Sistema), Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba.
- Murphy, R. (2000). Introduction to AI Robotics. Cambridge, MIT Press.
- Passino, M.K. and Youkovich, S. (1997). Fuzzy Control. Menlo Park: Addison-Wesley.
- Pedrycz, W. and Gomide, F. (2007). Fuzzy Systems Engineer in: toward human-centric computing. Hoboken, N.J.: IEEE, John Wiley.
- Ross, T. J. (2004). Fuzzy Logic With Engineering Applications. v. 2.
- Russell, S. J. and Norvig, P. (2010). Artificial intelligence: a modern approach. Englewood Cliffs: Prentice Hall. ed.3
- Silva, I. N.; Spatti, D. H.e Flauzino, R. (2010) A. Redes neurais artificiais: para engenharia e ciências aplicadas - curso prático. São Paulo: Artiliber.
- Wooldridge, M. and Jennings, N. (1995). Intelligent Agents: Theory and Practice. Manchester Metropolitan University, Department of Computing & Queen Mary & Westfield College, Department of Electronic Engineering, UK.
- Zadeh, L.A. (1968). Fuzzy algorithms. Info. & Ctl. Vol. 12.