

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201203015

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130409.1436.004.html>

基于自适应神经模糊系统的足球机器人射门点的确定

夏琳琳^{1,2}, 苗贵娟¹, 初妍², 刘惠敏³, 焦圣喜¹

(1. 东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 3. 青岛农业大学 机电工程学院, 山东 青岛 266109)

摘要:针对足球机器人射门行为中运算的高复杂性和反应延迟的局限,引入一种基于类高斯函数的自适应神经模糊推理系统(ANFIS),用于确定最合适的射门点.系统由前件网络和后件网络构成,结合模糊逻辑理论,建立基于人类语言描述的射门行为模型.采用实际的比赛记录作为训练数据,离线地拟合系统输入与输出之间的映射关系,经训练的系统能够自动地调整前期隶属度函数的形状和后期的自适应权值.仿真结果表明,射门成功率和反应速度都能够达到预期的效果,方法的有效性得到了验证.

关键词:类高斯函数;神经模糊推理系统;自适应性;射门点;足球机器人

中图分类号:TP301.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2013)02-0143-06

Determination of shooting point for soccer robot based upon adaptive neuro-fuzzy inference system

XIA Linlin^{1,2}, MIAO Guijuan¹, CHU Yan², LIU Huimin³, JIAO Shengxi¹

(1. School of Automation Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China; 2. College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 3. College of Electromechanical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

Abstract: In order to solve the limitation of the high computational complexity and delayed reaction in the shooting behavior of soccer robots, an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) was proposed. The proposal invokes the Gaussian-type function technology to determine the optimal shoot point. The entire system was composed of the antecedent network and consequent one. The system integrated the fuzzy logic theory, which, lead to the establishment of the behavior model described by human language. Moreover, the training samples were derived from the shoot data of actual medium competitions, along with the implementation of off-line training methods to describe the mapping relationships between inputs and outputs. Once the training process was completed, the system is able to automatically adjust the shape of antecedent membership functions, as well as the consequent weights adaptively. The simulation results demonstrate that the high shooting success rate and reaction speed can be achieved as expected, proving the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: Gaussian-type function; neuro-fuzzy inference system; self-adaptiveness; shooting point; soccer robot

机器人足球比赛是呈现人工智能新成果的重要平台,涉及实时计算机视觉、控制、无线通讯以及 Agent 等多学科技术.区别于以往非实时性、离散、静态环境下的简单控制,机器人足球比赛目前可实现

多机器人的协作,表现为实时、连续、动态环境下的杰出控制.由于进球的成功率直接影响比赛的结果,因此,设定一个良好的射门策略成为每支球队的首要任务.当前,足球机器人射门方法主要有最优时间法、中分线射门法、曲线射门法、基于动态圆射门法等^[1-4],这些方法大多没有充分利用已有比赛过程中的成功射门数据,只是针对当前的特定情况进行规划.

本文引入一种基于自适应神经模糊系统(adap-

收稿日期:2012-03-19. 网络出版日期:2013-04-09.

基金项目:吉林省教育厅“十一五”科学技术研究计划资助项目(2010075);黑龙江省自然科学基金资助项目(F200917);黑龙江省教育厅科学技术研究计划资助项目(11553046).

通信作者:夏琳琳. E-mail: xiall521@mail.nedu.edu.cn.

tive neuro-fuzzy inference system, ANFIS) 的射门算法, 即利用 ANFIS 来确定最合适的射门点. 该系统首先要将输入的数据模糊化, 故对输入数据的精度要求不高, 这符合机器人比赛的动态变化环境要求.

运用模糊理论时, 往往在自动生成与调整隶属函数或模糊规则的过程中遇到困难, 而神经网络在建模方面具有黑箱式的学习模式, 对环境有非常强的自适应能力, 利用其可以实现模糊推理和生成模糊规则^[5-6]. 文中构造了一类基于自适应神经模糊系统的射门算法, 方法兼具了自学习和直接运用人类自然语言的特性, 以下从系统数学模型、射门点确定和仿真试验等方面来阐述系统的设计与实现.

1 足球机器人的射门机制

比赛过程中, 如果将各个方面的影响因素(诸如球的位置、守门员的位置、防守队员的位置等)都考虑进来, 就会增加射门点问题的复杂程度, 以致于增加问题求解所用的时间. 在此, 只考虑影响射门成功率最主要的因素, 即球的位置和守门员的位置. 射门模型如图 1 所示, 将守门员的位置坐标和球的位置坐标作为系统的输入量, 由于射门点在球门位置, 便可以把横坐标看作一个不变量, 只将射门点的纵坐标作为系统输出量. 采用自适应神经模糊系统来拟合输入量和输出量之间的关系.

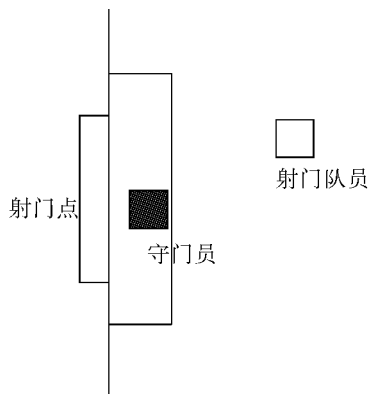


图1 射门模型

Fig.1 Shooting model

2 ANFIS 的数学模型

2.1 类高斯函数

隶属函数(member function)是用模糊集合去描述和分析某个模糊现象, 从而建立模糊子集的基础, 通过隶属函数来描述元素属于集合的程度. 高斯函数是最常见的也是普遍存在的隶属函数.

类高斯函数的引入借鉴高斯函数, 表达式为^[7]

$$A = e^{\frac{-1(x-\bar{x})^2}{\sigma^2}}$$

式中: $\gamma > 0, \sigma > 0$.

类高斯函数充分利用了原高斯函数中 2 个特征参数 γ 和 σ 的信息, 并通过改变它们的值来接近几种传统的隶属函数, 图 2 给出了不同参数下的几种典型类高斯函数的曲线形状.

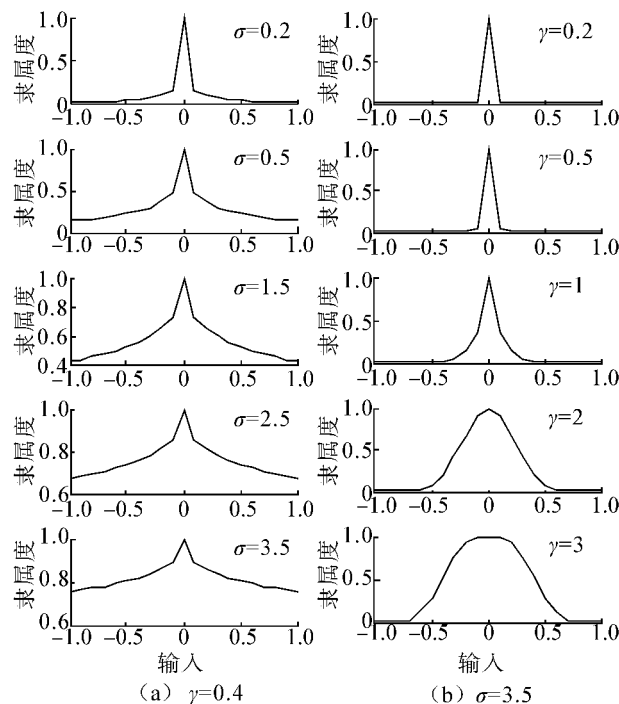


图2 不同参数下类高斯函数的曲线变化

Fig.2 Curves of Gauss-type function with distinct parameters

从图 2 中可以看出, 当选择合适的 γ 和 σ 值时, 类高斯函数能够接于三角函数、梯形函数和高斯函数^[8-9]. 相应地, 不同的参数会有不同的控制特点. 图 2(a) 中, 当 $\gamma = 0.4$ 时, 随着 σ 的减小, 图形的“尖峰性”会越明显; 反之, 随着 σ 的增大, 曲线的上升趋势和下降趋势越来越减弱, 趋近于平滑. 类似地, 在图 2(b) 中, 当 $\sigma = 0.1$ 时, 随着 γ 的增大, 隶属度函数的形状会发生较大的改变. 比如, 当 $\gamma = 2$ 时, 形状接近于高斯型, 而当 $\gamma = 3$ 时, 形状则接近于矩形.

2.2 T-S 模糊推理的原理

在自适应神经模糊系统中, 神经模糊推理部分采用的是 T-S 型模糊推理模型. 该模型是 1985 年由日本学者高木(Takagi)和杉野(Sugeno)提出的, 它比较适用于局部线性、能够分段进行控制的系统^[10]. T-S 型模糊推理输出的是清晰值, 或者是输入量的函数, 这样就省去了清晰化(解模糊)的过程,

更方便进行数学分析.

针对所设计的多输入单输出(MISO)系统,该T-S模型有 n 条模糊规则. 设输入矢量为

$$\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]^T,$$

每个分量 x_i 均为模糊语言变量,其语言变量值为

$$T(x_i) = \{A_i^1, A_i^2, \dots, A_i^{m_i}\}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: $A_i^j(j=1, 2, \dots, m_i)$ 为 x_i 的第 j 个语言变量值,它是定义在论域上的一个模糊集合. 相应的隶属度函数为

$$\mu_{A_i^j}(x), \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, m_i.$$

T-S模型中第 j 条模糊规则 R^i 的形式为

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, \ x_2 \text{ is } A_2^i, \dots, x_k \text{ is } A_k^i,$$

$$\text{then } y^i = p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \dots + p_k^i x_k,$$

$$i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, k.$$

式中: $j = 1, 2, \dots, m; m \leq \prod_{i=1}^n m_i$.

2.3 模糊推理的神经网络实现

ANFIS结构如图3所示,包括7层节点,前4层是前件网络,后3层是后件网络.

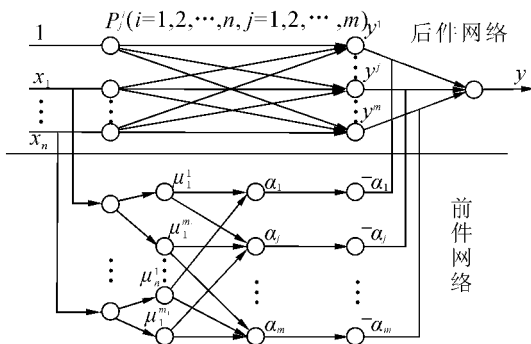


图3 自适应模糊神经网络结构

Fig.3 Structure of ANFIS

2.3.1 前件网络

第1层:该层为输入层,它的每个节点都对应于相应的输入向量,并且将输入变量传递到下一层.

第2层:该层是隶属函数层,它的每个节点都与一个语言变量相对应,利用类高斯函数计算每个变量属于每个模糊集合的隶属度 μ .

第3层:该层是规则层,节点数为 m ,一个节点来表示一条模糊规则的前提部分,值为

$$a_j = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}^i.$$

第4层:辅助求和层,它与第3层有相同的节点数,用来计算加权平均值,即求

$$\bar{a}_j = a_j / \sum_{i=1}^n a_i.$$

2.3.2 后件网络

第5层:将输入层传递到后件网络,其中第0个节点的输入值 $x_0 = 1$,它的作用是提供常数项给模糊规则的后件.

第6层:该层共有 m 个节点,每个节点代表一条规则,该层的作用是计算每一条规则的后件,即每个规则的结果:

$$y^i = p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \dots + p_k^i x_k.$$

第7层:该层是输出层,用于计算系统的输出,即

$$y = \sum_{j=1}^m \bar{a}_j y^j.$$

2.4 参数调整方案

对于隶属函数的参数 γ, σ 和后件网络的权值 p_j^i 的选取,神经网络采用反向传播(back propagation)的方法进行训练.

设期望输出为 y_d ,系统输出为 y ,则定义目标函数 J 为

$$J = (y_d - y)^2 / 2.$$

采用梯度下降法(gradient decent algorithm)来调整参数,具体地, p_j^i 算法为:

$$\frac{\partial J}{\partial p_j^i} = \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial y^j} \frac{\partial y^j}{\partial p_j^i} = -(y_d - y) \bar{a}_j x_i, \quad (1)$$

$$p_j^i(k+1) = p_j^i(k) - \beta \frac{\partial J}{\partial p_j^i} = p_j^i(k) + (y_d - y) \bar{a}_j x_i.$$

式中: $i=0, 1, \dots, n, j=0, 1, \dots, m, \beta$ 为学习率,即步长.

y^i 的学习算法为

$$y^i(k+1) = y^i(k) - \frac{\partial J}{\partial y^i} \bigg|_k. \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n$ 为模糊规则数, $k=0, 1, 2, \dots$ 为学习步数. 若当 k 趋近于无穷时 $y^i(k)$ 收敛,则由式

(1)可知,在 y^i 的收敛点处有 $\frac{\partial J}{\partial y^i} = 0$,这表明此收敛

点是 J 的一个局部极小点. 而 J 与 y^i 之间只有关系参数 α , 其中 $y_d = \frac{a}{b}, a = \sum_{i=1}^n y^i, b = \sum_{i=1}^n z^i, z^i =$

$$\prod_{j=1}^m \exp\left(-\frac{|x_j - \bar{x}_j^i| \gamma_j^i}{\sigma_j^i}\right).$$

因此,根据复合函数的导数规则,有

$$\frac{\partial J}{\partial y^i} = (y_d - y) \frac{\partial y_d}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial y^i} = (y_d - y) \frac{1}{b} z^i. \quad (3)$$

将式(3)代入式(2),可得 y^i 的学习算法:

$$y^i(k+1) = y^i(k) - \alpha \frac{y_d - y}{b} z^i.$$

确定 \bar{x}_j^i 为

$$\bar{x}_j^i(k+1) = \bar{x}_j^i(k) - \alpha \frac{\partial J}{\partial \bar{x}_j^i} \bigg|_k. \quad (4)$$

J 与 \bar{x}_j^i 之间只通过 z^i 建立联系,由复合函数的求导规则可知:

$$\frac{\partial J}{\partial \bar{x}_j^i} = (y_d - y) \frac{\partial y_d}{\partial z^i} \frac{\partial z^i}{\partial \bar{x}_j^i} = (y_d - y) \frac{y^i(k) - y_d}{b} z^i \gamma_j^i \frac{|x_0^j - \bar{x}_j^i| \gamma_j^{i-1}}{\sigma_j^i}. \quad (5)$$

将式(5)代入式(4),可推导出 x_{ij} 的学习算法:

$$\bar{x}_j^i(k+1) = \bar{x}_j^i(k) - \alpha \frac{y_d - y}{b} (y^i(k) - y_d) z^i \gamma_j^i(k) \frac{|x_0^j - \bar{x}_j^i(k)| \gamma_j^{i-1}}{\sigma_j^i(k)}.$$

同理,可推导出 σ_j^i 的学习算法:

$$\sigma_j^i(k+1) = \sigma_j^i(k) - \alpha \frac{y_d - y}{b} (y^i(k) - y_d) z^i \frac{|x_0^j - \bar{x}_j^i(k)| \gamma_j^i}{\sigma_j^i(k)^2}.$$

γ_j^i 的学习算法为

$$\gamma_j^i(k+1) = \gamma_j^i(k) - \alpha \frac{y_d - y}{b} (y^i(k) - y_d) z^i \frac{|x_0^j - \bar{x}_j^i(k)| \gamma_j^i}{\sigma_j^i(k)^2}.$$

式中: $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m; k=0, 1, 2, \dots$.

3 基于 ANFIS 的射门点确定

3.1 ANFIS 的结构

设计一个4输入单输出的 ANFIS,其中4个输入分别为守门员的横坐标 x_1 和纵坐标 x_2 ,射门队员的横坐标 x_3 和纵坐标 x_4 ,选取横坐标的模糊子集为{偏远(RF),适度(MO),偏近(RC)},纵坐标的模糊子集为{偏上(RU),居中(CE),偏下(RB)}.隶属函数采用类高斯函数。

在这个自适应模糊推理系统中,节点总数为287个,线性参数为140个,非线性参数为224个,模糊规则总数为82个。图4为训练过程中的神经网络结构。

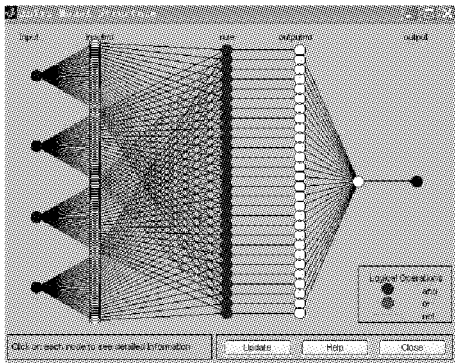


图4 训练时的神经网络结构

Fig.4 Structure of ANN under training

3.2 样本的选取与训练

3.2.1 样本的选取

系统的训练样本来自以往比赛过程中的射门数据,因为是成功的射门数据,所以可信度较高。训练数据是一个 $n \times 5$ 的数组,其中 n 为样本个数。

3.2.2 样本的训练

对于 T-S 模糊推理系统的参数,其初始值是通过人类足球的先验知识来确定的。根据提供的参数调整方案,可以实现样本的训练。

1) 初始参数的设置。这些参数可以由专家的语言规则来确定,也可以由隶属函数来确定。

2) 给出输入的数据,并根据式(6)来计算模糊系统的输出。

$$\begin{cases} z^i = \prod_{j=1}^m \exp\left(-\frac{|x_j - \bar{x}_j^i| \gamma_j^i}{\sigma_j^i}\right), \\ b = \sum_{i=1}^n z^i, \\ a = \sum_{i=1}^n y^i(k) z^i, \\ y^i = a/b. \end{cases} \quad (6)$$

3) 前件网络和后件网络参数的调整。根据学习算法计算需要调整的参数 $y^i(k+1)$ 、 $\bar{x}_j^i(k+1)$ 、 $\sigma_j^i(k+1)$ 和 $\gamma_j^i(k+1)$,式中需要的 a 、 b 、 z^i 和 y^i 都已 在 2) 中计算得到。

4) 令 $k = k + 1$,转到 2),直至满足停止条件,即小于某个给定的很小的误差值。

5) 令 $p = p + 1$,转到 2),这样指针就指向下一组的数据来调整参数。

6) 保存训练好的自适应模糊推理系统。

3.3 仿真试验与分析

利用 Matlab7.0 中的模糊逻辑工具箱对 ANFIS 进行仿真。选取训练样本为 300 组,循环代数 40 代。图 5 为误差曲线,最后的训练误差为 0.032 191。

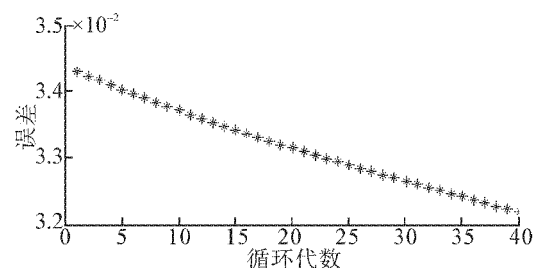


图5 误差曲线

Fig.5 Error curve

将训练好的 ANFIS 用于射门点的确定,提高了

射门成功率. 为了避免计算出的射门点超出门框的范围,在实际的应用中应该限定输出的范围,使其输出值在左右门框的范围内. 图6和图7分别为射门球员的位置和射门点的关系,守门员的位置与射门点的关系.

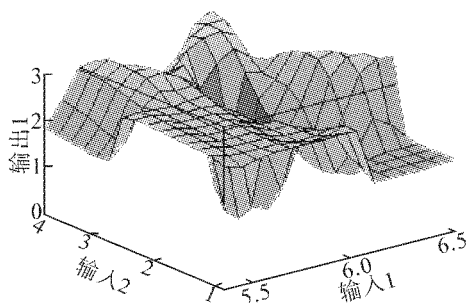


图6 射门球员的位置与射门点的关系

Fig. 6 Relationship between shooting members' position and shooting point

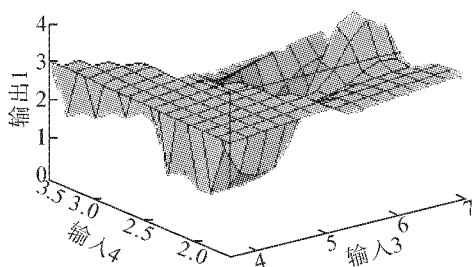


图7 守门员的位置与射门点的关系

Fig. 7 Relationship between defender' position and shooting point

由于网络经过事先离线训练,已优选确定了各个参数,所以不用考虑运算速度的问题. 仿真结果表明,所确定的射门点均落在了门框范围以内,算法的有效性得到了验证.

4 结束语

本文以足球机器人为研究对象,针对如何提高射门成功率问题,提出将 ANFIS 技术用于最合适射门点的确定. 该技术融合了神经网络、模糊逻辑与自适应理论,建立了基于人类语言描述的射门行为模型. 考虑到比赛的实时性特性,先以成功射门数据作为训练样本,离线地拟合系统输入与输出之间的映射关系,再将训练好的网络投入实时的比赛. 仿真结果表明,所确定的射门点均落在了门框范围以内,射门成功率和反应速度都能够达到预期的效果.

ANFIS 具有较突出的自适应能力,在实际比赛

当中,还可以根据对方球队的不同情况(诸如根据对方守门员、射门员的位置,预测射门点的位置),自动地做出调整.

参考文献:

- [1] HANG Yiping, TANG Zhiyong, PEI Zhongcai. Strategies for shooting based on fuzzy logic and artificial potential field in robot soccer systems[C]//Proceedings of 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. Taiyuan, China, 2010: 399-403.
- [2] BRUCE J, ZICKLER S, LICITRA M, et al. AMDragons: dynamic passing and strategy on a champion robot soccer team[C]//Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Pasadena, USA, 2008: 4074-7079.
- [3] ZHOU Ping, YU Aihua, WU Mingguang. Motion control of mobile robot for moving object capture and shooting[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Informatics. Singapore, 2006: 1369-1374.
- [4] SHIEH Mingyuan, CHIOU J S, YOU T L, et al. System design and strategy integration for five-on-five robot soccer competition[C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Mechatronics. Taipei, China, 2005: 461-466.
- [5] MOZAFARI M, FARD A M. An improved fuzzy mechanism for 3D soccer simulation Agent's shoot skill[C]//Proceedings of 2006 Annual IEEE India Conference. New Delhi, India, 2006: 1-6.
- [6] PIAO S, SUN Lining. Robot action acquisition by self-learning fuzzy controller[C]//Proceedings of Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Ji'nan, China, 2008: 241-244.
- [7] REDDYB S, KUMAR J S, REDDY K V K. Predication of surface roughness in turning using adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering, 2009, 3(4): 252-259.
- [8] AI-HMOUZ A, SHEN Jun, AI-HMOUZ R, et al. Modeling and simulation of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for mobile learning[J]. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2007, 6(1): 1-14.
- [9] BUDIHARTO W, JAZIDIE A, PURWANTO D. Indoor navigation using adaptive neuro fuzzy controller for servant robot[C]//Proceedings of 2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications. Bali Island, Indonesia, 2010: 582-586.
- [10] KUSAGUR A, KODAD S F, RAM B V S. Modeling, de-

sign and simulation of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for speed control of induction motor[J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 6 (12): 29-44.

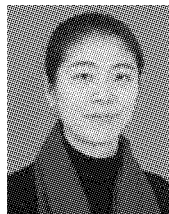
作者简介:



夏琳琳,女,1980年生,副教授.主要研究方向为机器人技术、人工智能.参与吉林省教育厅“十一五”科学技术研究项目1项、吉林省发改委研究项目1项、横向课题3项.发表学术论文20余篇,其中被EI检索10篇.参与编著教材1部.



苗贵娟,女,1985年生,硕士研究生,主要研究方向为机器人技术.



初妍,女,1979年生,讲师,博士,主要研究方向为数据挖掘与人工智能.主持黑龙江省自然科学基金、黑龙江省教育厅科学技术研究项目各1项.发表学术论文20余篇.

2013 第1届中国指挥控制大会征文通知

为了推动在云计算、物联网、智慧城市、智能移动和大数据环境下的指挥与控制科学技术进步,展示新一代指挥与控制科学技术在国家安全、非战争军事行动、国防与信息化装备建设、空中管制、海上编队、公共管理、应急救援、行政指挥、生产调度、交通运输等领域的应用和交流,引导指挥与控制科学技术及产业能更加健康的发展.中国指挥与控制学会主办的第1届中国指挥控制大会将于2013年8月在北京隆重召开.望广大从事指挥与控制科学研究和应用的专家学者踊跃投稿,大会将正式出版论文集.评选出的优秀论文将由大会组委会颁发证书、奖品.

征文范围

国家安全防御技术研究
创新指挥控制系统理论、模型和仿真方法研究
智能交通管控系统研究
国内外指挥与控制技术的发展现状和趋势
无人系统工程与技术研究
赛博空间指挥与控制理论、技术、方法研究
大数据与指挥决策理论方法研究
自主智能移动网络技术研究
网络时代指挥与控制敏捷性研究

应急救援指挥控制系统及技术研究
感知认知与智能协同技术研究
指挥与控制系统信息资源的体系研究
协同、联合火力指挥与控制技术研究
平行军事体系研究
海洋、太空指挥信息与控制技术研究
指挥与控制系统仿真建模研究
智慧城市管理与指挥控制体系研究
C4IKSR 理论方法、系统技术研究

投稿要求

- 1、内容新颖、主题明确、能够反映作者近期的研究进展或成果;
- 2、未在公开出版物或全国性学术会议上发表过,文责自负;
- 3、论文由题目、作者及工作单位、中文摘要(300字以内)、关键词(3~6个)、正文、参考文献、作者简介(姓名、性别、出生年月、专业、单位、通讯地址、邮编、电话、电子邮箱,150字以内)组成,限5000字;
- 4、投稿需附单位保密审查证明,证明本篇投稿不涉及本单位、相关单位以及国家的秘密;
- 5、应征论文无论录用与否均不退稿,请作者自留底稿,敬请谅解.

截稿时间:2013年5月30日

中国指挥控制大会组委会地址:北京市海淀区车道沟10号1号科技楼10层(100089)

联系人:王浩 电话:010-53610788,18610105952,E-mail:zhikongwang@126.com