

学习控制技术·方法和应用的发展新动向

陈建安

戴冠中 徐乃平

(西安电子科技大学电子工程学院·西安, 710071) (西北工业大学自动控制系统·西安, 710072)

摘要: 分析和概述了当前学习控制系统所采用的技术、学习方法及应用的发展新动向。从所采用的技术来看, 学习控制正在从采用单一的技术向采用混合技术的方向发展; 从学习方法和应用来看, 学习控制正在从采用较为简单的参数学习向采用较为复杂的结构学习、环境学习和复杂对象学习的方向发展。

关键词: 智能控制; 学习控制技术; 学习方法; 参数学习; 结构学习; 环境学习; 对象学习

Recent Developments of Techniques, Methods and Applications in Learning Control

Chen Jianan

(Department of Electronic Engineering, Xidian University·Xi'an, 710071, P. R. China)

Dai Guanzhong and Xu Naiping

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnic University·Xi'an, 710072, P. R. China)

Abstract: Techniques, learning methods, and applications used in the current learning control systems are analyzed and summerized in this paper. From using techniques, learning control is developing toward direction from using single technique to using hybrid techniques. From learning methods and applications, learning control is developing toward direction from using single parameter learning to more complicated structure learning, environment learning, and complex plant learning

Key words: intelligent control; learning control techniques; learning methods; parameter learning; structure learning; environment learning; uncertain plant learning

1 引言(Introduction)

智能控制是一种模拟人类智能的高级控制系统。实现高度智能化控制系统是智能控制的一个主要研究内容。而实现这一目的的重要技术就是采用学习控制技术。学习控制技术的发展是随着相关的模糊逻辑、神经网络、进化算法、专家系统等技术的发展而发展。在解决日益复杂多变的对象和环境的控制中, 学习控制技术显示出重要的作用和巨大的生命力。

学习控制是一个能在其运行过程中逐步获得环境和被控对象未知信息, 经过积累控制经验, 并在一定的评价标准下进行估值、分类、决策和不断改进系统品质的自动控制系统。它具有搜索、识别、记忆、推理、修改和优化等功能。

关于学习问题早在六十年代后期就有研究。由于当时的学习技术缺乏相应的记忆和推理手段, 较多的研究是搜索和识别方法。随着专家系统、模糊逻辑、神经网络、进化算法及其混合技术的发展, 学习控制方法实现记忆、推理、优化等功能成为可能。

学习是一个复杂的过程, 既包括多方面的学习内容又包括多方式的学习方法。从学习的多方式来看, 学习控制的学习方式可以分为^[1]: 有导师学习、无导师学习和加强学习。从学习的多内容来看, 学习控制可以分为^[2]: 1) 面向控制器的

参数学习——学习如何调节控制器参数; 2) 面向控制器的结构学习——学习如何调整控制器的结构; 3) 面向环境学习——考虑环境发生变化时学习如何修改控制行为; 4) 面向复杂不确定被控对象的学习——学习如何模拟和逼近对象的模型。

为了反映学习控制技术的发展新动向, 本文从学习控制采用的技术、学习方法、应用三个方面比较详细地分析了当前学习控制的主要技术、学习方法和有关应用情况。

2 学习控制采用的技术(Technologies used in learning control)

学习控制采用的主要理论有: 模糊逻辑、人工神经网络、遗传算法、专家系统等。在这些理论中, 模糊逻辑系统是基于知识的系统。它可以利用模糊逻辑表示和推理知识。尤其模糊逻辑的模糊语言描述的特点, 使得模糊逻辑控制适合复杂的过程控制。但由于模糊逻辑对学习模型和学习算法缺少理论描述, 因此为了弥补模糊逻辑在描述学习模型上的不足, 模糊学习控制常采用如下技术: 1) 采用模糊逻辑的理论^[3], 如模糊基正交最小二乘技术、模糊最近聚类技术等。2) 采用参考模型技术^[4]。3) 采用人工神经网络理论, 如 ART 技术^[5], BP 技术^[6]等。4) 采用进化算法^[7]。5) 采用神经模糊网

络技术^[8]等.通过混合其他技术发展模糊逻辑的学习算法是模糊逻辑在学习控制中的一个重要方法.

人工神经网络是由大量神经元广泛联接而构成的非线性动力系统.它的基本神经元在输入输出结构上是简单非线性(称为作用函数),而大量的这种神经元按一定的拓扑结构和学习调整方法所构成的神经网络能表示出丰富的特征;并行计算、分布存储、可变结构、高度容错、非线性运算,自我组织、学习/自学习等.这些特性是人们长期追求和期望的系统特性,这使得神经网络被广泛研究和应用在学习控制中.但由于神经网络只能表示数值型数据,因此单纯使用神经网络作为学习模型,其应用受到限制.为了扩大神经网络学习控制的学习功能,常用的技术有:1)改进神经网络的学习模型^[6,9];2)采用遗传算法^[10];3)采用模糊神经网络技术^[11];4)与模糊逻辑系统结合技术^[12]等.

遗传算法作为一种非确定的拟自然随机优化工具具有并行计算、快速寻找全局最优解等特点.它可以和其他技术混合使用,用于智能控制的参数、结构或环境的最优控制^[7].

专家学习控制是通过有导师学习或无导师学习完善专家控制的特性,提高专家控制的智能和自动化过程.专家学习控制的过程可以理解为:通过给定的专家信息或通过机器感知获取必要信息,根据不同的学习类型,采用不同的学习算法或学习策略对新获取的知识进行学习.学习结果决定所需要采取的措施.由于专家控制存在自动地获取知识困难、无自学能力、知识面太窄等问题,因此为了改进专家控制的学习功能可以采用如下技术:1)模糊逻辑;2)神经网络;3)遗传算法;4)模糊神经网络;5)遗传神经网络;6)模糊、遗传和神经的混合技术等.在实际应用中,由于专家控制具有较高的工程费用,因此有关专家学习控制的研究很少有报道.

3 学习控制的学习方法(Learning methods in learning control)

根据采用技术的不同,学习的方法可以是千变万化的.从目前学习控制所采用的主要学习方法来看,可以总结如下:

3.1 神经网络的增量方式学习和批量方式学习(Incremental and batch mode learning in neural network)

在大多数神经网络(NN)的控制应用中,通过网络权的学习,可使网络适应环境的需要.通常,环境由有限的样本和训练集组成.Heskes 和 Wiegerinck^[13]根据训练集的两种学习方式,将神经网络的学习分为批量方式学习和增量方式学习,其中增量方式学习又可分为:联机学习,周期学习和近似周期学习.联机学习是在每一个学习步中从训练集随机抽取其中一个模式送给网络所进行的一种学习.周期学习是固定周期进行模式训练的一种学习.具有增量学习的权向量 ω 修改模型为:

$$\Delta\omega = \eta f(\omega, x^n).$$

其中: η 是学习参数; x^n 是网络的一个模式; $\Delta\omega$ 是下一模式权向量 ω 的修改量; $f(\cdot)$ 是学习规则.这个学习规则既可以是有导师的学习,也可以是无导师的学习.对有导师的学习规则通常使用后向传播(BP)等学习算法,这时 x^n 表示输入

输出数据组.对无导师的学习规则通常使用竞争学习算法等,这时 x^n 表示输入所期望的系统轨迹或系统性能.增量方式学习的模式训练是按学习步逐步增加的.批量方式学习的模式训练是一次性的,这有利于数据优化,但需要较多的存储单元.

3.2 神经网络的有导师参数学习方法(Supervised parameter learning in neural network)

有导师学习是指基于知识系统在实际的学习过程中需要通过给定的输入输出数据所进行的一种学习方式.Jang^[6]改进 BP 学习算法,通过训练 TBP 人工神经网络使被控对象的输出轨迹达到期望的目标.Karayiannis 和 Venetsanopoulos^[14]分别用单层网络和多层网络等 7 种 NN 有效学习算法训练和优化二进制数据和模拟数据的输出.为了提高学习的可靠性和学习的速度,廖俊等人^[15]通过引进置信度的择近学习算法,只需对模糊神经网络的每个训练数据学习一次即可.在数字式细胞神经网络设计中,乔长阁^[16]提出基于松弛法的 DCNN 有导师学习算法,为 DCNN 的设计提供了理论依据.在小脑模型神经网络 CMAC 学习控制研究中,周旭东和王国栋^[17]提出双向规则学习结构,改变以往的单向规则学习结构;罗中等人^[18]对 CMAC 学习过程的收敛性进行了研究.

3.3 模糊系统最近邻聚类学习方法和模糊基正交最小二乘学习方法(LNC and OLS learning algorithms in fuzzy systems)

模糊系统最近邻聚类学习算法^[3]可将大样本空间样本数据进行分类以适应小样本的学习.神经网络通常训练的小样本数据都是数值型信息.随着模糊型数据的发展,要求在训练数据时能同时包括数值型和模糊型数据训练.Lin 和 Lu^[8]提出能同时进行数值型和模糊型数据训练的神经模糊学习系统.而早期的模糊神经学习系统只能进行模糊型数据训练^[19].模糊基正交最小二乘学习算法^[3]可对模糊系统的数据进行训练.该算法将二类模糊基函数组合在统一的模糊基展开式中.一类是来自于最小二乘算法的输入输出数据组,另一类来自于语言化的模糊“如果-则”规则.显然,模糊基函数同时包括数据和语言两类信息.如何从样本数据获取模糊规则,章云等人^[20]给出了一种模糊规则前、后件参数可分别进行学习的算法.

3.4 模糊系统的无导师参数学习方法(Unsupervised learning in fuzzy system)

无导师学习是通过系统自身的学习来达到期望的学习结果所进行的一种学习.该学习不需要老师为系统提供各种精确的输入输出信息和有关知识,而只需提供系统所期望达到的目标和结果.由于提供给学习系统的信息减少,从而使无导师学习的方法要比有导师学习的方法在实现上更困难、更复杂,因而也更受到研究者的重视.

随着模糊系统变量的增多,其模糊推理将变得非常复杂.采用四层神经网络^[21]可分别表示模糊系统的输入输出隶属函数和模糊运算,并通过调节网络节点的隶属函数参数使模糊规则数达到最少,以此来实现模糊推理.在万能函数

逼近应用中,以往使用模糊系统模型时其隶属函数和结果参数都依赖于数据集的估计,而自由构造模糊系统模型的学习系统^[22]能根据系统分类识别,自动构造模糊模型以达到完全逼近函数的目的。

3.5 无导师模糊模型参考学习方法 (Fuzzy model reference learning control)

在智能控制应用中,为了达到所期望的控制结果,用参考模型^[4,23]提供标准的或期望的控制性能可以实现无导师学习的目的。模糊模型参考学习系统^[4]由三部分组成:模糊控制器、参考模型、学习机制。模糊控制器执行控制操作;参考模型提供所期望的系统输出性能;学习机制将实测的输出性能与所期望的系统输出性能的误差比较,并根据参考模型提供所期望的系统输出性能决定是否修改模糊规则知识库。

3.6 环境学习 (Environment learning)

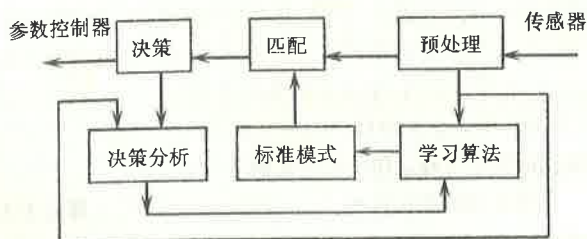


图1 行为识别学习过程示意图

Fig. 1 Flow of behavior recognition learning process

环境学习^[24]是一种很有用的学习。图1所示是采用Markov模型的方法^[25]进行人类行为学习的示意图。该系统的学习过程为:传感器的数据被送入预处理,然后从实测模式中提取特征分别送学习算法和匹配器。匹配器将实测模式与标准模式进行匹配,结果送决策器。决策器的结果分别送给参数控制器和决策分析。决策分析将每次决策的结果与前次决策执行的结果进行分析并告知学习算法,由学习算法决定是否需修改标准模式。

3.7 可构造的学习方法 (Structurable learning systems)

在专家系统的知识获取应用中,由于知识应用的复杂性使得在采用机器学习过程中存在很多问题。基于知识级模型的可构造学习系统^[26]由三个部分组成:可构造机器学习系统、产生和测试学习系统模型、遗传产生和测试系统构造。通过这种可构造的学习方法可使专家系统能实现全自动或半自动的获取知识。

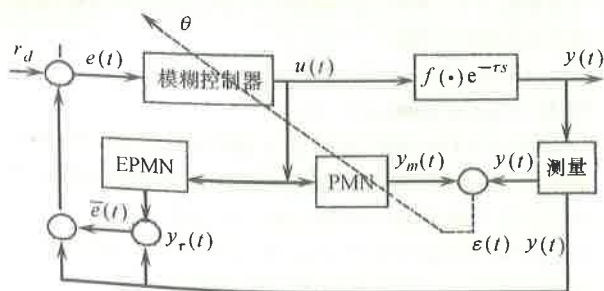


图2 具有时间延迟的非确定过程学习系统

Fig. 2 Learning systems of uncertain plant with time delays

3.8 复杂对象学习方法 (Complicate plant learning)

图2所示是具有时间延迟的非确定过程控制^[12]的学习系统。其中 r_d 是期望调节的输入值; $e(t)$ 是误差; θ 是可调参数集; $u(t)$ 是控制行为; $y(t)$ 是实际输出信号; $\bar{e}(t)$ 是补偿误差; $f(\cdot)e^{-rs}$ 表示具有时间延迟的非确定过程;EPMN表示无时间延迟非确定过程预测器的神经网络模型;PMN表示确定过程的神经网络模型; $y_r(t)$ 是预测器的输出; $y_m(t)$ 是PMN网络的输出; $\epsilon(t)$ 是 $y_m(t)$ 和 $y(t)$ 之间的误差。该系统用模糊逻辑控制器和神经网络PMN作为非确定过程的学习,用另一个神经网络EPMN补偿器作为预测器,通过预测器的补偿作用可以使得确定过程的输出接近或达到被模拟的非确定过程,从而实现非确定过程的学习。国内学者也有类似不确定对象的自学习控制研究^[27]。

3.9 加强结构/参数学习方法 (Reinforcement structure/parameter learning systems)

大多数有导师和无导师学习算法在各种应用中都需要精确的训练数据。在某些应用中,精确的训练数据常常是困难的、昂贵的、甚至是不可能的。为此,人们开始了加强学习的研究^[1]。加强学习具有以下特点:1)尽管加强学习也需要训练数据,但它的训练数据是非常粗糙的。常用奖惩或好坏的加强信号表示;2)加强的训练数据仅仅是“评价的”作用。而有导师和无导师学习的训练数据是“传授知识”作用;3)加强的反馈不是直接的、立即的和有信息的。用反馈具有评论作用的加强信号训练一个学习系统叫做加强学习。由于加强学习存在时间延迟问题,因此加强学习需要具有预测能力。

Luo^[28]比较了在输入输出训练数据有效情况下,有导师学习控制比加强学习控制更为有效。但在输入输出训练数据无效情况下,只需奖惩信号的加强学习控制比有导师学习控制有更多的方法和更好的性能。Berenji 和 Khedkar^[1]把加强学习算法应用到模糊逻辑控制器上,提出模糊加强学习控制系统。该系统由四个部分组成:行为评价网络、行为选择网络、随机行为修改器和网络权修正器。网络权修正器是由神经网络组成,其权的变化是根据内部加强信号的变化而变化。

Lin 和 Lee^[29]用基于神经网络加强模糊学习系统解决各种加强学习问题。该方法能动态地找到合适的网络结构和网络参数。C. J. Lin 和 C. T. Lin^[30]在文献^[29]研究的基础上完善了加强结构/参数学习算法,采用基于 ART 加强结构/参数学习算法来动态构造加强模糊自适应学习控制网络 (RFALCON),以此作为解决各种加强学习所存在的问题。为了适应环境学习的需要,他们通过奖惩信号使 RFALCON 能动态地和自动地建立一个模糊控制系统。由于加强学习存在行为控制与加强反馈信息之间的时间延迟问题,因此 RFALCON 需要由两部分组成:一个是模糊自适应学习控制网络 (FALCON1);另一个是模糊自适应学习评价网络 (FALCON2)。作为行为控制的前向多层神经网络 FALCON1,其输入输出层节点分别表示输入状态和输出控制/决策信号,隐层节点表示隶属函数(激励函数)和模糊规则(连接类

型)的函数,并能根据目前的输入状态选择合适的行为控制输出.FALCON2 作为评价网络(模糊预测器)能学习来自内部的加强学习信号并为行动网络提供更多的信息.结构学习中的分离输入输出空间可采用模糊 ART^[31]技术.对行为网络进行训练可采用[32]中描述的联机学习算法.

4 学习控制的应用(Applications in learning control)

由于模糊逻辑、神经网络、遗传算法及其混合技术在基于知识的复杂系统的推理、识别、学习、优化等方面表现出巨大的生命力,因而它们被学习控制广泛地采用,并且也被广泛地应用在各种复杂系统的控制.学习控制技术的应用经历着由简单到复杂的应用过程.在各种学习控制应用中,学习控制主要是在参数学习控制、结构学习控制、环境学习控制、复杂对象学习控制等方面的应用.下面分别介绍之.

学习控制的参数学习控制主要表现在:1)对各种数据的训练学习^[8,14],如二进制数据、模拟数据、模糊数据等;2)对样本数据的分类学习^[3,31],如大样本数据到小样本数据的分类、混合样本数据分离等;3)对输入输出映射过程的学习^[5,32];4)对各种控制规则的学习^[4,20],如最优的控制规则设置、获取模糊规则等;5)对模糊推理的学习^[21],如选择最佳的控制规则等;6)对输入输出隶属函数的参数学习^[3,30];7)对解模糊的参数学习^[33];8)神经网络的学习率及矩的学习^[10],如选择最优的学习率及矩等;9)神经网络连接权值的学习^[9]等等.相对来讲参数学习控制的应用是比较多的并且其控制也比较简单.

学习控制的结构学习控制主要表现在加强学习控制中,采用神经网络的自组织特点所进行的变结构学习.这类学习的特点是根据反馈信息能自动创建和组织网络^[34],或改变网络的联接形式、或改变网络的输入输出映射过程^[30],以此作为控制的目的.由于结构学习可以改变网络的形式,其变化范围比较大,一般作为控制器的粗调,而参数学习一般作为控制器的细调.两种类型的学习通常是结合使用^[30].这类学习控制的应用有机器人路径寻找和球板系统控制等.

学习控制的环境学习控制主要表现在:1)在有导师学习方式下,环境学习是对标准环境模式的学习.这类应用有 Carpenter 及其同事^[5]提出用神经网络的自适应共振理论(ART)与模糊逻辑的结合作为模式识别和多维映射的增量有导师学习.;2)在无导师学习方式下,环境学习是对环境模式的识别学习.这类学习有 Yang 等人^[25]和 Qiao 等人^[24]提出的环境识别学习方法及其在驱车控制中的应用和机器人的拟人行为控制.

对象学习控制主要表现在对复杂未知对象的模拟学习.这类学习^[12]用模糊逻辑控制器和神经网络 PMN 作为非确定过程的学习,用另一个神经网络 EPMN 补偿器作为预测器,通过预测器的补偿作用可以使得确定过程的输出接近或达到被模拟的非确定过程.对难以定义的过程或不确定的过程,如医学中麻醉过程控制和高血压治疗过程控制及其它领域的控制等,可以采用这类学习方法.

5 结束语(Concluding remarks)

由于学习控制模拟人类的学习过程,在实现控制系统的智能和自动化方面表现出巨大的优越性,我们认为学习控制技术必将会有很大的发展.为了跟踪和发展学习控制技术,我们在研究和分析了当前学习控制技术的基础上,对该技术的发展和主要的研究内容做了一个总结:1)由于学习控制采用单一的技术会使学习方法缺少变化性和多样性.因此,从采用的技术上看,学习控制将从采用单一的技术向采用多种技术混合的方向发展.2)从学习内容来看,学习控制的学习算法将从采用比较简单的控制器参数学习向采用比较复杂的环境学习、结构学习和对象学习的方向发展.并且还向能同时进行多种内容学习的方向发展.如同时包括参数、结构、环境、对象等内容的学习等等.3)由于学习控制采用单一的学习方式,如有导师学习、无导师学习、加强学习等,会使学习控制的应用受到限制.因此,从学习方式来看,学习控制将从单一的学习方式向能同时具有多种学习方式混合的方向发展.4)从应用来看,学习控制将从变参数学习控制向变结构、变环境和复杂未知对象的学习控制的方向发展.并且还向能同时进行多种应用的学习控制的方向发展.

尽管学习控制在技术、学习方法和各种应用上都有很大的发展,但仍需要研究和开发新的学习算法、新的学习方式,引进新的技术等,如研究自创建和自组织学习算法、创造性的学习方式等,以便不断完善学习控制理论和应用;建立学习控制的一般性设计理论和相应的评价理论.随着学习控制的设计方案和设计方法的日益丰富,许多新的问题需要研究,例如,如何评价和选择合适的方案以适用于某个应用以及如何对学习速度、学习的复杂性(即学习的容易和不容易)、学习的类型、学习的稳定性、学习的精度、最优学习等指标进行评价等.这就需要对学习控制的一般性设计理论和相应的评价理论进行深入的研究.

参考文献(References)

- 1 Berenji H R and Khedkar P. Learning and turning fuzzy logic controllers through reinforcements. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(5): 724 - 740
- 2 Antsaklis P J. Intelligent learning control. *IEEE Control Syst. Mag.*, 1995, 15(3): 5 - 7
- 3 王立新著. 自适应模糊系统与控制——设计与稳定性分析. 北京: 国防工业出版社, 1995
- 4 Layne J R and Passino K M. Fuzzy model reference learning control. *J. Int. & Fuzzy Syst.*, 1996, 4(1): 33 - 47
- 5 Carpenter G A, Grossberg S et al. Fuzzy ART map: a neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(5): 698 - 713
- 6 Jang J S R. Self-learning fuzzy controllers based on temporal back propagation. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1992, 3(5): 714 - 723
- 7 Goldberg D E. Genetic algorithms and rule learning in dynamic system

- control. Proc. 1st Int. Conf. Genetic Algorithms, 1985, 8 - 15
- 8 Lin C T and Lu Y C. A neural fuzzy system with fuzzy supervised learning. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1996, 26(5): 744 - 763
 - 9 Parlos A G et al. An accelerated learning algorithm for multilayer perception networks. IEEE Trans. Neural Networks, 1994, 5(3): 493 - 497
 - 10 梁化楼, 戴贵亮. 人工神经网络与遗传算法的结合: 进展与展望. 电子学报, 1995, 23(10): 265 - 273
 - 11 刘增良, 刘有才. 模糊逻辑与神经网络理论研究与探索. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1996, 189 - 217
 - 12 Chen S B, Wu L and Wang Q L. Self-learning fuzzy neural networks for control of uncertain systems with time delays. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1997, 27(1): 142 - 148
 - 13 Heskes T and Wiegierinck W. A theoretical comparison of batch-mode, on-line, cyclic and almost-cyclic learning. IEEE Trans. Neural Networks, 1996, 7(4): 919 - 924
 - 14 Karayiannis N B and Venetsanopoulos A N. Efficient learning algorithms for neural networks (ELEANNE). IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1993, 23(5): 1372 - 1383
 - 15 廖俊, 林建亚, 任德祥. 模糊神经网络快速学习算法的研究. 控制与决策, 1997, 12(5): 606 - 609
 - 16 乔长阁. 用于数字式细胞神经网络设计的学习算法. 电子科学学刊, 1997, 19(3): 403 - 406
 - 17 周旭东, 王国栋. 双向规则小脑模型神经网络 CMAC 学习控制. 控制与决策, 1997, 12(2): 192
 - 18 罗中, 谢永斌, 朱重光. CMAC 学习过程收敛性的研究. 自动化学报, 1997, 23(4): 455 - 461
 - 19 Ishibuchi H, Fujioka R and Tanaka H. Neural networks that learn from fuzzy if-then rules. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 85 - 97
 - 20 章云等. 一种广义模糊神经网络的参数解藕学习算法. 控制与决策, 1997, 12(5): 622 - 624
 - 21 Lofti A and Tsoi A C. Learning fuzzy inference systems using an adaptive membership function scheme. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1996, 26(2): 326 - 331
 - 22 Luciano A M and Savastano M. Fuzzy identification of systems with unsupervised learning. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1997, 27(1): 138 - 141
 - 23 Kwang W A and Passino K M. Dynamically focused fuzzy learning control. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1996, 26(1): 53 - 74
 - 24 Qiao L et al. Self-supervised learning algorithm of environment recognition in driving vehicle. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1996, 26(6): 843 - 850
 - 25 Yang J, Xu Y and Chen C S. Human action learning via Hidden Markov model. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1997, 27(1): 34 - 44
 - 26 Rouveird C and Alberts P. A knowledge-level model of a configurable learning system. IEEE Expert Intell. Syst. & Their Appl., 1996, 11(4): 50 - 58
 - 27 陈善本等. 不确定对象的人工神经网络自学习控制方法. 自动化学报, 1997, 23(1): 112 - 115
 - 28 Luo Z. On the convergence of LMS algorithm with adaptive learning rate for linear feedforward networks. Neural Computation, 1991, 3(2): 226 - 245
 - 29 Lin C T and Lee C S G. Reinforcement structure/parameter learning for neural-network-based fuzzy logic control systems. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1994, 2(1): 46 - 63
 - 30 Lin C J and Lin C T. Reinforcement learning for an ART-based fuzzy adaptive learning control network. IEEE Trans. Neural Networks, 1996, 7(3): 709 - 731
 - 31 Carpenter G A, Grossberg S and Rosen D B. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system. Neural Networks, 1991, 4(5): 759 - 771
 - 32 Lin C J and Lin C T. An ART-based fuzzy adaptive learning control network. Proc. IEEE Int. Conf. Fuzzy System, Orlando, Florida, 1994, 1 - 6
 - 33 Tiang T and Li Y. Generalized Defuzzification Strategies and their parameter learning procedures. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1996, 4(1): 64 - 71
 - 34 Choi D I and Park S H. Self-Creating and organizing neural network. IEEE Trans. Neural Networks, 1994, 5(4): 561 - 575

本文作者简介

陈建安 1959 年生. 1991 年获西安电子科技大学电子机械系硕士学位, 现为西北工业大学自动控制系博士研究生. 主要研究方向为智能控制, 非线性动力系统, 遗传算法, 机器人等.

戴冠中 1937 年生. 毕业于哈尔滨军事工程学院. 现为西北工业大学校长, 教授, 博士生导师. 研究领域为大系统理论, 智能控制, 信息融合, 并行分布计算与处理等.

徐乃平 西北工业大学教授, 博士生导师. 研究领域为智能控制, 并行计算机理论等.