

DOI: 10.11992/tis.201602015

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20170626.1739.004.html>

规则推理与神经计算智能控制系统改进及比较

刘经纬^{1,2,3}, 赵辉⁴, 周瑞¹, 朱敏玲³, 王普⁵

(1. 北京中医药大学 中药学院, 北京 100029; 2. 首都经济贸易大学 信息学院, 北京 100070; 3. 首都经济贸易大学 计算交通科学研究中心, 北京 100070; 4. 清华大学 信息技术研究院, 北京 100084; 5. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

摘要: 针对生产生活实践中的智能系统在实施控制过程中关键参数的实时在线智能整定与优化问题与需求, 实现将不同类型人工智能方法与经典的控制方法对接从而构成多种复合控制(AI-CC)方法, 提出改进算法并进行理论分析与仿真对比研究。首先实现了基于规则与模糊推理机制的 AI-CC 方法, 提出了增量式改进算法, 进而提出基于小波神经网络的 AI-CC 方法, 进一步对两类智能系统的稳定性进行理论分析, 提出稳定性保证算法, 最后对比研究不同类型的智能系统在智能程度与性能特征方面的差异。研究成果为该领域研究者提供了多种改进的智能控制算法及其对比参照和理论分析, 为该方法在工程实践中低成本地升级并稳定可靠地应用提供可操作方案。

关键词: 智能系统; 智能控制; 先进控制; 模糊 PID; 小波神经网络 PID

中图分类号: U621; TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2017)06-0823-10

中文引用格式: 刘经纬, 赵辉, 周瑞, 等. 规则推理与神经计算智能控制系统改进及比较[J]. 智能系统学报, 2017, 12(6): 823-832.

英文引用格式: LIU Jingwei, ZHAO Hui, ZHOU Rui, et al. Improvement and comparison research between intelligent control systems based on rule based reasoning and neural computation AI methods[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(6): 823-832.

Improvement and comparison research between intelligent control systems based on rule based reasoning and neural computation AI methods

LIU Jingwei^{1,2,3}, ZHAO Hui⁴, ZHOU Rui¹, ZHU Minling³, WANG Pu⁵

(1. School of Chinese Materia, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 100029, China; 2. Information College, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China; 3. Computational Transportation Science Center, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China; 4. Research Institute of Information Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 5. School of Computer Science, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100124, China)

Abstract: To solve problems, enable real-time online tuning, and to optimize intelligent system parameters during production and daily life usage, different artificial intelligent-classical (AI-CC) control methods and systems are proposed using a combination of different types of artificial intelligent methods and classical control methods. Algorithm improvements are made, and a theoretical analysis comparing the stability and simulation of the AI-CC methods is also implemented. This research achieves the following. Implementation of a fuzzy classical-based intelligent control, and proposal of an incremental improvement algorithm and further adaptive wavelet neural network classical-based intelligent control (AI-CC). A theoretical analysis and stability ensuring method is also proposed and a comparative study undertaken. This research provides results of different types of improved AI-CC methods and a comparative study for use in further academic research, and is expected to enable low cost upgrades and a reliable solution (theoretical guarantee method) for engineering practitioners.

Keywords: intelligent system; intelligent control; advanced control; fuzzy PID; wavelet neural network PID

收稿日期: 2016-02-27. 网络出版日期: 2017-06-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71371128, 11402006); 北京社科基金研究基地项目(16JDYJB028); 北京市科技计划中央引导地方科技发展专项(Z171100004717002); 首届留学学术骨干培养计划(00791754840263); 首届留研究生教学改革项目(00791754310106); 北京市属高校高水平教师队伍建设支持计划高水平创新团队建设计划(00791762300501).

通信作者: 周瑞. E-mail: r.zhou@bucm.edu.cn.

2015 年, 谷歌公司研究人员在“Nature”杂志发表了一篇关于将人工智能方法应用于 49 个不同的游戏控制系统的研究报告^[1], 报告中展示了在这 49 个智能系统中, 计算机经过反复地学习与控制过程, 不但可以学会上述系统的运行规则, 还在绝大

多数比赛中达到了人类的操控水平,甚至还在少数项目中超越了人类。2012年以来微软、苹果公司也相继在人工智能领域进行大量研发,Cortana、Siri等智能操作系统相继上市。上述研究成果标志着人工智能研究领域已经突破了瓶颈期,成为了前沿领域的研究热点和世界一线企业进行市场竞争的焦点。

早在1997年,作为基于推理机制人工智能系统的里程碑,IBM公司研制的基于庞大规则库推理机制深蓝计算机,输入了一百多年来优秀棋手的对局两百多万局,战胜了国际象棋世界冠军卡斯帕罗夫。而在随后的10年中,人工智能却进入了一个缓慢的发展阶段。直到2007年前后,“深度神经网络”的概念^[2-3]开始受到关注,Geoffrey Hinton等^[4]提出了一种在前馈神经网络中进行有效训练的算法。这一算法将网络中的每一层视为无监督的受限玻尔兹曼机,再使用有监督的反向传播算法进行调优^[5]。此后,神经计算科学迎来了一个跨越式的发展阶段^[6-7]。

如上所述,现有的最具代表性的人工智能方法有以下两类:1)以数理逻辑、模糊推理为代表的基于规则与推理技术的人工智能方法与技术;2)以模拟人脑生物学特征构建的神经网络为特征的神经计算方法与技术。前者的特点在于:1)整个推理过程具有严格的公式定义,推理规则(先验知识)必须十分精确地描述,推理系统才可以很好地工作;2)如果推理规则不合理,系统往往无法对推理规则进行修正;3)推理模型的机理原型是数学推理机制。后者的特点在于:1)整个推理过程和规则是在系统运行过程中根据控制目标、系统状态以及输出动态修正的,因此系统可以在先验知识不足的情况下运行;2)系统运行过程中,推理机制本身可以得到优化;3)神经网络模型的机理原型是人脑生物系统的学习与思维机制。

由于神经计算科学在原理上更加接近人脑智能的生理学原理,在对于知识学习的容量与深度方面具有无限的扩展能力,因此在更为复杂的知识系统与智能的学习及表达方面具有更广阔的发展空间。

人工智能复合(改进)经典控制(AI-CC)方法在经典控制方法的基础上采用智能算法对关键参数进行整定,相对于预测控制、自适应控制等其他类型的智能控制算法具有以下优点:1)理论研究方面可以借助大量非常成熟的经典控制理论;2)大量经典控制的实际应用案例为研究工作带来了大量的实验环境和市场价值;3)在经典控制基础上,引入预测、优化、推理等经典的人工智能算法建模的难度大幅降低,无需构建新型系统模型。常见的AI-CC方法有:专家复合经典控制(E-PID)^[8]、模糊复合经典控

制(F-PID)^[9-10]、神经网络复合经典控制(NN-PID)在线整定方法^[11-12]等。上述现有方法待解决的问题如下:1)系统特性有待进行理论论证,例如普适特征与稳定性等;2)很多应用对工艺有特殊要求,例如超调量;3)系统特性有待进一步提升,例如响应速度、稳态误差、抗干扰能力等。

1 基于规则推理的AI-CC智能控制系统建模及改进

1.1 模型设计

经典控制系统如图1(a)所示,基于规则推理与经典控制相结合的智能控制系统如图1(b)所示。如果控制参数在线整定的规则为根据系统输出及其变化率——映射推理出控制参数,称为专家规则在线整定方法,采用E-PID表示;如果是根据系统输出及其变化率通过模糊计算出控制参数整定值,称为模糊推理在线整定方法,采用F-PID表示^[13-14]。

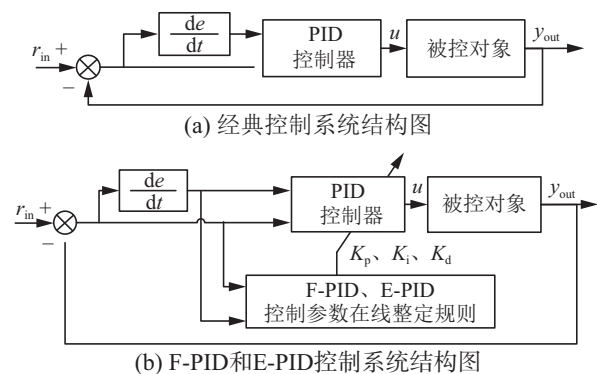


图1 现有的经典控制和智能控制方法的系统结构

Fig. 1 Existing AI-CC method and system structure

本研究在实现F-PID和E-PID的基础上,改变推理规则在线整定控制参数算法实现改进,改进的核心步骤是:E-PID和F-PID根据系统误差及变化率直接推力产生控制量,本研究提出根据系统误差及变化率产生控制量的修正量,提出EA-PID和FA-PID方法,如图2所示。

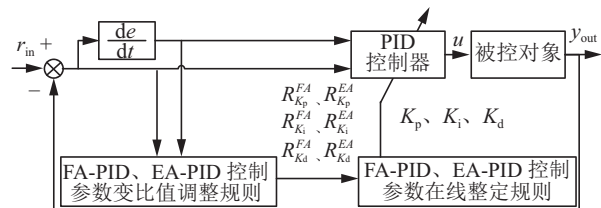


图2 改进智能控制方法的系统结构图

Fig. 2 Improved AI-CC method and system structure

F-PID方法经过模糊化计算直接得到控制参数的计算公式如式(1)~(3):

$$K_p(k) = R_{K_p}^F(e(k), ec(k)) \quad (1)$$

$$K_i(k) = R_{K_i}^F(e(k), ec(k)) \quad (2)$$

$$K_d(k) = R_{K_d}^F(e(k), ec(k)) \quad (3)$$

本研究提出改进的 FA-PID 方法经过模糊化计算得到的结果 $R_{K_p}^{FA}(e(k), ec(k))$ 则是控制参数的修正量, 最终控制参数的计算公式如式 (4)~(6):

$$K_p(k) = R_{K_p}^{FA}(e(k), ec(k)) \cdot K_p(k-1) \quad (4)$$

$$K_i(k) = R_{K_i}^{FA}(e(k), ec(k)) \cdot K_i(k-1) \quad (5)$$

$$K_d(k) = R_{K_d}^{FA}(e(k), ec(k)) \cdot K_d(k-1) \quad (6)$$

同理, E-PID 方法通过查询规则表直接得到控制参数 $R_{K_p}^E(e(k), ec(k))$, 如式 (7)~(9):

$$K_p(k) = R_{K_p}^E(e(k), ec(k)) \quad (7)$$

$$K_i(k) = R_{K_i}^E(e(k), ec(k)) \quad (8)$$

$$K_d(k) = R_{K_d}^E(e(k), ec(k)) \quad (9)$$

本研究提出改进的 EA-PID 同样通过查询专家经验规则表如表 1 所示。

表 1 专家经验规则表

Table 1 The table of expert experiences

$R_{K_y}^X(e, ec)$	$ e \geq E_{\text{high}} \quad E_{\text{low}} \leq e < E_{\text{high}} \quad 0 \leq e < E_{\text{low}}$		
$ ec \geq EC_{\text{high}}$	R_{hh}	R_{mh}	R_{lh}
$EC_{\text{low}} \leq ec < EC_{\text{high}}$	R_{hm}	R_{mm}	R_{lm}
$0 \leq ec < EC_{\text{low}}$	R_{hl}	R_{ml}	R_{ll}

查询结果 $R_{K_d}^{EA}(e(k), ec(k))$ 为控制参数的修正量, 最终的控制参数计算如式 (10)~(13):

$$K_p(k) = R_{K_p}^{EA}(e(k), ec(k)) \cdot K_p(k-1) \quad (10)$$

$$K_i(k) = R_{K_i}^{EA}(e(k), ec(k)) \cdot K_i(k-1) \quad (11)$$

$$K_d(k) = R_{K_d}^{EA}(e(k), ec(k)) \cdot K_d(k-1) \quad (12)$$

现有的 F-PID 和 E-PID 与本研究提出改进的 FA-PID 和 EA-PID 方法对比如表 2 所示。

表 2 多种规则推理与经典控制相结合方法对比

Table 2 Table of increase adaptive fuzzy PID ptimization rule

对比项	E-PID智能控制	EA-PID智能控制	F-PID智能控制	FA-PID智能控制
整定原理	查表得出PID参数	查表得出PID修正值	模糊计算PID参数	模糊计算PID参数修正值
整定算法	专家规则表	专家规则表(修正值)	模糊计算	模糊计算(修正值)
算法输入	误差和误差变化率	误差和误差变化率	误差和误差变化率	误差和误差变化率
算法输出	PID参数值 $R_{K_x}(e(k), ec(k))$	PID参数的修正值 $R_{K_x}(e(k), ec(k))$	PID参数值 $R_{K_x}(e(k), ec(k))$	PID参数的修正值 $R_{K_x}(e(k), ec(k))$
整定结果	$R_{K_x}(e, ec)$	$K_x(k-1) \cdot R_{K_x}(e(k), ec(k))$	$R_{K_x}(e, ec)$	$K_x(k-1) \cdot R_{K_x}(e(k), ec(k))$

1.2 模型算例设计

设计 F-PID 与 FA-PID 算例的模糊控制器及其关键参数分别如图 3 与图 4 所示。

若模糊规则序列 Rule(i, j) 为 IF $e = \mu_i$ and $\Delta e = \mu_j$ THEN $\mu = \mu_{ij}$, 模糊控制器的清晰化计算可采用加权平均法, 如式 (13):

$$\mu = \frac{\sum_{i,j} \mu_i(e) \cdot \mu_j(\Delta e) \cdot \mu_{ij}}{\sum_{i,j} \mu_i(e) \cdot \mu_j(\Delta e)} \quad (13)$$

设计 EA-PID 算法的规则表如表 3 所示, E-PID 算法的规则表同理。

1.3 仿真实验

为 F-PID、FA-PID、E-PID、EA-PID 智能控制系统设计相同的控制系统和实验参数: 1) 每个仿真周期运行一次控制参数的整定计算; 2) 采用增量式数字 PID 算法作为 PID 控制器算法; 3) 本研究采用最常见的带有延迟环节的二阶离散化模型作为被控对象模型进行研究, 本研究方法可以推广到其他更多被控对象模型的情况, 即 $\text{sys}(s) = \frac{200}{s^2 + 30s + 1} \cdot e^{-\tau s}$; 4)

采样周期 $ts=0.001$; 5) 控制参数初值为 $K_p(0)=1$ 、 $K_i(0)=0.1$ 、 $K_d(0)=0$; 6) 仿真持续时间为 $k=2000$; 7) 系统输入信号为常量, 即单位阶跃信号 $r_{in}(k)=1$; 8) 干扰策略如下: 干扰起始时刻 $d_k=1000$, 干扰持续时间 $I_k=10$, 干扰强度为 $\text{dst}_u(k)=1$ 。

F-PID、FA-PID、E-PID、EA-PID 4 中算法的仿真结果如图 5 所示。

各算法的结果指标如表 4 所示, 实验表明: 1) 从系统响应的快速性角度看, 基于规则表的算法快于模糊计算的算法, E-PID 具有最快的起始上升速度, 而 EA-PID 具有最快的稳定速度, FA-PID 算法在上升和稳定速度方面快于 F-PID 算法, EA-PID 算法存在超调量, 其他各算法均不存在超调; 2) 从稳态误差的角度看, EA-PID 具有最小的稳态误差, FA-PID 算法在稳态误差方面低于 F-PID 算法; 3) 从抗干扰能力角度看, EA-PID 算法具有最好的抗干扰能力。综上所述, EA-PID 和 FA-PID 算法的很多控制指标都优于改进前的 E-PID 和 FA-PID 算法。

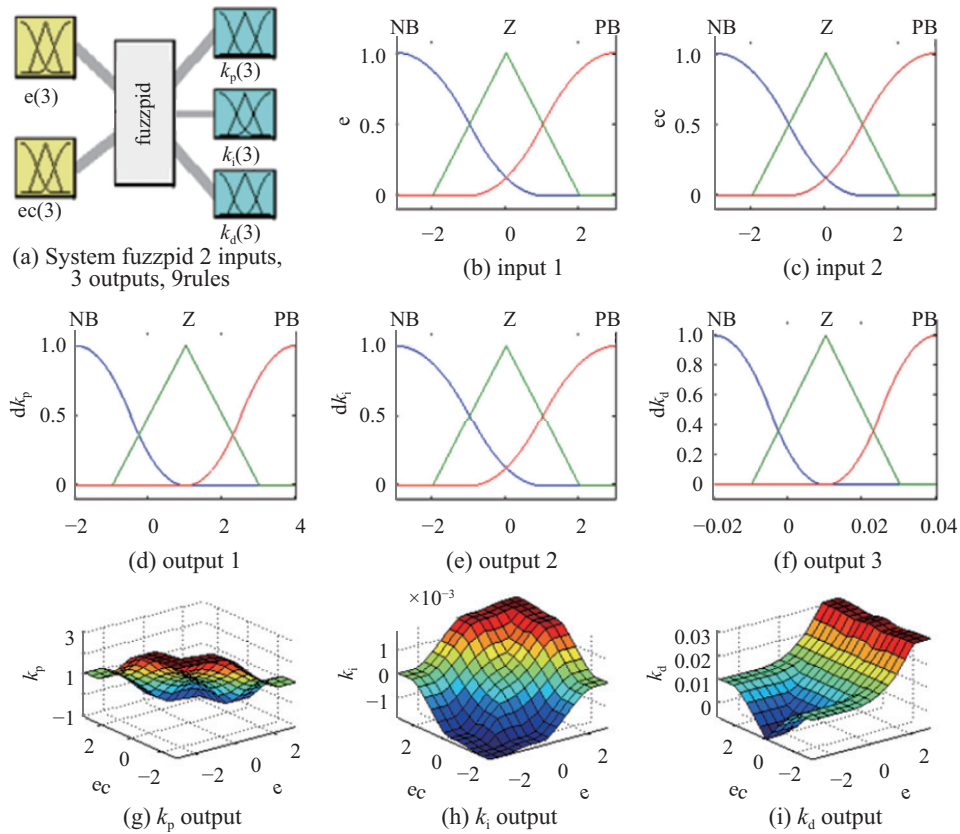


图3 F-PID 模糊控制器参数设置

Fig. 3 Parameters setting of fuzzy controller in F-PID

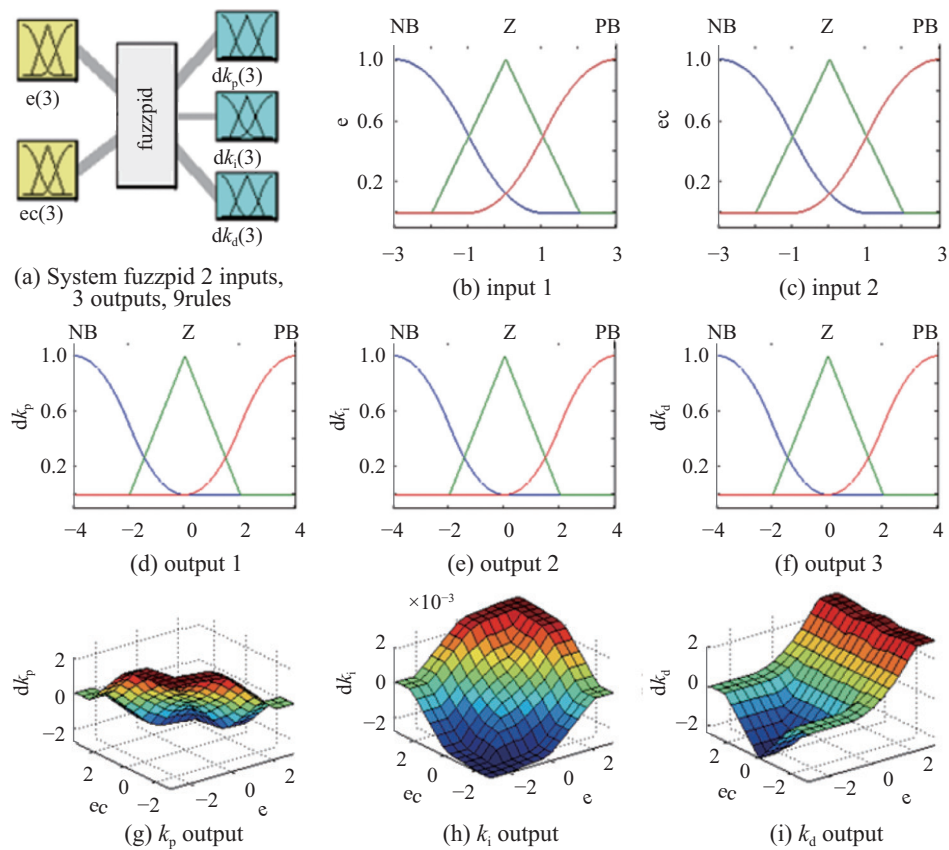


图4 FA-PID 模糊控制器参数设置

Fig. 4 Parameters setting of fuzzy controller in FA-PID

表 3 增量式自适应专家 PID 优化器规则表

Table 3 Rule of increase expert PID optimizer

$R_{Kp}^{EA}(e(k), ec(k))$	K_p			K_i			K_d		
	$ e \geq E_{high}$	$E_{low} \leq e < E_{high}$	$0 \leq e < E_{low}$	$ e \geq E_{high}$	$E_{low} \leq e < E_{high}$	$0 \leq e < E_{low}$	$ e \geq E_{high}$	$E_{low} \leq e < E_{high}$	$0 \leq e < E_{low}$
$ ec \geq EC_{high}$	1	0.998	0.998	1	0.998	0.998	1.002	1.002	1.002
$EC_{low} \leq ec < EC_{high}$	1.002	1	1	1.002	1	1	1	1	1
$0 \leq ec < EC_{low}$	1.004	1.002	1	1.004	1.002	1	0.998	0.998	0.998

表 4 控制系统输出和误差的仿真结果对比

Table 4 The comparison of simulation results of control system output and error

方法	上升速度 (上升时间/s)	稳定速度 (稳定时间/s)	超调情况 (超调量)	误差情况 (静态误差/%)	抗扰能力 (偏离量/%)	恢复速度 (恢复时间/s)
E-PID	最快(180)	快(600)	无	最大(1.0)	最差(20.3)	最慢(1 000)
EA-PID	快(200)	最快(330)	有(0.2%)	最小(0.1)	最好(16.1)	最快(275)
F-PID	最慢(340)	最慢(630)	无	大(0.6)	好(18.7)	快(515)
FA-PID	慢(260)	慢(610)	无	小(0.5)	差(19.7)	慢(700)

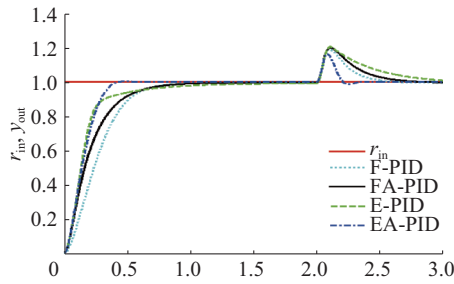


图 5 各系统计算机仿真结果

Fig. 5 Simulation results of each system

2 基于神经计算的 AI-CC 智能控制系统模型及改进

2.1 模型设计

基于神经网络与经典控制相结合的智能控制方法如图 6 所示, 神经网络输出即为更新的控制参数, 从而影响经典控制器更新对被控对象的控制量。

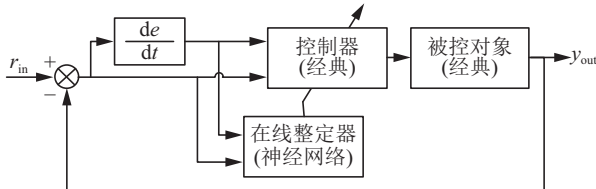


图 6 神经网络智能控制系统的结构图

Fig. 6 System diagram of neural network intelligent control system

令神经网络的训练目标为使系统均方误差达极小, 即定义目标函数为均方误差, 如式 (14):

$$E(t) = \frac{1}{2} (r_{in}(k) - y_{out}(k))^2 \quad (14)$$

本研究提出采用改进的自适应小波神经网络^[15]与经典控制相结合构成智能控制系统, 即实现 AWNN-PID 控制, 并同时实现 BPNN-PID、RBFNN-PID 作为对比算法^[16-17], 验证新方法的控制效果有所提升。

2.2 在线整定器算法

令小波函数尺度变换函数 $\psi_{a,b}(t)$ ^[18] 满足框架条件, 如式 (15):

$$\psi_{a,b}(t) = \cos(1.75t) \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (15)$$

训练算法采用梯度下降法, 对神经网络的权值 $w_{jk}^{(3)}$ 和隐含层活化函数的尺度变化参数^[19] 进行调整, 如式 (16)~式 (19):

$$\Delta w_{jk}^{(3)}(t) = \alpha \cdot \Delta w_{jk}^{(3)}(t-1) - \eta \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial w_{jk}^{(3)}(t)} \quad (16)$$

$$\Delta w_{ij}^{(2)}(t) = \alpha \cdot \Delta w_{ij}^{(2)}(t-1) - \eta \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}^{(2)}(t)} \quad (17)$$

$$\Delta a_j(t) = \alpha \cdot \Delta a_j(t-1) - \eta \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial a_j(t)} \quad (18)$$

$$\Delta b_j(t) = \alpha \cdot \Delta b_j(t-1) - \eta \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial b_j(t)} \quad (19)$$

式中, 各项的表达式如式 (20)~(25):

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{jk}^{(3)}(t)} = \text{error}(t) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y(t)}{\partial \Delta u(t)}\right) \cdot \frac{\partial \Delta u(t)}{\partial o_k^{(3)}(t)} \cdot g'(\text{net}_k^{(3)}(t)) \cdot o_j^{(2)}(t) \quad (20)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}^{(2)}(t)} = \sum_{k=1}^L \delta_k^{(3)}(t) \cdot w_{jk}^{(3)}(t) \cdot \psi'_{a,b}\left(\frac{\text{net}_j^{(2)}(t) - b_j(t)}{a_j(t)}\right) \cdot \frac{1}{a_j(t)} \cdot o_i^{(1)}(t) \quad (21)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial a_j(t)} = \sum_{k=1}^L \delta_k^{(3)}(t) \cdot w_{jk}^{(3)}(t) \cdot \psi'_{a,b} \left(\frac{\text{net}_j^{(2)}(t) - b_j(t)}{a_j(t)} \right) \cdot \left(-\frac{\text{net}_j^{(2)}(t) - b_j(t)}{a_j^2(t)} \right) \quad (22)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial a_j(t)} = \sum_{k=1}^L \delta_k^{(3)}(t) \cdot w_{jk}^{(3)}(t) \cdot \psi'_{a,b} \left(\frac{\text{net}_j^{(2)}(t) - b_j(t)}{a_j(t)} \right) \cdot \left(-\frac{\text{net}_j^{(2)}(t) - b_j(t)}{a_j^2(t)} \right) \quad (23)$$

$$\delta_k^{(3)}(t) = \text{error}(t) \cdot \text{sgn} \left(\frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \right) \cdot \frac{\partial u(t)}{\partial o_k^{(3)}(t)} \cdot g'(\text{net}_k^{(3)}(t)) \quad (24)$$

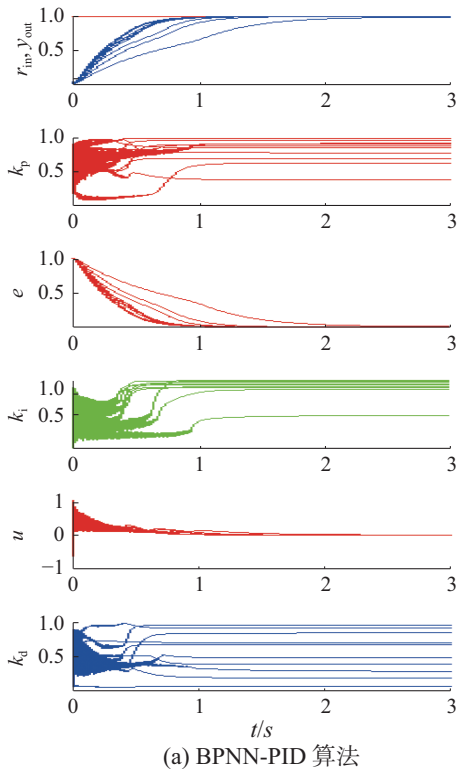
$$g(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}, g'(x) = \frac{2}{(e^x + e^{-x})^2} \quad (25)$$

2.3 计算机仿真实验设计与实验结果分析

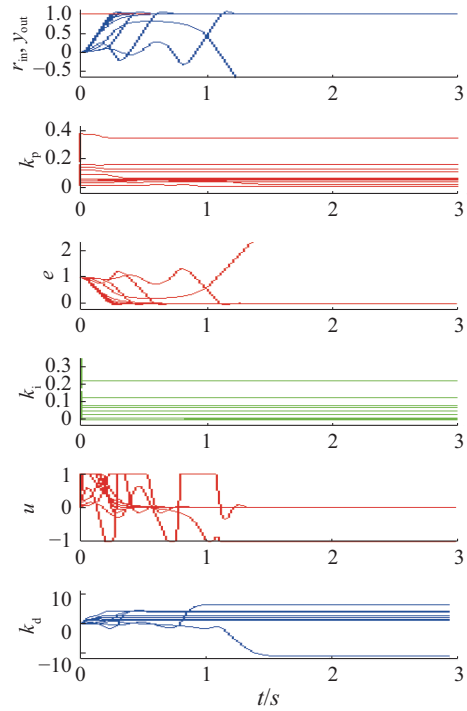
为 BPNN-PID、RBFNN-PID、AWNN-PID 仿真系统设计与 F-PID、FA-PID、E-PID、EA-PID 仿真系统相同的控制系统和实验参数: 1) 每个仿真周期运行一次控制参数的整定计算; 2) 采用增量式数字 PID 算法; 3) 同样采用最常见的带有延迟环节的二阶离散化模型作为被控对象模型进行研究, 本方法可以推广到其他更多被控对象模型的情况, 即 $\text{sys}(s) = \frac{200}{s^2 + 30s + 1} \cdot e^{-\tau s}$; 4) 采样周期 $t_s = 0.001$; 5) 仿真持续时间为 $k=2\ 000$; 6) 系统输入信号单位阶跃信号 $r_{in}(k) = 1$ 。

BPNN-PID、RBFNN-PID 和 AWNN-PID 3 种算法各连续 10 次计算机仿真的结果如图 7 所示。

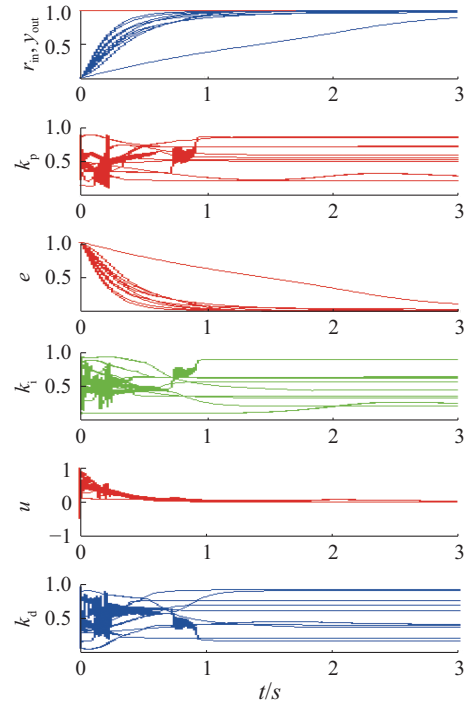
BPNN-PID、RBFNN-PID 和 AWNN-PID 3 种算法各连续 30 次计算机仿真的结果如表 5 所示。



(a) BPNN-PID 算法



(b) RBFNN-PID 算法



(c) AWNN-PID 算法

图 7 每算法各 10 次计算机仿真结果

Fig. 7 10 simulations of each method

实验表明: 1) 从算法可行性角度看, 各算法都可以实现控制参数实时在线智能整定和优化的设想; 2) 从可靠性(稳定性)角度看, RBFNN-PID 方法存在不稳定的情况, 在下一节将通过理论分析的方法进一步论证出保障稳定性的修正方法, 而 AWNN-PID 则具有很好的稳定性; 3) 从算法动态和稳态特性方面看, AWNN-PID 较之 BPNN-PID 具有更快的响应速度, BPNN-PID 则具有最小的稳态误差。

表 5 每种算法各 30 次计算机仿真结果的上升时间、稳定时间、静态误差统计

Table 5 Rise time, settling time, steady-state error statistics of 30 simulations per method

实验轮数	BPNN Tr	BPNN Ts	BPNN St-Err	RBFNN Tr	RBFNN Tr	RBFNN St-Err	AWNN Tr	AWNN Ts	AWNN St-Err
1	202	1 257	0.009 955	107	300	0.004 537	173	890	0.012 301
2	228	979	0.007 576	102	265	0.004 208	173	959	0.013 048
3	262	972	0.007 228	132	272	0.002 586	257	1 116	0.010 06
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	260	963	0.007 081	231	1 212	0.018 847	259	1 228	0.080 704
最小值	132	512	0.006 629	96	221	0.000 567	110	495	0.006 963
平均值	230	926	0.007 537	152	372	0.026 832	166	849	0.018 646
最大值	502	1 969	0.013 868	846	1 212	0.694 877	259	1 370	0.080 704

3 AI-CC 智能控制系统稳定性的理论研究

本研究聚焦两类人工智能方法与经典的 PID 控制方法相结合构成两种 AI-CC 方法与系统, 可以基于非常成熟的 PID 理论体系^[20]进行研究, 避免了非线性控制在理论分析方面遇到的难题。

本研究给出了对于高阶系统和带有延时环节的系统的稳定性分析方法, 并以二阶延迟系统为例给出了理论分析和推导案例。该理论分析方法对于更加普遍的多阶系统与延时系统同样适用。

3.1 稳定性与稳定条件的理论研究

AI-CC 系统的开环传递函数如果描述为 $G_{\text{open}}(s) = G_{\text{Ctrl}}(s) \cdot G_{\text{Obj}}(s)$, $G_{\text{Ctrl}}(s)$ 与 $G_{\text{Obj}}(s)$ 分别表示控制器和控制对象的传递函数。则可以根据系统的闭环传递函数 $G_{\text{Close}}(s)$, 得出系统的特征方程 D , 即为 $G_{\text{Close}}(s)$ 的分母, 如式 (26):

$$D = T_1 T_2 s^3 + (T_1 + T_2 + K k_d) s^2 + (1 + k_p) s + K k_i \quad (26)$$

根据式 (26) 和劳斯判据 (Routh Criterion) 方法, 可以得到劳斯表为

$$\begin{array}{c} s^3 \\ s^2 \\ s^1 \\ s^0 \end{array} \begin{array}{cc} T_1 \cdot T_2 & 1 + K_p \\ T_1 + T_2 + K \cdot K_d & K \cdot K_i \\ \left| \begin{array}{cc} T_1 \cdot T_2 & 1 + K_p \\ T_1 + T_2 + K \cdot K_d & K \cdot K_i \end{array} \right| & \\ T_1 + T_2 + K \cdot K_d & \\ K \cdot K_i & \end{array}$$

当劳斯表第一列系数均为正数, 系统稳定, 即可以推导出系统稳定条件如式 (27):

$$\begin{cases} T_1 \cdot T_2 > 0 \\ k_d > -(T_1 + T_2) \\ k_p > -1 \\ k_i > 0 \\ (T_1 + T_2 + K k_d)(1 + k_p) - T_1 T_2 K k_i > 0 \end{cases} \quad (27)$$

3.2 工程应用中的稳定性确保方法的理论研究

本研究的重点是对 F-PID、FA-PID、E-PID、EA-PID、BPNN-PID、RBFNN-PID、AWNN-PID 智能控制方法及系统的稳定性在理论上得出保证算法。特别是将上述算法中最不稳定的 RBFNN-PID 算法作为重点研究案例, 给出系统稳定性保障机制, 对于加入稳定性保证机制的 RBFNN-PID 算法记作 RBFNN-S-PID。

针对生产实践中最常见的具有延时环节的多阶被控对象进行理论推导, 令系统中关键环节的传递函数为 $G_1(s) = e^{-\tau s}$, $G_2(s) = \frac{M'(s)}{N}$ 。则闭环系统的传递函数为 $G_K(s) = \frac{M'(s) \cdot e^{-\tau s}}{N(s) + M'(s) \cdot e^{-\tau s}}$, 开环系统频率特性为 $G_K(j\omega) = \frac{M'(j\omega)}{N(j\omega)} \cdot e^{-j\omega\tau}$ 。令 $G_2(j\omega) = A(\omega) \cdot e^{-j\theta(\omega)}$, 则 $G(j\omega) = A(\omega) \cdot e^{-j[\theta(\omega) - \omega\tau]}$ 。

已知奈奎斯特稳定性判据的等价判据: 1) 当 $L(\omega) = 0$ dB 时, 如果 $\varphi(\omega) > -\pi$, 则闭环系统稳定; 2) 当 $\varphi(\omega) = -\pi$ 时, 如果 $L(\omega) < 0$ dB, 则闭环系统稳定。从而得到在线实时整定的新控制参数是否可以满足稳定条件, 舍弃不稳定的控制参数更新结果, 保留稳定的控制参数, 实现系统稳定。

例如: 被控对象模型为 $\text{sys}(s) = \frac{200}{s^2 + 30s + 1} \cdot e^{-\tau s}$, 控制器模型为 $\text{sys_pid}(s) = k_p + \frac{k_i}{s} + k_d \cdot s = \frac{k_d \cdot s^2 + k_p \cdot s + k_i}{s}$, 某时刻控制参数更新为 $k_p(t) = 0.2$ 、 $k_i(t) = 0.2$ 、 $k_d(t) = 0.2$ 时, 由于系统的开环传递函数为 $\text{sys_open}(s) = \text{sys}(s) \cdot \text{sys_pid}(s)$, 可以计算出此刻的幅值裕度 $Gm = 20 \cdot \log_{10}(gm) = -0.156$ dB < 0, 相位裕度 $Pm = pm = -34.5^\circ > -\pi$, 伯德图如图 8 所示, 根据上述理论判定该系统稳定, 保留本次控制参数的更新。

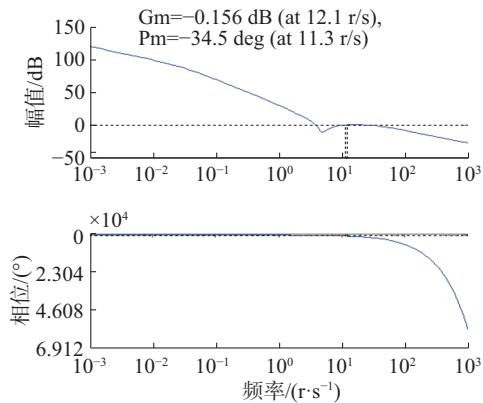


图8 控制参数在线整定系统伯德图

Fig. 8 Bode diagram of AI-CC

3.3 稳定性确保理论的计算机仿真验证

未采用稳定性保证算法的 RBFNN-PID 控制系统的计算机仿真结果如图 9(a) 所示; 采用了上述稳定性保证算法的 RBFNN-S-PID 控制系统的计算机仿真结果如图 9(b) 所示。

从图 9 可以看出, RBFNN-S-PID 系统克服了 RBFNN-PID 系统输出的普遍震荡、大量超调、发散不稳定的情况, 输出更加平稳和稳定。验证了理论推导出的稳定性保障方法可行。

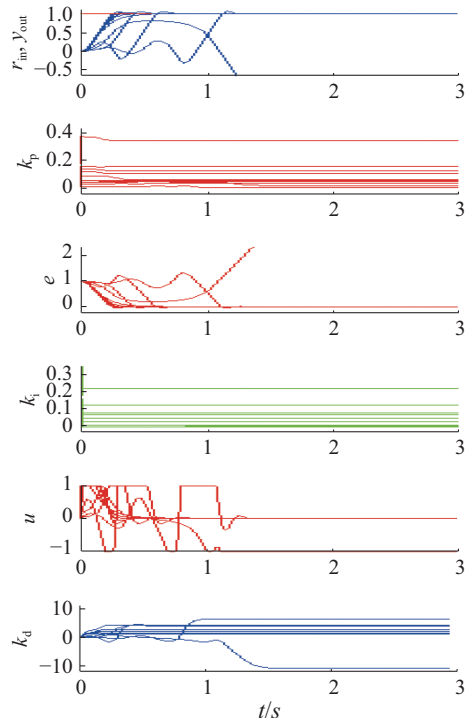
4 AI-CC 智能控制系统的对比研究

从实验结果的角度看: 将 F-PID、FA-PID、E-PID、EA-PID、BPNN-PID、RBFNN-PID、AWNN-PID 各方法的性能指标进行汇总, 从而进一步对各智能控制系统的智能化程度、快速性、稳态误差、抗干扰、稳定性进行对比分析, 为该领域的研究者提供参考, 如表 6 所示。

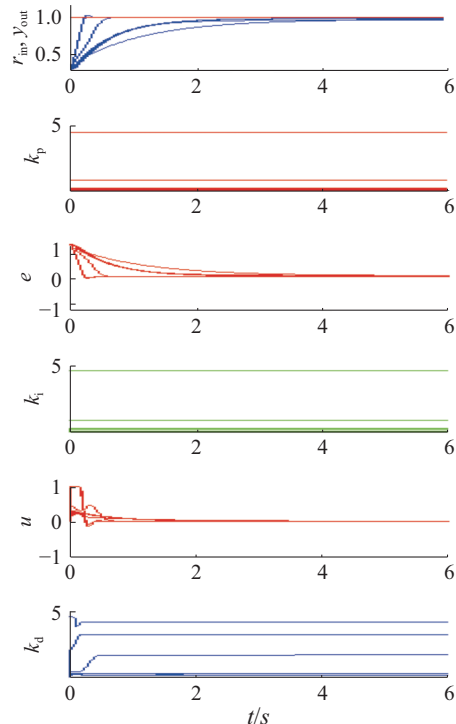
表 6 中的对比结果显示: 1) 基于规则推理的智能控制方法 E-PID 与 EA-PID 具有最好的动态性能和稳态性能, 即响应速度快、稳态误差小; 2) 基于模糊推理的智能控制方法 F-PID 与 FA-PID 动态和稳态性能略差于前者; 3) 基于神经网络的智能控制方法 BPNN-PID、RBFNN-PID 与 AWNN-PID 动态和稳态性能相对最差。

从实际应用便利性和算法智能程度的角度看: 1) 基于神经网络优化的智能控制方法, 对工程师的要求最低, 即在系统运行前只需要凭经验设置一个初始参数, 或者使用默认初始参数, 系统在运行过程中会实时整定优化, 得到最佳的控制参数; 2) 基于规则推理的智能控制方法的配置过程则需要工程师对规则表进行精确的配置, 这个过程需要经过多次系统运行调试验证; 3) 基于模糊推理的智能控制方法需要配置隶属度函数的多个配置项, 还需要多次系统运行调试验证, 生产实践中需要对工程师进行培训才可以实施。综上所述, 智能系统的智能

程度和性能特征之间存在着此消彼长的辩证关系, 即系统的智能程度提高, 往往伴随着性能的降低, 因此智能与性能之间如何取舍是需要进一步研究的重点。



(a) RBFNN-PID 算法



(b) RBFNN-S-PID 算法

图9 RBFNN-PID 和 RBFNN-S-PID 系统仿真结果对比

Fig. 9 Simulation result of RBFNN-PID and RBFNN-S-PID

对两类多种 AI-CC 智能控制方法及系统的性能与实用性进行总结, 如表 7 所示。实验结果表

明: AI-CC 智能控制方法随着人工智能程度的提升, 在控制参数的智能能力方面具有一些优势, 但

是在性能方面会有所损失, 与不具备智能功能的经典控制相比, 个别性能会略有下降。

表 6 多种 AI-CC 智能控制系统仿真结果对比

Table 6 Comparison of different intelligent control systems

方法	tr平均值	ts平均值	st-err平均值	tr最小值	ts最小值	st-err最小值
E-PID	94	326	0.008 839	94	326	0.008 839
EA-PID	94	293	0.000 977	94	293	0.000 977
专家规则-PID平均值	107	400	0.004 406	107	400	0.004 406
专家规则-PID最小值	94	293	0.000 977	94	293	0.000 977
专家规则-PID最大值	158	519	0.008 839	158	519	0.008 839
F-PID	158	519	0.006 044	158	519	0.006 044
FA-PID	102	469	0.004 536	102	469	0.004 536
模糊规则-PID平均值	121	490	0.005 050	121	490	0.005 050
模糊规则-PID最小值	102	469	0.004 536	102	469	0.004 536
模糊规则-PID最大值	158	519	0.006 044	158	519	0.006 044
BPNN-PID	192	804	0.008 034	146	602	0.006 708
RBFNN-PID	134	387	0.004 160	97	222	0.001 666
AWNN-PID	155	826	0.016 076	106	468	0.007 410
神经网络-PID平均值	160	681	0.010 621	113	438	0.005 611
神经网络-PID最小值	134	387	0.004 160	97	222	0.001 666
神经网络-PID最大值	192	826	0.016 076	146	602	0.007 410

表 7 多种 AI-CC 智能控制系统的对比结果综合

Table 7 Comparison results between different intelligent control systems

对比项	专家规则-PID	模糊规则-PID	神经网络-PID
配置工作内容	调试专家规则表	调试隶属度函数	无
规则配置工作量	较繁琐	最繁琐	最简单
结果对配置工作的依赖度	最高	较高	无
智能化程度	最低	适中	最高
快速性(tr, ts平均值)	最快(107, 400)	适中(121, 490)	最慢(160, 681)
稳态误差(st-err平均值)	最小(0.004 406)	适中(0.005 050)	最大(0.010 621)

研究表明: 控制系统的智能化程度的提升会牺牲系统所能达到的最高性能指标; 系统通过精确设置, 使得某项控制指标达到了极高, 同时会使得系统丧失自适应能力与智能能力。

5 结论

从智能控制系统的可行性角度看, 基于推理规则与神经计算的人工智能方法及经典控制系统相结合构建的 AI-CC 智能控制系统具有可行性。此类方法基于经典控制, 是对经典控制的升级改造, 因此具有坚实的理论基础和广泛的实际应用空间。

从提出的算法改进的效果看, 本研究提出的

EA-PID、FA-PID、AWNN-PID 三项改进分别在系统的动态性能和稳态性能方面较之已有的方法有所提升。

从提出的算法稳定性和工程应用可靠性理论分析的角度看, 本研究从理论上分析了上述系统的稳定性, 给出了对 E-PID、EA-PID、F-PID、FA-PID、BPNN-PID、RBFNN-PID、AWNN-PID 多种方法保证稳定性的保证算法, 使得各算法具有工程应用的可靠性保障。

本研究通过对比研究的方法, 将多种 AI-CC 人工智能方法构建的智能控制系统进行全面对比研究, 发现了智能系统的智能化程度与性能之间此消

彼长的辩证统一关系。为该领域的学术研究者提供了理论推导、分析方法和仿真对比实例,为工程应用领域提供了可以基于经典系统升级改造的、可靠的智能控制系统解决方案。

参考文献:

- [1] VOLODYMYR M, KORAY K, DAVID S. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518: 529–533.
- [2] RIEDMILLER M, GABEL T, HAFNER R, LANGE S. Reinforcement learning for robot soccer[J]. Robots, 2009, 27: 55–73.
- [3] DIUK C, COHENA, LITTMAN, M L. An object-oriented representation for efficient reinforcement learning[J]. Mach learn, 2008(1): 240–247.
- [4] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2016, 12(21): 436–444.
- [5] HINTON G. Learning multiple layers of representation[J]. Trends in cognitive sciences, 2007, 11(5): 428–434.
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON GE. Image-net classification with deep convolutional neural networks [J]. Neural information processing systems foundation, 2012, 47: 777–780.
- [7] FARABET C, COUPRIE C, NAJMAN L, LECUN Y. Learning hierarchical features for scene labeling[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2013, 35(8): 1915–1929.
- [8] SUSANTO-LEE R, FERNANDO T, SREERAM V. Simulation of fuzzy-modified expert PID algorithms for blood glucose control[C]//10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Hanoi, Vietnam, 2008: 1583–1589.
- [9] XUE Ping, WANG Haichao, HOU Juanjuan. Based on the fuzzy PID brushless DC motor control system design[C]// International Conference on Measurement, Information and Control. Harbin, China, 2012: 703–706.
- [10] OU Kai, WANG Yaxiong, LI Zhenzhe. Feedforward fuzzy-PID control for air flow regulation of PEM fuel cell system [J]. International journal of hydrogen energy, 2015, 40(35): 11686–11695.
- [11] SHI Hongbo, HUANG Chuang. A BP wavelet neural network structure for process monitoring and fault detection [C]//The Sixth World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian, China, 2006(2): 5675–5681.
- [12] SHARIFIAN M B B, MIRLO A, TAVOOSI J, SABAHI M. Self-adaptive RBF neural network PID controller in linear elevator[C]//International Conference on Electrical Machines and Systems. Beijing, China, 2011: 1–4.
- [13] 赵新华, 王璞, 陈晓红. 智能投球机器人模糊 PID 控制 [J]. 智能系统学报, 2015, 10(3): 399–406.
ZHAO Xinhua, WANG Pu, CHEN Xiaohong. Intelligent pitching robot based on fuzzy PID control[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(3): 399–406.
- [14] 刘经纬, 王普, 等. 专家模糊增量式自适应的参数在线整定优化系统及方法[P]. 201110023946.6, 2012-11-07.
- [15] 王普, 刘经纬, 等. 自适应小波神经网络异常检测故障诊断分类系统及方法[P]. 201110023943.2, 2012-08-30.
- [16] SHARIFIAN M B B, MIRLO A, TAVOOSI J, SABAHI M. Self-adaptive RBF neural network PID controller in linear elevator[C]//International Conference on Electrical Machines and Systems. Beijing, China, 2011: 1–4.
- [17] NIE Yanmin, HE Zhiqiang. Optimization of the main steam temperature PID parameters based on improve BP neural network[C]//International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications. Rome, Italy, 2015: 113–116.
- [18] CHEN Zhe, FENG Tianjin, et al. The application of wavelet neural network for time series prediction and system modeling based on multiresolution learning[C]//International Conference on System, Man and Cybernetics. Tokyo, Japan, 1999(1): 425–430.
- [19] LOUSSIFI H, NOURI K, BRAIEK N B. A new efficient hybrid intelligent method for nonlinear dynamical systems identification: the wavelet kernel fuzzy neural network[J]. Communications in nonlinear science and numerical simulation, 2016, 32: 10–30.
- [20] SILVA G J, DATTA A, BHATTACHARYYA S P. New results on the synthesis of PID controllers[J]. IEEE trans on automatic control, 2002, 47(2): 241–252.

作者简介:



刘经纬,男,1982年生,副教授,博士,主要研究方向为智能控制与智能系统。发表学术论文、专利20余篇,研究成果获国家级科技竞赛3项奖励。参加多项国家级、省部级自然科学基金项目。



赵辉,男,1988年生,助理研究员,博士后,主要研究方向为人工智能轨道交通智能控制。发表学术论文10余篇。



周瑞,女,1983年生,讲师,博士,主要研究方向为过程控制。主持国家自然科学基金1项,完成北京市基金2项,作为骨干成员参与国家自然科学基金3项,发表学术论文10余篇。