

改进的神经网络 PID 火电厂主汽温控制研究

高昆仑, 梁 宵, 王 杰, 张 衡
(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对传统神经网络 PID 控制系统存在的问题和不足, 提出了改进措施。对于网络的结构, 通过加入一层单连接的网络层, 来干预网络输出所对应的 PID 控制器的参数。对于网络连接权值的学习策略, 选择了一个实时监测系统误差的参数指标, 在每个控制周期内, 首先根据误差指标决定网络是否需要学习, 如果不需要学习, 直接采用上一控制周期的 PID 参数进行控制。通过对火电厂主汽温模型的仿真实验表明, 改进后的神经网络 PID 控制系统, 不论是动态性能还是静态性能都明显优于传统神经网络 PID, 而且网络的训练次数由改进前的 7000 次减少到 1732 次, 减少了 70% 以上。此外, 改进后的控制系统的鲁棒性也没有受到影响。

关 键 词: 神经网络; PID; 学习; 权值; 主汽温

中图分类号: TM714; O242 文献标识码: B

引 言

在大型火电厂中, 热工自动控制有 30 个主要控制回路。以 PID 为基础的常规控制策略是火电厂热工控制在控制方式上的突出特点, 这主要是由于 PID 控制器结构简单, 实现容易, 控制效果好而成为最常用的方法^[1]。但是由于 PID 控制器各个参数的耦合性和互斥性, 使 PID 参数的整定变成了一个较为复杂的问题^[2]。尽管不少学者针对 PID 参数整定提出了许多方法, 而且这些方法尽管在一定程度上改善了 PID 控制器的控制效果^[3-5], 但是这些方法都是针对特定的被控对象才适用, 没有泛化能力或者说泛化能力较弱。利用神经网络所具有的非线性映射能力、自学习能力、概括推广能力, 来对 PID 参数进行在线整定的神经网络 PID 控制器^[6], 极大地提高了控制器的泛化能力和自适应能力, 同时也使 PID 各个参数在局部范围内达到最佳组合, 实现了对系统在局部范围内的最佳控制效果^[7]。但神经网络权值的学习是一个复杂的过程^[8], 不论是网络的学习速率的选择还是学习策略的确定, 都直接影响控制系统的性能。学习速率太大, 可能寻找不到最优点; 学习速率太小, 学习速率太慢, 不仅

增加了网络学习负担, 而且也影响网络的实时跟踪性能。全程在线学习, 则增加了控制器 CPU 的计算负担; 只在初始时刻学习, 则削减了控制系统的鲁棒性。这些因网络学习而导致的种种问题, 在相对复杂的控制系统中表现的尤为突出, 为此, 亟待寻找合理的改进算法, 以解决这些问题。

1 神经网络 PID 控制系统

1.1 系统的结构

神经网络 PID 控制技术是一种将神经网络的学习算法和常规 PID 相结合, 形成一种基于神经网络学习的 PID 控制器。神经网络 PID 控制实际上是通过学习实现比例、积分和微分 3 种控制的组合^[9]。神经网络 PID 控制系统的结构如图 1 所示。

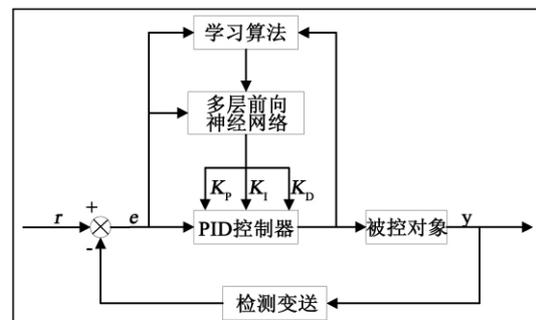


图 1 神经网络 PID 控制系统结构

Fig. 1 Structure of a neural network PID control system

系统控制器由两部分构成: 一部分是传统 PID 控制器, 控制器直接对被控对象实现闭环控制, 而且 PID 控制器的参数采用的是在线整定的方式; 另一部分则是多层神经网络根据系统的运行状态, 采用相应的学习算法, 调整神经网络的各个权值, 以使输出层输出的对应于 PID 控制器 K_p , K_i 和 K_d 的 3 个

参数值的达到最佳组合 ,从而实现对被控对象的快
准稳控制。

1.2 网络的结构

神经网络 PID 控制器的设计是基于神经网络对
非线性函数的逼近映射性来设计的^[10]。对于数字
增量式 PID 控制器 ,控制器的输出表达式为:

$$u(k) = K_p e(k) + K_i \sum_{j=1}^k e(j) T + K_d \frac{e(k) - e(k-1)}{T} \quad (1)$$

设定:

$$\Delta u(k) = K_p [e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)]$$

则可以得到:

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + \Delta u(k) \\ &= u(k-1) + K_p [e(k) - e(k-1)] + \\ &\quad K_i e(k) + K_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \\ &= f[u(k-1), K_p, K_i, K_d, \\ &\quad e(k), e(k-1), e(k-2)] \end{aligned} \quad (2)$$

这种非线性的映射关系可以利用神经网络具有
逼近任意非线性函数的能力 ,通过训练和学习实现
最佳组合 PID 控制律。

适用于神经网络 PID 控制器的多层前向网络可
以是多层的 BP 网络也可以是 RBF 神经 ,三层结构
的 BP 网络的连接结构如图 2 所示。

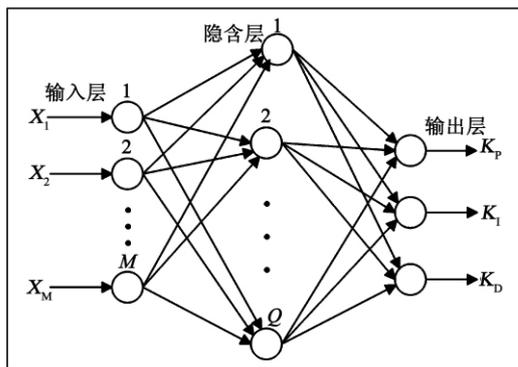


图 2 三层结构的 BP 网络结构

Fig. 2 Structure of a three-layer BP network

网络的输入为被控对象的输入和输出之间的差
值及其历史值 ,网络的输出为 PID 控制器对应的 3
个参数。

1.3 网络的学习规则

隐含层权系数学习算法为:

$$\begin{cases} \Delta \omega_{ij}^{(2)}(k) = \alpha \Delta \omega_{ij}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \\ \delta_i^{(2)} = f'(net_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} \omega_{li}^{(3)}(k) \\ (i = 1, 2, \dots, Q) \end{cases} \quad (3)$$

隐含层到输出层的权系数调整规则为:

$$\begin{cases} \Delta \omega_{li}^{(3)}(k) = \alpha \Delta \omega_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ \delta_l^{(3)} = e(k) \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right) \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} g'(net_l^{(3)}(k)) \\ (l = 1, 2, 3) \end{cases} \quad (4)$$

从以上学习算法中可以看到 ,隐含层各个神经
元之间的连接权系数调整步长 $\Delta \omega_{ij}^{(2)}(k)$ 差别很小 ,
隐含层到输出层的权系数调整步长 $\Delta \omega_{li}^{(3)}(k)$ 亦是
如此。多次的仿真实验结果也验证了这一点。究其
原因 ,主要是由于相同而且数值固定的学习率 η 造
成的 ,这也决定了网络输出层的各个输出差别也很
小 ,即学习获得的 PID 控制器各个参数相差不大。
多次的仿真实验发现 ,尽管控制系统能够使系统的
输出较好地跟踪上系统输入的变化 ,但从 PID 控制
器各个参数对系统性能指标的影响来看 ,这样的系
统是不完善的。

此外 ,神经网络 PID 控制器的网络学习策略分
为两种类型 ,一是神经网络的训练学习伴随整个控
制过程;二是神经网络学习训练只是在某个阶段
(如开始阶段)进行 ,待系统输出跟踪上系统输入
后 ,满足误差要求时则停止网络训练 ,系统成为一
个参数固定的传统 PID 控制系统。这两种类型的神
经网络 PID 控制系统 ,都存在明显的不足:首先对于
第一种策略 ,在整个控制过程网络都处于训练学习
的过程中 ,每一控制周期的 PID 参数要经过网络训
练得到。从网络学习算法复杂度可以看出 ,每一个
控制周期都需要花费大量计算和存储资源 ,对系统
来说会出现不必要甚至过训练的情况 ,而且也不利
于控制器的在线控制。其次对于第二种训练策略 ,
网络的学习只在控制的开始或某个阶段进行 ,虽然
降低了计算量 ,避免了网络不必要或者过训练的
发生。但是网络训练完成后 ,PID 控制器的各个参
数一直保持不变 ,此时系统的控制完全成了一个传
统的参数固定的 PID 控制系统 ,系统的自适应 ,自
学习功能会丧失 ,而且也降低了系统的鲁棒性 ,这
就背离了神经网络 PID 控制理论提出的初衷。

2 网络的改进

神经网络 PID 控制器,网络的输出层,输出的 3 个参数分别对应 PID 控制器的比例、积分、微分系数。鉴于传统的神经网络 PID 控制系统的 PID 参数组合存在的问题,同时考虑到 PID 各个参数对系统性能的不同影响,对神经网络 PID 控制器中的网络结构做了改进。同时,针对传统学习策略对神经网络 PID 控制器在线控制造成的不利因素,提出了一种新的网络在线学习策略。

2.1 网络结构的改进

PID 控制器的比例系数 K_p 的作用在于加快系统的响应速度,提高系统调节精度。积分系数 K_i 的作用在于消除系统的稳态误差。微分系数 K_d 的作用在于改善系统的动态特性。综合系统对控制快速性、稳定性以及精度指标的要求,在前馈 BP 网络的输出层后面增加了一层单连接的神经元。改进后的前馈 BP 网络结构如图 3 所示。

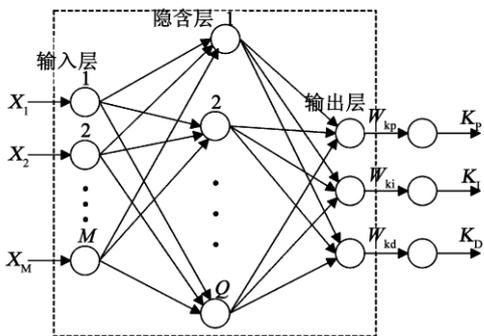


图 3 改进后的 BP 网络结构

Fig. 3 Structure of the improved BP network

改进的网络结构,相当于在传统前向网络的基础上,在网络输出层之后,又加入了一层网络,该层网络的连接属于单连接型的,网络的激活函数是一个线性函数。其中网络的连接权值 W_{kp}, W_{ki}, W_{kd} 不是通过学习得到,而是根据对控制系统控制指标的要求人为设定的。而对于整个网络而言,如图虚线框内的网络结构的,网络权值的学习,仍遵循原始的学习算法进行权值的调整学习。如此以来,控制系统加入了人为的干预因素,避免了网络自学习,自调整的盲目性,而且也可以弥补因学习率固定而造成的系统缺陷。

2.2 网络学习策略的改进

设计了一套新的学习策略,其主要思想就是实

时监测控制系统的运行情况,根据监测到的信息,由设定的跟踪性能指标决定神经网络是否需要在线学习来调整权值。跟踪性能指标确定为最近 m 步误差的平方和。

定义两个累积误差为:

$$sum_error1 = \sum_{k=n-m-1}^{n-1} error(k)^2 \quad (5)$$

$$sum_error2 = \sum_{k=n-m}^n error(k)^2 \quad (6)$$

其中: $error(k) = rin(k) - yout(k)$ 。对于式 (5) 计算的是从上一采样时刻起之前 m 步误差的累积和,而式 (6) 计算的是从当前采样刻起之前 m 步误差的累积和。

如果两次计算误差满足:

$$|sum_error1 - sum_error2| \leq \varepsilon \quad (7)$$

则神经网络不再学习,这时系统相当于一个参数固定的 PID 控制系统, PID 控制器的各个参数保持上一时刻的值不变。直到不再满足误差要求,神经网络重新开始在线学习,调整各个连接权值,以使 PID 控制器的各个参数能够适应当前新的工作状态。学习策略流程图如图 4 所示。

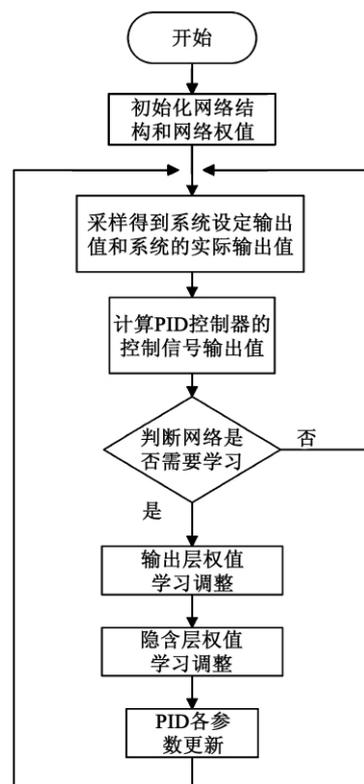


图 4 改进的神经网络 PID 控制系统控制流程图

Fig. 4 Chart showing the control flow path of the improved neural network PID control system

最近采集到的 m 步误差平方和不大于一个很小的正数时,就认为当前 PID 控制器的参数能够满足要求,神经网络不需要再进行权值的调整,反之,神经网络需要在线学习来修改 PID 控制器的参数。如此一来,不仅可以保证神经网络 PID 的在线实时自适应调整特性,还避免了没必要的学习过程,大大节约了 CPU 的资源,同时也可以提高控制信号的实时性能。

3 神经网络 PID 主汽温控制系统

在大型的火电厂中,锅炉主蒸汽温度控制系统稳定、高效、可靠的运行是保证机组安全运行,降低火电厂能源消耗,提高经济效益的重要环节。主汽

温控制的任务是维持过热器出口蒸汽温度在允许的范围之内,并保证过热器管壁温度不超过允许的工作温度。神经网络 PID 主汽温控制系统的结构图如图 5 所示。

图 5 中, $C_1(s)$ 为内环的副控制器; $G_1(s)$ 、 $G_2(s)$ 分别为导前区和惰性区对于减温水流量的传递函数; $H_1(s)$ 、 $H_2(s)$ 分别为导前区和过热主汽温的检测单元特性; r 是主汽温的设定输入值; y 为过热器出口温度的实际测量值; d_1 、 d_2 为系统扰动输入等效值,它们分别对应于减温水自发内扰动和燃烧率变化外扰动。图 5 中的虚线框内可看作是 PID 控制器的广义对象 $G_p(s)$,可推导表示为:

$$G_p(s) = \frac{C_1(s) G_1(s)}{1 + C_1(s) G_1(s) H_1(s)} G_2(s) H_2(s) \quad (8)$$

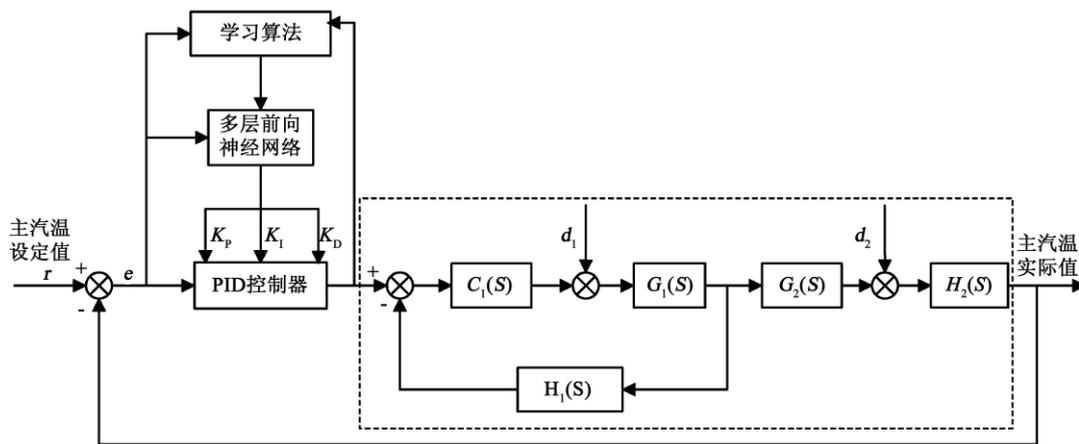


图 5 神经网络 PID 主汽温控制系统

Fig. 5 Neural network-based main steam temperature PID control system

过热器温动态特性呈现出大延迟、大惯性和变参数的特点,且在不同负荷工况下,动态特性和模型参数变化较大。选取某锅炉在某工况下,过热器温对减温水流量的动态特性为:

$$\begin{cases} G_1(s) = \frac{8}{(1 + 15s)^2} \\ G_2(s) = \frac{1.125}{(1 + 25s)^3} \end{cases} \quad (9)$$

测量单元的特性为:

$$H_1(s) = H_2(s) = 0.1 \quad (10)$$

导前区采用比例系数为 $C_1(s) = 25$ 的比例控制器时,则其动态特性描述如式(11)所示:

$$\begin{aligned} G_{\text{导前}}(s) &= \frac{C_1(s) G_1(s)}{1 + C_1(s) G_1(s) H_1(s)} \\ &= \frac{200}{225s^2 + 30s + 21} \end{aligned} \quad (11)$$

惰性区动态特性如式(12)所示:

$$G_{\text{惰性}}(s) = G_2(s) H_2(s) = \frac{0.1125}{(1 + 25s)^3} \quad (12)$$

整个主汽温控制系统,相对减水量的动态特性如式(13)所示:

$$\begin{aligned} G_p(s) &= G_{\text{导前}}(s) G_{\text{惰性}}(s) \\ &= \frac{200}{(225s^2 + 30s + 21)} \times \frac{0.1125}{(1 + 25s)^3} \end{aligned} \quad (13)$$

在另一工况下,系统模型参数发生变化,得到如式(14)所示的数学模型:

$$\begin{aligned} G_p(s) &= G_{\text{导前}}(s) G_{\text{惰性}}(s) \\ &= \frac{207.5}{(256s^2 + 32s + 21.75)} \times \frac{0.12}{(1 + 23s)^3} \end{aligned} \quad (14)$$

4 仿真与实验结果

为验证改进的神经网络 PID 控制器对系统控制性能的影响以及其独特的优势, 采用火电厂主汽温系统这一典型对象为仿真模型设计了如下仿真实验。首先采用常规的神经网络 PID 控制器对模型进行仿真。输入信号采用方波信号, 在 $t = 0$ s 时刻, 输入由 0 变为 1, 并保持至 $t = 300$ s 时, 再由 1 变为 0.5, 之后一直保持到结束。系统仿真结果如图 6 所示。

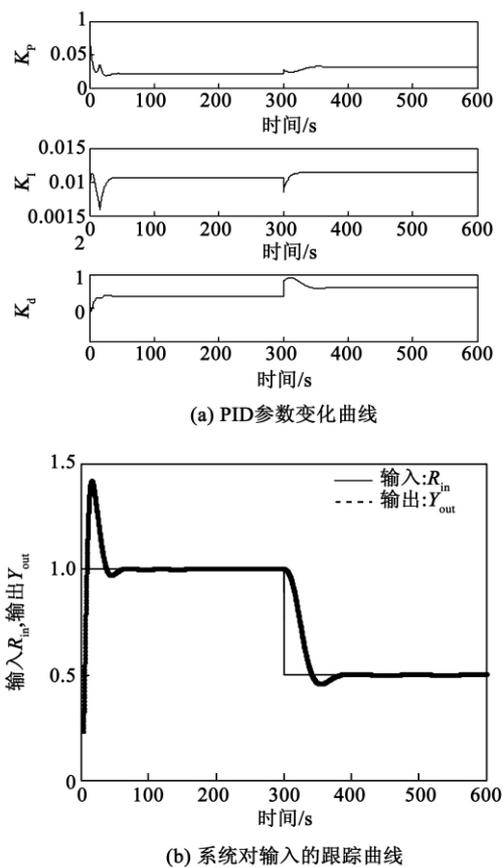


图 6 传统神经网络 PID 控制系统仿真曲线
Fig. 6 Simulation curves of a traditional neural network PID control system

统计传统神经网络 PID 控制系统网络训练次数, 在设定的 6000 个控制周期内, 网络需要训练的 6000 次, 即每个控制周期控制器中的网络连接权值都需要学习。然后采用改变网络结构和学习策略的神经网络控制器进行仿真。根据对主汽温控制的工业要求, 采用经验值方法, 设定增加的单连接网络层的连接权值如下: $W_{k_p} = 1.2$, $W_{k_i} = 0.012$,

$W_{k_d} = 5$ 。系统仿真结果如图 7 所示。

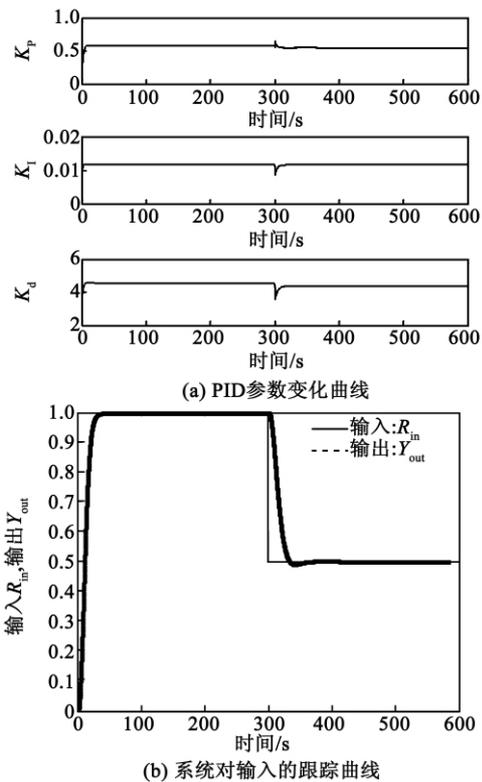


图 7 改进神经网络 PID 控制系统仿真曲线
Fig. 7 Simulation curves of the improved neural network PID control system

统计改进的神经网络 PID 控制器中网络权值的学习次数为 1732 次。相比传统神经网络 PID 控制系统, 对于同样的输入信号和控制对象, 网络的学习次数由 6000 次减少到 1732 次, 网络训练次数减少了 70% 以上, 极大地减少了 CPU 计算量, 节约了 CPU 资源, 方便了在线控制。同时对比图 6 仿真结果, 改进后的控制系统, 不论是在动态性能还是静态性能都明显优于传统的神经网络 PID。为进一步检验改进的控制系统的鲁棒性, 设计如下仿真实验: 在 $t = 300$ s 时刻, 将系统模型参数由式 (13) 变为式 (14), 得到如图 8 所示的仿真结果。

统计控制器中网络权值的学习次数为 1890 次。从图 8 中可以看出, 在 $t = 300$ s 时刻, 系统模型参数发生变化后, 网络能够及时地调整连接权值, 进而影响 PID 控制器的各个参数, 以适应新的模型参数组合下的控制对象, 系统有较强的鲁棒性。从图 6 ~ 图 8 的仿真曲线中可以看出, 传统的神经网络 PID 不能够很好地对主汽温这类较为复杂的控制对象进行有效地控制, 而且网络的学习策略, 不利于控制器的在线控制。而对网络的结构和学习策略改进后的

神经网络 PID 控制器,能够很好地对诸如主汽温这类复杂的对象实现有效控制,不论是系统系统性能还是执行效率都有很大地改善,而且改进后的控制系统的鲁棒性没有受到影响。

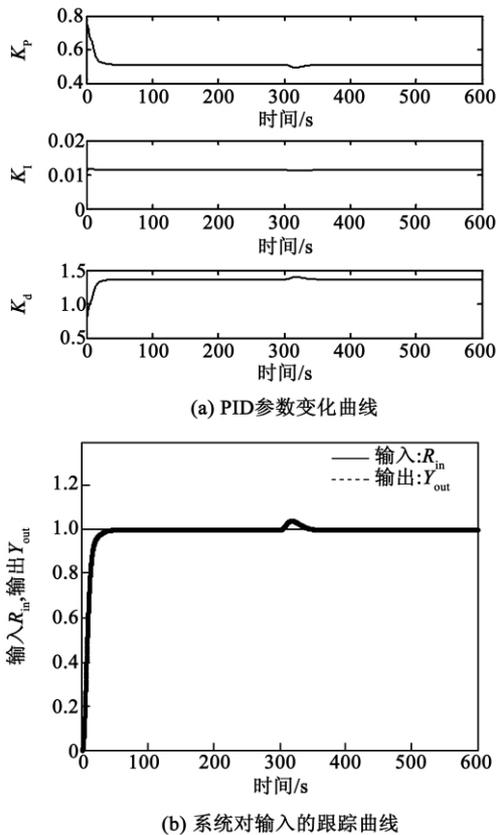


图8 改进神经网络PID控制系统鲁棒性仿真曲线
Fig. 8 Robust simulation curves of the improved neural network PID control system

5 结论

针对传统神经网络PID控制系统存在的问题和不足,提出了改进措施。对于网络的结构,通过加入一层单连接的网络层,来干预网络输出所对应的PID控制器的参数。对于网络连接权值的学习策略,选择了一个实时监测系统误差的参数指标,在每个控制周期内,首先根据误差指标决定网络是否需要学习,如果不需要学习,直接采用上一控制周期的PID参数进行控制。通过对火电厂主汽温模型的仿真实验可以得出,网络的训练次数由改进前的7000次减少到1732次,减少了70%以上。而且改进网络结构的神经网络PID系统不论是动态性能还是静态性能都明显优于传统神经网络PID控制系统,而

且执行效率也大大提高,方便了控制器的在线控制。同时,输出层权值的加入,也使控制系统加入了人为干预成分,工程人员可根据系统对控制快速性、稳定性以及精度指标的要求,设置对象的权值参数,以进一步提高系统的可靠性和稳定性。

参考文献:

[1] 吴宏鑫,沈少萍. PID控制的应用与理论依据[J]. 控制工程, 2003, 10(1): 37-42.
WU Hong-xin, SHEN Shao-ping. Applications of the PID control and their theoretical basis[J]. Control Engineering, 2003, 10(1): 37-42.

[2] 刘镇,姜学智,李东海. PID控制器参数整定方法综述[J]. 电力系统自动化, 1997, 21(8): 79-83.
LIU Zhen, JIANG Xue-zhi, LI Dong-hai. Overview of methods for setting the parameters of a PID controller[J]. Automation of Electric Power Systems, 1997, 21(8): 79-83.

[3] 刘国荣,阳宪惠. 模糊自适应PID控制器[J]. 控制与决策, 1995, 10(6): 558-562.
LIU Guo-rong, YANG Xian-hui. Fuzzy self-adaptive PID controllers[J]. Control and Decision-making, 1995, 10(6): 558-562.

[4] 徐婷艳,浦兴国,袁镇福. 基于遗传算法的PID参数整定在高温多相流风洞中的应用[J]. 热能动力工程, 2010, 25(4): 414-417.
XU Ting-yan, PU Xing-guo, YUAN Zhen-fu. Application of PID parameter setting in a high temperature multiphase flow wind tunnel based on the genetic algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2010, 25(4): 414-417.

[5] 刘思华,胡广大,王英. 一种改进的基于优化的PID参数整定方法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(16): 3745-3748.
LIU Si-hua, HU Guang-da, WANG Ying. Improved method for setting PID parameters based on an optimization[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(16): 3745-3748.

[6] Junhui C, Tien Chih H. Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control[J]. Journal of Process Control, 2004, 14(2): 211-230.

[7] Demilia G, Marra A, Natale E. Use of neural networks for quick and accurate auto-tuning of PID controller[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2007, 23(2): 170-179.

[8] 李换琴,万百五. 大规模前馈神经网络的一种有效学习算法及其应用[J]. 信息与控制, 2003, 32(5): 403-406.
LI Huan-qin, WAN Bai-wu. Effective learning algorithm for large-scale feedforward neural networks and its applications[J]. Information and Control, 2003, 32(5): 403-406.

[9] Xu C, Lu J H. Neural network PID adaptive control and its application[J]. Control Engineering China, 2007, 14(3): 284-286.

[10] Liao F F, Xia M. Research on self-tuning of PID parameters based on BP neural networks[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(7): 1711-1713.

(辉 编辑)

burner. The axial speed gradient and temperature at the outlet of the burner will increase with an increase of the taperness of the bluff body at the outlet and it is proper to choose 34.21 degrees as the taperness of the bluff body at the outlet of a burner. **Key words:** low heating value coal-bed gas ,partially pre-mixing ,bluff body ,flow return zone ,numerical simulation

流化床 O_2/CO_2 燃烧(IV) -氧浓度对 NO_x 和 N_2O 的影响 = O_2/CO_2 Combustion in a Fluidized Bed (IV) -Influence of the Oxygen Concentration on NO_x and N_2O [刊 ,汉]/ZHAO Ke ,TAN Li ,DUAN Cui-jiu ,LU Qing-gang(Engineering Thermophysics Research Institute ,Chinese Academy of Sciences ,Beijing ,China ,Post Code: 100190) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2012 27(6) . - 702 ~ 708

A circulating fluidized bed can realize O_2/CO_2 combustion at a high oxygen concentration ,thus reducing the size of the combustion chamber and the recycling flue gas quantity. The authors have tested two bituminous coal ranks and a lignite coal in a 15 kW circulating fluidized bed test system and a 0.15 kW one respectively. The influence of the oxygen concentration on the NO_x and N_2O was studied. The research results show that all the three coal ranks can realize stable combustion when the oxygen concentration of the primary air ranges from 44.3% to 55.3% and that of the secondary air is between 43.2% and 60.2%. When the oxygen concentration is about 50% ,the conversion rate of nitrogen in the coal to NO_x will decrease to 19% -60% of the nitrogen in the coal while the conversion rate of nitrogen in the coal to N_2O will decrease to 20% -81% of the nitrogen in the coal when burning in the air atmosphere. **Key words:** fluidized bed , O_2/CO_2 ,combustion , N_2O , NO_x

改进的神经网络 PID 火电厂主汽温控制研究 = Study of the Control Over the Main Steam Temperature in a Thermal Power Plant Based on an Improved Neural Network PID (Proportional ,Integral and Differential) Control [刊 ,汉]/GAO Kun-lun ,LIANG Xiao ,WANG Jie ,ZHANG Heng (College of Electrical Engineering , Zhengzhou University ,Zhengzhou ,China ,Post Code: 450001) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2012 27(6) . - 709 ~ 714

In the light of problems and shortcomings existing in the traditional neural network PID control systems ,presented were measures for improvement. For the structure of the network ,by adding a single-connected network layer ,the parameters of the PID controller corresponding to the output of the network were intervened. As for the tactics for learning the network linkage weight value ,a parameter index was chosen to real time monitor the error of the sys-

tem. Within each control periods ,the error index was based to first determine whether or not it is necessary for the network to learn. If it is not necessary to learn ,the PID parameters of the last control period can be used directly for control. The simulation test results obtained by using the model for main steam temperatures of thermal power plants show that the improved neural network PID control system is obviously superior to the traditional one in terms of both dynamic performance and static one. Furthermore ,the training frequency of the network decreased from 7000 times before the improvement to 1732 times ,lowering by more than 70% . In addition ,the robustness of the improved control system has not yet been affected. **Key words:** neural network ,PID (Proportional ,Integral and Differential) , learning ,weight value ,main steam temperature

竖直 U 型埋管换热器热短路抑制措施的分析 = Analysis of the Measures to Prevent the Thermal Short-cut of a Vertical U-shaped Embedded Tube Heat Exchanger [刊 汉]/LIAO Quan ,ZHOU Chao ,CUI Wen-zhi (Education Ministry Key Laboratory on Low Quality Energy Source Utilization Technologies and Systems ,College of Power Engineering ,Chongqing University ,Chongqing ,China ,Post Code: 400030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2012 27(6) . - 715 ~ 720

Established was a three-dimensional transient numerical model for analyzing a single U-shaped embedded tube heat exchanger and numerically simulated were various measures to prevent the “thermal short-cut” of the embedded tube heat exchanger. Under various flow carrier speeds and heat conductivity coefficients of the backfill material ,the overall heat transfer performance of a heat isolation plate type and a heat isolation sleeve type embedded tube heat exchanger as well as a common embedded tube heat exchanger for which no measures was taken to prevent any thermal short-cut were studied respectively. The law governing the influence of different “thermal short-cut” prevention measures on the overall heat transfer performance of the embedded tube heat exchangers was obtained. Through a contrast analysis and comparison of the “thermal short-cut” prevention measures ,which influence the overall heat transfer performance of the embedded tube heat exchangers ,and in combination with the operating environment of actual embedded tube heat exchanger projects ,the authors proposed that in practical engineering projects ,it is not necessary to take any additional measures to prevent any thermal short-cuts of embedded tube heat exchangers. **Key words:** embedded tube heat exchanger ,thermal short-cut ,numerical simulation

基于递归模糊神经网络的 PEMFC 温度控制研究 = Study of the Temperature Control of a Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC) Based on a Regressive Fuzzy Neural Network [刊 汉]/LI Chun-hua (Col-