

基于PID型神经网络的除氧器压力和水位解耦控制研究

王鹏¹ 张伟² 戴日辉³ 孟浩¹

(1. 哈尔滨工程大学 自动化学院 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 中国船舶重工集团公司第七〇三研究所, 黑龙江 哈尔滨 150078; 3. 海军驻七〇三研究所军事代表室 黑龙江 哈尔滨 150078)

摘要: 船舶蒸汽动力装置中除氧器压力和除氧器水位互相关联, 具有很强的耦合性, 传统的PID控制很难获得令人满意的控制效果, 因此必须采取相应的解耦措施。PID型神经网络不仅具有传统PID的优点, 还具有神经网络的自学习和逼近任意函数的能力。本研究建立了除氧器压力和水位的模型, 并通过建立与比例、积分和微分相对应的神经元, 将PID和神经网络整合在一起, 提出一种PID型神经网络解耦控制方法。在所建立的除氧器压力和水位模型上对PID型神经网络解耦控制方法进行仿真。仿真结果表明, 相对于单回路PID控制方法, 该方法具有比单回路PID控制更好的解耦效果, 可以将除氧器压力和水位的稳定时间分别缩短100 s和60 s, 并将二者的超调量分别减少0.6 kPa和0.005 m。

关键词: 蒸汽动力; 除氧器压力; 除氧器水位; PID型神经网络; 多变量解耦控制

中图分类号: TP273; TK223.5 文献标识码: A
DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2015.06.026

引言

除氧器是船舶蒸汽动力装置给水系统中的主要设备之一, 主要用来除去系统凝结水中的氧气等非凝结气体, 并将凝结水加热至除氧器下的饱和温度供锅炉使用。在船舶蒸汽动力装置中, 除氧器的加热蒸汽主要来自废汽总管。除氧器的简化工作原理如图1所示。目前常用的除氧器压力和水位控制方法是设置独立的两个单回路的PID控制器: 除氧器压力调节阀通过控制进入除氧器的废汽流量来维持除氧器压力稳定, 凝水调节阀通过控制进入除氧器的凝水流量来维持除氧器水位稳定。除氧器压力和水位之间具有很强的耦合特性, 因此依靠传统的单回路控制难以达到理想的控制效果, 需要进行解耦控制。

PID控制具有算法简单、成熟、稳定性好等特点, 在工程实际中得到了广泛的应用。神经网络因

其鲁棒性好, 本身具有学习能力、泛化能力和非线性映射能力, 近年来受到了广泛的关注^[1]。因此, 将PID与神经网络结合起来, 提出一种兼具二者特点的基于神经网络解耦的协调控制方法, 再根据系统运行原理建立除氧器压力-水位的模型进行仿真验证。仿真结果表明该方法内含的解耦机制能获得令人满意的除氧器压力和水位控制效果。

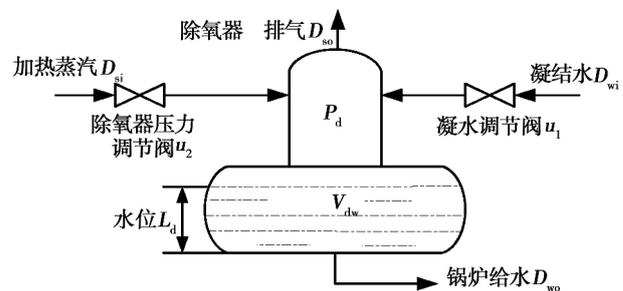


图1 除氧器压力和水位系统原理图

Fig. 1 The schematic diagram of deaerator pressure and water level system

1 除氧器压力-水位建模

为建立除氧器的模型, 假设如下: (1) 忽略除氧器向外界的散热; (2) 除氧器中压力和温度同步变化; (3) 水箱中水的比容假定只是压力或水温的函数; (4) 除氧器内金属按20%的比例参与热反应; (5) 除氧器内水的密度按饱和水密度计算^[2-4]。

蒸汽质量平衡:

$$\frac{d[(V_d - V_{dw})\rho_s]}{d\tau} = D_{si1} + D_v - D_n - D_{so} \quad (1)$$

式中: V_d —除氧器总容积, m^3 ; V_{dw} —除氧器内水的

收稿日期: 2014-07-22; 修订日期: 2014-08-20

作者简介: 王鹏(1979-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 中国船舶重工集团公司第七〇三研究所博士研究生。

体积, m^3 ; ρ_s —除氧器内饱和蒸汽的密度, kg/m^3 ; D_{si1} —蒸汽侧加热蒸汽流量, kg/s ; D_v —除氧器水箱水的动态产汽量, kg/s ; D_{so} —除氧器排汽量, kg/s ; D_n —蒸汽侧凝结汽量, kg/s 。

凝结水质量平衡:

$$\frac{d(V_{dw}\rho_w)}{d\tau} = V_{dw}\frac{d\rho_w}{d\tau} + \rho_w\frac{dV_{dw}}{d\tau} = D_{wi} + D_{si2} + D_n - D_v - D_{wo} \quad (2)$$

式中: ρ_w —水箱内水的密度, kg/m^3 ; D_{si2} —除氧器水侧加热蒸汽量, kg/s ; D_{wi} —进入除氧器的凝结水流量, kg/s ; D_{wo} —给水输出量, kg/s 。

除氧器能量平衡:

$$\frac{d[(V_d - V_{dw})\rho_s H_s + V_{dw}\rho_w H_w + 0.2c_d M_d t_s - AV_d P_d]}{d\tau} = D_{si} H_{si} + D_{wi} H_{wi} - D_{so} H_s - D_{wo} H_w \quad (3)$$

式中: P_d —除氧器内蒸汽压力, MPa ; H_s —饱和蒸汽焓值, kJ/kg ; H_w —除氧器内水的焓值, kJ/kg ; H_{si} —加热蒸汽平均焓值, kJ/kg ; H_{wi} —凝结水的焓值, kJ/kg ; c_d —除氧器金属的比热容, $kJ/kg \cdot s$; M_d —除氧器金属的质量, kg ; t_s —饱和蒸汽温度, $^{\circ}C$; A —单位换算系数; $D_{si} = D_{si1} + D_{si2}$ —除氧器总加热汽量, kg/s 。

凝结蒸汽量:

$$D_n(H_s - H_w) = D_{wi}(H_{wi} - H_w) - D_{si1}(H_{si} - H_s) \quad (4)$$

工质饱和参数状态方程:

$$\frac{d\rho_s}{d\tau} = \frac{[D_{si1} - D_n - D_{so} + \frac{\rho_w - \rho_s}{\rho_w} \cdot \frac{D_{si2}(H_{si} - H_w)}{H_s - H_w} + \frac{\rho_s}{\rho_w}(D_{wi} + D_{si2} + D_n - D_{wo})]}{V_d - V_{dw} + F_{x0} + \frac{\rho_s}{\rho_w}(V_{dw}f_{x3} - F_{x0})} \quad (8)$$

除氧器压力 P_d 可由饱和蒸汽密度 ρ_s 利用水蒸气热力性质函数求得。除氧器水位 L_d 则与体积 V_{dw} 相对应。由以上推导可得 P_d 和 L_d 的封闭微分方程组。

2 基于 PID 型神经网络的解耦控制

依据上面建立的模型可求解出除氧器压力和水位, 当忽略除氧器排汽影响时, 被控对象相当于一个双输入双输出的多变量系统。输入是给除氧器压力调节阀开度和凝结水调节阀开度, 输出是除氧器压力和水位。多个 PID 型神经网络交叉关联可用于多变量系统的解耦控制, 这种网络控制器通过在线自

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{dH_s}{d\tau} &= \frac{dH_s}{d\rho_s} \cdot \frac{d\rho_s}{d\tau} = f_{x1} \frac{d\rho_s}{d\tau} \\ \frac{dH_w}{d\tau} &= \frac{dH_w}{d\rho_s} \cdot \frac{d\rho_s}{d\tau} = f_{x2} \frac{d\rho_s}{d\tau} \\ \frac{d\rho_w}{d\tau} &= \frac{d\rho_w}{d\rho_s} \cdot \frac{d\rho_s}{d\tau} = f_{x3} \frac{d\rho_s}{d\tau} \\ \frac{dt_s}{d\tau} &= \frac{dt_s}{d\rho_s} \cdot \frac{d\rho_s}{d\tau} = f_{x4} \frac{d\rho_s}{d\tau} \\ \frac{dP_d}{d\tau} &= \frac{dP_d}{d\rho_s} \cdot \frac{d\rho_s}{d\tau} = f_{x5} \frac{d\rho_s}{d\tau} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

t_s 、 ρ_w 、 H_s 、 H_w 、 P_d 的变化率均变为饱和汽密度变化率的函数。 f_{x1} 至 f_{x5} 可依据国际通用水和蒸汽热力状态参数工业化计算公式 IFC67 用曲线拟和公式近似计算。

将式(5)代入式(3)进行变换并令:

$$F_{x0} = \frac{(V_d - V_{dw})\rho_s f_{x1} + (V_d - V_{dw})\rho_s f_{x2} + 0.2c_d M_d f_{x4} - AV_d f_{x5}}{H_s - H_w}$$

可得:

$$D_v = \frac{D_{si2}(H_{si} - H_w)}{H_s - H_w} - F_{x0} \frac{d\rho_s}{d\tau} \quad (6)$$

根据式(2)可得:

$$\frac{dV_{dw}}{d\tau} = \frac{1}{\rho_w} [D_{wi} + D_{si2} + D_n - D_{wo} - \frac{D_{si2}(H_{si} - H_w)}{H_s - H_w} + F_{x0} \frac{d\rho_s}{d\tau} - V_{dw} f_{x3} \frac{d\rho_s}{d\tau}] \quad (7)$$

根据式(1)可得:

学习和网络权值调整, 使系统的每个被控变量只与其对应的给定输入量有关, 而与其他给定的输入量无关, 并且使各个被控变量都具有良好的动态和静态性能, 从而实现系统广义解耦控制^[5]。因此, 基于 PID 型神经网络解耦的除氧器压力和水位协调控制方法可以避免当单独采用 PID 算法时, 出现的对强耦合对象控制效果不佳的问题。其原理如图 2 所示。

2.1 解耦控制系统设计

如图 2 所示, 被控对象除氧器压力-水位模型为一个双输入双输出的对象, 输入量是凝结水调节阀控制量 u_1 和除氧器压力调节阀控制量 u_2 , 输出量是除氧器压力 P_d 和水位 L_d 。除氧器压力和水位

的给定值分别为 P_0 和 L_0 。PID 型神经网络解耦控制系统采用 2 个前向神经网络 PID-NN1 和 PID-NN2。每个神经网络的输入层包含 2 个神经元, 隐含层包含 3 个神经元, 输出层包含 1 个神经元。将 PID 控制规律融入神经网络的结构中, 每个子网的等价控制规律为^[6]:

$$u_s = K_{Ps}e_s(k) + K_{Is} \sum_{i=0}^k e_s(i) + K_{Ds} [e_s(k) - e_s(k-1)] \quad (9)$$

式中: $s=1, 2$ —神经网络的序号; k —采样点个数; $e_s(k)$ —被控对象和设定值的偏差。 K_{Ps} 、 K_{Is} 、 K_{Ds} —PID 控制器的比例、积分和微分系数, 分别对应神经网络中的 3 个隐含层节点。在 PID-NN1 中, 以除氧器水位 L_d 与水位设定值 L_0 作为 PID-NN1 的输入, 两者之间的偏差即等价于 PID 控制器中的偏差 $e_1(k)$, 即 $e_1(k) = L_0 - L_d$ 。按照式(10)计算出 PID-NN1 的输出即凝结水调节阀的控制量 u_1 。在 PID-NN2 中, 以除氧器压力 P_d 与压力设定值 P_0 作为 PID-NN2 的输入, $e_2(k) = P_d - P_0$, PID-NN2 的输出即除氧器压力调节阀的控制量 u_2 。 u_1 通过前向计算包含了 PID-NN2 网络的神经元的解耦控制; u_2 包含了 PID-NN1 网络的神经元的解耦控制。

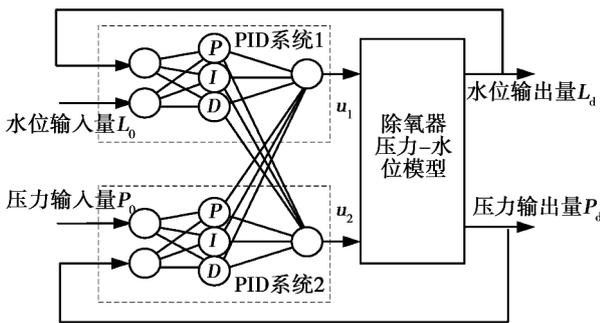


图 2 基于 PID 神经网络的除氧器压力和水位解耦控制系统

Fig. 2 The deaerator pressure and water level decoupling control system based on PID neural network

2.2 神经网络结构

神经网络结构分为 3 层:

(1) 输入层: 输入层神经元的输入为 $net_{11}^1(k) = L_d$, $net_{12}^1(k) = L_0$, $net_{21}^1(k) = P_d$, $net_{22}^1(k) = P_0$ 。在输入层中, 神经元的输入与输出是相等的,

即神经元的输出为 $O_{si}^1(k) = net_{si}^1(k)$ 。式中 i 为网络中输入层的序号。 $i=1, 2$ 。

(2) 隐含层: 隐含层神经元的输入为:

$$net_{sj}^2(k) = \sum_{i=1}^2 w_{sij}^1 O_{si}^1(k) \quad (10)$$

式中: w_{sij}^1 —输入层至隐含层的权值; j —网络中隐含层的序号, $j=1, 2, 3$ 。隐含层各神经元的激励函数各不相同, 其输出如下:

比例神经元: $O_{s1}^2(k) = net_{s1}^2(k)$

积分神经元: $O_{s2}^2(k) = O_{s2}^2(k-1) + net_{s2}^2(k)$

微分神经元: $O_{s3}^2(k) = net_{s3}^2(k) - net_{s3}^2(k-1)$

(3) 输出层: 输出层的输入是各子网络隐含层节点输出值的加权和, 输出层的输出即控制器的输出, 可表示为:

$$u_s(k) = O_{sh}^3(k) = net_{sh}^3(k) = \sum_{s=1}^2 \sum_{j=1}^3 w_{sjh}^2 O_{sj}^2(k) \quad (11)$$

式中: w_{sjh}^2 —隐含层至输出层的权值。 h —网络中输出层的序号, $h=1$ 。

2.3 权值计算

将 PID 神经网络与多变量被控对象一起作为广义网络, 采用 BP 学习算法进行训练。BP 学习算法是广泛应用于神经网络的一种学习算法, 其具有良好的学习能力和结构简单, 实现容易的特点^[7]。BP 算法的准则函数为:

$$J = \sum_{s=1}^2 E_s = \frac{1}{2l} \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^l [net_{s1}^1(k) - net_{s2}^1(k)]^2 \quad (12)$$

式中: l —每批采样点数。采用梯度法训练控制器的权值, 隐层至输出层权值为:

$$w_{sjh}^2(k+1) = w_{sjh}^2(k) - \eta_{sjh} \frac{\partial J}{\partial w_{sjh}^2} \quad (13)$$

式中: η_{sjh} —学习步长。

$$\frac{\partial J}{\partial w_{sjh}^2} = \sum_{s=1}^2 \frac{\partial E_s}{\partial net_{s1}^1} \frac{\partial net_{s1}^1}{\partial u_s} \frac{\partial u_s}{\partial net_{sh}^3} \frac{\partial net_{sh}^3}{\partial w_{sjh}^2} \quad (14)$$

由于对象特性未知, 可表示为:

$$\frac{\partial net_{s1}^1}{\partial u_s} = \text{sgn} \frac{net_{s1}^1(k) - net_{s1}^1(k-1)}{u_s(k-1) - u_s(k-2)} \quad (15)$$

$$\delta_{sh}^2(k) = (net_{s1}^1 - net_{s2}^1) \text{sgn} \frac{net_{s1}^1(k) - net_{s1}^1(k-1)}{u_s(k-1) - u_s(k-2)} \quad (16)$$

代入(15)可得:

$$\frac{\partial J}{\partial w_{sjh}^2} = -\frac{1}{l} \sum_{s=1}^2 \sum_{k=1}^l \delta_{sh}^2(k) O_{sj}^2(k) \quad (17)$$

同理 输入层至隐含层权值为:

$$w_{sij}^1(k+1) = w_{sij}^1(k) - \eta_{sij} \frac{\partial J}{\partial w_{sij}^1} = w_{sij}^1(k) + \eta_{sij} \frac{1}{l} \sum_{s=1}^2 \sum_{h=1}^1 \sum_{k=1}^l \delta_{shi}^1(k) O_{si}^1(k) \quad (18)$$

式中:

$$\delta_{shi}^1(k) = \delta_{sh}^2(k) w_{sjh}^2 \operatorname{sgn} \frac{O_{sj}^2(k) - O_{sj}^2(k-1)}{\operatorname{net}_{sj}^2(k-1) - \operatorname{net}_{sj}^2(k-2)}$$

2.4 初始权值的选取

神经网络的初始权值选取对于神经网络的学习速度和收敛速度至关重要。通常初始权值随机选取 会消耗大量的训练时间 还会增加收敛陷入局部极小点的概率。而 PID 由于其广泛应用 有很多成熟的方法可以用来选取参数。PID 型神经网络的连接权值的初值选取可参照 PID 控制器的特点来确定^[8]。这种方法可使 PID 型神经网络在初始运行时有与 PID 控制器相等的控制效果 在此基础上再通过在线训练学习调整网络连接权值。根据式 (9) 确定输入层至隐含层权值的初值为: $w_{s1j}^1(k) = +1$, $w_{s2j}^1(k) = -1$ 。隐含层至输出层的连接权值的初值应使 PID 型神经网络的权值取初值时等价于独立的 PID 控制器, 有: $w_{111}^2(k) = K_{P1}$, $w_{121}^2(k) = K_{I1}$, $w_{131}^2(k) = K_{D1}$, $w_{112}^2(k) = 0$, $w_{122}^2(k) = 0$, $w_{132}^2(k) = 0$, $w_{212}^2(k) = K_{P2}$, $w_{222}^2(k) = K_{I2}$, $w_{232}^2(k) = K_{D2}$, $w_{211}^2(k) = 0$, $w_{221}^2(k) = 0$, $w_{231}^2(k) = 0$ 。

3 仿真及分析

3.1 仿真条件

在所建立的除氧器压力 - 水位模型上利用 PID 型神经网络解耦控制分别对升负荷和降负荷过程进行仿真 模型主要参数为: $H_{wi} = 252.2 \text{ kJ/kg}$, $H_{si} = 2800 \text{ kJ/kg}$, $V_d = 18 \text{ m}^3$, $M_d = 8000 \text{ kg}$, $c_d = 0.5 \text{ kJ/kg} \cdot \text{s}$, $D_{so} = 1 \text{ kg/s}$ 。PID 型神经网络的主要参数为: $\eta_{sij} = 0.005$, $K_{P1} = 0.5$, $K_{I1} = 0.7$, $K_{D1} = 0.8$, $K_{P2} = 0.35$, $K_{I2} = 0.4$, $K_{D2} = 0.9$ 。

3.2 仿真结果及分析

3.2.1 升负荷过程

如图 3 - 图 6 所示 根据蒸汽动力装置运行规律 系统负荷上升时 锅炉给水流量 D_{wo} 从 9.5 kg/s

上升至 46.5 kg/s 。 D_{wo} 的增加导致除氧器水位 L_d 下降 水位偏差加大。此时在控制器的作用下 凝结水调节阀开大 凝结水流量增加, L_d 逐渐稳定; 由于 L_d 下降 除氧器压力 P_d 也随之下降 压力偏差下降。此时 除氧器压力调节阀开大 进入除氧器的加热蒸汽量 D_{si} 增加 直到当除氧器的压力达到稳定值。

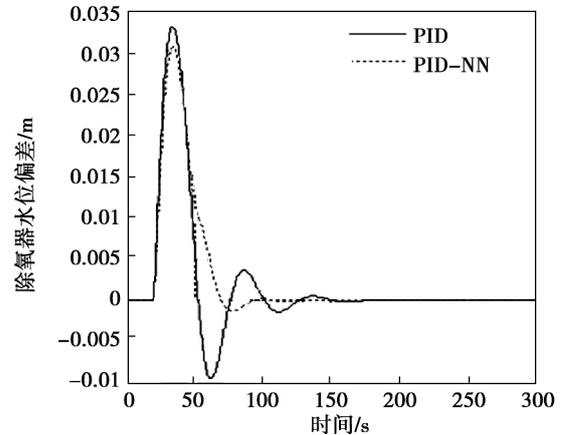


图 3 除氧器水位偏差

Fig. 3 The deaerator water level deviation

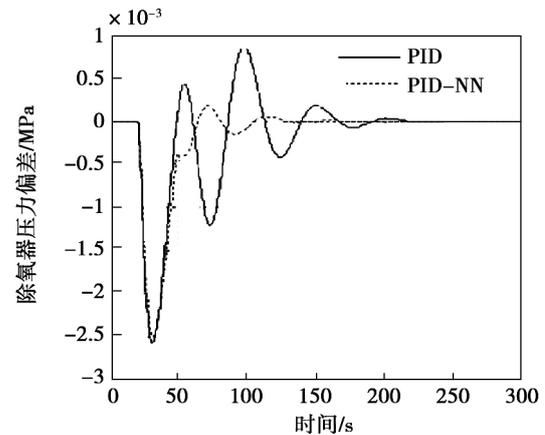


图 4 除氧器压力偏差

Fig. 4 The deaerator pressure deviation

3.2.2 降负荷过程

如图 7 至图 10 所示 系统负荷下降时 锅炉给水流量 D_{wo} 从 46.5 kg/s 下降到 9.5 kg/s 。 D_{wo} 降低时 除氧器内的水位 L_d 升高 水位偏差减小。在控制器的作用下 凝结水调节阀关小 凝结水流量下降, L_d 逐渐稳定; 由于水位 L_d 的升高 除氧器压力 P_d 也升高 压力偏差加大。此时除氧器压力调节阀关小 进入除氧器的加热蒸汽量 D_{si} 降低 直到除氧器的压力达到稳定。

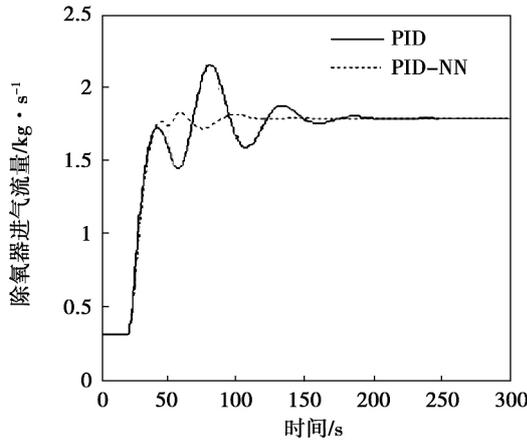


图5 除氧器进汽流量

Fig. 5 The quantity of inlet heating steam flow

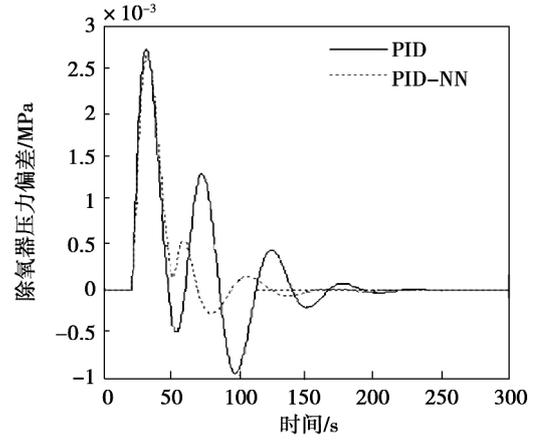


图8 除氧器压力偏差

Fig. 8 The deaerator pressure deviation

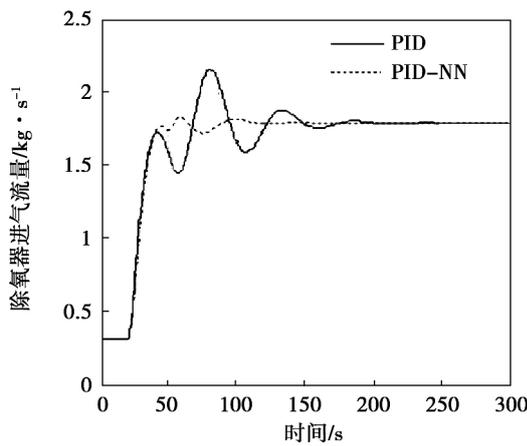


图6 凝结水流量

Fig. 6 The quantity of condensed water

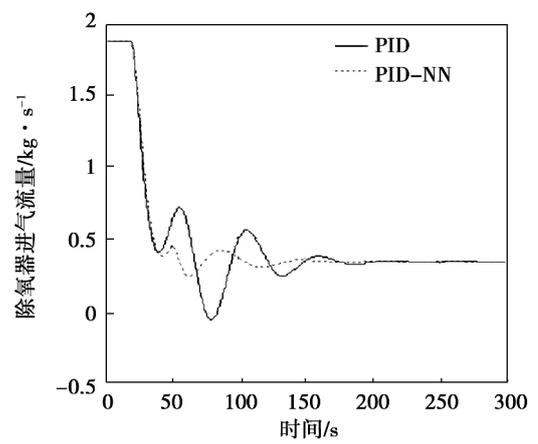


图9 除氧器进汽流量

Fig. 9 The quantity of inlet heating steam flow

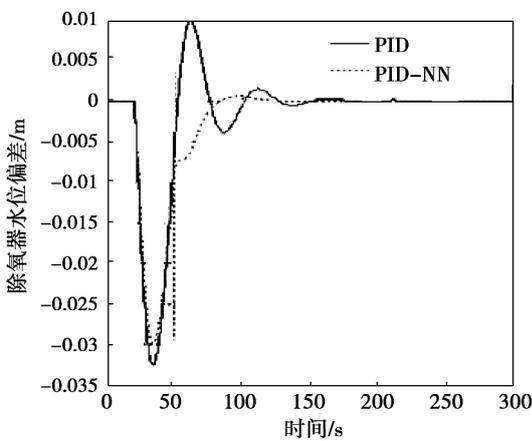


图7 除氧器水位偏差

Fig. 7 The deaerator water level deviation

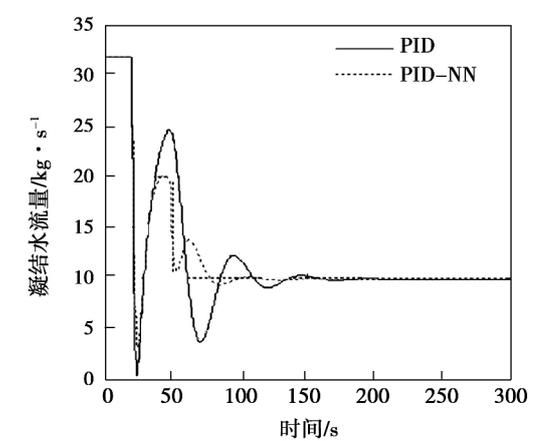


图10 凝结水流量

Fig. 10 The quantity of condensed water

比较单回路PID控制方法和PID型神经网络解

耦控制方法,从图3-图6可以看到,采用单回路PID控制时,除氧器的压力偏差和水位偏差均有较大超调,最大超调的绝对值分别为0.8 kPa和0.033 m,稳定时间分别为225 s和150 s。采用PID型神经网络解耦控制后,可以减小超调量,压力偏差最大超调量绝对值为0.2 kPa,水位偏差最大超调量绝对值为0.028 m。除氧器的压力偏差和水位偏差的稳定时间分别为125 s和90 s。此外进入除氧器的加热蒸汽汽流量和凝结水流量的波动也较小。从图7-图10的降负荷过程也可以得到同样的结论。由仿真结果可以看到,神经网络解耦控制与单回路PID控制效果相比,除氧器压力和水位的超调量均有所减少,达到稳定值所需时间也大为减少,系统的稳定性增加,响应速度加快,特别是水位回路的动态调节过程有了很大的改善。

4 结 论

针对船舶蒸汽动力装置中除氧器压力和水位之间存在的耦合问题。将PID与神经网络结合起来,提出一种兼具二者特点的基于PID型神经网络解耦的协调控制算法并进行仿真,通过与PID控制进行对比得到如下结论:

(1) 神经网络解耦控制方法具有优良的解耦性能,能够在负荷变化情况下大幅度的缩短除氧器压力和水位的稳定时间,并减少动态过程中的超调量,从而获得更好的控制效果。相对于单回路PID方法,除氧器压力的最大超调量的绝对值减小了0.6 kPa,进入稳态的时间缩短了100 s。除氧器水位的最大超调量的绝对值减小了0.005 m,进入稳态的时间缩短了60 s。

(2) 在实际船舶蒸汽动力装置中,采用废汽作为除氧器的加热蒸汽,因此除氧器的压力和废汽总管压力系统联系紧密,除氧器水位则与冷凝器水位之间也存在着耦合关系,本次研究未涉及,未来的研究应全面考虑众多的影响因素。

参考文献:

- [1] 曹海云,李守巨,刘迎曦. 基于PID神经网络的非线性动态系统控制[J]. 控制工程, 2007, 51: 38-40.
CAO Hai-yun, LI Shou-ju, LIU Ying-xi. Nonlinear dynamic system control with PID neural networks [J]. Control Engineering of China, 51, pp. 38-40, 2007.
- [2] 王挺,吴文辉,措姆等. 核电常规岛给水除氧器水位控制系统建模与仿真[J]. 电网与清洁能源, 2011, 07: 70-72.
WANG Ting, WU Wen-hui, MU Cuo, XU Tang-huang. Modeling and simulation of tuning adjustment on the control system for the water level in the water feeder deaerator of the conventional island [J]. Power System and Clean Energy, 2011, 07: 70-72.
- [3] 周红. 核动力装置凝给水系统协调控制方法研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2009.
ZHOU Hong. Research on coordinated control of condensation and feed water system for nuclear power plant [D]. Harbin Engineering University, Harbin, pp. 18, 2009.
- [4] 吴婕,许志斌,马晓茜. 核电站除氧器水位控制模型的仿真研究[J]. 热力发电, 2014, 03: 47-51.
WU Jie, XU Zhi-bin, MA Xiao-xi. Numerical simulation on water level control model for deaerators in nuclear power plants [J]. Thermal Power Generation, 2014, 03: 47-51.
- [5] XU Dong, WANG Bo, ZHANG Lei. Velocity control for underwater vehicles based on PID neural network [C]. Proceedings of 2011 International Conference on Management Science and Intelligent Control (ICMSIC 2011) VOL. 01 [C]. Beijing, China, 2011: 4.
- [6] JIA Deli, YOU Bo, ZHANG Feng-jing. Decoupling control based on PID neural network for plasma cutting system [C]. Proceedings of 27th Chinese Control Conference [C]. Kunming, China, pp. 4, 2008.
- [7] SUN Sheng-qi, LI Shuang. Application of PID neural network in headbox multivariable decoupling control [C]. In 2nd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNe) [C]. Yichang, China, 2012, pp. 2427-2430.
- [8] 舒怀林. PID神经网络控制系统分析[J]. 自动化学报, 1999, 25(1): 105-111.
Shu Huai-lin. Analysis of PID neural network multivariable control systems [J]. Acta Automatica Sinica, 1999, 25(1), 105-111.

(姜雪梅 编辑)

a smaller uniformly distribution factor (within 2%) and better hydraulic performance. **Key words:** cooling tower , tube type water distribution ,hydraulic calculation ,genetic algorithm ,optimized design

基于 PID 型神经网络的除氧器压力和水位解耦控制研究 = **Study of the Decoupled Control Over the Pressure and Water Level of a Deaerator Based on a PID (Proportional ,Integral and Differential) Type Neural Network** [刊 ,汉] WANG Peng ,MENG Hao (College of Automation ,Harbin Engineering University ,Harbin ,China ,Post Code: 150001) ZHANG Wei (CSIC No. 703 Research Institute ,Harbin ,China ,Post Code: 150078) ,DAI Ri-hui (Naval Representative Office Resident in Harbin No. 703 Research Institute ,Harbin ,China ,Post Code: 150078) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2015 ,30(6) . -926 -931

In marine steam power plants ,the pressure and water level in deaerators are correlated and have a strong coupling property. As a result ,it is very difficult for the traditional PID control to achieve satisfactory control effectiveness and it is mandatory to take corresponding decoupling measures. PID type neural networks not only have the merits of the traditional PID control but also have an ability of performing a self-learning and approaching to any function. A model for the pressure and water level in deaerators was established and through establishing a neuron corresponding to the proportional ,integral and differential control ,the PID control and the neural network were integrated and a PID type neural network decoupling control method was proposed. By making use of the model thus established ,a simulation by using the PID type neural network decoupling control method was performed. It has been found that compared with the single loop PID control method ,the method in question boasts a better decoupling result ,the stabilization time durations of the pressure and water level in the deaerator can be shortened by 100 s and 60 s respectively and both overshoots can be reduced by 0.6 KPa and 0.005 m respectively. **Key words:** steam power ,pressure in a deaerator ,water level in a deaerator ,PID type neural network ,multi-variable decoupled control

某核电机组凝结水溶解氧超标问题分析及试验研究 = **Analysis and Experimental Study of the Problem That the Dissolved Oxygen Content of Condensate Water in a Nuclear Power Unit Exceeds the Standard** [刊 ,汉] YANG Zhang ,WANG Yu ,JIANG Yan-long (College of Astronautics ,Nanjing University of Aeronautics and Astronautics ,Nanjing ,China ,Post Code: 210016) ,YANG Zhang (Fujian Ningde Nuclear Power Co. Ltd. ,Ningde ,China ,Post Code: 355200) ,SHI Jian-zhong (China Guangdong Nuclear Power Engineering Design Co.