

基于BP神经网络汽水分离器组合建模研究

康宁,张仁义,胡庆军,王庭宽,赵博

(天津电气科学研究院有限公司,天津 300180)

摘要:在热工系统建模中,若建立一个全工况模型,传统上会采用集总参数建模方法,但在建模过程中,模型中存在许多经验参数,这将导致机理模型精度较低,然而很难通过简单的试验建模在全工况范围内建立模型。因此提出了一种机理建模和神经网络建模相结合的组合建模方法,它不仅提高了模型的精度,而且可以应用到更大的范围。根据某电厂1 000 MW超临界机组的历史运行数据,依据典型工况(例如不同时期的负荷),在Matlab平台上对汽水分离器组合模型进行仿真和测试,仿真结果显示,神经网络模型在训练之后,该模型能够有效地预测机理模型中的未知参数,并且所构建的组合模型也能够有效地模拟该系统现场典型工况,通过机理建模和神经网络建模相结合的组合建模方法具有一定的通用性。

关键词:机理建模;BP神经网络;组合建模;Matlab仿真

中图分类号:TM62 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd21549

Modeling Research of Steam-water Separator Combination Based on BP Neural Network

KANG Ning, ZHANG Renyi, HU Qingjun, WANG Tingkuan, ZHAO Bo

(Tianjin Research Institute of Electric Science Co., Ltd., Tianjin 300180, China)

Abstract: In the modeling of thermal engineering systems, if a full working condition model is established, the lumped parameter modeling method is traditionally used, but in the modeling process, there are many empirical parameters in the model, which will lead to a lower accuracy of the mechanism model. However, it is difficult to establish a model over the full range of conditions through simple experimental modeling. Therefore, a combination modeling method combining mechanism modeling and neural network modeling was proposed. It not only improves the accuracy of the model, but also can be applied to a larger range. Based on the historical operating data of a 1 000 MW supercritical unit in a power plant, and based on typical operating conditions (such as loads at different periods), the steam-water separator combination model was simulated and tested on the Matlab platform. The simulation results show that after the neural network model is trained, the model can effectively predict the unknown parameters in the mechanism model, and the combined model constructed can also effectively simulate the typical working conditions of the system site. The combined modeling method of combining mechanism modeling and neural network modules has certain versatility.

Key words: mechanism modeling; BP neural network; combinatorial modeling; Matlab simulation

随着我国超临界机组的发电技术的发展,对于机组运行人员的水平要求越来越高。为了准确反映出超临界机组设备参数和动态机组响应过程的变化,建立数学模型是最有效的研究方法。因此,能够建立正确的超临界机组数学模型,对于研究其控制策略、提高运行人员的水平有着极为关键的作用。

文献[1]建立了直流炉的非线性简化模型,并对开环阶跃扰动实验和现场数据进行了对比,结

果表明,模型具有一定精度,可以用来设计协调控制系统控制器。文献[2]采用集总参数法对机炉进行建模,并在仿真模型上进行阶跃扰动实验,仿真结果和实际机组动态特性基本一致。文献[3]通过模块化的方式,建立了汽水分离器的动态数学模型,在热力系统仿真上具有一定的参考价值。

本文以汽水分离器的建模过程为例,阐述了以机理建模和神经网络建模相结合的组合建模

方法,本文的建模方法也适用于其他热力系统。

1 汽水分离器数学模型

汽水分离器的动态特性极其重要,在超临界机组的启动系统中,会影响整个系统的性能。汽水分离器在低负荷下的作用是分离蒸汽和水;在高负荷的情况下,它将会切换到直流运行,并且汽水分离器类似于联箱^[4]。

在对汽水分离器建模之前,先进行以下简化的假设:汽水分离器金属温度等于工质温度,而且与工质温度同步;汽水分离器是圆柱形的^[5]。

图1为汽水分离器物理模型示意图。本文建立的汽水分离器数学模型如下文所述。

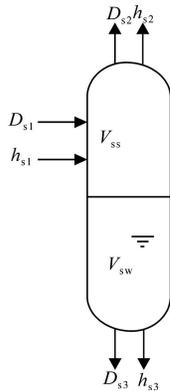


图1 汽水分离器物理模型示意图
Fig.1 Schematic diagram of the physical model of the steam-water separator

1.1 汽水分离器质量守恒方程

汽水分离器质量守恒方程如下:

$$D_{s1} - D_{s2} - D_{s3} = \frac{d}{dt} (V_{sw} \rho_{sw} + V_{ss} \rho_{ss}) \quad (1)$$

式中: D_{s1} 为用于进入汽水分离器流量; D_{s2} 为排汽流量; D_{s3} 为排水流量; ρ_{sw} 为水的密度; ρ_{ss} 为汽的密度; V_{ss} 为汽空间容积; V_{sw} 为水空间容积。

1.2 汽水分离器能量守恒方程

汽水分离器能量守恒方程如下:

$$D_{s1} h_{s1} - D_{s2} h_{s2} - D_{s3} h_{s3} = \frac{d}{dt} (V_{sw} \rho_{sw} \mu_{sw} + V_{ss} \rho_{ss} \mu_{ss} + M_{sm} C_{sm} T_{sm}) \quad (2)$$

式中: h_{s1} 为汽水分离器入口焓值; h_{s2} 为排汽焓值; h_{s3} 为排水焓值; μ_{sw} 为水的内能; μ_{ss} 为汽的内能; M_{sm} 为有效金属质量; C_{sm} 为有效金属比热; T_{sm} 为有效金属温度^[6]。

1.3 汽水分离器压力

1)当锅炉在湿态运行时,其内部压力较低^[7],

此时,汽水分离器压力可以用下式来计算:

$$\frac{dP_s}{dt} = \frac{D_{s1} h_{s1} - D_{s2} h_{s2} - D_{s3} h_{s3} - K_1 (D_{s1} - D_{s2} - D_{s3})}{V_{sw} K_4 + V_{ss} K_5 + K_3} \quad (3)$$

其中

$$K_1 = \frac{\rho_{sw} \mu_{sw} - \rho_{ss} \mu_{ss}}{\rho_{sw} - \rho_{ss}}$$

$$K_2 = \frac{\mu_{ss} - \mu_{sw}}{\rho_{sw} - \rho_{ss}}$$

$$K_3 = M_{sm} C_{sm} \frac{\partial T_{sm}}{\partial P_s}$$

$$K_4 = \rho_{sw} \frac{\partial \mu_{sw}}{\partial P_s} + K_2 \rho_{ss} \frac{\partial \rho_{sw}}{\partial P_s}$$

$$K_5 = \rho_{ss} \frac{\partial \mu_{ss}}{\partial P_s} + K_2 \rho_{sw} \frac{\partial \rho_{ss}}{\partial P_s}$$

2)当锅炉处在干态状态下,可用下式来计算汽水分离器压力:

$$\frac{dP_s}{dt} = \frac{\frac{dM_s}{dt} - V_s \frac{\partial \rho_s}{\partial h_s} \frac{dh_s}{dt}}{V \frac{\partial \rho_s}{\partial P_s}} \quad (4)$$

式中: V_s 为总容积; M_s 为内工质总质量; ρ_s 为平均密度; h_s 为平均比焓^[6]。

1.4 汽水分离器产汽量

汽水分离器入口阀门前后的焓值相等,则进入汽水分离器的干度为

$$x_{s1} = \frac{h_{s1} - h'_s}{r} = \frac{h_{s1} - h'_s}{h''_s - h'_s} \quad (5)$$

式中: x_{s1} 为汽水分离器入口干度; r 为汽化潜热; h'_s 为压力下的饱和水焓; h''_s 为压力下的饱和汽焓。当 $x_{s1} \leq 0$ 时,表示为未饱和水状态;当 $0 < x_{s1} < 1$ 时,表示为饱和状态;当 $x_{s1} \geq 1$ 时,表示为过热蒸汽状态^[8]。

1)当进入汽水分离器的温度高于在一定压力下的饱和温度,会产生蒸汽,即当进入汽水分离器的干度 $0 < x_{s1} < 1$ 时,则产汽量 D_{s1s} 为^[9]

$$D_{s1s} = D_{s1} \cdot x_{s1} \quad (6)$$

2)当进入汽水分离器的干度 $x_{s1} \geq 1$ 时,其产汽量为

$$D_{s1s} = D_{s1} \quad (7)$$

1.5 汽水分离器水位

1)当 $0 < x_{s1} < 1$ 时,由式(6)可知进入汽水分离器水量为

$$D_{s1w} = D_{s1} \cdot (1 - x_{s1}) \quad (8)$$

2)当 $x_{s1} \geq 1$ 时,进入汽水分离器水量为零,即

$$D_{s1w} = 0 \quad (9)$$

则其存水量为

$$\frac{dM_{sw}}{dt} = D_{s1w} - D_{s3} \quad (10)$$

存汽量为

$$\frac{dM_s}{dt} = D_{s1s} - D_{s2} \quad (11)$$

水位为

$$h = \frac{M_{sw} \cdot v_{sw}}{\pi \cdot r_s^2} \quad (12)$$

其中

$$v_{sw} = \frac{1}{\rho_{sw}}$$

式中: v_{sw} 为汽水分离器中水的比容; r_s 为汽水分离器内半径^[10]。

1.6 汽水分离器内工质干度

由湿饱和蒸汽干度的定义,可以看出其干度为

$$x_s = \frac{h_s - h'_s}{h''_s - h'_s} \quad (13)$$

1.7 汽水分离器内工质比焓

根据汽水分离器能量守恒方程,即式(2)以及式(4),可以得到:

$$\frac{dh_s}{dt} = \frac{[(D_{s1}h_{s1} - D_{s2}h_{s2} - D_{s3}h_{s3}) - h_s(D_{s1} - D_{s2} - D_{s3}) - K_6]}{M_s} \quad (14)$$

其中

$$K_6 = M_{sm} C_{sm} \frac{dT_{sm}}{dt}$$

2 神经网络权值调整算法

前向神经网络的逼近效果在非线形系统中应用很广泛,它对辨识稳态和动态的非线形系统有很强作用,是颇有成效的神经网络之一^[9]。在训练过程中,该网络采用的是误差反向传播(back-propagation)算法,也叫BP神经网络。BP神经网络是由3部分组成的,包括输入层、中间层和隐藏层,每个相邻层之间都由神经元连接,但是每层中的每个神经元是独立的。现有的BP神经网络算法可以用来调整神经网络的权值。其中机理模型的结构是确定的,并且由神经网络来计算中间系数。在训练神经网络过程中,神经网络的输入可被作为机理模型的输出,由此神经网络的期望输出能被计算出,最后,通过比较神经网络的实际输出与期望输出,可以获得神经网络的输出误差^[11]。

图2为典型的3层BP网络结构图。

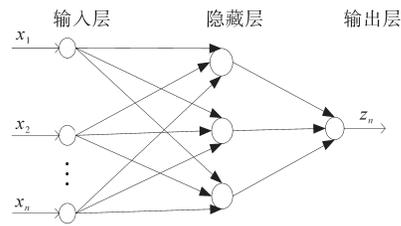


图2 BP网络结构示意图

Fig.2 BP network structure diagram

研究对象中所需要的输入和输出数量能决定神经网络的输入层和输出层中的神经元数量。可以通过建模过程中确定隐藏层神经元个数来获得最合适的隐藏层神经元个数^[12]。

神经网络输入量确定原则:影响汽水分离器参数分布的重要因素(例如进入汽水分离器的蒸汽流量、干度、焓值、主汽压力等)都可以看作神经网络的输入量。神经网络的输出数量取决于机理模型中需要识别参数的个数,汽水分离器需要辨识的参数为蒸发系数和水传热系数,则所建立神经网络的输出是蒸发系数和水传热系数^[13]。

汽水分离器组合模型结构如图3所示。

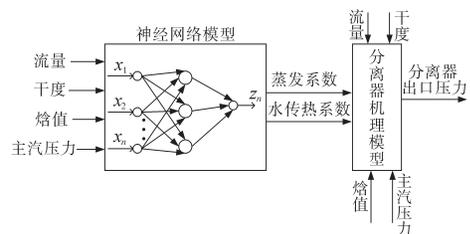


图3 汽水分离器组合模型结构

Fig.3 Steam-water separator combined model structure

3 应用

根据上述组合建模方法,对某台容量为1 000 MW电厂的汽水分离器进行建模,首先利用机理建模法来确定模型的结构,然后用神经网络来确定模型的系数。为了提高模型的精度,可以对神经网络进行训练,得到一个相对固定的神经网络,进而输入变量的变化会影响机理模型中系数的变化^[14]。

用于训练的2 000组数据从电厂SIS系统中采集,在训练过程中,要想使整个网络处于最佳结构,应调整输入输出的个数和隐藏层神经元的数量。经过实验,神经网络的最终结构如下:流量、干度、焓值和主汽压力作为神经网络输入量,隐藏层神经元个数4个,输出层神经元个数2个。

把2000组现场数据输入到将机理模型和神经网络相结合的组合模型中,组合模型的汽水分离器压力测试效果图如图4所示,其中,采样周期为10s。

由图4可知,模型输出蒸汽压力的变化趋势接近现场实际运行数据变化的基本趋势。汽水分离器压力测试残差如图5所示。从图5中可以看出,误差较小,采用组合建模方法所建立的汽水分离器模型能够很好地反映汽水分离器出口压力的变化情况,模型精度较高而且可靠性强。

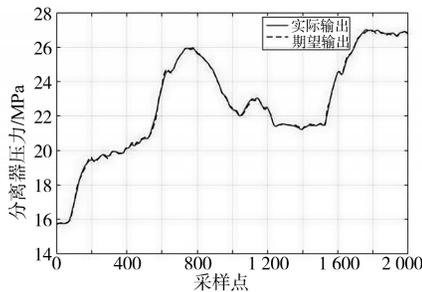


图4 汽水分离器压力测试效果

Fig.4 Pressure test effect of steam-water separator

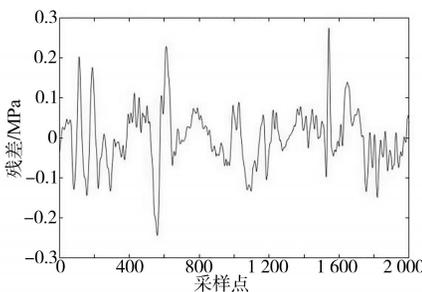


图5 汽水分离器压力测试残差

Fig.5 Steam-water separator pressure test residuals

4 结论

本文分析了集总参数法建模和试验建模的不足,并以汽水分离器为例,提出了一种以机理模型和神经网络相结合的组合建模方法,目的是建立一个能够准确反映汽水分离器动态特性的组合模型^[15]。其中,以机理模型为主要模型,用神经网络模型来计算机理模型中的未知系数,并且神经网络机理模型的权值需根据其输出值偏差来调整,该组合建模的方法提高了神经网络模型的适用性及精准度。通过在仿真平台开发的神经网络和机理模型,封装在模型库中,可应用于实际工程中。综上所述,通过组合建模所获得的仿真模型具有较好的通用性,在火电机组仿真中应用前景值得期待。

参考文献

- [1] 闫姝,曾德良,刘吉臻,等. 直流炉机组简化非线性模型及仿真应用[J]. 中国电机工程学报,2012,32(11):126-134.
Yan Shu, Zeng Deliang, Liu Jizhen, *et al.* Simplified nonlinear model and simulation application of DC furnace unit[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2012, 32(11): 126-134.
- [2] 郑瑞祥. 1000 MW 火电机组燃烧系统的建模与控制方法研究[D]. 保定:华北电力大学,2018.
Zheng Ruixiang. Research on modeling and control method of combustion system of 1000 MW thermal power unit [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2018.
- [3] 郝斌. 汽水分离器的仿真建模研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2016.
Hao Bin. Research on simulation modeling of steam-water separator [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016.
- [4] 范赫. 超超临界机组建模与非线性预测控制在协调控制中的应用[D]. 南京:东南大学,2017.
Fan He. Ultra-supercritical unit modeling and nonlinear predictive control application in coordinated control[D]. Nanjing: Southeast University, 2017.
- [5] 高学伟,张刚,孙力,等. 超临界直流锅炉汽水分离器仿真研究[J]. 能源与节能,2013(4):95-97.
Gao Xuewei, Zhang Gang, Sun Li, *et al.* Simulation study of supercritical once-through boiler steam-water separator[J]. Energy and Energy Saving, 2013(4): 95-97.
- [6] 邢建. 自抗扰控制的参数优化及其应用研究[D]. 保定:华北电力大学,2018.
Xing Jian. Parameter optimization and application research of auto disturbance rejection control[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2018.
- [7] Lazrag Mouna, Mejia-Mendez Deisy Lizeth, Lemaitre Cécile, *et al.* Thermodynamic and hydrodynamic study of a gas-liquid flow in a cyclone separator downstream supercritical drying[J]. Journal of Supercritical Fluids, 2016, 118: 27-38.
- [8] Gutiérrez Ortiz F J. Modeling of fire-tube boilers[J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31(16): 3463-3478.
- [9] 陈宝林,许鑫,韩璞,等. 350 MW 超临界火电机组燃烧控制系统建模[J]. 计算机仿真,2017,34(8):119-122.
Chen Baolin, Xu Xin, Han Pu, *et al.* Modeling of combustion control system of 350 MW supercritical thermal power unit[J]. Computer Simulation, 2017, 34(8): 119-122.
- [10] 吕游. 基于过程数据的建模方法研究及应用[D]. 北京:华北电力大学,2014.
Lü You. Research and application of modeling method based on process data[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014.
- [11] 李炳楠,朱峰,燕志伟,等. 超临界火电机组协调系统建模及模型预测控制算法研究[J]. 热能动力工程,2020,35(2): 117-125.
Li Bingnan, Zhu Feng, Yan Zhiwei, *et al.* Research on modeling and model predictive control algorithm research[J]. Thermal Power Engineering, 2020, 35(2): 117-125.

(下转第60页)

过计算曲柄以及连杆在水平方向上移动的距离来计算侧导板的开度。这样,更换绝对值码盘后,只需将侧导板打开到最大位置进行位置标定,即可正常使用,无需关注码盘安装时侧导板所处的位置及绝对值码盘转过的角度。应用该方法计算出的侧导板实际位置,与实际测量的侧导板位置,偏差在±2 mm以内,满足控制需求。该方法已在多个热轧厂使用。

参考文献

[1] 李仁厚,张晓. 主轧机前后侧导板结构研究[J]. 设计与计算, 2011, 141(3): 27-29.
Li Renhou, Zhang Xiao. Structure research of RM entry and exit side guides[J]. Design and Calculation, 2011, 141(3): 27-29.

[2] 张义强. 带检修开度度的曲柄连杆式对中导板设计[J]. 中国重型装备, 2020(2): 14-16.
Zhang Yiqiang. Design of a crank rod type center guide with access opening[J]. China Heavy Equipment, 2020(2): 14-16.

[3] 曲春艳,杨大忠. 曲柄强力推床的结构特点[J]. 一重技术, 2008(2): 23-24.
Qu Chunyan, Yang Dazhong. Powerful crank side guide's construction[J]. China First Heavy Technology, 2008(2): 23-24.

[4] 许用疆,甘海苗,许永童. 一种光电绝对值编码器的码盘故障自诊断方法:中国,201510045267.7[P]. 2015-08-19.
Xu Yongjiang, Gan Haimiao, Xu Yongtong. A kind of method for code fault self-diagnosis of the photoelectric absolute value encoder: China, 201510045267.7[P]. 2015-08-19.

[5] 袁凯,陈思忠. 旋转编码器在四轮转向汽车上的应用[J]. 传感器技术, 2002, 21(9): 27-29.
Yuan Kai, Chen Sizhong. Application of rotary encoder in four wheel steering vehicle[J]. Journal of Transducer Technology, 2002, 21(9): 27-29.

[6] 赵雄飞. 光电编码器的原理及应用[J]. 天津冶金, 2016(4): 44-46.
Zhao Xiongfei. Principle and application of photoelectric encoder[J]. Tianjin Metallurgy, 2016(4): 44-46.

收稿日期:2020-07-17

修改稿日期:2020-09-01

~~~~~  
(上接第56页)

and model predictive control algorithm of supercritical thermal power unit coordination system[J]. Thermal Power Engineering, 2020, 35(2): 117-125.

[12] 李应琪. 超临界机组锅炉侧核心设备复合建模研究[D]. 保定:华北电力大学, 2019.  
Li Yingqi. Research on compound modeling of core equipment on the boiler side of supercritical unit[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2019.

[13] 刁云鹏,司瑞才,王松寒,等. 基于BP神经网络的超临界火电单元机组负荷系统建模研究[J]. 吉林电力, 2019, 47(5): 15-18.  
Diao Yunpeng, Si Ruicai, Wang Songhan, et al. Modeling of load system of supercritical thermal power unit based on BP neural network[J]. Jilin Electric Power, 2019, 47(5): 15-18.

[14] 徐民江. 超超临界锅炉动态仿真及其汽水系统参数自整定[D]. 南京:东南大学, 2018.

Xu Minjiang. Dynamic simulation of ultra-supercritical boiler and self-tuning of steam-water system parameters[D]. Nanjing: Southeast University, 2018.

[15] 秦志明. 超超临界机组动态模型与控制的研究[D]. 北京:华北电力大学, 2014.  
Qin Zhiming. Research on dynamic model and control of ultra-supercritical units[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014.

[16] Xu Liang, Yuan Jingqi, Wang Jingcheng. Dynamic modeling and solution algorithm of the evaporation system for the ultra-supercritical power plant[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2017, 105: 589-596.

收稿日期:2020-03-02

修改稿日期:2020-06-19