

基于 OS-ELM 的 CCPP 副产煤气燃料系统在线性能预测

褚 菲^{1)✉}, 叶俊峰¹⁾, 马小平¹⁾, 张淑宁²⁾, 吴 奇¹⁾

1) 中国矿业大学信息与电气工程学院, 徐州 221116 2) 鲁东大学信息与电气工程学院, 烟台 264025

✉ 通信作者, E-mail: chufeizhufei@sina.com

摘要 针对联合循环发电厂(combined cycle power plant, CCPP) 煤气系统因工况变化频繁带来的模型与过程不匹配的问题, 提出一种基于 OS-ELM (online sequential extreme learning machine) 的 CCPP 副产煤气燃料系统在线性能预测方法。首先通过分析副产煤气系统各主要组成部件的工作原理, 利用流体力学、质量守恒以及能量守恒等关系, 建立起以离心压缩机、煤水分离器、冷却器等为核心部件的副产煤气系统机理模型。利用 OS-ELM 算法和滑动窗口技术对机理模型的输出误差进行修正, 实现副产煤气系统出口参数的精确预测和模型的快速在线更新。仿真实验证明, 该方法能够准确地预测副产煤气系统的输出压比和温比, 并能够跟踪煤气系统工况的变化和特性的漂移, 满足实际工业生产的需求。

关键词 联合循环发电厂; 煤气; 性能预测; 学习机; 在线系统

分类号 TP273⁺.1

Online performance prediction of CCPP byproduct coal-gas system based on online sequential extreme learning machine

CHU Fei^{1)✉}, YE Jun-feng¹⁾, MA Xiao-ping¹⁾, ZHANG Shu-ning²⁾, WU Qi¹⁾

1) School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

2) School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China

✉ Corresponding author, E-mail: chufeizhufei@sina.com

ABSTRACT Aiming at the problem of mismatch between the model and the process for a byproduct coal-gas system in a combined cycle power plant (CCPP) due to frequent changes in working conditions, this article introduces a method for online performance prediction of the CCPP byproduct coal-gas system based on an online sequential extreme learning machine (OS-ELM). Firstly, by analyzing the working principle of each main component in the byproduct coal-gas system and using the fluid mechanics, energy conservation and mass conservation principles, a mechanistic model is established for performance prediction of the byproduct coal-gas system, which essentially consists of scrubbers, centrifugal compressors, and coolers. Further, the OS-ELM and the sliding window technique are also used to correct the error of the mechanistic model, thus we realize the accurate prediction of export parameters and the update of the model in time. Simulation results show that this method can accurately predict the pressure ratio and temperature ratio of the byproduct coal-gas system and track the change in coal-gas system working conditions and the characteristics drift, which meet the needs of actual industrial production.

KEY WORDS combined cycle power plants; coal gas; performance prediction; learning machines; online systems

收稿日期: 2015-06-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61503384, 61473299, 61374043); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20150199); 江苏省博士后基金资助项目(1501081B); 中国博士后基金资助项目(2015M581885)

随着环保要求的提高,燃气-蒸汽联合循环(gas-steam combined cycle power plant,CCPP)发电技术以其高效、环保等诸多优点,备受电厂和钢厂的青睐与应用。将CCPP与炼钢/铁工艺相结合,燃用炼钢/铁过程的副产煤气进行发电,能起到节能减排和提高经济效益的作用^[1-3]。副产煤气系统作为炼钢/铁工艺和CCPP机组的中间过渡环节,主要对炼钢/铁工艺产生的富余煤气进行除尘、加压、热值调整和流量控制后,将满足要求的煤气送入燃气轮机的燃烧室燃烧发电,其运行状态的好坏影响到整个机组的稳定高效运行,对其控制和优化运行问题尤为重要,而副产煤气系统的控制和优化运行是以其性能的准确预测为前提的,因此副产煤气系统的性能预测和模型的在线快速更新问题至关重要。

在实际生产中,副产煤气系统受前段炼钢/铁工艺的影响,煤气的成分、入口温度、压力和流量波动较大,煤气系统常年运行在变工况的状态下,这给煤气系统性能的准确预测造成一定的困难。已有关于CCPP副产煤气系统的研究,例如Ersayin和Ozgener^[4]、Ganjeh-kaviri等^[5]建立的CCPP系统的机理模型以及盛春阳等^[6]、Zhao等^[7]提到的基于数据的高炉煤气系统模型。这些模型虽能准确预测出系统在稳定工况运行时的性能,一旦系统的运行工况发生变化,模型的预测精度将会下降,并不能有效解决因工况变化频繁带来的模型-过程不匹配的问题。在线序列极限学习机(online sequential extreme learning machine,OS-ELM)算法的应用^[8-13],为解决模型的快速在线更新问题提供依据。

本文结合副产煤气系统机理模型和OS-ELM算法,建立副产煤气系统的混合模型,对煤气系统的出口参数(输出压比和温比)进行在线预测。充分利用OS-ELM算法的快速在线学习能力来修正煤气系统机理模型的输出误差,并跟踪煤气系统工况的变化,实现副产煤气系统性能的准确预测。最后,通过仿真实验验证该方法的可行性。

1 OS-ELM

OS-ELM是在极限学习机^[14]的基础上提出的一种针对SLFNs的在线增量式快速学习算法,它不仅可以按单个样本数据逐个训练模型,而且能够实现批次数据的训练过程。给定N个学习样本 $\Omega=\{(x_i, y_i) | x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \mathbb{R}^n, i=1, 2, \dots, N\}$,其中 $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T$, $y_i=(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in})^T$,具有L个隐含层节点的SLFNs能够以零误差逼近这N个学习样本,即

$$f_L(X) = \sum_{i=1}^L \beta_i G(a_i, b_i, X). \quad (1)$$

式中 a_i 为输入连接权值, β_i 为输出连接权值, b_i 为隐

含层节点的阈值, $G(a_i, b_i, X)$ 表示输入为X时对应的第i个隐含层节点的输出。当运用增加型隐含层节点时, $G(a_i, b_i, X) = g(a_i X + b_i)$, $b_i \in \mathbb{R}$ 。

从 Ω 中选取初始数据集 $\Omega_0 = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{N_0}$,其中 $N_0 \geq L$,将其连续地输入到网络中,则OS-ELM算法训练步骤如下。

- (1) 随机选取 a_i 与 b_i , $i=1, 2, \dots, L$ 。
 - (2) 计算隐含层输出矩阵 H_0 ,
- $$H_0 = \begin{bmatrix} g(a_1 x_1 + b_1) & \cdots & g(a_L x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(a_1 x_{N_0} + b_1) & \cdots & g(a_L x_{N_0} + b_L) \end{bmatrix}_{N_0 \times L}. \quad (2)$$
- (3) 计算初始输出权值 $\beta_0 = P_0 H_0^T Y_0$,其中 $P_0 = (H_0^T H_0)^{-1}$, $Y_0 = (y_1, y_2, \dots, y_{N_0})^T$,并置 $K=0$,其中K为网络的数据段个数。
 - (4) 将新采集到的数据 (x_{K+1}, y_{K+1}) 加入数据集,计算 h_{K+1} ,并根据式(3)更新 P_{K+1} 和 β_{K+1} 。
- $$\begin{cases} P_{K+1} = P_K - \frac{P_K h_{K+1} h_{K+1}^T P_K}{1 + h_{K+1}^T P_K h_{K+1}}, \\ \beta_{K+1} = \beta_K + P_{K+1} h_{K+1} (y_{K+1}^T - h_{K+1}^T \beta_K). \end{cases} \quad (3)$$
- (5) 令 $K=K+1$,转步骤(4)进行迭代,直到所有样本数据训练结束。

2 联合循环及混合模型结构

2.1 联合循环系统

以CCPP机组煤气系统作为仿真对象^[15]。如图1所示,联合循环发电装置主要由燃气轮机机组和蒸汽轮机机组两个部分组成。其中,煤气压缩系统作为燃气轮机机组的核心部件,主要对饱和煤气进行加压处理,并将其送入燃气轮机的燃烧室燃烧,利用高温气体的透平做功来驱动发电机进行发电。另外,再利用燃气轮机产生的高温废气对余热锅炉进行加热,将其产生的蒸汽供给到蒸汽轮机中做功进而驱动另一发电机。燃气轮机燃烧的煤气是COREX-C3000炼铁工艺中还原竖炉产生的副产煤气。

在实际生产中为了能够获得较高压力的副产煤气,煤气压缩系统通常采用多级压缩的方式对其进行升压。本文的煤气压缩系统由高/低压煤气压缩机两个部分组成,其中高压煤气压缩机又分为一段和二段两个压缩过程。煤气压缩系统的工艺流程为:首先为了调整副产煤气的热值,在煤气中往往会掺杂少量的氮气,并利用湿式电除尘器对其进行简单的除尘处理,将含尘量降低到所规定的标准(一般要求含尘量在 $1 \text{ mg} \cdot \text{m}^{-3}$ 以下),再利用煤水分离器(I级)对其进行脱水,随后煤气将通过低压煤气压缩机进行升压,经处理后煤气的压力和温度将分别升至0.33 MPa和167 °C;为了降低煤气的二次压缩功耗,在煤气进入高

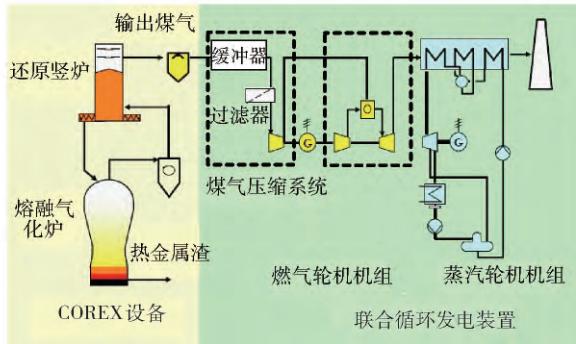


图 1 热电联产机组燃 COREX-C3000 副产煤气的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of a cogeneration plant unit firing COREX-C3000 byproduct coal-gas

压煤气压缩机一段之前,先使用冷却器(I 级)进行降温(温度降至 32 ℃),然后再利用煤水分离器(II 级)进行脱水处理。经过高压煤气压缩机一段加压后,煤气的压力和温度将分别上升至 0.9 MPa 和 152 ℃;再使用冷却器(II 级)和煤水分离器(III 级)进行冷却和脱水处理(温度为 32 ℃),进入高压煤气压缩机二段进行压缩。此时煤气的压力和温度将分别高达 2.35 MPa 和 150 ℃。最后高压煤气将通过控制阀进入燃烧室,以较大的过剩空气系数进行燃烧。

2.2 混合模型结构

混合模型的结构如图 2 所示。由于副产煤气系统结构较为复杂以及未能考虑到系统中某些未知因素的存在,且机理模型中的一些重要参数也难以准确获得,从而导致机理模型的预测误差较大。为了提高机理模型的预测精度,基于副产煤气系统的过过程数据,利用 OS-ELM 数据补偿模型修正机理模型预测压比和温比的偏差。

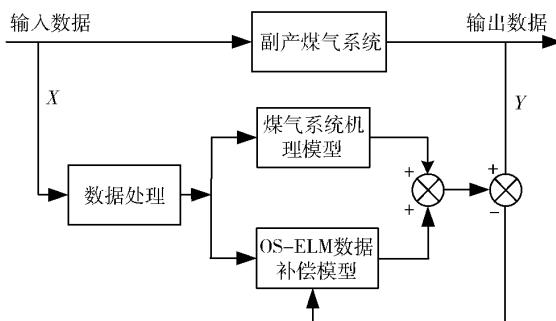


图 2 混合模型结构

Fig. 2 Schematic diagram of the hybrid model

混合模型的输入数据有介质的压力和温度、质量流量以及转速。通过 CCPP 副产煤气燃料系统的机理模型可以获得与输入数据相对应的机理输出值,将副产煤气系统的实际值与该机理输出值进行比较获得偏差值;再利用 OS-ELM 训练输入数据与此偏差值;最后将 OS-ELM 数据补偿模型的输出叠加到机理模型的输

出上得到混合模型的输出。

2.3 副产煤气系统机理模型

副产煤气燃料系统的结构如图 3 所示,主要工作部件包括离心压缩机、煤水分离器、冷却器和控制阀。假设煤气的质量流量为 m_g ,煤水分离器的入口压力和温度分别为 P_{in} 和 T_{in} ,出口压力和温度分别为 P_{s1} 和 T_{s1} ,并且分别将 P_{s1} 和 T_{s1} 直接作为压缩机的入口压力和温度 P_{c1} 和 T_{c1} ,分别表示压缩机的出口压力和温度,同理分别将 P_{c1} 和 T_{c1} 直接作为冷却器的入口压力和温度 P_{ol} 和 T_{ol} ,分别表示冷却器的出口压力和温度,分别将 P_{ol} 和 T_{ol} 也直接作为控制阀的入口压力和温度,控制阀的出口压力和温度分别为 P_{vl} 和 T_{vl} 。采用模块化建模法分别对离心压缩机、煤水分离器、冷却器和控制阀进行建模。

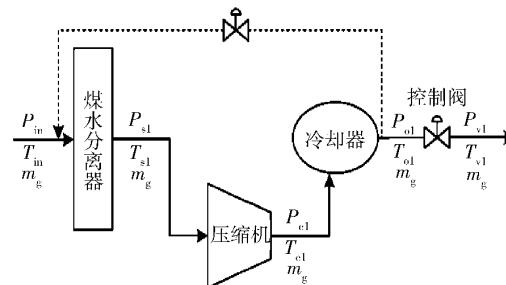


图 3 副产煤气燃料系统结构

Fig. 3 Structure of the byproduct gas system

2.3.1 离心压缩机模型

通过分析离心压缩机的压缩机理和气流损失的影响,利用等熵效率定义和能量守恒关系,可以建立离心压缩机的输出压比和温比模型。在理想状态下,叶轮传递给气体的总比焓 Δh_{02} 为^[16]:

$$\Delta h_{02} = \sigma u_1^2. \quad (4)$$

式中 u_1 为叶轮叶片出口处的圆周速度, σ 是滑差系数。

然而,压缩机在实际能量传递过程中会有部分的能量损失,其中以在叶轮和扩压器上的冲击损失 Δh_{ey} 和 Δh_{ek} 以及摩擦损失 Δh_{my} 和 Δh_{mk} 为主要部分^[17]。叶轮和扩压器上的冲击损失与摩擦损失分别表示为^[15]

$$\Delta h_{ey} = \zeta_{sh} \cdot \frac{1}{2} \left(r_1 \omega - \frac{\cot \beta_{1b} \cdot m_g}{\rho_1 \cdot A_1} \right), \quad (5)$$

$$\Delta h_{ek} = \zeta_{sh} \cdot \frac{1}{2} \left(\sigma r_2 \omega - \frac{\cot \alpha_{2b} \cdot m_g}{\rho_1 \cdot A_1} \right), \quad (6)$$

$$\Delta h_{my} = \frac{4f \cdot l_y \cdot m_g^2}{2d_y \cdot \rho_1^2 \cdot A_1^2 \cdot \sin^2 \beta_{1b}}, \quad (7)$$

$$\Delta h_{mk} = \frac{4f \cdot l_k \cdot m_g^2}{2d_k \cdot \rho_1^2 \cdot A_1^2 \cdot \sin^2 \alpha_{2b}}. \quad (8)$$

式中 ζ_{sh} 是冲击损失系数 ω 为叶轮的角速度 ρ_1 为入口气体密度 A_1 为叶轮参考面积 β_{1b} 为叶片的安装角度 α_{2b} 为扩压器的安装角度 m_g 为流体质量流量 r_1 为

叶轮平均半径 r_2 为扩压器平均半径 l_y 和 l_k 分别为叶轮与扩压器叶道中间流线长度 d_y 和 d_k 分别为叶轮与扩压器的水力直径 f 为摩擦损失系数.

其他的气流损失对压缩机性能的影响相对较小, 将以效率修正系数 $\Delta\eta_x$ 的形式在等熵效率计算中予以考虑^[15]. 在压缩机各种气流损失计算的基础上, 给出等熵效率的定义:

$$\eta(m_g \omega) = \frac{\Delta h_{02}}{\Delta h_{02} + \Delta h_{\text{loss}}} - \Delta\eta_x. \quad (9)$$

式中 $\Delta h_{\text{loss}} = \Delta h_{\text{cy}} + \Delta h_{\text{ek}} + \Delta h_{\text{my}} + \Delta h_{\text{mk}}$.

综上分析可以得出有离心压缩机的压比 ε_1 与温比 τ_1 计算公式为

$$\varepsilon_1 = \frac{P_{\text{cl}}}{P_{\text{sl}}} = \lambda_0 \left[1 + \frac{\eta(m_g \omega) \cdot \Delta h_{02}}{T_{\text{sl}} \cdot c_p} \right]^{\frac{\gamma}{\gamma-1}}, \quad (10)$$

$$\tau_1 = \frac{T_{\text{cl}}}{T_{\text{sl}}} = 1 + \frac{\sigma r_2^2 \omega^2}{T_{\text{sl}} \cdot c_p \cdot \eta_0}. \quad (11)$$

式中: λ_0 为压比调节系数; c_p 为副产煤气质量定压热容; γ 为副产煤气质量热容比; η_0 为机械效率, 取值在 97% ~ 99% 之间.

2.3.2 煤水分离器模型

副产煤气系统采用圆筒立式煤水分离器, 其压损模型为^[18]

$$\Delta P_1 = \lambda \cdot \frac{l_f \cdot m_d \cdot T_{\text{in}} \cdot m_g^2}{k \cdot g \cdot D_{\text{min}} \cdot P_{\text{in}} \cdot A_g^2}. \quad (12)$$

式中 λ 为摩尔系数 l_f 为分离器管长 m_d 为流体重度 k 为压损系数 g 取 $9.81 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ D_{min} 为压损最小当量直径 A_g 为管道截面积.

2.3.3 冷却器模型

为了提高后续压缩过程的效率, 采用管壳式冷却器对压缩后的高温气体进行冷却处理, 其出口的压损和温度模型可表示为^[19]

$$\Delta P_{\text{loss}} = \frac{2\delta_i m_g^2 Z n_x}{g \rho_1 d_i} + \frac{2m_g^2 n_x}{g \rho_1}, \quad (13)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} T_{\text{ol}} = \varepsilon \frac{m_{\text{ga}} c_a - m_{\text{gb}} c_b (1 - \zeta_h)}{m_{\text{ga}} c_a - m_{\text{gb}} c_b (1 - \zeta_h) \varepsilon} T_{\text{cl}} + \\ \frac{m_{\text{ga}} c_a (\varepsilon - 1)}{\varepsilon m_{\text{gb}} c_b (1 - \zeta_h) - m_{\text{ga}} c_a} T_{\text{ai}}, \\ \varepsilon = e^{K_1 A_C \left(\frac{1}{m_{\text{ga}} c_a} - \frac{1}{m_{\text{gb}} c_b} \right)}. \end{array} \right. \quad (14)$$

式中 δ_i 为摩擦系数 Z 为管长 d_i 为每个管内直径 n_x 为管内管程 n_x 为管箱管程 T_{cl} 和 T_{ol} 分别是冷却器入口温度和出口温度 ζ_h 为热量损失率 c 为流体比热 T_{ai} 为冷却器温度, 下标 a 表示冷却水参数, 下标 b 表示煤气参数 K_1 为总传热系数 A_C 为平均传热面积.

2.3.4 控制阀模型

控制阀主要用于控制煤气系统中煤气的流量和压

力, 其两端的压力和质量流量之间的关系可表示为

$$m_g = \frac{m_{\text{max}} f \left(\frac{l}{l_{\text{max}}} \right) \Big|_{\Delta P_{\text{vo}}}}{\sqrt{\Delta P_{\text{vo}}}} \sqrt{P_{\text{ol}} - P_{\text{vl}}}. \quad (15)$$

式中, m_{max} 是阀的最大流量, l_{max} 为阀的最大行程, $(f(l/l_{\text{max}}) \Big|_{\Delta P_{\text{vo}}})$ 为阀在前后压差为 ΔP_{vo} 时阀门开度固有流量特性曲线 P_{ol} 和 P_{vl} 分别是阀进、出口压力.

综上所述, 煤气经煤水分离器、离心压缩机、冷却器和控制阀的处理后, 副产煤气系统出口压力和温度的模型分别为

$$P_{\text{out}} = \varepsilon_1 \cdot (P_{\text{in}} - \Delta P_1) - \Delta P_{\text{loss}}, \quad (16)$$

$$T_{\text{out}} = \tau_1 \cdot T_{\text{in}} - T_{\text{ol}}. \quad (17)$$

2.4 基于 OS-ELM 的数据补偿模型及在线更新

机理模型能够在趋势上很好地反映主要因素对副产煤气系统的影响, 但是机理模型也存在预测误差较大的缺点. 考虑到模型需要快速在线更新的要求, 利用 OS-ELM 来修正机理模型输出压比和温比的偏差. 另外, 为了避免噪声等因素导致模型更新频繁, 而导致算法实时性下降, 采用在线滑动窗口技术指导补偿模型的在线更新.

基于 OS-ELM 数据补偿模型的输入参数 X 为入口压力和温度、质量流量以及转速, 输出参数 y 为机理模型预测压比和温比的修正值. 若隐含层节点数为 L , 那么 OS-ELM 网络结构如图 4 所示.

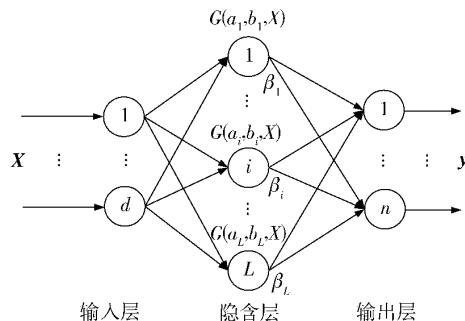


图 4 OS-ELM 网络结构

Fig. 4 Architecture of the OS-ELM neural network

选取 Sigmoid 为激活函数, 基于 OS-ELM 的数据补偿模型训练及模型更新步骤如下:

(1) 输入初始训练样本集, 设定网络参数, 求得初始隐含层输出矩阵 H_0 和输出权值向量 β_0 , 得到误差补偿模型, 并在线应用;

(2) 在线选取窗口长度 M 、误差阈值 E 以及频率 F , 对窗口内容的数据进行模型预测误差分析, 当窗口内的模型预测误差频率大于 F , 进入步骤(3), 否则不更新模型在线应用, 同时, 重复步骤(2);

(3) 在线学习, 根据最新积累的样本数据序贯更新参数 H 和 β , 返回步骤(2).

3 副产煤气系统出口参数在线预测

在实际运行中,CCPP 副产煤气系统由于受前段炼钢/铁工艺的影响,煤气流量、压力、温度等波动较大,常常处于变工况运行状态,而且当煤气成分出现较大波动(前段工艺变化,例如矿石种类变化)以及随着运行时间的推移,系统的特性还会出现漂移现象。为了使煤气系统能够描述这种动态时变特性,其模型需要及时快速在线更新。根据经验或生产要求对副产煤气燃料系统模型设定一个误差上限值,并对模型的预测输出进行实时监测,若系统监测到模型预测偏差大于所设定的临界值,则就需要采用系统最新运行时段的数据对 OS-ELM 进行训练,从而快速地修正模型的预测偏差。同时,为了避免因为噪声等因素引起模型更新频繁,而导致算法实时性变差,可以采用在线滑动窗口技术,通过对窗口内模型预测误差的分析综合判断模型的精度和稳定性,指导模型的在线更新。

利用 MATLAB R2014a 构建上述混合模型,其中副产煤气燃料系统机理模型中对模型影响较大的几个参数(例如压缩机模型中的冲击系数,叶轮参考面积调节系数和冷却器温度模型中的总传热系数等)以及离心压缩机的几何尺寸可参考相关文献得到^[15]。为了体现模型的在线更新过程,分别从不同时期的历史运行数据中选取较早一段运行时间的 200 组和最新一段运行时间的 255 组数据样本用于 OS-ELM 网络训

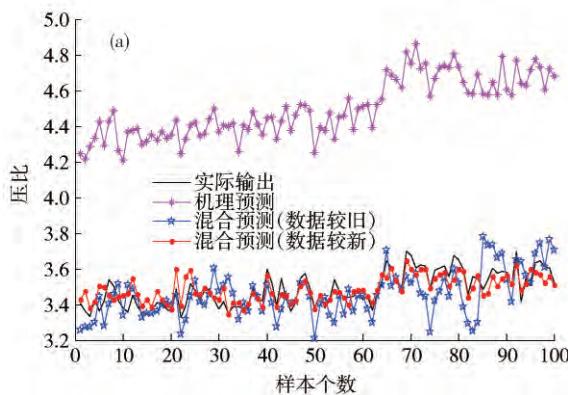


图 5 副产煤气系统的输出压比(a) 与温比(b)

Fig. 5 Output pressure ratio (a) and temperature ratio (b) of the byproduct gas system

表 1 各模型的 RMSE 与 MAE 比较

Table 1 RMSE and MAE of different models

模型	压比		温比	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
机理模型	0.2908	0.3573	0.1826	0.1922
混合模型(数据较旧)	0.0253	0.0862	0.0047	0.0136
混合模型(数据较新)	0.0124	0.0498	0.0034	0.0110

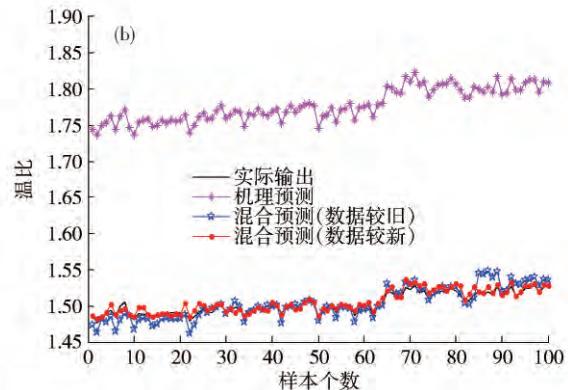
练,另外在最新一段时间的运行数据中选出 100 组数据样本用于模型验证。各模型的预测效果采用均方根误差(RMSE) 和最大误差绝对值(MAE) 的准则来评价。给定 N 个测试样本有

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - Y_i)^2},$$

$$\text{MAE} = \max_{i=1, \dots, N} |y_i - Y_i|.$$

式中 y_i 为实际输出值, Y_i 为模型预测值。

将上述数据样本用于验证各时段混合模型的预测性能,其预测的压比和温比如图 5 所示。为了更好地进行说明,机理模型的预测结果以及副产煤气系统实际的运行数据也都在同一图中画出。相比机理模型,基于 OS-ELM 的混合模型预测效果更好,与副产煤气系统的实际输出值更加吻合,并能够在一定程度上解决机理模型所存在的预测误差较大的问题。另外,各模型预测的 RMSE 和 MAE 分别列于表 1。可以看出,相比机理模型,混合模型具有较高的预测精度。同时,利用较早时期的运行数据训练得到的混合模型,其预测压比的 RMSE 和 MAE 分别为 0.0253 和 0.0862,预测温比的 RMSE 和 MAE 分别为 0.0047 和 0.0136;通过使用在线滑动窗口技术,利用最新一段时间的运行数据对 OS-ELM 进行更新,其预测压比的 RMSE 和 MAE 分别为 0.0124 和 0.0498,预测温比的 RMSE 和 MAE 分别为 0.0034 和 0.0110。可见,混合模型的预测误差有了明显的下降,实现模型的快速在线更新。



4 结论

结合 OS-ELM 算法和煤气系统机理模型,建立了副产煤气燃料系统的混合模型,用于预测其输出压比与温比。在煤气系统机理模型的基础上,充分利用 OS-ELM 算法和滑动窗口技术来修正机理模型的输出偏差,实现模型的快速在线更新。通过仿真实验证明,该方法能够准确地预测出煤气系统的输出压比与温

比,并解决煤气系统由工况变化频繁带来的模型与过程不匹配的问题,实现CCPP副产煤气燃料系统的高效、稳定运行。

参 考 文 献

- [1] Zhu G D , Neises T , Turchi C , et al. Thermodynamic evaluation of solar integration into a natural gas combined cycle power plant. *Renew Energy* , 2015 , 74: 815
- [2] Boyaghchi F A , Molaie H. Investigating the effect of duct burner fuel mass flow rate on exergy destruction of a real combined cycle power plant components based on advanced exergy analysis. *Energy Convers Manage* , 2015 , 103: 827
- [3] Spelling J , Laumert B. Thermo-economic evaluation of solar thermal and photovoltaic hybridization options for combined-cycle power plants. *J Eng Gas Turbines Power* , 2015 , 137(3) : 031801
- [4] Ersayin E , Ozgener L. Performance analysis of combined cycle power plants: a case study. *Renewable Sustainable Energy Rev* , 2015 , 43: 832
- [5] Ganjehkaviri A , Jaafar M N M , Hosseini S E. Optimization and the effect of steam turbine outlet quality on the output power of a combined cycle power plant. *Energy Convers Manage* , 2015 , 89: 231
- [6] Sheng C Y , Zhao J , Wang W , et al. Fuzzy modeling method of blast furnace gas system based on T-S model. *J Shanghai Jiaotong Univ* , 2012 , 46(12) : 1907
(盛春阳,赵珺,王伟,等. 基于 T-S 模型的高炉煤气系统模糊建模. 上海交通大学学报,2012,46(12) : 1907)
- [7] Zhao J , Wang W , Liu Y , et al. A two-stage online prediction method for a blast furnace gas system and its application. *IEEE Trans Control Syst Technol* , 2011 , 19(3) : 507
- [8] Wang B , Huang S , Qiu J , et al. Parallel online sequential extreme learning machine based on MapReduce. *Neurocomputing* , 2015 , 149: 224
- [9] Mirza B , Lin Z , Liu N. Ensemble of subset online sequential extreme learning machine for class imbalance and concept drift. *Neurocomputing* , 2015 , 149: 316
- [10] Matias T , Souza F , Araújo R , et al. On-line sequential extreme learning machine based on recursive partial least squares. *J Process Control* , 2015 , 27: 15
- [11] Gu Y , Liu J , Chen Y , et al. TOSELM: Timeliness online sequential extreme learning machine. *Neurocomputing* , 2014 , 128: 119
- [12] Wang X Y , Han M. Online sequential extreme learning machine with kernels for nonstationary time series prediction. *Neurocomputing* , 2014 , 145: 90
- [13] Liang N Y , Huang G B , Saratchandran P , et al. A fast and accurate online sequential learning algorithm for feedforward networks. *IEEE Trans Neural Networks* , 2006 , 17(6) : 1411
- [14] Huang G B , Zhu Q Y , Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing* , 2006 , 70(1) : 489
- [15] Chu F , Wang F L , Wang X G , et al. A model for parameter estimation of multistage centrifugal compressor and compressor performance analysis using genetic algorithm. *Sci China Technol Sci* , 2012 , 55(11) : 3163
- [16] Jiang W , Khan J , Dougal R A. Dynamic centrifugal compressor model for system simulation. *J Power Sources* , 2006 , 158(2) : 1333
- [17] Watson N , Janota M S. *Turbocharging the Internal Combustion Engine*. New York: MacMillan , 1982
- [18] Perevezentsev A N , Bell A C , Andreev B M , et al. Wet scrubber column for air detritiation. *Fusion Sci Technol* , 2009 , 56 (4) : 1455
- [19] Fouda A , Melikyan Z. A simplified model for analysis of heat and mass transfer in a direct evaporative cooler. *Appl Therm Eng* , 2011 , 31(5) : 932