DOI: 10. 3969/j. issn. 2097-0706. 2022. 03. 010

基于数据驱动的CFB机组变负荷工况SO₂质量 浓度建模

Data-driven modeling for SO2 mass concentration of CFB units under variable load conditions

李彩霞¹,赵军^{1*},李建伟¹,王伟¹,王杰²,于浩洋³ LI Caixia¹,ZHAO Jun^{1*},LI Jianwei¹,WANG Wei¹,WANG Jie²,YU Haoyang³

(1.内蒙古蒙泰不连沟煤业有限责任公司煤矸石热电厂,内蒙古准格尔 010321;2.内蒙古蒙泰不连沟煤业有限责任 公司,内蒙古 准格尔 010321;3.华北电力大学 控制与计算机工程学院,北京 102206)

(1.Gangue Thermal Power Plant of Inner Mongolia Mengtai Buliangou Coal Industry Company Limited, Jungar 010321, China; 2.Inner Mongolia Mengtai Buliangou Coal Industry Company Limited, Jungar 010321, China; 3.School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

摘 要:由于循环流化床(CFB)机组在动态过程中缺乏有效的污染物生成与还原模型的指导,导致变负荷能力在一定程度上受到污染物排放水平的制约。提出了一种基于数据驱动的循环流化床机组SO2质量浓度动态模型,应用 极限学习机建立基础模型,根据循环流化床污染物生成与还原机理,选择合适的输入变量,并应用遗传算法对该模型加以改进,使该模型具有较高的精度,并在动态工况下有较好的建模结果。该模型可以为SO2质量浓度控制系统 提供有效指导。同时,在所提出的模型基础之上,在智能平行控制理论框架下,虚拟系统与实际系统相结合形成平 行系统,提出了循环流化床机组SO2控制系统智能平行控制方法,可为今后循环流化床机组SO2低排放智能控制提 供参考,在一定程度上有利于提升循环流化床机组变负荷能力。

关键词:循环流化床;极限学习机;遗传算法;SO,质量浓度动态模型;智能平行控制;数据驱动;智能发电

中图分类号:TK 01 文献标志码:A 文章编号:2097-0706(2022)03-0063-07

Abstract: Due to the lack of effective guidance for pollutant generation and reduction modelling in the dynamic process of circulating fluidized bed (CFB) units, the load adjusting capacity is restricted by pollutant emission to a certain extent. A data-driven SO_2 concentration dynamic model for CFB units is established based on an extreme learning machine. According to the generation and reduction mechanisms of pollutants from CFBs, appropriate input variables are selected. The model improved by genetic algorithms is of higher accuracy and better modelling results under dynamic conditions. The model can provide effective guidance for SO_2 concentration control systems. At the same time, a parallel system integrating a real system with its virtual counterpart is made on the basis of the proposed model under the framework of intelligent parallel control theory. The proposed intelligent parallel control for the SO_2 control systems can provide references for the SO_2 emission control of the following CFBs for boosting their load adjusting capacities to a certain extent.

Keywords: CFB; extreme learning machine; genetic algorithm; SO₂ concentration dynamic model; intelligent parallel control; data driven; intelligent power generation

0 引言

由于脱硫设备简单、成本低,循环流化床(CFB) 技术被认为是燃煤电厂运行过程中减少SO₂排放的 最有前途的燃烧技术之一^[1-3]。然而,随着我国环境 保护的逐步完善,燃煤电厂的污染物排放指标越来 越严格^[4],给循环流化床机组变负荷过程中的污染 物控制带来一定的困难,同时由于其动态过程炉内 燃烧状态比较复杂,具有大迟延、强耦合、非线性、 时变等特性,使得CFB机组负荷控制难度加大。当 前对于CFB机组的SO2质量浓度的建模研究较少, 尤其在动态过程中,CFB机组燃烧过程中污染物生 成情况较为复杂,污染物的排放控制不稳定,容易 造成瞬时超标,影响机组运行的经济性,同时使机 组的变负荷能力受到污染物排放的制约^[5]。

石灰石入炉后首先进行煅烧反应,在氧气充足的条件下,煅烧反应中产生的氧化钙进一步与SO₂

反应生成硫酸钙固体。运行过程中,CFB炉内温度 保持在850~900℃,可以满足床料完全燃烧的要 求^[6-7],该温度也是脱硫反应的最佳反应温度。由于 石灰石颗粒表面积大,能与参与燃烧产生的SO₂完 全接触。然而,由于石灰石与SO₂反应生成的硫酸 钙的浓度是CaO的2倍以上,石灰石煅烧生成的 CaO颗粒上的微孔会被生成的硫酸钙堵塞,SO₂很难 扩散到石灰石中并继续与CaO反应,因此石灰石的 利用率降低。

为了解决CFB锅炉炉膛出口烟气SO₂建模困难 所导致的SO₂控制精度不佳与污染物排放浓度超标 的问题,本文提出了基于遗传算法-极限学习机 (GA-ELM)的炉膛出口SO₂质量浓度动态建模方法, 应用遗传算法对极限学习机的超参数进行优化,提 高模型精度,并基于智能平行理论,提出CFB机组 SO₂控制系统智能平行控制方法,将实际系统与虚 拟系统相结合形成平行控制系统,可以为今后循环 流化床机组SO₂低排放智能控制提供参考。

1 GA-ELM 模型的建立

1.1 遗传算法计算过程

遗传算法是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型,是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法^[8-9]。 遗传算法的基本运算过程如下。

(1)初始化:设置进化代数计数器 t=0,设置最
 大进化代数 T,随机生成 M 个个体作为初始群
 体P(0)。

(2)个体评价:计算群体*P*(*t*)中各个个体的适应度。

(3)选择运算:将选择算子作用于群体。选择 的目的是把优化的个体直接遗传到下一代或通过 配对交叉产生新的个体再遗传到下一代。选择操 作是建立在群体中个体的适应度评估基础上的。

(4)交叉运算:将交叉算子作用于群体。遗传 算法中起核心作用的就是交叉算子。

(5)变异运算:将变异算子作用于群体。即是 对群体中的个体串的某些基因座上的基因值作变 动。群体 P(t)经过选择、交叉、变异运算之后得到 下一代群体 P(t+1)。

(6)终止条件判断:若*t*=*T*,则以进化过程中所 得到的具有最大适应度个体作为最优解输出,终止 计算。

1.2 极限学习机

ELM 是单隐藏层前馈神经网络。它可以随机 生成输出层和隐藏层之间的连接权重和隐藏层神 经元的阈值,只用隐藏层神经元的数量随机生成一 个最优解。与传统的单隐层前馈神经网络相比,该 方法具有学习速度快、泛化性能更好的优点。假设 训练集的输入矩阵和输出矩阵分别为*X*和*Y。w*为 输入层和隐藏层之间的连接权重,β为隐藏层和输 出层之间的权重,b为隐藏层神经元的阈值,分别为

$$\boldsymbol{w} = \begin{vmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nn} \end{vmatrix},$$
(1)

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_{11} & \boldsymbol{\beta}_{12} & \cdots & \boldsymbol{\beta}_{1m} \\ \boldsymbol{\beta}_{21} & \boldsymbol{\beta}_{22} & \cdots & \boldsymbol{\beta}_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_{l1} & \boldsymbol{\beta}_{l2} & \cdots & \boldsymbol{\beta}_{lm} \end{bmatrix}, \qquad (2)$$

$$\boldsymbol{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_l \end{bmatrix}^\circ$$
(3)

隐藏层神经元激活函数为

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$
 (4)

训练集的输入样本为Q,网络的输出T为

$$\boldsymbol{T} = [t_1, t_2, \cdots, t_Q]_{m \times Q}, \tag{5}$$

$$\mathbf{t}_{j} = \begin{bmatrix} t_{1j} \\ t_{2j} \\ \vdots \\ t_{mj} \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{l} \beta_{i1} g(w_{i} x_{j} + b_{i}) \\ \sum_{i=1}^{l} \beta_{i2} g(w_{i} x_{j} + b_{i}) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{l} \beta_{im} g(w_{i} x_{j} + b_{i}) \end{bmatrix}, j = 1, 2, \cdots, Q_{\circ} (6)$$

$$\vec{\mathbf{x}} (6) \not \text{the product of } \mathbf{x} \vec{\mathbf{x}} \vec{\mathbf{x}}$$

$$H\beta = T', \qquad (7)$$

式中:T'为矩阵T的转置;H为神经网络的隐藏层输 出矩阵。

根据相关定理^[10-11],只要激活函数g(x)可以无 限微分,就没有必要调整 ELM 的所有参数,这意味 着 w 和 b 可以在之前随机选择训练并在迭代过程中 保持不变,并且可以通过求解以下方程的最小二乘 解来计算出β

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{H}^{+}\boldsymbol{T}', \qquad (8)$$

式中:H⁺是隐藏层输出矩阵H的 Moore-Penrose 广 义逆。

2 基于 GA-ELM 的炉膛出口 SO₂质量浓度 动态建模

2.1 变量筛选

根据SO₂的生成和脱除过程,建模时应考虑机

组运行时的石灰石流量。该装置有2个石灰石给料机。将2个石灰石给料机的频率添加到模型输入中。CFB装置运行过程中产生的SO₂主要来源于煤。

此外,根据现有研究结果,钙硫摩尔比是影响 SO₂排放水平的关键因素之一,这意味着在建模过 程中也必须考虑煤量。过量空气系数的增加会使 炉内氧化气氛增加,浓相区还原气氛减少,抑制硫 酸钙的分解。同时,一次风与二次风的比例也会改 变炉内氧化气氛,影响SO₂质量浓度。为了研究动 态过程中SO₂的变化,负荷被用作模型输入之一。 机组运行期间,煤质基本保持不变。总之,一次风 量、二次风量、氧气量、煤量和负荷被指定为模型的 输入参数。氧量测点分别安装在省煤器的左右两 侧,测量氧含量。

氧含量可以反映炉内氧化还原气氛,是污染物 产生的关键。通过安装2个测点,可以得到更准确 的氧含量,了解炉内氧化还原气氛。因此,使用2个 测量点作为模型的输入。床温也是影响污染物产 生的关键因素之一。随着床温升高会加快脱硫反 应速度,从而影响SO₂的生成量。

在初步选定输入变量后,应用皮尔森系数计算 以上变量与输出变量之间的相关性。皮尔森系数 计算为

$$\rho_{x,y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)}} \sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)} \quad , (9)$$

式中:X为输入变量;Y为输出变量;E(X)和E(Y)分 别为X,Y的期望。 $\rho_{x,y}$ 为X和Y的皮尔森系数,数值 越大,相关性越强;值为负数则表示负相关;当系数 在-0.2~0.2时,则表示两者没有相关性。计算后的 皮尔森系数见表1。

表1 皮尔森系数计算结果 Table 1 Results of Pearson coefficient calculation

	变量名称	皮尔森系数	相关性
石灰	石给料量	0.732 0	强
总风	量	0.212 0	弱
一次	风量	0.324 3	弱
二次	风量	-0.297 3	弱
氧量		-0.482 7	中
给煤	量	0.349 7	弱
负荷		0.482 7	中
床温		0.213 4	弱

根据炉膛燃烧过程中SO₂的生成与脱除机理, 选择的输入变量与SO₂排放均有一定的相关性。综 上所述,选择总风量、一次风量、二次风量、氧量、煤 量、负荷、床温、石灰石给料量作为模型的输入 变量。

2.2 动态建模流程

ELM 神经网络具有预测精度高、训练速度快的 特点,但ELM 算法的预测准确性与连接权值矩阵和 隐含层阈值矩阵有关,二者是随机生成的,这种随 机性的参数仅靠一次或几次优化很难达到预期效 果。而遗传算法在求解较为复杂的优化问题时,通 常能取得较好的优化效果。

基于此本文选用寻优效果显著的遗传算法对 ELM 神经网络的权值和阈值进行最优筛选,得出 GA-ELM 预测模型。具体流程如图1所示。



Fig. 1 GA-ELM flow chart

-

GA-ELM步骤详细描述如下。

(1)确定ELM的网络结构。

(2)初始化 ELM 的连接权重和阈值,形成初始 种群 $P(t_0)$,随机生成n个染色体。

(3)用 $P(t_0)$ 的每个个体作为输入输出层之间的 连接权重,以及ELM的阈值来训练神经网络。

(4)计算误差和适应度,保留最佳个体,以最佳 个体作为下一代的进化目标。选择的适应度函 数为

$$f(x) = \min\left(\left|\frac{\Delta V_{i}}{V_{i}}\right|\right), \qquad (10)$$

式中: ΔV_i 为验证集的验证结果的绝对误差;f(x)为验证集的输出。

(5)群体*P*(*t*)经过选择、交叉、变异运算之后得 到下一代群体*P*(*t*+1)。 (6)迭代次数增加1,返回步骤(3)。

本文应用 MATLAB 平台进行建模。在模型建 立过程中,考虑到 CFB 机组惯性大、迟延大,煤量、 风量等当前输入参数可能会影响未来较长时间的 污染物变化。因此,引入当前时刻输入变量之前的 2个采样点作为模型输入,以及前2个采样点的 SO₂ 质量浓度数据。将输出层和隐藏层之间的连接权 重和隐藏层神经元的阈值的寻优范围设置在-1~1 之间。

建模过程中所使用的数据来源于某300 MW 亚 临界、自然循环的循环流化床锅炉,采用选择性非 催化还原(SNCR)脱硝方式,使用炉内喷钙干法脱硫 与湿法脱硫工艺,且机组运行期间煤质较为稳定, 所采用的建模数据段煤质分析见表2。

表 2 煤质分析 Table 2 Coal quality analysis

参数	$Q_{\mathrm{net,ar}}/(\mathrm{MJ}\cdot\mathrm{kg}^{-1})$	$w(M_t)/\%$	$w(\mathbf{A}_{\mathrm{ad}}) / \%$	$w(\mathrm{V_{ad}}) / \%$	$w(\mathbf{S}_{\mathbf{t},\mathbf{ad}}) / \%$
值	16.10	14.60	32.83	25.72	0.98

在输入变量确定后,根据输入变量进一步确定 模型结构参数。ELM 隐藏层的神经元数量非常重 要。少量的神经元可能会导致测试过程中出现较 大的误差,大量的神经元可能会导致过拟合并增加 训练时间。

同时,遗传算法的迭代次数也影响模型的精度。迭代次数过少会降低模型的精度,而迭代次数 过多对模型的精度影响不大,反而会增加模型的复 杂度。本文中GA-ELM模型结构参数见表3。

表3	GA-ELM 模型结构参数
Table 3	GA-ELM structural parameter

参数	数量
ELM 隐含层神经元个数	60
遗传算法迭代次数	4 000
种群数量	100

2.3 建模结果

CFB机组的动态过程中需要保证污染物排放不超标,因此CFB污染物动态建模十分关键。

本文选取的训练数据涵盖尽可能多的负荷变 化和操作条件,以增强模型对不同负荷操作的适应 性。在所选数据中,负荷变化范围从150~300 MW。 该段数据包括3个典型的动态过程,分别是锅炉的 负荷增加、负荷减少和稳定负荷状态。

从某电厂的集散控制系统(DCS)中获取不同工 况下的10000个数据样本,如图2所示。

图中,前8000组数据构成训练集,8001~9000



组数据构成验证集,用于在训练和调整模型参数时测试模型的适应度,9001~10000组数据构成测试集,用于测试模型的准确性,第12000~13000组数据用来验证模型的泛化性能。数据采样间隔为T_s=30s。

模型训练过程中的遗传算法适应度变化情况 如图3所示。



Fig. 3 Fitness of genetic algorithms during the model training

随着 GA 迭代次数的增加,适应度值逐渐减小, 每次迭代根据设定的种群数生成100个适应度值。 每次都选择最小的适应度作为下一代的优化目标。 经过2000次迭代后,适应度水平的变化趋于平坦。 经过4000次迭代后,得到 SO₂建模过程中的最佳适 应度为0.0427。训练集平均百分比误差为0.42%。

为了验证模型的拟合回归结果和衡量模型的 准确性,应用决定系数(R²)、平均绝对误差(MAE)、 均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差 (MAPE)对模型进行评价,通过以下方式计算

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y}_{i})^{2}},$$
 (11)

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|, \qquad (12)$$

$$E_{\rm RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}, \qquad (13)$$

$$E_{\rm MAP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|, \tag{14}$$

式中: y_i , \hat{y}_i , \bar{y}_i 分别为真值、模型输出结果和真值的 平均值。

根据上面优化的模型,使用测试集,测试结果 如图4所示。由图可知,测试集拟合结果良好,*E*_{MAP} 为5.86%,*R*²为0.964,*E*_{MAE}为78.958 mg/m³,*E*_{RMSE}为 115.164 mg/m³,最大绝对误差为712 mg/m³。最大 绝对误差较大的原因是排放物连续监测系统 (CEMS)在机组运行一段时间后会自动校准仪表, 此时,数据将保持不变,难以准确获得实际质量浓 度,导致误差较大。模型训练和测试后,建模结果 如图4所示。该建模结果较好,可以将该模型应用 于智能平行控制框架下的SO₂优化控制,减少对 CFB机组的变负荷控制的制约。



为了验证模型的动态泛化性能,本文选取图 2 中第 12 000~13 000 组数据的评价模型的泛化性能, 结果如图 5 所示。验证本模型具有一定的泛化能 力, *E*_{MAP} 为 3. 29%, *R*² 为 0. 969 4, *E*_{MAE} 为 55. 218 mg/m³, *E*_{RMSE} 为 84. 004 mg/m³。通过模型训练集、验 证集、测试集的 MAPE 对比可知,模型不存在过拟合 现象,取得了较好的拟合效果。



3 CFB机组炉膛出口SO。智能平行控制

智能电厂与智能发电概念已经提出了2年多时 间^[12-13],相关技术在发电行业由点及面的应用发展 态势正逐步形成,不断有系统化方案面世。平行控 制理论^[14]在当前以数据驱动与人工智能为代表的 智能化发展过程中得以迅速发展。在该理论的应 用架构支撑下,提出SO₂智能平行控制方法,应用基 于GA-ELM的炉膛出口原烟气SO₂质量浓度动态建 模,可通过实际系统与虚拟系统相结合,实现CFB 的污染物智能化过程控制。CFB机组炉膛出口SO₂ 智能平行控制框架如图6所示。



図0 CFB 机组炉 座山口 SO₂ 百 能十1 J 在 型框未 Fig. 6 SO, intelligent parallel control framework of the CFB unit

人机协作与数据智能是 CFB 智能发电技术的 核心要素,CFB复杂系统平行控制理论体系与应用 架构是CFB智能发电技术的关键支撑。采用实际 系统与虚拟系统平行计算方式,其中实际系统辅助 虚拟系统实现数据建模与更新,虚拟系统将方案与 策略优化提供给实际系统。图6中的P,C,A分别代 表平行执行、计算试验与关键虚拟量。基于GA-ELM 的炉膛出口原烟气 SO,质量浓度动态建模,实 现炉膛出口SO,质量浓度的精准预测,是CFB机组 SO,排放智能平行控制系统的重要组成部分,有利 于实现虚拟系统的计算与试验。CFB机组平行控制 系统以实际控制系统历史数据库为基础搭建SO,预 测模型,基于GA-ELM模型同时结合变量筛选、数 据标准化等方式实现 CFB 机组炉膛出口 SO,质量浓 度预测功能,与实际系统平行计算,实现石灰石控 制系统的平行执行、预测与优化,实现CFB机组控 制性能,提升机组的运行稳定性与经济性。

4 结论

本文通过机理分析明确了影响CFB机组SO₂排放的关键因素,基于数据驱动,提出了GA-ELM建模方法,建立了CFB机组炉膛出口SO₂质量浓度动

态模型,取得了良好的建模效果。有效地解决了动态过程中建模困难的问题。本文建立的模型体现了GA强大的优化能力。

仿真结果表明,该模型能够准确地建立动态过 程中的SO₂质量浓度模型。根据测试结果, E_{MAP} 为 5.86%, R^2 为 0.964, E_{MAE} 为 78.958 mg/m³, E_{RMSE} 为 115.164 mg/m³,最大绝对误差为 712 mg/m³。此模 型同样具有较强的泛化能力。

最后,根据智能平行控制理论,与本文建立的 炉膛出口SO2质量浓度动态模型相结合,构建关键 虚拟量"炉膛出口SO2质量浓度预测值",与实际系 统平行计算,可以实现石灰石控制系统的平行执 行、预测与优化,优化CFB机组控制性能,提升机组 的运行稳定性与经济性。本文所提的SO2智能平行 控制方法,可以为变负荷工况下的机组污染物控制 策略提供指导和优化,有利于减轻变负荷过程中污 染物控制的压力,解除污染物超标问题对负荷控制 的约束。

参考文献:

[1]岳光溪,吕俊复,徐鹏,等.循环流化床燃烧发展现状及前 景分析[J].中国电力,2016,49(1):1-13.

YUE Guangxi, LÜ Junfu, XU Peng, et al. The up-to-date development and future of circulating fluidized bed combustion technology [J]. Electric Power, 2016, 49(1): 1–13.

- [2]YUE G, CAI R, LU J, et al. From a CFB reactor to a CFB boiler—The review of R&D progress of CFB coal combustion technology in China [J]. Powder Technology, 2017,316:18-28.
- [3]LI D, WU D S, XU F G, et al.Literature overview of Chinese research in the field of better coal utilization [J].Journal of Cleaner Production, 2018, 185:959–980.
- [4]王树民,刘吉臻.燃煤电厂烟气污染物近零排放工程实践 分析[J].中国电机工程学报,2016,36(22):6140-6147.
 WANG Shumin, LIU Jizhen. Investigation of near-zero air pollutant emission characteristics from coal - fired power plants[J].Proceedings of the CSEE, 2016, 36(22):6140-6147.
- [5]池涌,岑可法,倪明江,等.燃煤循环流化床燃烧脱硫的模型预测[J].工程热物理学报,1994,15(4):449-452.
 CHI Yong, CEN Kefa, NI Mingjiang, et al. Model prediction of sulfur capture performance in coal fired CFB boilers[J].
 Journal of Engineering Thermophysics, 1994, 15 (4): 449-452.
- [6]李树林,曾庭华,范浩杰.循环流化床锅炉深度脱硫的经济性研究[J].锅炉技术,2012,43(5):35-39.

LI Shulin, ZENG Tinghua, FAN Haojie. The economic research on deep desulfurization of circulating fluidized bed boiler[J].Boiler Technology, 2012, 43(5):35–39.

- [7]高明明,岳光溪,雷秀坚,等.循环流化床锅炉石灰石控制研究[J].动力工程学报,2014,34(10):759-764,777.
 GAO Mingming, YUE Guangxi, LEI Xiujian, et al. Research on limestone control of circulating fluidized bed boiler[J].Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2014,34(10):759-764,777.
- [8]陈娟,荆昊,孙向阳.基于模糊非支配排序遗传算法的多 车型快速路交通拥堵和排放优化[J].上海大学学报(自 然科学版),2021,27(4):766-784.

CHEN Juan, JING Hao, SUN Xiangyang. Multi - model expressway traffic congestion and emission optimization based on fuzzy non-dominated sorting genetic algorithm [J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2021,27(4):766-784.

- [9]韩友春,金丛成.基于遗传算法的水电站有效库容优化方法[J].西北水电,2021(4):26-30.
 HAN Youchun, JIN Congcheng. Optimization method for effective storage capacity of hydropower station based on genetic algorithm [J]. Northwest Hydropower, 2021 (4):
- [10]HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks[C]//2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks.Budapest, Hungary, 2004.

26-30.

- [11]HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006,70:489-501.
- [12]刘吉臻,王庆华,房方,等.数据驱动下的智能发电系统应用架构及关键技术[J].中国电机工程学报,2019,39(12):3578-3587.
 LIU Jizhen, WANG Qinghua, FANG Fang, et al. Data -

driven intelligent power generation system application architecture and key technologies [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3578–3587.

[13]曹雨洁,丁肇豪,王鹏,等.能源互联网背景下数据中心 与电力系统协同优化(二):机遇与挑战[J/OL].中国电 机工程学报:1-16.(2021-08-11)[2022-01-20].DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.210814.

CAO Yujie, DING Zhaohao, WANG Peng, et al. Collaborative optimization of data center and power system under the background of energy Internet(2):Opportunities and challenges [J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1–16. (2021-08-11) [2022-01-20]. DOI: 10.13334/j. 0258-8013.pcsee.210814.

 [14]王飞跃.平行控制与数字孪生:经典控制理论的回顾与 重铸[J].智能科学与技术学报,2020,2(3):293-300.
 WANG Feiyue. Parallel control and digital twin: A review

and recast of classic control theory [J]. Journal of Intelligent	李建伟(1985),男,工程师,从事电厂运行管理工作,		
Science and Technology, 2020, 2(3): 293-300.	44137061@qq.com;		
(本文责编:张帆)	王伟(1993),男,助理工程师,从事电厂技术监督管理工		
	作,1135781143@qq.com;		
作者简介:	王杰(1972),男,助理工程师,从事电力生产和管理工		
李彩霞(1981),女,工程师,从事火电厂热工检修工作,	作,277873238@qq.com;		
yuhaoyang11111@126.com;	于浩洋(1996),男,在读博士研究生,研究方向为循环流		
赵军*(1980),男,高级工程师,从事火电厂运行管理与	化床机组污染物排放控制,120202127004@ncepu.edu.cn。		
安全管理工作,yanglei102030@sina.com;	*为通信作者。		
***************************************	***************************************		
"能源电力数字化转型关键技术与优选路径"专刊征稿启事			

"碳达峰"和"碳中和"目标驱动下,能源革命与数字革命相融并进已成为必然趋势,能源电力行业升级转型的重要性和迫 切度持续升高。国家"十四五"规划纲要明确提出"以数字化转型整体驱动生产方式、生活方式和治理方式变革"。能源电力数 字化转型,即实现数字技术与以电力为中心的能源生产、传输、消费、交易、管理等环节的深度融合。近年来,云计算、大数据、 人工智能、区块链、数字孪生等新兴技术层出不穷,发展迅猛,数据采集、传输、分析、管理、决策、执行等过程将迎来变革式创 新,为能源电力行业创造新价值、培育新动能。值得注意的是,数字化转型是一个长周期、系统性的过程,而现阶段数字技术融 合应用存在瓶颈,运营与监管体系尚不完善,信息物理安全风险不明。因此,亟须围绕能源电力数字化转型,科学设计顶层架 构与总体目标,综合分析现阶段水平与未来发展趋势,全面梳理基础理论与关键技术,统筹规划发展路径与示范应用,进而整 体提升能源电力行业的资源配置能力、安全保障能力和智能互动能力,为落实"碳达峰"和"碳中和"目标提供重要支撑。

鉴于当前的问题与机遇,《综合智慧能源》(原《华电技术》)拟推出"能源电力数字化转型关键技术与优选路径"专刊,特邀 请浙江大学李知艺研究员、东北林业大学班明飞副教授和长沙理工大学施星宇讲师担任特约主编,共同探讨能源电力数字化 转型相关的前沿成果、关键技术、工程案例以及未来发展趋势,欢迎业内同仁踊跃投稿。

一、征稿范围(包括但不限于)

(1)能源电力数字化转型的顶层设计、路径优化。

- (2)数字化转型下的能源电力系统投资、规划模式。
- (3)数字化转型下的能源电力系统运营、交易技术。
- (4)能源电力大数据的智能分析技术与应用。
- (5)能源电力数字化转型的监管体系与标准化工作。
- (6)能源电力系统的信息物理安全风险分析与防护。
- (7)能源电力系统的预测、运行控制、故障诊断技术。
- (8)能源电力系统数据要素的价值挖掘与隐私防护技术。
- (9)人工智能、区块链、数字孪生等技术的融合应用。
- (10)智慧园区、车联网与需求侧主动支撑技术。

二、时间进度

专刊拟于 2022 年 7 月 1 日截稿, 2022 年择期出版。

三、征稿要求

(1)专刊只收录未公开发表的论文,拒绝一稿多投。作者对论文内容的真实性和客观性负责。

(2)按照《综合智慧能源》论文格式要求使用 Word 软件排版,论文模板请在网站(www.hdpower.net或www.iienergy.cn)首页 作者中心下载。

(3)请保留论文图片、曲线和表格原始文件,并在投稿时按规定提交。

(4)论文作者应遵守相关学术不端规定。

四、投稿方式

(1)在线投稿(推荐):登录在线采编系统(www.hdpower.net 或 www.iienergy.cn),完成在线全文投稿,欢迎投稿时推荐审 稿人。

(2) 邮箱投稿: zhiyi@zju.edu.cn(李老师); hdjs-chd@vip.163.com(编辑部)。

(3) 咨询联系: 刘芳 0371-58501060/13838002988; 杨满成 010-63918755/13801175292。