

# 基于特征选择的 IPSO-GRU 脱硫系统 出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型

杨兆祥, 金秀章

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003)

**摘要:** 针对燃煤电厂在吹扫等过程中脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度的不能及时检测的问题, 提出了一种基于特征选择的改进粒子群优化算法优化门控循环单元神经网络 (IPSO-GRU) 的脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型。通过最大相关最小冗余 (minimum Redundancy and Maximum Relevance, mRMR) 算法对采集的目标数据进行预处理, 挑选出合适的变量, 随后将选定的变量作为 IPSO-GRU 预测模型的输入。针对门控循环单元 (Gated Recurrent Unit, GRU) 模型关键超参数难以确定的问题, 使用改进粒子群 (Improved Particle Swarm Optimization, IPSO) 算法对模型参数进行训练, 以降低 GRU 的训练成本。最终实现对脱硫系统出口二氧化硫浓度的预测。实验结果表明, 所提模型与传统循环神经网络相比预测精度更高, 在工程实际中更具应用价值。

**关键词:** 预测模型; mRMR; 改进粒子群; GRU; 出口 SO<sub>2</sub> 浓度

中图分类号: TK39

文献标识码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2097-1788.2023.02.010

引用格式: 杨兆祥, 金秀章. 基于特征选择的 IPSO-GRU 脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型[J]. 网络安全与数据治理, 2023, 42(2): 62-69.

## Prediction model of SO<sub>2</sub> concentration at outlet of IPSO-GRU desulfurization system based on feature selection

Yang Zhaoxiang, Jin Xiuzhang

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the SO<sub>2</sub> concentration at the outlet of desulfurization system can't be detected in time during the purging process of coal-fired power plant, an improved particle swarm optimization algorithm based on feature selection is proposed to optimize the neural network of gated recurrent unit (IPSO-GRU) to predict the SO<sub>2</sub> concentration at the outlet of desulfurization system. The collected target data is preprocessed through mRMR to select appropriate variables, and then the selected variables are used as the input of IPSO-GRU prediction model. Aiming at the problem that the key super parameters of GRU model are difficult to determine, IPSO is used to train the model parameters to reduce the training cost of GRU. Finally, the prediction of the sulfur dioxide concentration at the outlet of the desulfurization system is realized. The experimental results show that the proposed model has higher prediction accuracy and more application value in engineering practice than the traditional cyclic neural network.

**Key words:** prediction model; mRMR; improved particle swarm optimization; GRU; SO<sub>2</sub> concentration at outlet

### 0 引言

我国以煤为主的资源禀赋形成了煤电为主体的电力生产和消费结构。在“双碳”目标的背景下, 我国大力发展以光伏发电、风电等有波动特点的新能源的同时, 也不能忽视煤电在能源转型的过程中作为电源供应和电网安全保障压舱石的重要作用。

在提高煤电灵活性和稳定性的同时, SO<sub>2</sub> 的排放能否得到有效的控制, 已成为燃煤电站面临的重要问题<sup>[1]</sup>。目前, 燃煤电站常用的烟气脱硫系统为石灰石-石膏湿法烟气脱硫系统<sup>[2]</sup>, 虽然该系统比较成熟, 运行成本及脱硫效率都比较理想, 但同时也存在惯性大和实时性差等缺点。当负荷变化时, 可能

因运行人员操作的不及时,致使出口 SO<sub>2</sub> 浓度超标<sup>[3]</sup>。同时,当取样管路进行吹扫作业、取样泵损坏等情况发生时,脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度将不能得到及时检测,同样会造成电厂经济成本的增加。传统的预测方法大都是以机理建模的方式构造机理模型,该模型计算过程复杂、准确率较低且泛化能力较差,且不能有效利用 DCS 历史数据库。基于电厂 DCS 建立的数据库,通过机器学习等方法搭建预测模型,对各种线性和非线性序列进行高精度拟合,是一类新兴起的基于数据挖掘和模型优化的方法。利用机器学习算法建立脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 排放浓度的预测模型,不仅能够精准预测 SO<sub>2</sub> 排放浓度,对电厂实际运行参数的调整起到指导作用,同时也对降低发电过程中的污染排放和运行成本具有重要的实际意义和应用价值。

近年来,随着机器学习等算法的深入研究<sup>[4]</sup>,其被普遍使用在各种预测模型的建立。当前,对燃煤电厂进行建模的方法有:人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)、最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)等,利用这些算法建立的模型都取得了较好的预测效果。Tang 等人<sup>[5]</sup>利用 LSSVM 建立了电站炉膛温度预测模型;Liu 等人<sup>[6]</sup>利用 LSTM 对非线性船舶航行行为进行了建模。虽然 LSSVM 处理时序数据时有一定的优势,但是当处理大样本数据时,会导致过拟合,并且计算时间过长,不利于实际应用<sup>[7]</sup>。而 LSTM 虽具有能够对历史数据进行长期记忆的神经网络结构,并在建立时序预测模型时具有很大优势<sup>[8]</sup>,但是其网络结构较为复杂,在处理大量高维数据时收敛速度缓慢。门控循环单元 GRU<sup>[9]</sup>在 LSTM 的基础上简化了门控结构,减少了可训练参数总量进而使得训练速度加快,同时预测精度也有一定的提升。

GRU 模型的超参数采取传统经验、试错法来确定较为困难,因此其模型超参数通常采用 PSO 粒子群算法训练得到。但 PSO 算法同样存在精度不高、易陷入局部极值的缺点,故对其算法中的权重  $\omega$  进行改造并引入突变机制。改进的粒子群算法(IPSO)在克服传统 PSO 算法缺点的同时粒子寻优能力得到进一步提升。

综上所述,本文提出一种基于特征选择的 IPSO-GRU 的脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型。首先,通

过 mRMR 对原始数据进行选择,得到与出口 SO<sub>2</sub> 相关性较大而冗余度较小的 6 个代表变量。然后对筛选后的数据进行滑动平均处理,减少因设备等问题而产生的数据扰动,并将其作为模型的输入。随后通过 IPSO 确定 GRU 模型的关键超参数,最终实现对脱硫系统出口二氧化硫浓度的预测。利用陕西某 600 MW 电厂现场运行数据进行实验,通过与其他模型比对,验证所提模型的效果。

## 1 基本原理

### 1.1 最大相关最小冗余

变量之间相关性通常用互信息的值来进行评价。互信息的值越大,表示二者的相关性越大<sup>[10]</sup>。其公式为:

$$MI(A, B) = \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} P(a, b) \log\left(\frac{P(a, b)}{P(a)P(b)}\right) \quad (1)$$

式中:  $A$  与  $B$  是两个随机变量;  $P(a, b)$  是其联合概率密度;  $P(a)$  和  $P(b)$  是边缘密度。

最大相关最小冗余(mRMR)算法<sup>[11]</sup>的核心思想是:通过 MI 得到不同变量之间的相关性和冗余度,然后使用评价函数按重要性对变量进行排序。

按照 mRMR 算法原则,利用互信息对变量进行相关性度量时需满足以下要求:

(1)最大相关性:

$$\max L(S, b), L = \frac{1}{|S|} \sum_{a_i \in S} MI(a_i, b) \quad (2)$$

(2)最小冗余度:

$$\min R(S), R = \frac{1}{|S|^2} \sum_{a_i, a_j \in S} MI(a_i, a_j) \quad (3)$$

式中:  $S$  为已选特征集,  $|S|$  为要选取的特征变量个数,  $MI(a_i, b)$  为特征变量与目标变量之间的互信息值,  $MI(a_i, a_j)$  为两个特征变量之间的互信息值。

mRMR 的目标是通过对各变量间相关和冗余的权衡<sup>[12]</sup>,筛选出更具代表性的  $|S|$  个特征变量。而权衡的标准为:

$$\max \phi(L, R), \phi = L - R \quad (4)$$

mRMR 算法的运算顺序如下所示:

- (1)初始化已选和未选特征变量集合  $S$  和  $D$ ;
- (2)确定未选特征变量  $d_i \in D$ , 并求得各未选特征变量与目标变量  $b$  之间的互信息值;
- (3)将步骤(2)求得的互信息值按数值大小降序排列,并获得第一特征变量  $d_s$ ;
- (4)循环计算  $d_s$  与  $d_i$  之间的互信息,依据评价

函数,将  $d_i$  中与  $d_s$  相关性最大冗余度最小的变量  $d_i$  作为下一个变量;此时,  $D=D-\{d_i\}$ ,  $S=S+\{d_i\}$ , 并继续该循环直到特征变量达到要筛选的特征变量数  $|S|$ 。

### 1.2 门控循环单元神经网络

GRU 是 LSTM 的改进型,于 2014 年被首次提出<sup>[13]</sup>。其重大的改进是结构的简化:将 LSTM 中的三门结构改进为两门结构(重置门和更新门),因此与 LSTM 相比,GRU 有较少的待训练参数,当处理大批量数据时,模型参数的收敛速度更快,进而提高了算法的收敛速度<sup>[14]</sup>,有效降低了模型的运算时间。考虑到火电厂数据呈复杂的非线性变化,各个变量之间存在冗余性和迟延性。引入 GRU,利用其双门循环结构能够有效提取历史信息,对非线性回归具有较高的拟合能力,因此用来构建脱硫系统出口  $\text{SO}_2$  浓度预测模型。

作为 LSTM 的改进型,GRU 同样具备防止梯度消失的特性,常用于处理时间序列数据<sup>[15]</sup>,对高维和非线性的脱硫过程具有较好的描述效果,其结构如图 1 所示。

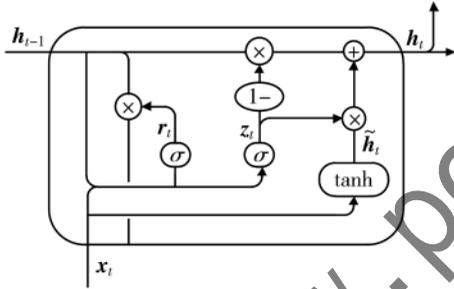


图 1 GRU 神经网络结构图

图 1 中,  $r_t$  为重置门的输出;  $z_t$  为更新门的输出;  $h_t$  为当前时刻隐藏状态;  $\tilde{h}_t$  为当前时刻候选隐藏状态;  $\tanh$  为双曲正切函数;  $\sigma$  为 sigmoid 函数。

GRU 将 LSTM 的遗忘门和输入门整合成了一个更新门<sup>[16]</sup>。更新门规定了信息的丢弃及添加量,通过对前一刻的隐藏状态输出  $h_{t-1}$  和当前时刻的隐藏状态输入  $x_t$  的控制,达到控制流入当前隐藏状态  $h_t$  中信息量的目的。其输出  $z_t$  为:

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (5)$$

式中:  $W_z$  为权重矩阵。

重置门规定了信息的遗忘量<sup>[17]</sup>。通过控制前一刻( $t-1$ )的隐藏状态输出  $h_{t-1}$  有多少流入当前时刻( $t$ )的候选隐藏状态  $\tilde{h}_t$  中。其输出  $r_t$  为:

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (6)$$

式中:  $W_r$  为权重矩阵。

当前时刻候选隐藏状态  $\tilde{h}_t$  为:

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t, h_{t-1}, x_t]) \quad (7)$$

式中:  $W_h$  为权重矩阵。

于是当前神经元输出  $h_t$  为:

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t \quad (8)$$

### 1.3 改进的粒子群优化算法

PSO 算法最早是由 Eberhart 等人<sup>[18]</sup>于 1995 年提出的,是一种全局随机搜索最优值的算法。粒子群算法<sup>[19]</sup>的核心思想是:通过不断调整粒子的速度和位置,使粒子逐步靠近最优位置。粒子群算法中粒子的速度和位置计算方法为:

$$V_{ij}^{u+1} = \omega V_{ij}^u + k_1 o_1 (X_{ij}^u - X_{ij}^u) + k_2 o_2 (X_{gj}^u - X_{ij}^u) \quad (9)$$

$$X_{ij}^{u+1} = X_{ij}^u + V_{ij}^{u+1} \quad (10)$$

式中:  $V_{ij}^u$  和  $V_{ij}^{u+1}$  分别代表第  $u$  和  $u+1$  次迭代时粒子的速度;  $X_{ij}^u$  和  $X_{ij}^{u+1}$  分别代表第  $u$  和  $u+1$  次迭代时粒子所处的位置信息;  $u$  为目前迭代次数;  $o_1$  与  $o_2$  为随机数,取值范围为  $[0, 1]$ ;  $k_1$  与  $k_2$  为学习因子,取值范围为  $(0, 2]$ ;  $\omega$  为惯性权重;  $t$  为时间因子;  $X_{ij}^u$  为第  $u$  次迭代时粒子所处的最优位置信息;  $X_{gj}^u$  为第  $u$  次迭代时粒子所处的全局最优位置信息。

粒子个体最优位置的更新计算公式为:

$$X_{pbest}^{u+1} = \begin{cases} X_{ij}^{u+1}, & f(X_{ij}^{u+1}) \leq f(X_{pbest}^{u+1}) \\ X_{pbest}^u, & f(X_{ij}^{u+1}) > f(X_{pbest}^u) \end{cases} \quad (11)$$

$$f(X_{pbest}^u) = \min[f(X_{pbest}^u)] \quad (12)$$

式中:  $X_{ij}^{u+1}$  表示在  $u+1$  次迭代时第  $i$  个粒子所处的位置信息;  $X_{pbest}^u$  表示在  $u$  次迭代时粒子所处的最优位置信息;  $f(X_{ij}^{u+1})$  表示第  $i$  个粒子在第  $u+1$  次迭代时所在位置对应的适应度函数值;  $f(X_{pbest}^u)$  表示粒子在第  $u$  次迭代时的最优位置对应的适应度函数值。

传统 PSO 的惯性权重  $\omega$  为定值<sup>[20]</sup>,在最优解附近时不能细致搜索,导致寻优精度低,且易陷入局部极值。为解决上述问题,对 PSO 算法的惯性权重  $\omega$  进行改进,同时加入突变机制。这样不仅增强了算法的搜索精度,同时也赋予算法摆脱范围约束的能力,使 PSO 算法可以按照先全面范围后局部搜索

的方式,逐步趋于最优值<sup>[21]</sup>。改进公式为:

$$\omega = \omega_{\min} - \frac{\pi}{4} (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \tan\left(\frac{u}{c}\right) \quad (13)$$

式中,  $c$  为最大迭代次数;  $\omega_{\min}$  和  $\omega_{\max}$  分别为惯性权重的最小值和最大值。

构建自适应突变函数 prob: 当满足条件时, 粒子发生突变, 随后粒子将在整个空间内均匀分布, 其计算公式为:

$$\text{prob} = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{u}{c}\right), \quad \text{rand} > \text{prob} \quad (14)$$

式中: rand 表示随机数, 取值范围在  $[0, 1)$  之间。

当迭代次数  $u$  较小时, prob 较小, rand > prob 的机率较大, 粒子发生突变的概率较大, 较容易跳出局部区域, 从而进行全局搜索; 随着  $u$  的增大, prob 也不断增大, 而 rand > prob 的概率就会变小, 粒子发生突变的概率同样会变小, 从而在小范围内进行局部搜索。粒子以一种先全局后局部的方式搜索, 最终完成收敛。

Schwefel 为评价智能算法优化性能的标准测试函数<sup>[22]</sup>, 当因变量为 0 时函数取最优值, 是较为经典的算法测试函数。其公式如下:

$$f(u) = \sum_{i=1}^{30} (m_i)^2 + \prod_{i=1}^{30} (m_i)^2 \quad (15)$$

式中:  $m_i$  为  $[-10, 10]$  的随机数。

利用对 Schwefel 函数对 PSO 和 IPSO 进行测试, 为方便展示, 将寻优结果取以 10 为底的对数作纵坐标, 迭代次数作横坐标, 测试结果如图 2 所示。

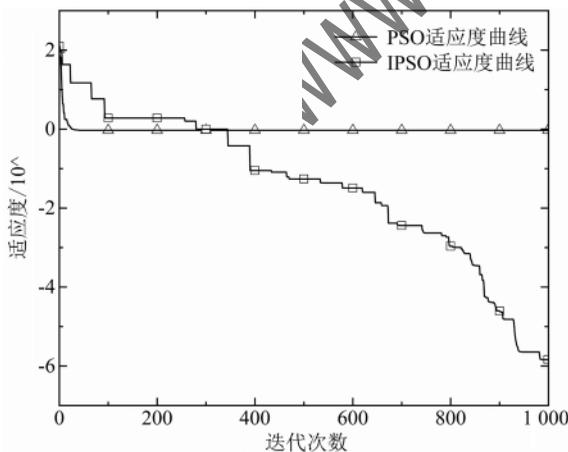


图 2 PSO 和 IPSO 寻优能力对比

寻优结果越趋于 0 表示寻优能力越强, 其对数值也相对越小。从图 2 中可知, 迭代次数增加的同

时, PSO 陷入局部极值 ( $10^0=1$ ), 由于引入突变机制使得 IPSO 具备跳出局部极值的能力, 迭代 1 000 次时适应度值为  $10^{-6}$ , 由此可见 IPSO 具有更强的寻优能力。

## 2 基于 GRU 的脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型

### 2.1 基于 mRMR 的变量选择

输入变量的选择在神经网络的训练中起到关键作用, 合理的变量选择不但能够提升模型的运算效率, 也对模型预测精度的提高起到帮助效果。

通过机理分析, 从陕西某 600 MW 燃煤电厂现场 DCS 控制室采集了包含炉浆液 PH 值、循环泵电流、吸收塔液位、总给煤量、原烟气工况流量等在内的 30 个与出口 SO<sub>2</sub> 浓度相关的变量。首先经过经验初步筛选, 剔除了空预器入口烟气氧量和净烟气工况流量等较为明显的冗余变量。然后通过 mRMR 算法, 筛选出 6 个最具代表性的变量: 吸收塔浆液 PH 值、循环泵电流、空预器出口烟气氧量、吸收塔液位、总给煤量和总风量, 并将其作为输入变量输入模型。

### 2.2 基于滑动平均滤波的数据预处理

我国多数火电机组燃煤煤质波动较大<sup>[23]</sup>, 即使在工况不变的情况下, 电厂的各项数据也会产生轻微波动。同时在数据采集的过程中, 因可能的设备故障、传输干扰和人为失误等影响造成数据的异常<sup>[24]</sup>。为降低异常数据对模型产生的负面作用, 需对原始数据实行预处理。滑动平均滤波是数据处理中常用的方式, 其公式为:

$$f(e) = \frac{1}{2Q+1} \sum_{q=-Q}^Q f(e+q) \quad (16)$$

式中, 滑动窗口的长度为  $2Q+1$ 。

### 2.3 IPSO-GRU 模型的建立

构建 IPSO-GRU 燃煤电厂出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型。GRU 隐含层层数设为 2 层, 利用 IPSO 对 GRU 的关键超参数(学习率、单次训练样本数、迭代完整数据集次数以及各隐含层的神经元个数) 进行寻优。然后利用 IPSO-GRU 预测模型对脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度进行预测。IPSO-GRU 燃煤电厂出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型的构建过程具体如图 3 所示。

## 3 实验设计与分析

### 3.1 实验设计

本文的实验环境为 Windows 10 操作系统, Anaconda3 版本下采用 TensorFlow2.0 深度学习框架

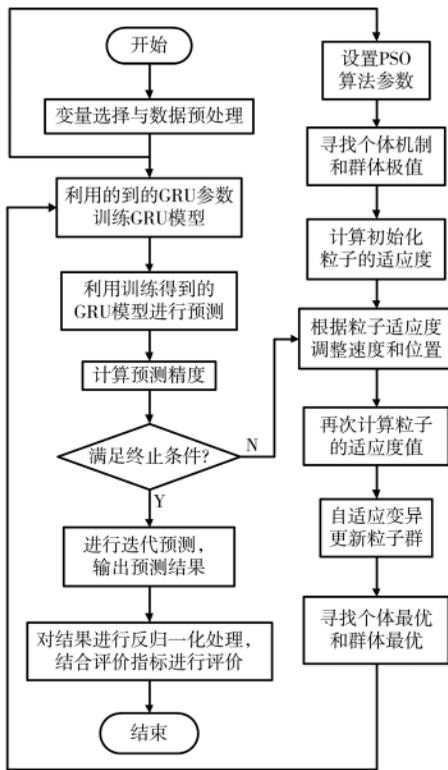


图3 基于IPSO-GRU预测模型框架

建立GRU和LSTM模型并训练和测试。为验证模型的有效性,本文选取了1400组陕西某600MW燃煤电厂的现场运行数据,采样周期为10s,并将其70%作为训练集训练模型,其余30%作为测试集验证模型的预测能力。

对模型进行如下设置:神经网络模型的隐藏层个数均为2,滑动窗口长度为5,待优化的关键超参数:学习率、单次训练样本数、迭代完整数据集次数和每层隐藏层神经元个数,输出节点为1,采用Adam优化器优化神经网络,损失函数选择mse。粒子群的规模一般选取搜索维度的5~10倍,因此PSO和IPSO的粒子群规模为30,迭代次数为100次,学习因子: $k_1=k_2=1.5$ ;  $o_1=0.8$ ;  $o_2=0.3$ 。PSO的惯性权重取0.8,IPSO的惯性权重取值范围为[0.2,0.8]。

### 3.2 模型评价指标

本次实验采取的模型评价指标为均方根误差RMSE、平均绝对误差MAE和拟合优度可决系数 $R^2$ ,公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{v=1}^n (\hat{y}_v - y_v)^2} \quad (17)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{v=1}^n |\hat{y}_v - y_v| \quad (18)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{v=1}^n (\hat{y}_v - y_v)^2}{\sum_{v=1}^n (y_v - \bar{y}_v)^2} \quad (19)$$

式中,样本个数为 $n$ ,预测值为 $\hat{y}_v$ ,真实值为 $y_v$ ,样本均值为 $\bar{y}_v$ 。

RMSE、MAE和 $R^2$ 常用于回归预测模型的评价。RMSE的最优值为0,该指标与0越相近,模型越准确;MAE的最优值同样为0,真实值与预测值的差值越大,该值就越大; $R^2$ 的最优值为1,该值与1越相近表示模型对实际数据的拟合度越高。三者相结合能更加准确全面地评价模型的预测精度。

### 3.3 实验结果分析

#### 3.3.1 设置GRU相关参数

利用上文提到的IPSO的寻优方法对GRU超参数进行寻优,得到如图4所示的GRU超参数寻优图。从适应度曲线图中可知,迭代次数增加的同时,适应度函数值逐渐下降,GRU拟合精度逐渐上升,在31次迭代后,学习率收敛至0.0049,单次训练样本数收敛至72,迭代完整数据集次数收敛至85,第一

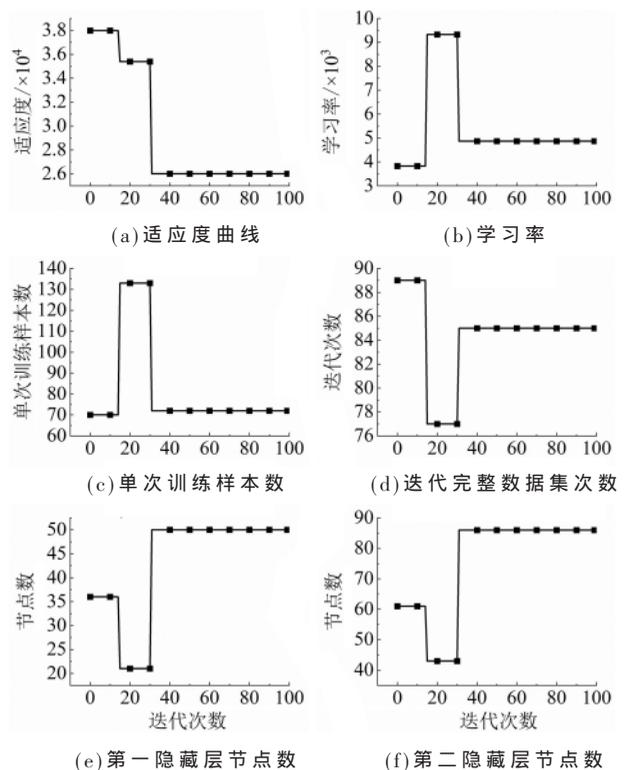


图4 模型适应度和优化参数变化

个隐含层节点数收敛至 50, 第二个隐含层节点数收敛至 86。

### 3.3.2 不同优化算法对模型的影响

为了对比各优化算法在模型上的差异效果, 在其他条件保持一致的情况下, 对 GRU 模型超参数分别采取随机选择、PSO 和 IPSO 的方式寻优, 模型的预测结果如图 5 所示。

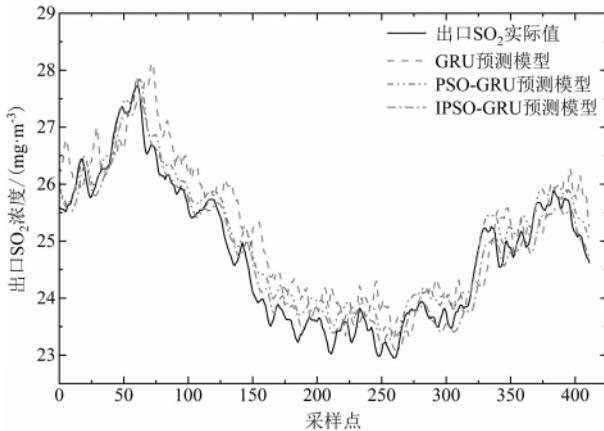


图 5 不同优化算法的预测结果对比

三种模型各评价指标见表 1, 从表中可以看出, 经 IPSO 优化算法优化超参数的预测模型对测试集的拟合度更高。GRU 中 IPSO 相对 PSO 其 RMSE 降低了 26.5%, MAE 降低了 31.5%,  $R^2$  提升了 3.7%, IPSO 相对零优化其 RMSE 降低了 46.4%, MAE 降低了 49.0%,  $R^2$  提升了 10.4%。由此可见通过 IPSO 寻优模型超参数可以进一步提高预测模型的预测精度。

表 1 不同优化算法的预测模型评价指标

模型	RMSE	MAE	$R^2$
GRU	0.452 3	0.385 0	0.869 5
PSO-GRU	0.329 9	0.287 0	0.926 4
IPSO-GRU	0.242 4	0.196 5	0.960 3

### 3.3.3 不同预测模型对预测结果的影响

为对比不同预测模型在预测结果上的差异, 在其他条件保持一致的情况下, 分别使用 IPSO 对预测模型 RNN、LSTM 和 GRU 的超参数进行优化, 得到的预测结果如图 6 所示。

如图 6 所示, 本文提出的 IPSO-GRU 模型与 IPSO-RNN 模型和 IPSO-LSTM 模型相比, 出口  $SO_2$  真实值的预测准确度最高, 拟合程度最好。从表 2 的三种模型各评价指标中可以看出, IPSO-GRU 相对

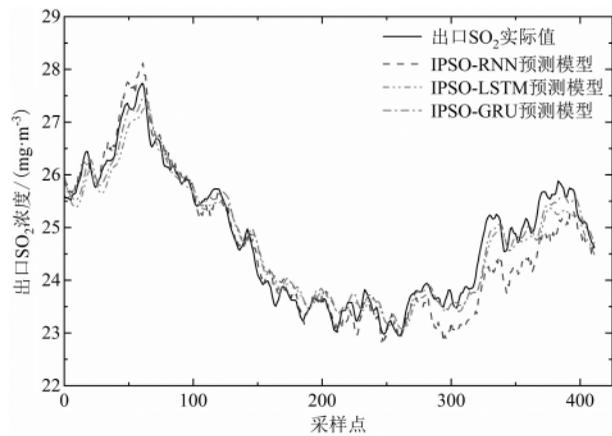


图 6 不同预测模型的预测结果对比

表 2 不同预测模型的评价指标

模型	RMSE	MAE	$R^2$
IPSO-RNN	0.406 0	0.306 3	0.888 5
IPSO-LSTM	0.296 5	0.242 3	0.940 5
IPSO-GRU	0.242 4	0.196 5	0.960 3

IPSO-RNN 和 IPSO-LSTM 其 RMSE 分别降低了 40.3% 和 17.9%, MAE 分别降低了 35.8% 和 18.9%,  $R^2$  分别提升了 8.1% 和 2.1%。RNN 模型只能在部分采样点上表现出良好的预测精度, 当工况发生变化时拟合效果较差, 而 LSTM 模型和 GRU 模型都能在工况发生变化时持续准确跟踪出口  $SO_2$  浓度的变化趋势, 特别是 GRU 模型相对 LSTM 具有更简单的模型结构和更高的预测精度, 在工程实际中更具有实用效果。

为了比较几种模型的预测性能, 从原数据中抽取一段样本进行测试, 如图 7 所示。

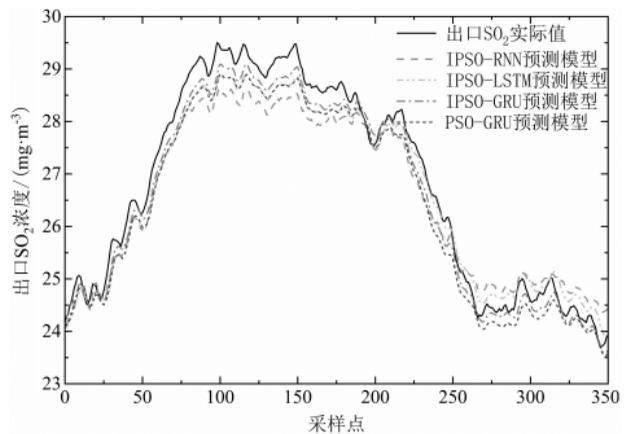


图 7 不同模型在测试集上的预测结果对比

从图 7 可以观察到,IPSO-RNN 模型的预测能力最不理想,PSO-GRU 和 IPSO-LSTM 的预测结果相近,而 IPSO-GRU 模型具有最优的预测精度。

通过三种评价指标描述所建模型的精度,并对各模型精度进行对比,如表 3 所示。采用改进后粒子群优化的模型精度明显高于未改进的模型;同等条件下,GRU 模型的精度优于传统 LSTM 和 RNN 模型。与 LSTM 相比,GRU 模型精简了门结构,有较少的待训练参数,当处理大批量数据时,模型参数的收敛速度更快,当训练轮数一定的情况下 GRU 模型更容易到达最优点。作为 LSTM 的改进型,GRU 同样具备防止梯度消失的特性,这是传统循环神经网络 RNN 所不具备的。

表 3 不同预测模型的评价指标

模型	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
IPSO-RNN	0.527 7	0.467 1	0.849 9
IPSO-LSTM	0.366 0	0.318 6	0.926 3
IPSO-GRU	0.285 2	0.248 1	0.959 5
PSO-GRU	0.410 2	0.368 5	0.917 6

#### 4 结论

针对燃煤电厂在吹扫等过程中脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度不能及时检测的问题,提出了一种基于特征选择的 IPSO-GRU 脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测模型。使用燃煤电厂现场 DCS 数据进行仿真实验,证明 IPSO-GRU 模型的有效性,主要结论如下:

(1)mRMR 在保证数据信息量的同时降低数据维度,使模型具有较强的泛化能力的同时也简化了模型结构,使得模型的运算效率提升。

(2)对 PSO 优化算法的权重  $\omega$  改造和突变机制的引入,不仅使算法克服了局部极值的缺点,同时也增强了全局搜索能力。实验结果表明,通过改进后的 PSO 算法确定出的模型超参数,使得模型具有更高的寻优精度。

(3)相较于传统的循环神经网络模型,本文提出的 IPSO-GRU 模型在脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测中具有更好的预测效果,更适合燃煤电厂的工程实际应用。本预测模型的建立对吹扫等过程中脱硫系统出口 SO<sub>2</sub> 浓度的稳定控制起到有力的指导作用。

#### 参考文献

[1] 王琦,范常浩,白建云,等.变量选择与支持向量机相结合的 SO<sub>2</sub> 排放特性建模[J].热力发电,2018,

47(3):68-75.

[2] 冯永新,赵宁,李德波,等.600 MW 电厂脱硫废水旋转雾化蒸发特性的数值研究[J].热能动力工程,2022,37(3):92-100.

[3] 陈尔鲁.湿法烟气脱硫过程建模与优化[D].杭州:浙江大学,2016.

[4] 侯少康,刘耀儒,张凯.基于 IPSO-BP 混合模型的 TBM 掘进参数预测[J].岩石力学与工程学报,2020,39(8):1648-1657.

[5] TANG Z, ZHANG H, CHE P, et al. Data analytics based dual-optimized adaptive model predictive control for the power plant boiler[J].Mathematical Problems in Engineering, 2017(2):1-9.

[6] Liu Yucheng, Duan Wenyang, Huang Limin, et al.The input vector space optimization for LSTM deep learning model in real-time prediction of ship motions[J].Ocean Engineering, 2020, 213(2):107681.

[7] 金秀章,李京.基于互信息 PSO-LSTM 的 SO<sub>2</sub> 浓度预测[J/OL].控制工程:1-6[2022-04-24].

[8] 金秀章,刘岳,于静,等.基于变量选择和 EMD-LSTM 网络的出口 SO<sub>2</sub> 浓度预测[J].中国电机工程学报,2021,41(24):8475-8484.

[9] 杨端浩,付文龙,史慧彬.基于 SACNN-MGRU 混合模型的滚动轴承故障诊断[J].电子测量技术,2021,44(22):160-167.

[10] 王强,陈浩,刘炼,等.基于多层 CatBoost 的电力系统暂态稳定评估[J].科学技术与工程,2022,22(4):1456-1464.

[11] PENG H, LONG F, DING C.Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27(8):1226-1238.

[12] 杨宇晴,张怡.基于 mRMR 和 VMD-AM-LSTM 的短期风功率预测[J].控制工程,2022,29(1):10-17.

[13] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J].arXiv:1406.1078, 2014.

[14] 于春浩,李新利,李军,等.基于 Copula 联合 AT-GRU 网络的火电机组实发功率辨识[J/OL].华北电力大学学报(自然科学版):1-9[2022-05-06].

[15] 杨浩,周东阳,曹军,等.基于 DJMI-GRU 的 SCR 烟气脱硝系统出口 NO<sub>x</sub> 动态软测量建模[J].热力发

- 电, 2021, 50(12): 51-58.
- [16] 钱来, 王伟. 一种基于 C-GRU 飞行轨迹预测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(10): 87-92.
- [17] 许阅, 刘光杰. 基于注意力机制的 Bi-GRU 内容流行度预测算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 54-60.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 1995 International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [19] 范伟, 孟江, 杜永飞, 等. 基于改进粒子群算法的精密隔振系统 LQR 控制[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2): 104-109.
- [20] 申洪涛, 岳凡丁, 史轮, 等. 考虑 DG 及负荷时序性的多目标配电网重构与 DG 调控综合优化规划[J]. 现代力, 2022, 39(2): 182-194.
- [21] 郝少伟, 李勇军, 赵尚弘, 等. 基于改进粒子群算法的多载波 NOMA 功率分配策略[J]. 电子学报, 2020, 48(10): 2009-2016.
- [22] 邢海燕, 王松弘泽, 弋鸣, 等. 基于 IPSO-GRU 深度学习算法的海底管道缺陷尺寸磁记忆定量反演模型[J]. 工程科学学报, 2022, 44(5): 911-919.
- [23] 李兴华, 牛拥军, 雷鸣, 等. 火电机组脱硫系统超低排放改造节能优化[J]. 热力发电, 2017, 46(11): 119-123.
- [24] 陆晨旭, 高海东, 高林, 等. 基于粒子群算法的模糊控制器设计及其在烟气脱硝中的应用[J/OL]. 热力发电, 2022(4): 188-193[2022-04-24].
- (收稿日期: 2022-11-29)

作者简介:

杨兆祥(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 先进控制策略在大型火电机组的应用、机器学习等。

金秀章(1969-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 先进控制策略在大型火电机组的应用、信息融合技术等。

(上接第 61 页)

英国身份盗窃犯罪规制模式的分析, 结合我国涉及身份盗窃犯罪的刑法规定, 提出以完善现有刑法身份保护体系, 加强刑法规定之间的衔接为主要内容的设想, 以供思考。

参考文献

- [1] 亨利·庞特, 彭新林, 高晴. 身份盗窃: 有限理性、研究与对策[J]. 刑法论丛, 2018, 56(4): 594-603.
- [2] 皮勇. 中美网络犯罪立法比较及给我国的借鉴[J]. 社会科学辑刊, 2021(5): 123-134.
- [3] 马改然. 美国身份盗窃的最新发展趋势[J]. 学术论坛, 2012, 35(5): 50-55, 62.
- [4] GORDON G R, WILLOX N A, D J R. Identity fraud: a critical national and global threat[J]. Journal of Economic Crime Management, 2004(2): 1-47.
- [5] PARKER L J. Validity, construction, and application of state statutes relating to offense of identity theft[J]. American Law Reports ALR5th.
- [6] 王华伟. 数据刑法保护的比较考察与体系建构[J]. 比较法研究, 2021(5): 135-151.
- [7] 何赖杰等. 德国刑法典[M]. 台湾: 元照出版社, 2019.
- [8] 陈梦寻. 中英个人信息犯罪比较研究[J]. 重庆邮电大学学报(社会科学版), 2019, 31(6): 40-48.
- [9] 李怀胜. 滥用个人生物识别信息的刑事制裁思路——以人工智能“深度伪造”为例[J]. 政法论坛, 2020, 38(4): 144-154.
- [10] 王立梅, 郭旨龙. 网络法学研究[M]. 北京: 中国政法大学出版社, 2022.
- [11] 于志刚. 关于“身份盗窃”行为的入罪化思考[J]. 北京联合大学学报(人文社会科学版), 2011, 9(1): 77-87.
- [12] 黄陈辰. 侵犯公民个人信息罪“情节严重”中信息分级保护的结构重塑[J]. 东北大学学报(社会科学版), 2022, 24(1): 95-103.
- [13] 李振林. 非法取得或利用人脸识别信息行为刑法规制论[J]. 苏州大学学报(哲学社会科学版), 2022, 43(1): 72-83.
- [14] 卢勤, 张宜培. 非法使用个人信息行为入刑的立法构思[J]. 河北法学, 2023, 41(1): 73-96.
- [15] 程啸. 为个人生物识别信息打造法律保护盾[J]. 人民论坛, 2020(24): 118-120.
- (收稿日期: 2023-01-20)

作者简介:

赵赫栋(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 网络安全法学、刑法学。

# 版权声明

凡《网络安全与数据治理》录用的文章，如作者没有关于汇编权、翻译权、印刷权及电子版的复制权、信息网络传播权与发行权等版权的特殊声明，即视作该文章署名作者同意将该文章的汇编权、翻译权、印刷权及电子版的复制权、信息网络传播权与发行权授予本刊，本刊有权授权本刊合作数据库、合作媒体等合作伙伴使用。同时，本刊支付的稿酬已包含上述使用的费用，特此声明。

《网络安全与数据治理》编辑部

www.pcachina.com