

基于KOA-GRU网络的火电机组一次调频能力预测

喻书非,康英伟

(上海电力大学人工智能学部,上海 200090)

摘要:为提升火电机组一次调频能力的预测精度,辅助保障电网频率稳定及电力系统安全运行,提出一种结合开普勒优化算法(Kepler Optimization Algorithm, KOA)与门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)网络的一次调频能力预测方法。以某350 MW燃煤火电机组一次调频的实际运行数据为样本,通过相关性分析挖掘关键特征变量;采用开普勒优化算法对GRU网络模型的超参数进行优化,构建KOA-GRU预测模型,并将该模型与长短期记忆(LSTM)网络模型、粒子群优化的长短期记忆(PSO-GRU)网络模型、GRU网络模型及粒子群优化的GRU网络模型进行对比。结果表明,KOA-GRU网络模型的适应度值在经过7次迭代后稳定在0.127,收敛性优于其他四种模型;同时,该模型在不同评估指标下均表现出更优的预测效果,均方根误差(RMSE)为0.148 MW,平均绝对误差(MAE)为0.092 MW,具有较高的预测精度。

关键词:火电机组;一次调频能力;动态建模;开普勒优化算法;门控循环单元网络

中图分类号: TM621 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4613(2026)02-0060-08

DOI: 10.3969/j.issn.1006-4613. 2026. 02. 007

Prediction of Primary Frequency Modulation Capability of Thermal Power Units Based on KOA-GRU Network

YU Shufei, KANG Yingwei

(Faculty of Artificial Intelligence, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: To improve the prediction accuracy of the primary frequency modulation capability of thermal power units and assist in ensuring grid frequency stability and safe operation of the power system, a primary frequency modulation capability prediction method is proposed that combines the Kepler Optimization Algorithm (KOA) with the Gated Recurrent Unit (GRU) network. Taking the actual operation data of primary frequency modulation of a 350 MW coal-fired thermal power unit as the sample, key characteristic variables were extracted through correlation analysis. The hyperparameters of GRU network model were optimized using KOA to construct a KOA-GRU prediction model, which was further compared with the Long Short-term Memory (LSTM) network model, the Particle Swarm Optimization (PSO) network model, the original GRU network model, and PSO-GRU network model. The results showed that the fitness value of the KOA-GRU network model stabilized at 0.127 after 7 iterations, indicating better convergence performance than the other

国家自然科学基金青年基金项目(61573239),国家能源集团新能源技术研究院科技项目(H2024-351)

喻书非,硕士生,上海电力大学清洁能源技术专业。E-mail: 2325306920@qq.com

通讯作者:康英伟,博士,副教授,2010年毕业于上海交通大学控制理论与控制工程。E-mail: controlkyw@126.com

four models. Meanwhile, the proposed model exhibited superior prediction performance under various evaluation metrics, with the Root Mean Square Error (RMSE) reaching 0.148 MW and the Mean Absolute Error (MAE) dropping to 0.092 MW, which demonstrated high prediction accuracy.

Key words: thermal power units; primary frequency modulation capability; dynamic modeling; Kepler Optimization Algorithm (KOA); Gated Recurrent Unit (GRU) network

随着新能源渗透率的持续上升,电力系统运行的复杂性显著增加,频率稳定问题已经成为电网安全运行的核心挑战之一。燃煤火电作为目前最具潜力的一次调频资源,在应对频率扰动方面发挥着至关重要的作用^[1]。然而,由于调峰压力的增大和机组灵活性改造的推进,对其一次调频能力的动态建模与优化变得尤为关键^[2]。

钢铁企业自备火电机组的一次调频能力,直接关系到厂内电网频率稳定与核心生产工序的供电安全。通过快速响应炼钢负荷扰动,一次调频可降低频率波动和设备冲击,在保障连续生产的同时还满足了并网调频的考核要求,为钢铁行业降本增效和能源系统转型提供基础支撑。

近年来,对于燃煤火电机组一次调频能力的建模研究主要可以分为基于机理的传统模型与基于数据驱动的现代智能模型两类。丁宁等人^[3]为研究火电机组的一次调频能力,建立了数字式电液控制系统(Digital Electric Hydraulic Control System, DEHCS)与协调控制系统(Coordination Control System, CCS)之间的耦合模型;盛锴等人^[4]考虑了阀门流量特性和主蒸汽压力动态等因素,优化了火电机组一次调频功率响应模型;单英雷等人^[5]在随机频率偏差条件下,自建超临界火电机组数学模型,对机组的一次调频特性进行仿真研究。这些基于机理的模型复杂程度高,对参数的依赖性较强,且难以处理复杂的非线性和耦合关系。为了实现对机组一次调频能力的精准建模,金飞等人^[6]根据火电机组运行参数,提出一种基于长短期记忆(Long Short-term Memory, LSTM)网络与量子粒子群优化(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)的数据驱动模型,用来预测机组一次调频能力,为机组一次调频能力的限制因素分析和调频性能的优化提升提供了模型基础;而吕游等人^[7]则在其原有基础上提出了基于贝叶斯优化(Bayesian Optimization, BO)的长短期记忆网络模型,提高了一次调频能力预测的准

确性。

然而,LSTM网络有着复杂的结构和较高的计算代价,在处理大规模数据时效率不高^[8]。因此,对于火电机组一次调频能力预测在优化模型精度的同时,降低计算复杂度等问题上还有很大的研究空间。为了解决上述问题,本文提出了一种基于开普勒优化算法(Kepler Optimization Algorithm, KOA)优化门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)的火电机组一次调频能力建模方法。使用KOA对GRU网络的隐含层神经元数、学习率等超参数进行寻优,并利用某350 MW火电机组的实际运行数据进行对比与验证。

1 机组一次调频特性描述

机组的一次调频特性是指根据当前电力系统的频率变化,快速调整机组出力,以保持电网频率稳定^[9]。当电力系统负荷 P_L 发生变化时,有功功率 P_G 和负荷 P_L 之间就会存在偏差 ΔP_0 ,电网的频率会因为这种偏差的产生而变化。若机组检测到频率变化超出规定死区范围,相关的控制器会改变机组有功功率输出,从而减少功率偏差。因此,考虑采用机组实际功率输出值与负荷功率的差值 ΔP 来衡量机组的一次调频能力。通过增加阀门开度从而提升主蒸汽流量,使出力增加,进而弥补这种功率差额。当机组一次调频能力较强时,实际出力变化会使 ΔP 快速恢复至原来状态,一次调频控制过程如图1所示。

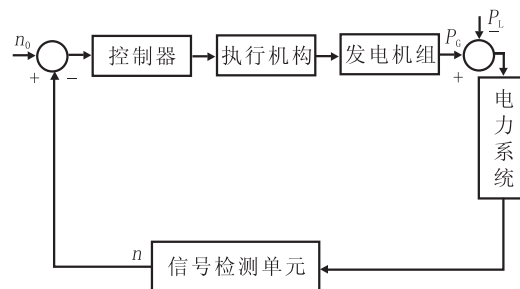


图1 一次调频控制过程

Fig. 1 Primary Frequency Modulation Control Process

2 建模方法及原理介绍

2.1 GRU网络

GRU是一种循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的改进形式,具有良好学习时间序列规律的功能^[10-12],因此可以通过这种网络建立机组一次调频能力预测基础模型。门控循环单元结构如图2所示。

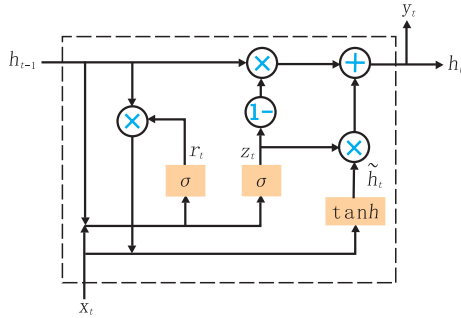


图2 门控循环单元结构

Fig. 2 Structure of Gated Recurrent Unit

图2中的 z_t 与 r_t 分别用来表示GRU的更新门和重置门。更新门的作用是控制前一时间状态信息对当前时刻的影响程度,更新门的值越高表明前一时间状态信息对当前状态的影响越大;而重置门则决定了前一时间状态信息有多少被用来构建当前时刻的候选集 \tilde{h}_t 。

GRU的内部信息传播过程运算公式为:

$$\begin{cases} z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \\ r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \\ \tilde{h}_t = \tanh(W_h x_t + U_h (r_t \otimes h_{t-1}) + b_h) \\ h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \tilde{h}_t \end{cases} \quad (1)$$

式中, σ 为sigmoid函数; W_z 、 W_r 、 W_h 、 U_z 、 U_r 和 U_h 为权重系数; x_t 为 t 时刻的输入; b_z 、 b_r 、 b_h 为输入参数的偏置; h_t 为 t 时刻的输出; h_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的输出; \otimes 为矩阵中的各个元素相乘。

GRU在LSTM的基础上进行了简化,一定程度上保留了长短期记忆神经网络的功能和特性^[13-14],并引入了较少的参数数量和结构复杂度,使得建模速度更快^[15]。

2.2 开普勒优化算法

开普勒优化算法是一种基于物理现象的创新元启发式算法,借鉴于开普勒行星运动定律。算法通过预测行星在不同时间点的位置和速度,来模拟行星围绕太阳(最优解)的运动特性,从而优

化搜索过程。相比于粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、BO等广泛使用的优化算法,KOA具有更快的收敛速度和更高的优化性能^[16-17]。初始化过程中,优化问题的决策参数由若干个物体 N_p 表示,称为种群大小,被随机分配在 Dim 维空间中,具体公式如下:

$$\vec{X}_{i,j}(0) = r_1 \times \vec{X}_{j,up} + \vec{X}_{j,low}(1 - r_1), \quad (2)$$

$$i = 1: N_p; j = 1: Dim$$

式中, $\vec{X}_{i,j}$ 为第 i 个候选解的第 j 个决策参数; r_1 为在 $[0, 1]$ 随机生成的数值; $\vec{X}_{j,up}$ 和 $\vec{X}_{j,low}$ 为第 j 个决策参数的上限和下限; Dim 为需要优化的维度。

根据物体与太阳的位置计算其速度。当物体靠近太阳时,太阳的引力非常强大,物体试图加速以避免被太阳吸引。而当物体远离太阳时,太阳的引力较弱,这将迫使物体的速度减慢。这个行为通过公式(3)描述。

$$V_i(t) = \begin{cases} l \times (2r_3 \vec{X}_i - \vec{X}_b) + \vec{l} \times (\vec{X}_a - \vec{X}_b) + \\ (1 - R_{i-norm}(t)) \times \Gamma \times \vec{U}_1 \times \vec{r}_4 \times \\ \vec{X}_i \\ \vec{X}_{i,max} - \vec{X}_{i,min}, R_{i-norm}(t) \leq 0.5 \\ r_3 \times (\vec{X}_a - \vec{X}_i) + (1 - R_{i-norm}(t)) \times \\ \Gamma \times \vec{U}_2 \times \vec{r}_4 \times (\vec{X}_{i,max} - \vec{X}_{i,min}), \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $V_i(t)$ 为物体 i 在时间 t 时的速度,m/s; l 与 \vec{l} 为不同物体与太阳之间的引力作用,反映了在搜索过程中物体如何根据当前的引力进行运动和调整; r_2, r_3, r_4 为在 $[0, 1]$ 中随机生成的数值; \vec{X}_i 为物体 i 的位置; \vec{X}_a 和 \vec{X}_b 为在种群中随机选择的解; R_{i-norm} 为对太阳 X_s 和物体 X_i 之间欧几里得距离的归一化; Γ 为借鉴太阳系物体绕太阳旋转的自然行为引入标志,其数值在 $[-1, 1]$ 中随机生成,使算法能够有效逃离局部最优区域,增强对搜索空间的全面探索能力; \vec{U}_1 和 \vec{U}_2 为方向控制变量^[18]。

KOA模拟天体在椭圆轨道上绕太阳的自然运动分为探索和开发两个阶段。在靠近最佳解的位置上进行更精确的搜索,同时通过探索远离太阳的区域来寻找新解。在探索阶段,通过公式(4)更新每个远离太阳的物体的位置。

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) + \Gamma \times \vec{V}_i(t) + (F_{gs}(t) + |r|) \times \vec{U} \times (\vec{X}_s(t) - \vec{X}_i(t)) \quad (4)$$

式中, $\vec{X}_i(t+1)$ 为物体 i 在时间 $t+1$ 的新位置; $\vec{X}_i(t)$ 为物体 i 在时间 t 时的当前位置; $\vec{V}_i(t)$ 为物体 i 转移到新位置所需的速度; F_{gi} 为太阳和物体之间的引力; $|r|$ 为太阳和物体之间的距离; \vec{U} 为方向控制变量; $\vec{X}_s(t)$ 为最佳太阳位置, 与获得最小适应度值得最佳解相关。

开发阶段通过式(5)更新太阳与物体的距离。

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) \times \vec{U}_1 + (1 - \vec{U}_1) \times \left(\frac{\vec{X}_i(t) + \vec{X}_s + \vec{X}_a(t)}{3} \right) + h \times \left(\frac{\vec{X}_i(t) + \vec{X}_s + \vec{X}_a(t)}{3} - \vec{X}_b(t) \right) \quad (5)$$

式中, h 为调节参数, 物体与太阳间隔随 h 值增大而扩大。相反, 当 h 值较小时, 可以在迄今为止获得的最佳解附近进行集中探索。

位置更新后采用精英策略, 以保证太阳和行星的最佳位置, 输出当前找到的全局最优解, 开普勒优化算法流程图如图3所示。

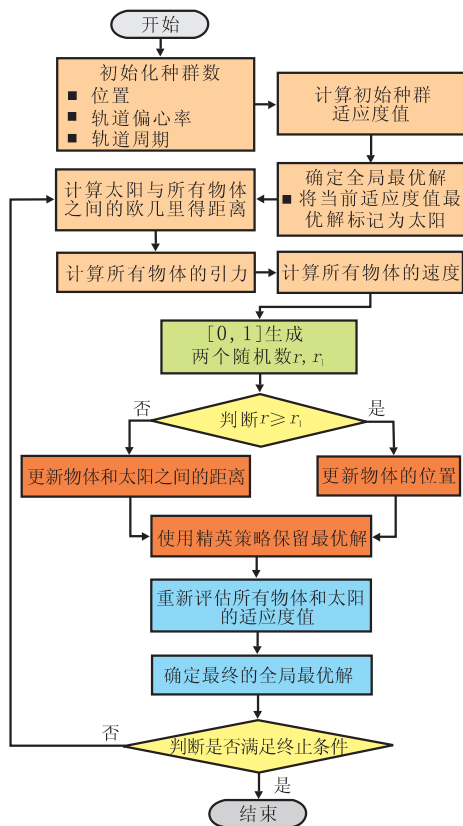


图3 开普勒优化算法流程图

Fig. 3 Flowchart of Kepler Optimization Algorithm

3 基于KOA-GRU网络一次调频能力建模

3.1 输入变量选取

在火电机组一次调频运行的过程中涉及参数种类繁多且有较强的耦合性, 若这些参数变化会对机组出力预测的准确性造成影响^[19]。通过计算各参数与模型输出之间的相关性系数来分析不同参数与预测结果之间关系的密切程度^[20], 最终确定合适的特征参数作为KOA-GRU网络模型的输入。

皮尔逊相关系数是用于反映两个变量之间的相关程度, 其数值范围在 $[-1, 1]$, 绝对值越大, 变量之间的相关性就越强。皮尔逊相关性系数 K 的公式为:

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (6)$$

式中, n 为数据的总数; x_i 和 y_i 为待计算相关程度的两组数据; \bar{x}_i 和 \bar{y}_i 为 x_i 与 y_i 的样本平均差。

3.2 KOA-GRU网络模型建立

利用KOA能够在求解空间内快速收敛到全局最优解而不易陷入局部最优的特点, 对GRU网络参数进行优化。KOA-GRU网络模型如图4所示, 构建KOA-GRU网络模型具体步骤如下:

步骤1: 建立历史数据集, 并对数据进行预处理和标准化以获得模型所需的输入输出变量集合。

步骤2: 将GRU作为基础网络模型, 初始化相关参数, 并选择学习率、隐藏层单元个数和批处理大小, 三种对模型影响较大的参数作为KOA优化对象。

步骤3: 对行星的位置与速度进行初始化, 计算当前行星的最优适应度值, 将适应度值最优的行星设置为“太阳”; 更新行星与太阳的距离及自身速度; 根据随机数选择更新行星位置或调整与太阳距离来更新位置, 并在每次迭代中保留当前最优解。

步骤4: 判断迭代次数是否达到最大, 若未达到, 则返回步骤3继续寻优; 若达到, 则停止寻优。

步骤5: 将全局最优解赋予GRU网络模型, 并利用得到的预测模型进行预测得出结果。

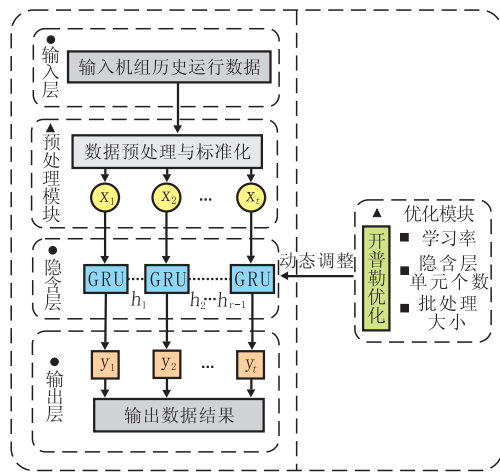


图4 KOA-GRU网络模型

Fig. 4 KOA-GRU Network Model

3.3 模型评估指标

该模型所采用的评价指标为均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE),计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

式中, N 为样本测试集总数; y_i 为采集样本的真实值; \hat{y}_i 为网络模型的预测值。

RMSE 反映泛化误差水平, MAE 则反映模型辨识的偏差, 其指标的计算结果数值误差越小, 表示模型预测误差越小, 二者结合能更加全面地评价模型辨识的精准度。

4 算例分析

4.1 数据采集与预处理

选取某 350 MW 火电机组在 5 h 内的历史运行数据, 每间隔 1 s 取样 1 次, 所采集的数据包括机组负荷、负荷指令、阀门开度、主蒸汽压力、汽轮机转速、主蒸汽流量、主蒸汽温度、频率、再热蒸汽温度、给水流量、高排温度、功率差这 12 个可以反映机组实际运行状态的参数。

根据机组一次调频特性选择功率差作为模型的输出变量; 计算各变量与输出变量之间的皮尔逊相关系数值, 并将相关系数值按从大到小排列, 各变量与功率差的相关系数如表 1 所示。

最终确定相关性数值较大的 7 个特征参数作

为模型的输入变量集合, 所取参数序列运行工况范围见表 2。

表 1 各变量与功率差的相关系数
Table 1 Correlation Coefficients between Each Variable and Power Deviation

序号	参数	单位	相关性系数
1	机组负荷 P	MW	0.98
2	负荷指令 P_a	MW	0.71
3	阀门开度 R_f	%	0.58
4	主蒸汽压力 P_0	MPa	0.57
5	汽轮机转速 N_0	r/min	0.48
6	主蒸汽流量 G_0	t/h	0.41
7	主蒸汽温度 T_1	°C	0.39
8	频率 f	Hz	0.16
9	再热蒸汽温度 T_2	°C	0.15
10	给水流量 Q	m ³ /h	-0.22
11	高排温度 T_3	°C	-0.24

表 2 所取参数序列运行工况范围
Table 2 Operating-condition Range of the Selected Parameter Sequence

序号	参数	单位	工况范围
1	机组负荷 P	MW	259.74~344.67
2	负荷指令 P_a	MW	259.96~344.85
3	阀门开度 R_f	%	60.03~88.26
4	主蒸汽压力 P_0	MPa	22.37~24.39
5	汽轮机转速 N_0	r/min	2 998.31~3 002.56
6	主蒸汽流量 G_0	t/h	714.47~998.46
7	频率 f	Hz	558.10~563.95

采样数据中还存在着一定的缺失或无效数据。对于数据的缺失, 若单纯地将这些缺失值删除或不做处理, 可能会造成数据资源的浪费, 甚至会影响预测结果的准确性。采用线性插值法, 以已知的数据点为基础, 对某一点的缺失值进行估计, 其计算公式为:

$$f(x_i) = f(x_{i-1}) + \frac{(x_i - x_{i-1})}{(x_{i+1} - x_{i-1})} \cdot [f(x_{i+1}) - f(x_{i-1})] \quad (9)$$

式中, $f(x_i)$ 为 x_i 需要进行插值的点; $f(x_{i-1})$ 为 x_i 对应的插值前一点; $f(x_{i+1})$ 为 x_i 对应的插值后

一点。

此外,所采集的数据还包含噪声和不满足机组参与一次调频动作转速差引起的扰动。根据机组一次调频技术指标设置调频死区 $\Delta N=2$ r/min,当机组转速偏差超过调频死区的持续时间大于 10 s 时可以认为机组进行了一次调频动作,该时间范围内的数据被视为一次调频有效数据;否则认为机组没有执行一次调频动作,可将该点剔除后对其前后序列的数据取均值填充。

最终,共获得机组正常运行且涉及一次调频过程的 5 400 组数据样本,采用留出法对数据集进行划分,其中 80% 用于模型训练,20% 用于模型测试。

4.2 模型参数设置

GRU 网络模型的参数使用开普勒优化算法进行寻优。根据多次实验结果,最终确定模型参数的设置(见表 2)。

表 2 模型参数设置

Table 2 Model Parameter Settings

参数	取值
行星数量	10
最大迭代次数	50
学习率	[0.001,0.1]
隐含层单元个数	[5,30]
批处理大小	[50,300]

4.3 预测结果与分析

根据图 4 建立的 KOA-GRU 网络模型,通过测试集数据验证模型的预测精度。此外,还建立了未优化的 LSTM 网络模型、GRU 网络模型、PSO-LSTM 网络模型和 PSO-GRU 网络模型进行结果对比。

在优化过程中,以模型在测试集上的误差作为适应度函数,通过多次迭代不断更新参数组合,从而寻找全局最优解。图 5 为 PSO-LSTM、PSO-GRU 和 KOA-GRU 三种网络模型在优化过程中适应度值的变化情况。

由图 5 可以看出,适应度函数值随着迭代次数的增加而逐渐降低,KOA-GRU 网络模型的适应度值在经过 7 次迭代后稳定在 0.127,PSO-GRU 网络模型的适应度值经过 35 次迭代后稳定

在 0.143,而 PSO-LSTM 网络模型的适应度值经过 30 次迭代后稳定在 0.161。KOA-GRU 网络模型在迭代过程中快速接近最优解,显示出较好的收敛性和优化效率;而 PSO-GRU 与 PSO-LSTM 网络模型则需要更多的迭代次数才能接近稳态。

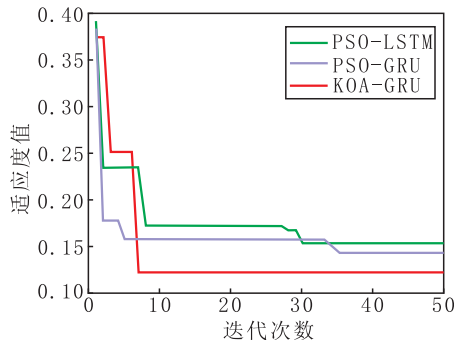


图 5 三种网络模型在优化过程中适应度值的变化情况

Fig. 5 Variation of Fitness Values during the Optimization Process across Three Network Models

将迭代后得到的最优网络参数代入到 GRU 网络模型中进行训练,得到 KOA-GRU 网络预测残差值见图 6。

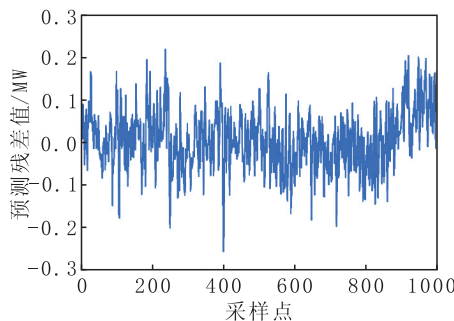


图 6 KOA-GRU 网络预测残差值

Fig. 6 Prediction Residuals of KOA-GRU Network

由图 6 可知,该模型预测残差值波动幅度范围较小,表明模型预测的结果良好。为进一步分析模型预测的准确程度,根据式(7)与式(8)可以得到模型评价指标 RMSE 为 0.148 MW,MAE 为 0.092 MW。

此外,为验证 KOA-GRU 网络模型在机组一次调频能力辨识上也具有相对优势,将该模型与 LSTM 模型、PSO-LSTM 模型、GRU 模型和 PSO-GRU 模型在测试集上的预测效果进行对比,不同模型预测值对比如图 7 所示。

由图 7 可知,LSTM 网络与 GRU 网络相比,模

型的预测精度较低;PSO-LSTM网络与PSO-GRU网络相比,模型的预测精度同样较低;而PSO-GRU网络虽然利用粒子群优化算法对网络参数进行优化,但预测效果仍不如KOA-GRU网络模型。从整体上看,KOA-GRU网络预测结果曲线与真实值曲线最为吻合,模型辨识精度显著提升。

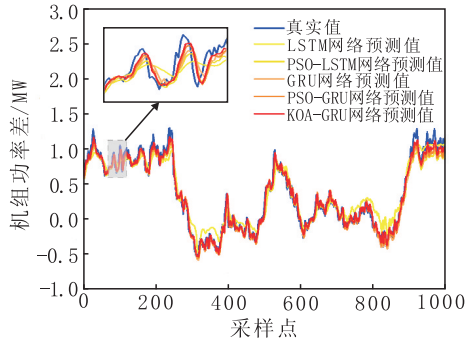


图7 不同模型预测值对比

Fig. 7 Comparison of Predicted Values from Different Models

表3为各模型辨识评价指标对比。由表3可知,KOA-GRU网络模型在RMSE与MAE两项指标上均取得最优结果,整体预测误差小于其他对比模型。由此可见,KOA-GRU网络模型在一次调频能力预测任务中具有更高的辨识精度,可以更好的预测机组一次调频能力。

表3 各模型辨识评价指标对比

Table 3 Comparison of Identification and Evaluation Metrics across Models

模型	RMSE/MW	MAE/MW
LSTM	0.295	0.214
PSO-LSTM	0.210	0.138
GRU	0.197	0.129
PSO-GRU	0.182	0.116
KOA-GRU	0.148	0.092

5 结论

针对现有火电机组一次调频能力预测方法精度不足的问题,研究了基于KOA-GRU网络的火电机组一次调频能力预测模型。考虑机组一次调频过程中的关键特征参数,并以火电机组实际运行数据进行了算例分析与对比验证,得出以下结论:

(1) 经过与LSTM网络模型、PSO-LSTM网络模型、GRU网络模型以及PSO-GRU网络模型对比,KOA-GRU网络模型在预测精度等方面表现更优。

(2) KOA-GRU网络模型的RMSE和MAE值在所有对比模型中均最小,显著优于其他模型,验证了其在火电机组一次调频能力预测中良好的准确性。

(3) 本文模型为火电机组一次调频能力精准预测提供一种有效的工具,对辅助提升电力系统频率响应性能和保障电网运行安全具有重要意义。

参考文献

- [1] 陈国平,董昱,梁志峰. 能源转型中的中国特色新能源高质量发展分析与思考[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5493-5506.
- [2] 郝玲,陈磊,黄怡涵,等. 新型电力系统下燃煤火电机组一次调频面临的挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(8): 14-29.
- [3] 丁宁,廖金龙,陈波,等. 大功率火电机组一次调频能力仿真与试验[J]. 热力发电, 2018, 47(6): 85-90.
- [4] 盛镨,邹鑫,邱靖,等. 火电机组一次调频功率响应特性精细化建模[J]. 中国电力, 2021, 54(6): 111-118, 152.
- [5] 单英雷,陈洪刚,鲁叶茂,等. 660 MW超临界火电机组建模与一次调频[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2015, 42(2): 97-103, 110.
- [6] 金飞,郝晓光,王斌,等. 基于QPSO-LSTM网络的火电机组一次调频能力建模[J]. 热能动力工程, 2023, 38(6): 80-87.
- [7] 吕游,吴创,翁明楷,等. 基于贝叶斯优化的LSTM火电机组一次调频能力辨识方法[J]. 热能动力工程, 2024, 39(3): 57-64.
- [8] 陈庆明,廖鸿飞,孙颖楷,等. 基于GWO-GRU的光伏发电功率预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(7): 438-444.
- [9] 吴创. 基于大数据的火电机组灵活性诊断及提升方法研究[D]. 北京:华北电力大学, 2023.
- [10] 程明,翟金星,马骏,等. 基于迁移学习的CNN-GRU短期电力负荷预测方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57(6): 812-820.
- [11] 赵兵,王增平,纪维佳,等. 基于注意力机制的CNN-GRU短期电力负荷预测方法[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4370-4376.
- [12] 王巍,马莉,明月,等. 基于大数据的负荷-边际电价联合预测方法[J]. 广东电力, 2021, 34(4): 10-17.
- [13] MACIEJ Ławryńczuk, KRZYSZTOF Zarzycki. LSTM and GRU type recurrent neural networks in model predictive control: A Review[J]. Neurocomputing, 2025, 632: 129712.
- [14] 甘定福,姜爱华,田君杨,等. 考虑耦合关系的综合能源系统冷热电负荷联合预测[J]. 太阳能学报, 2025, 46(8): 573-584.

- [15] 王康, 龚文杰, 段晓燕, 等. 基于 PSO 算法优化 GRU 神经网络的短期负荷预测[J]. 广东电力, 2020, 33(4): 90-96.
- [16] Abdel-Basset M, Mohamed R, Azeem A, et al. Kepler optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 268: 110454.
- [17] Hakmi S H, Shaheen A M, Alnami H, et al. Kepler Algorithm for large-scale systems of economic dispatch with heat optimization[J]. Biomimetics (Basel, Switzerland), 2023, 8(8): 608.
- [18] 龙霞飞, 何志成, 周凌, 等. 基于 KOA-CNN-BiLSTM-AM 的风电齿轮箱故障诊断研究[J]. 机床与液压, 2025, 53(4): 214-220.
- [19] 王倩, 惠文涛, 吕永涛, 等. 超越临界 1000 MW 机组一次调频多变量优化策略[J]. 热力发电, 2019, 48(1): 24-29.
- [20] 纪德洋, 金锋, 冬雷, 等. 基于皮尔逊相关系数的光伏电站数据修复[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1514-1523.

(编辑 白璐)

修回日期: 2025-12-30

* * * * *

(上接第 59 页)

- [M]. Amsterdam: Elsevier Pub. Co., 1971.
- [55] Ashby M F. The deformation of plastically non-homogeneous materials [J]. The Philosophical Magazine: A Journal of Theoretical Experimental and Applied Physics, 1970, 21(170): 399-424.
- [56] Lavrentev F F. The type of dislocation interaction as the factor determining work hardening [J]. Materials Science and Engineering, 1980, 46(2): 191-208.
- [57] Farraro R, McLellan R B. Temperature dependence of the Young's modulus and shear modulus of pure nickel, platinum, and molybdenum [J]. Metallurgical Transactions A, 1977, 8(10): 1563-1565.
- [58] Rashid M M, Gray Iii G T, Nemat-Nasser S. Heterogeneous deformations in copper single crystals at high and low strain rates [J]. Philosophical Magazine A, 1992, 65(3): 707-735.
- [59] Kumar P A, Vanaja J, Prasad Reddy G V, et al. Influence of thermomechanical processing and tempering temperature on tensile flow and work hardening behaviour of India specific reduced activation ferritic martensitic steel [J]. Materials Science and Engineering: A, 2023, 886: 145701.
- [60] Lisiecka-Graca P, Bzowski K, Majta J, et al. A dislocation density-based model for the work hardening and softening behaviors upon stress reversal [J]. Archives of Civil and Mechanical Engineering, 2021, 21(2): 84-95.
- [61] Senuma T. Physical Metallurgy of Modern High Strength Steel Sheets [J]. ISIJ International, 2001, 41(6): 520-532.
- [62] Morris Jr J W. Making steel strong and cheap [J]. Nature Materials, 2017, 16(8): 787-789.
- [63] Gladman T. Precipitation hardening in metals [J]. Materials Science and Technology, 1999, 15(1): 30-36.
- [64] Heo Y U, Kim Y K, Kim J S, et al. Phase transformation of Cu precipitates from bcc to fcc in Fe-3Si-2Cu alloy [J]. Acta Materialia, 2013, 61(2): 519-528.
- [65] Han G, Xie Z J, Li Z Y, et al. Evolution of crystal structure of Cu precipitates in a low carbon steel [J]. Materials & Design, 2017, 135: 92-101.
- [66] Sun M, Zhang W, Liu Z, et al. Direct observations on the crystal structure evolution of nano Cu-precipitates in an extremely low carbon steel [J]. Materials Letters, 2017, 187: 49-52.
- [67] Sun H, Li D, Diao Y, et al. Nanoscale Cu particle evolution and its impact on the mechanical properties and strengthening mechanism in precipitation-hardening stainless steel [J]. Materials Characterization, 2022, 188: 111885.
- [68] Russell K C, Brown L M. A dispersion strengthening model based on differing elastic moduli applied to the iron-copper system [J]. Acta Metallurgica, 1972, 20(7): 969-974.
- [69] Xu S S, Zhao Y, Tong X, et al. Independence of work hardening and precipitation strengthening in a nanocluster strengthened steel [J]. Journal of Alloys and Compounds, 2017, 712: 573-578.
- [70] Wei X, Cao X, Luan J H, et al. Synergy of strengthening and toughening of a Cu-rich precipitate-strengthened steel [J]. Materials Science and Engineering: A, 2022, 832: 142487.
- [71] Zhao N, He Y, Wang J, et al. Balancing strength and toughness by QLT process in a low-Ni heavy steel plate with GPa grade [J]. Materials Science and Engineering: A, 2024, 907: 146748.
- [72] Li J, Jiang W, Zhang Y, et al. Evolution and strengthening of nanoprecipitates in a high strength maraging stainless steel [J]. Materials Science and Engineering: A, 2024, 915: 147198.

(编辑 白璐)

修回日期: 2025-04-11