

耦合多变量LSTM与优化算法的铅铋反应堆事故参数预测方法研究

冀南, 杨俊康, 赵鹏程, 王凯

Study on Prediction Method for Accident Parameters of Lead-bismuth Reactor Based on Coupling Multivariable LSTM and Optimization Algorithm

Ji Nan, Yang Junkang, Zhao Pengcheng, and Wang Kai

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13832/j.jnpe.2023.05.0064>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

小型压水堆稳压器多变量自抗扰解耦控制研究

Study on Multivariable Decoupling Control of Small PWR Pressurizer based on Active Disturbance Rejection Control

核动力工程. 2021, 42(5): 143-148

基于LSTM的核电传感器多特征融合多步状态预测

Multi-Feature Fusion Multi-Step State Prediction of Nuclear Power Sensor Based on LSTM

核动力工程. 2021, 42(4): 208-213

基于 ν -支持向量机的事故工况下反应堆功率预测

Prediction of Reactor Power under Accident Conditions of Nuclear Power Plant Using ν -Support Vector Machine

核动力工程. 2019, 40(6): 105-108

反应堆辐射屏蔽多目标优化方法研究

Research of Multi-Objective Optimization Method of Nuclear Reactor Radiation Shielding

核动力工程. 2020, 41(5): 178-184

基于智能预测的反应堆功率调节研究

Research on Integrated Reactor Power Control System Based on Intelligent Prediction

核动力工程. 2019, 40(4): 166-171

小型铅-铋冷却快堆提棒事故核热耦合研究

Coupled Neutronics and Thermal-Hydraulics Simulation of RIA for Small LBE-Cooled Fast Reactor

核动力工程. 2019, 40(2): 184-188



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 0258-0926(2023)05-0064-07; DOI:10.13832/j.jnpe.2023.05.0064

耦合多变量 LSTM 与优化算法的铅铋反应堆事故参数预测方法研究

冀南, 杨俊康, 赵鹏程*, 王凯

南华大学核科学技术学院, 湖南衡阳, 421001

摘要: 准确预测铅铋反应堆事故工况下关键参数是反应堆安全分析的重要内容, 对于提高事故工况下反应堆的安全性有重要意义。本文使用优化算法对长短期记忆 (LSTM) 神经网络超参数优化来提高网络的预测性能, 提出了一种基于多变量 LSTM 神经网络耦合优化算法的参数预测方法。针对铅铋反应堆 MARS-3 在无保护失流事故 (ULOF) 工况下的参数预测问题, 通过子通道程序 SUBCHANFLOW 生成数据样本后, 使用逼近理想解排序 (TOPSIS) 法对所述方法进行综合评价。结果表明, 多变量 LSTM 神经网络耦合粒子群算法的预测性能是最优的, 其计算效率可以提升至 SUBCHANFLOW 的 438 倍。相关研究成果有助于提高铅铋反应堆关键热工参数预测效率, 提高铅铋反应堆的事故应急处置能力。

关键词: 多变量长短期记忆 (LSTM); 优化算法; 铅铋反应堆; 事故参数预测; SUBCHANFLOW
中图分类号: TL364^{+.4}; TM734 **文献标志码:** A

Study on Prediction Method for Accident Parameters of Lead-bismuth Reactor Based on Coupling Multivariable LSTM and Optimization Algorithm

Ji Nan, Yang Junkang, Zhao Pengcheng*, Wang Kai

School of Nuclear Science and Technology, University of South China, Hengyang, Hunan, 421001, China

Abstract: Accurate prediction of key parameters of lead-bismuth reactor under accident conditions is an important content of reactor safety analysis, which is of great significance to improve the safety of the reactor under accident conditions. In this work, an optimization algorithm is used to improve the prediction performance of the Long Short Term Memory (LSTM) neural network by hyperparameter optimization, and a parameter prediction method based on the coupled optimization hyperparameter algorithm of multivariate LSTM neural network is proposed. For the parameter prediction problem of lead-bismuth fast reactor MARS-3 under unprotected loss of flow accident conditions, a comprehensive evaluation of the proposed method is performed using Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) method after data samples generated by the sub-channel code SUBCHANFLOW. The results show that the prediction performance of the multivariate LSTM neural network coupled with the Particle Swarm optimization method is optimal, and its computational efficiency can be improved to 438 times that of SUBCHANFLOW. The relevant research results can help improve the efficiency of predicting key thermal parameters of lead-bismuth reactors and improve the emergency response capability of lead-bismuth reactors.

收稿日期: 2022-10-14; 修回日期: 2022-12-02

基金项目: 国家自然科学基金 (U21B2059); 国防科工局核能开发科研项目

作者简介: 冀南 (2001—), 男, 本科, 现从事核能科学与工程方面研究, E-mail: 2394541994@qq.com

*通讯作者: 赵鹏程, E-mail: pengcheng.zhao@usc.edu.cn

Key words: Multivariable long short term memory (LSTM), Optimal algorithm, Lead bismuth reactor, Accident parameters prediction, SUBCHANFLOW

0 引言

铅铋反应堆燃料利用率高、自然循环能力强、冷却剂沸点高、功率密度大^[1-2]，是一种有望最先实现工业示范的第四代核能系统。铅铋反应堆事故参数预测可以直接反映堆运行状态，为反应堆的控制提供技术指导。近年来，随着人工智能算法的不断发展，神经网络应用于反应堆事故参数预测逐渐成为一种可行的方案。

针对神经网络预测关键参数的问题，国内已有一些学者开展了相关研究。张思原等^[3]提出一种长短期记忆（LSTM）的多特征融合多步状态预测模型并验证了其可行性；王东东等^[4]采用了自适应反向传播（BP）神经网络算法模型对中国实验快堆的热工参数进行预测；吴天昊等^[5]使用 T-S 模糊模型研究设计了一种针对点堆动力方程的预测控制器；蒋波涛等^[6]基于 ν -支持向量机方法研究了事故工况下堆芯功率的预测方法。近年来，LSTM 神经网络在参数预测方面的可行性已被国内外诸多学者证明。孙虹洁等^[7]使用多变量 LSTM 神经网络准确预测了地下水水位，孙原理等^[8]建立了卷积 LSTM 网络模型展开了对反应堆运行事件的诊断并证明了方法的有效性，闫佰忠等^[9]采用了多变量输入的 LSTM 神经网络模型对地下水水位进行预测；Lee 等^[10]基于 LSTM 神经网络对核电厂安全运行的情况展开了评估。根据上述研究发现，目前关于反应堆参数预测主要针对压水堆，而铅铋反应堆参数预测研究较少；LSTM 神经网络在诸多领域参数预测方面已经被证明有着很好的预测性能，但 LSTM 神经网络的预测精度受网络超参数的影响较大，目前对于网络超参数的选择多采取手动调节的方法，这使得网络的预测性能很难达到最优。为此，本文采用多种优化算法对网络超参数进行优化，以提高网络预测性能。

本研究通过子通道程序 SUBCHANFLOW 生成数据样本，然后使用多种优化算法调整 LSTM 神经网络的超参数以提高网络预测性能，最后使用逼近理想解排序（TOPSIS）法综合评价几种算法，得到一种最优的事故参数预测方法。

1 事故参数预测方法

1.1 LSTM 神经网络

LSTM 神经网络作为一种特殊的循环神经网络（RNN），对于非线性特征学习具有优势，可以有效避免一般循环神经网络的梯度爆炸问题，目前已被广泛应用于单变量时间序列预测、多变量时间序列预测、参数预测等问题^[11-13]。本文以铅铋反应堆为对象，主要研究 LSTM 神经网络对热工参数预测的性能。

LSTM 神经网络单元的结构见图 1。网络的门结构可以在训练过程中选择性地保留和遗忘信息。

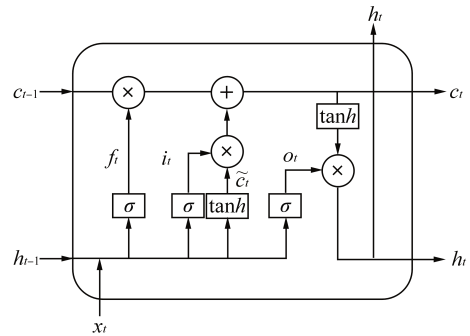


图 1 LSTM 神经网络单元结构

Fig. 1 LSTM Neural Network Unit Structure

f_t —遗忘门； i_t —输入门； o_t —输出门； c_t —细胞单元状态； h_t —隐藏层状态； x_t —LSTM 神经网络单元的隐藏层输入变量； σ 、 \tanh —sigmoid 和 \tanh 激活函数；下标 t —神经网络当前时刻

细胞单元状态 c_t 相当于信息传输的路径，可以由激活函数来控制当前输入信息的选择与丢弃，在 t 时刻的单元输入包括当前输入 x_t 、上一时刻隐藏层状态 h_{t-1} 和上一时刻细胞单元状态 c_{t-1} 。依次经过 f_t 、 i_t 和 o_t 之后，细胞单元的输出包括当前时刻输出 h_t 和当前细胞单元状态 c_t 。具体数学公式如下：

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_f \times [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ \tilde{c}_t = \tanh(W_c \times [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ c_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times \tilde{c}_t \\ o_t = \sigma(W_o \times [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t = o_t \times \tanh(c_t) \end{cases} \quad (1)$$

式中, w 为相应参数的权重; b 为门控的偏置量。

LSTM神经网络的预测性能一般会受到诸多超参数的影响,比如网络迭代次数、学习率、隐含层节点数量等,超参数对神经网络的收敛精度和效率有较大的影响^[14]。为此,本文使用优化算法对网络超参数进行优化以提高LSTM神经网络的预测性能。

1.2 优化算法

1.2.1 粒子群算法 粒子群算法(PSO)的本质就是模拟生物群体中的一种信息共享机制。算法中的每个个体可以认为是搜索空间的一个粒子,每个粒子都具有位置与速度,算法通过适应度函数值结合式(2)、式(3)来调整粒子的位置与速度达到最佳^[15]:

$$v_i^{t+1} = z \times v_i^t + c_1 \times r_1 \times (p_{id}^t - s_{id}^t) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd}^t - s_{id}^t) \quad (2)$$

$$s_{id}^{t+1} = s_{id}^t + v_{id}^t \quad (3)$$

式中, v_i^t 为粒子在 t 时刻的速度; s_i^t 为 t 时刻的位置; z 为惯性因子; c_1 、 c_2 为自我学习因子取值; r_1 、 r_2 为在 $[0, 1]$ 内的任意随机量; p_{gd}^t 为 t 时刻在 d 维度上的种群的最佳位置; p_{id}^t 是粒子本身到目前为止找到的最优解; s_{id}^t 为 t 时刻在 d 维度上的最佳位置。粒子群算法拥有算法结构简单、易于实现、收敛速度快等诸多优点,是目前应用较为广泛的一种优化算法。

1.2.2 遗传算法 遗传算法(GA)是模拟生物在自然环境中的遗传和进化的过程而形成的自适应全局优化搜索算法^[16]。算法的具体步骤如下:

(1)初始化:设置最大进化代数 G ,对LSTM神经网络的隐含层节点数、学习率和迭代次数进行编码,并随机生成个体设为初始种群。

(2)个体评价:以测试集的平均相对误差为适应度函数,计算种群中各个个体的适应度。

(3)选择运算:将选择算子作用于种群,根据个体的适应度,选择部分优良个体到下一代种群。

(4)交叉运算:将交叉算子作用于群体,对选中的成对个体,以一定概率交换双方部分,以产生新的个体。

(5)变异运算:将变异算子作用于群体,对选中的个体,以一定概率改变某一个或某些基因值为其他的等位基因。群体经过选择、交叉和变异运算之后得到下一代种群。

(6)终止调节判断:当进化代数未达到最大

进化代数 G 时,转到步骤(2)继续进化;当达到最大进化代数 G 时,则此进化过程中所得到的具有适应度最高的个体为最优个体,终止计算。

1.2.3 量子遗传算法 量子遗传算法(QGA)是将量子计算和GA结合而产生的新型算法^[17]。相较于普通的GA,QGA能避免陷入局部最优解,并具有收敛速度快的特点。QGA在量子的态矢表述的基础之上,将量子比特的几率幅表示应用于染色体编码,使得1条染色体可以表达多个态的叠加,并利用量子逻辑门实现染色体的更新操作,从而实现目标的优化求解。

量子比特编码:QGA使用量子比特表示染色体编码,1个量子比特同时处于2个量子态的叠加态中,比如:

$$|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (4)$$

式中, α 和 β 分别为量子态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅常数,且满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$, $|\alpha|^2$ 、 $|\beta|^2$ 分别代表量子态 $|\varphi\rangle$ 被人观测到 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态的概率。

量子门更新:QGA使用量子旋转门实现种群的更新。旋转门的操作如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, θ 表示量子门的旋转角,其大小和符号由事先设计的调整策略确定。

1.2.4 鲸群算法 鲸群算法(WOA)是模仿鲸鱼狩猎行为提出的一种新型优化算法^[18]。在WOA算法中,每只座头鲸的位置代表一个可行解,通过搜索、包围、追捕和攻击猎物等过程实现优化搜索的目的。

包围猎物:假设当前群体中的最优位置为猎物,鲸鱼在包围猎物时会选择向着最优位置的鲸鱼游动,该鲸鱼的位置更新公式为:

$$X(t_{iter} + 1) = X_{best}(t_{iter}) - A \cdot |CX_{best}(t_{iter}) - X(t_{iter})| \quad (6)$$

式中, $X_{best}(t_{iter})$ 为当前最优的鲸鱼的位置; $X(t_{iter})$ 为当前鲸鱼位置; t_{iter} 是当前迭代次数; A 和 C 为系数变量。

狩猎行为:根据鲸鱼的狩猎行为,它是以螺旋运动游向猎物,建立数学模型为:

$$X(t_{iter} + 1) = |X_{best}(t_{iter}) - X(t_{iter})| \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X_{best}(t_{iter}) \quad (7)$$

式中,上标 b 为常数,用来定义螺线的形状; l 是 $(-1, 1)$ 中的随机数。

搜索猎物:搜索猎物时,鲸鱼向着1只随机

鲸鱼位置游动：

$$X(t_{iter} + 1) = X_{rand}(t_{iter}) - A \cdot |CX_{rand}(t_{iter}) - X(t_{iter})| \quad (8)$$

式中， $X_{rand}(t_{iter})$ 为当前群体中随机 1 只鲸鱼的位置。

1.3 多变量 LSTM 耦合优化算法

采用单层 LSTM 神经网络结构，使用多种优化算法来对 LSTM 神经网络的迭代次数、学习率、隐含层节点数进行超参数优化，计算流程见图 2，具体步骤如下：

(1) 使用子通道程序 SUBCHANFLOW 生成堆芯功率、包壳最高温度，将数据进行 Z-score 标准化处理以消除量纲的影响且加快网络收敛。

(2) 确定 LSTM 神经网络中对预测性能影响较大的超参数^[19-21]，得到隐含层节点数、学习率和迭代次数。

(3) 初始化优化算法的初始参数，如 PSO 以及 WOA 的惯性权重、学习因子、学习速度、迭代次数等参数以及 GA 的变异率、交叉率、种群数量等参数。

(4) 建立基于优化算法的 LSTM 程序计算模型。以 LSTM 预测集的平均相对误差 (MRE) 作为优化算法的适应度函数，使用 MATLAB 进行程序设计实现对神经网络超参数：迭代次数、学习率、隐含层节点数的优化，然后分析不同优化算法下的 LSTM 神经网络预测的 MRE 和均方根误差 (RMSE)，最终确定一种精度最好的模型。

(5) 判断优化算法是否达到终止条件。如算法的适应度尚未达到预设 MRE 且迭代次数小于最大迭代次数则继续优化，若算法达到预设 MRE 或者迭代次数达到了最大值则停止优化。

(6) 最后将该模型的计算耗时与传统计算程序 SUBCHAFOLW 比较，分析评价该模型的计算效率。

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2}{n}} \quad (10)$$

式中， f_i 为预测值； y_i 为真实值； n 为测试集合数量。

2 算例验证

2.1 小型铅铋反应堆 MARS-3

MARS-3 是由西安交通大学核工程计算物理

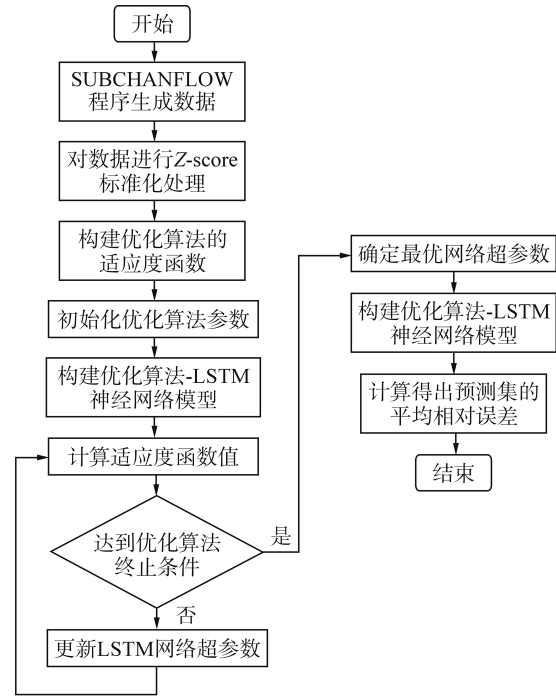


图 2 计算流程图

Fig. 2 Calculation Flow Chart

实验室 NECP 团队设计的一种可运输的小型铅铋冷却反应堆，其堆芯采用了蜂窝煤型燃料组件设计^[22]。堆芯布置有 6 种组件：燃料组件、外燃料组件、控制组件、安全组件、反射组件和核屏蔽组件。堆芯设计参数见表 1。

表 1 MARS-3 堆芯设计方案

Tab. 1 Design Parameters of MARS-3

参数	数值
热功率/MW	3
等效直径/m	1.06
轴向总高度/m	1.15
堆芯质量/t	6.60
堆芯寿命/EFPY	6
(冷却剂入/出口温度)/K	603.15/723.15
寿期初重核素装载量/kg	1265.38
冷却剂流速/(m·s ⁻¹)	0.958
包壳外表面最高温度/K	749.34
冷却剂主泵半时间/s	10.0

EFPY—等效满功率年

2.2 数据样本获取

无保护失流事故 (ULOF) 常是由断电引起的冷却剂强迫流量丧失、冷却剂泵轴卡住、冷却剂泵轴断裂等原因所导致的，是反应堆安全分析中一种有代表性的瞬态事故。因此，本文开展 MARS-3 在 ULOF 事故下对包壳最高温度预测性

能的研究,其中考虑的 ULOF 事故是由冷却剂主泵失效所导致的。ULOF 事故后冷却剂流量开始下降,最终稳定于初始值的 30%,MARS-3 流量的时间序列如图 3 所示^[23],随后将流量序列以表 1 中 MARS-3 的堆芯设计参数导入到 SUBCHANFLOW 程序的输入卡中。为简化模型,对子通道做出假设:燃料组件内各燃料棒具有相同的轴向与径向功率、单个组件内所有的冷却剂通道合并成一个加热周长与润湿周长等效的燃料棒为中心的大通道,然后运行 SUBCHANFLOW 程序,计算出包壳最高温度以及堆芯功率。在计算结果中选取 632 组数据作为有效数据,见图 4 和图 5。

从图 3~图 5 中可以看出,ULOF 事故导致堆芯冷却剂流量下降进而降低了对堆芯的冷却能力,使得堆芯温度逐渐升高、包壳温度逐渐升高;由于堆芯内的负温度系数导致堆芯功率下降,随后流量稳定于原来的 30%,负温度系数所导致的功率下降逐渐减缓,此时冷却能力几乎不变但功率仍在下降;故包壳最高温度开始下降,待堆芯功

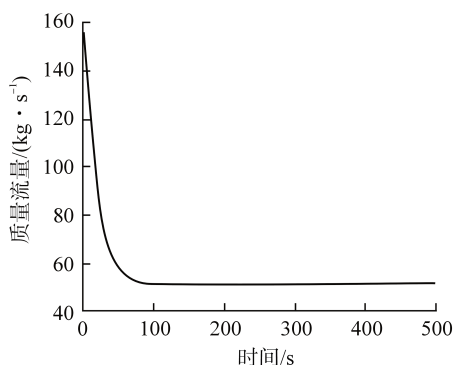


图 3 ULOF 事故冷却剂流量随时间的变化
Fig. 3 Coolant Flow vs Time in ULOF Accident

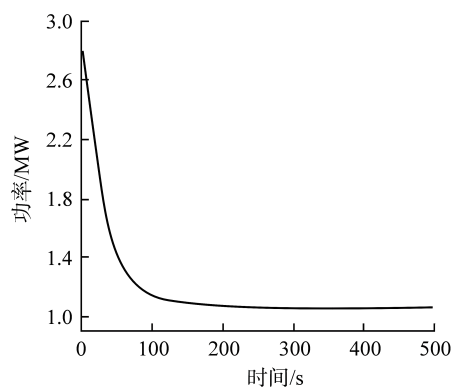


图 4 ULOF 事故堆芯功率随时间的变化
Fig. 4 Core Power vs Time in ULOF Accident

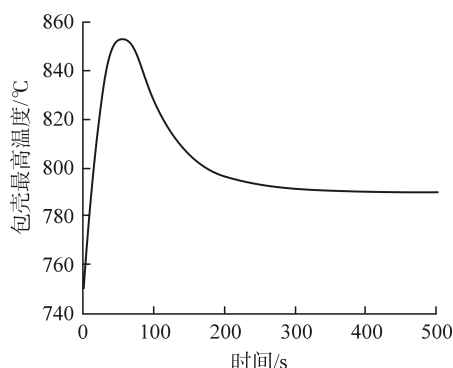


图 5 ULOF 事故包壳最高温度随时间的变化
Fig. 5 Cladding Maximum Temperature vs Time in ULOF Accident

率稳定后包壳最高温度也逐渐趋于稳定。随后,对数据进行 Z-score 标准化处理以消除因数据数量级相差大导致的变量对模型作用的差异。

Z-score 标准化公式为:

$$x^* = \frac{x - \bar{x}}{\sigma^*} \quad (11)$$

式中, x 为原始数据; \bar{x} 为原始数据的平均值; σ^* 为原始数据的标准差; x^* 为标准化后的数据。

2.3 模型验证

从标准化后的数据中抽取前 70% 的数据,即前 0~350 s 的数据作为训练集;剩余 30% 的数据,即 350~500 s 的数据作为预测集。每组数据中冷却剂流量、堆芯功率作为输入数据,包壳最高温度作为输出。考虑到神经网络初始权值的随机性,每种模型均运行 10 次,取 MRE 的算术平均值作为最终值。为研究优化算法结合 LSTM 神经网络算法的优势,本文分别使用 LSTM 神经网络、PSO-LSTM 神经网络、WOA-LSTM 神经网络、GA-LSTM 神经网络、QGA-LSTM 神经网络,对包壳最高温度进行预测并研究其预测性能。普通的 LSTM 神经网络的超参数选取见表 2,其余 4 种算法的 LSTM 网络的超参数可以由优化算法确定,选取的 4 种优化算法的初始参数取值相同,最大迭代次数为 70、迭代收敛条件为:在连续 15 次的迭代中目标函数值的最大变化小于 0.001%,种群大小取 50,此外 GA 的交叉率与变异率分别取 0.20、0.03。相关参数后初始化完成后,开始使用本模型对 ULOF 事故工况下的包壳最高温度展开求解,不同优化算法-LSTM 神经网络的迭代收敛情况与误差情况分别如表 3 和图 6 所示。

根据表 3 可知,用于评价不同优化算法结合

表 2 LSTM 神经网络超参数

Tab. 2 Hyper-parameters of LSTM Neural Network

超参数	参数值
LSTM 隐含层层数	1
初始学习率	0.005
学习速率衰减率	0.2
隐含层节点数	300
迭代次数	300
训练优化函数	Adam

表 3 不同优化算法-神经网络算法的预测误差

Tab. 3 Prediction Error of Different Optimization Algorithms Combined with Neural Network Algorithm

预测变量	神经网络算法	MRE×100%	RMSE	最大相对误差/%	隐含层节点数	优化网络所需的训练时间/s
包壳最高温度	LSTM	0.041	0.347	0.108	300	
	PSO-LSTM	0.013	0.834	0.142	216	428.9
	WOA-LSTM	0.009	0.480	0.140	253	4000.8
	GA-LSTM	0.011	0.786	0.170	105	11726.2
	QGA-LSTM	0.010	0.381	0.114	300	4972.4

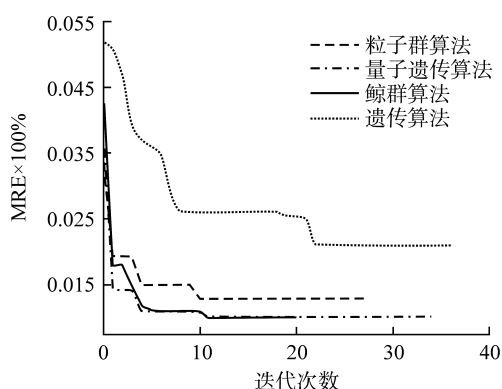


图 6 4 种优化算法的收敛情况

Fig. 6 Convergence of Fore Optimization Algorithms

神经网络性能的指标有：MRE×100%、RMSE、最大相对误差、优化网络所需的训练时间，这是一个多指标综合评价的问题，而熵权-TOPSIS方法是一种典型解决多指标综合评价的方法。熵权法作为一种客观赋权的方法可以更加真实地反映各项指标的信息^[24]，TOPSIS法又称优劣解距离法，主要是通过计算评价指标与最优解、最劣解的距离来进行相对优劣的评价，是一种多目标决策的常用方法。首先根据熵权法计算得到MRE×100%、RMSE、最大相对误差、优化网络

所需的训练时间的权值分别为：0.178、0.179、0.369、0.274。然后基于熵权法得到的权值，使用TOPSIS法可以计算出PSO-LSTM、WOA-LSTM、GA-LSTM、QGA-LSTM算法的综合评价因子分别为：0.647、0.276、0.066、0.375。其中PSO-LSTM算法的综合评价因子最大而GA-LSTM的最小。综上分析，可以得到PSO-LSTM神经网络算法在几种算法模型中预测性能最优。

随后，使用PSO算法优化LSTM神经网络超参数并将训练好网络模型与SUBCHANFLOW对比计算耗时，PSO-LSTM神经网络耗时65.13 s；SUBCHANFLOW耗时28533 s，即PSO-LSTM神经网络的运行时间仅为SUBCHANFLOW的0.23%。

结果显示，在ULOF事故工况下计算或预测包壳最高温度时，PSO-LSTM神经网络算法可以通过长时间的训练学习得到一种快速预测的网络模型，其计算效率是SUBCHANFLOW程序的438倍，因此，该算法极大地降低了时间成本，可以在铅铋反应堆实际运行中快速、准确地计算出包壳最高温度从而及时地做出应对措施，大幅度地降低了事故工况下包壳熔毁的可能性，进而提高了铅铋反应堆的应急响应能力。

3 结论

针对铅铋反应堆事故参数预测的问题，本文以小型铅铋冷却反应堆MARS-3为研究对象，使用基于多变量LSTM神经网络耦合优化算法的模型在ULOF事故下展开了小型铅铋反应堆参数预测的研究，使用熵权-TOPSIS法综合评价得到了预测性能最优的算法并使用该算法与传统计算程序SUBCHANFLOW的运行时间作比较，最终经过算例验证得出以下结论：

(1) 与WOA、GA、QGA相比，PSO耦合LSTM神经网络算法在包壳最高温度的预测中表现出最优的预测性能。

(2) 在相同数据量下，PSO-LSTM神经网络的运行时间仅为SUBCHANFLOW的0.23%，极大地提高了计算效率，可以为铅铋反应堆的事故应急处置提供较为充足的响应时间。

本文提出的PSO-LSTM神经网络方法在

ULOF事故下对包壳最高温度预测有很高的预测精度和计算效率,可以为提高铅铋反应堆的应急响应能力和安全性提供技术支撑。在后续的工作中,将进一步展开其他不同反应堆事故工况的研究。

参考文献:

- [1] LORUSSO P, BASSINI S, DEL NEVO A, et al. GEN-IV LFR development: status & perspectives[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2018, 105: 318-331.
- [2] 辜峙研, 王刚, 汪振, 等. 10MW_{th}铅铋冷却快堆无保护失流合并失热瞬态分析[C]//第十四届全国反应堆热工流体学术会议暨中核核反应堆热工水力技术重点实验室2015年度学术年会论文集. 北京: 清华大学先进反应堆工程与安全教育部重点实验室, 2015.
- [3] 张思原, 卢忝余, 曾辉, 等. 基于LSTM的核电传感器多特征融合多步状态预测[J]. *核动力工程*, 2021, 42(4): 208-213.
- [4] 王东东, 杨红义, 王端, 等. 中国实验快堆热工参数的自适应BP神经网络预测方法研究[J]. *原子能科学技术*, 2020, 54(10): 1809-1816.
- [5] 吴天昊, 栾秀春, 王俊玲, 等. 核反应堆功率模糊广义预测控制[J]. *核科学与工程*, 2016, 36(3): 299-305.
- [6] 蒋波涛, 黄新波, WESLEY H J, 等. 基于v-支持向量机的事事故工况下反应堆功率预测[J]. *核动力工程*, 2019, 40(6): 105-108.
- [7] 孙虹洁, 赵振华, 黄林显, 等. 多变量LSTM神经网络模型在地下水位预测中的应用[J]. *人民黄河*, 2022, 44(8): 69-75.
- [8] 孙原理, 宋志浩. 基于卷积长短期记忆网络和人工鲸鱼算法的核反应堆运行事件诊断方法研究[J]. *核动力工程*, 2022, 43(4): 185-190.
- [9] 闫佰忠, 孙剑, 王昕洲, 等. 基于多变量LSTM神经网络的地下水位预测[J]. *吉林大学学报: 地球科学版*, 2020, 50(1): 208-216.
- [10] LEE D, SEONG P H, KIM J. Autonomous operation algorithm for safety systems of nuclear power plants by using long-short term memory and function-based hierarchical framework[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 119: 287-299.
- [11] 杨敏雪, 于斐, 王培生, 等. 基于ARIMA和LSTM神经网络的乌鲁木齐市乙型肝炎发病预测研究[J]. *现代预防医学*, 2022, 49(16): 2903-2907.
- [12] 雷萌, 吕游, 魏玮, 等. 基于LSTM神经网络与贝叶斯优化的电站风机故障预警[J]. *热动力工程*, 2022, 37(8): 213-220.
- [13] 孙燕成, 陈富安. 基于PSO优化LSTM神经网络的机械臂逆运动学求解研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(13): 40-45.
- [14] 刘东, 罗琦, 唐雷, 等. 基于PINN深度机器学习技术求解多维中子学扩散方程[J]. *核动力工程*, 2022, 43(2): 1-8.
- [15] CLERC M. Particle swarm optimization[M]. UK: ISTE, 2006: 93.
- [16] MIRJALILI S. Genetic algorithm[M]//MIRJALILI S. Evolutionary Algorithms and Neural Networks. Cham: Springer, 2019: 43-55.
- [17] WANG H X, LIU J Y, ZHI J, et al. The improvement of quantum genetic algorithm and its application on function optimization[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 2013: 730749.
- [18] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [19] 王晓辉, 邓威威, 齐旺. 基于超参数优化的短期电力负荷预测模型[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(6): 152-158.
- [20] 韩超. 一种基于改进PSO优化的LSTM航迹预测模型[J]. *舰船电子工程*, 2022, 42(8): 120-124,154.
- [21] 高超, 孙谊嫔, 赵洪峰, 等. 改进的黑猩猩算法优化LSTM的短期电力负荷预测[J]. *现代电子技术*, 2022, 45(21): 122-126.
- [22] JING T, JUNG Y S, YANG W S. Stationary liquid fuel fast reactor SLFFR — Part II: safety analysis[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2016, 310: 493-506.
- [23] 张一帆, 刘宙宇, 曹良志, 等. 小型铅铋冷却快堆瞬态安全分析[J]. *原子能科学技术*, 2020, 54(11): 2081-2088.
- [24] 江磊, 张佑印, 张景全, 等. 基于熵权-TOPSIS法的省域休闲体育竞争力评价及差异特征分析[J]. *陕西师范大学学报: 自然科学版*, 2022, 50(6): 113-123.

(责任编辑: 张祚豪)