

改进鲸鱼优化算法的电力负荷短期预测模型

巴艳坤, 郭松林

(黑龙江科技大学电气与控制工程学院, 黑龙江哈尔滨, 150022)

摘要: 鲸鱼优化算法是一种新兴的智能优化算法, 针对其全局搜索能力差, 易陷入局部最优等问题, 提出了对标准鲸鱼优化算法改进的办法, 然后对 BP 神经网络进行优化, 得到一种新型的电力负荷短期预测模型 (LWOABP), 并通过收集到的电力负荷数据对本文建立的预测模型进行训练验证。研究表明, 改进后的鲸鱼优化算法的预测模型的平均误差为: 0.0181, 标准鲸鱼算法优化 BP 神经网络得到的预测模型平均误差为: 0.0275, 其中前者的最大误差为: 0.0272。综上所述, 在对传统鲸鱼算法优化后, 对于全局搜索能力和收敛性能都有显著的改善; 且本文建立的新型电力负荷短期预测模型不仅收敛速度更快, 预测结果也更加准确。

关键词: 鲸鱼优化算法; BP 神经网络; 收敛性能; 短期负荷预测

中图分类号: TP18; TM715

文献标识码: A

Power load short-term forecasting model based on improved whale optimization algorithm

Ba Yankun, Guo Songlin

(School of Electrical & Control Engineering, Heilongjiang University of Science & Technology, Harbin Heilongjiang, 150022)

Abstract: Whale algorithm is a new intelligent optimization algorithm. Aiming at its poor global search ability and easy to fall into local optimization, this paper puts forward an improved method for the standard whale optimization algorithm, and then optimizes the BP neural network to get a new power load short-term prediction model (lwoabp). Through the collected power load data, the prediction model established in this paper is trained and verified. The results show that the average error of the prediction model of the improved WOA and WOA are 0.0181 and 0.0275, of which the maximum error of the former is 0.0272. To sum up, after optimizing the traditional whale algorithm, the global search ability and convergence performance are significantly improved; The new power load short-term forecasting model established in this paper not only converges faster, but also the forecasting results are more accurate.

Keywords: Whale optimization algorithm; BP neural network; Convergence performance; Short term load forecast

DOI:10.16520/j.cnki.1000-8519.2022.20.031

0 引言

我国已于 2021 年全面建成小康社会, 人民的生活水准也发生了日新月异的变化。国家也越来越倡导绿色能源的使用, 电能也在人们的生活中也发挥者不可替代的作用但是电能难以大量存储, 且电力负荷也是一个实时变化的动态数据。因此, 为了保障电网平稳安全运行, 需要建立电力负荷预测模型^[1-3], 以方便对电网做出有效调度。基于此, 很多国内外的研究学者对于电力负荷短期预测已经做出了许多的贡献: 文献^[4]提出一种基于集合经验模态分解和布谷鸟搜索算法优化最小二乘支持向量回归机的组合预测方法, 但是该种模型预测精度仍有待提高。文献^[5]提出了一种级联长短期记忆模型, 将电力负荷预测划分为两个阶段, 进一步提升预测的准确度。文献^[6]提出了一种基于变分模态分解 (VMD) 与麻雀搜索算法 (SSA) 优化的最小二乘支持向量机 (LSSVM) 短期负

荷预测模型。

为了提高短期电力负荷预测的准确性和快速性, 对鲸鱼优化算法^[7] (WOA) 进行改进, 提高其全局寻优的能力, 与 BP 神经网络结合构建了一种新型电力负荷短期预测模型 (LWOABP), 并对其进行仿真验证。

1 模型建立

建立预测模型之前, 对标准的 WOA 算法进行改进, 主要是将 Levy 飞行策略引入到鲸鱼优化算法的步长更新公式中, 然后对神经网络进行优化, 将迭代得到的最优初始权值和阈值赋值给 BP 神经网络; 因为改进后的 WOA 算法不仅具备良好的局部搜索能力, 全局搜索能力也有所改善, 因此得到的预测模型收敛更快, 精度更高。

1.1 WOA 算法

WOA 算法是源于鲸鱼群对猎物的围捕行为。鲸鱼作为群

居动物,会在捕猎时相互合作。在鲸鱼群捕猎过程中,每只鲸鱼有两种行为,一种是包围猎物,所有的鲸鱼都向着其他鲸鱼前进;另一种是气泡网,鲸鱼环形游动喷出气泡来驱赶猎物。在每一代的游动中,鲸鱼们会随机选择这两种行为来进行捕猎。在鲸鱼进行包围猎物的行为中,鲸鱼将会随机选择是向着最优位置的鲸鱼游去还是随机选择一只鲸鱼作为自己的目标,并向其靠近。

1.1.1 包围猎物

鲸鱼在包围猎物时会选择向着最优位置的鲸鱼游动或者向着一只随机鲸鱼游动。

向着最优位置的鲸鱼游动

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{best}^t - A \left| C * x_{best}^t - x_{i,d}^t \right| \quad (1)$$

式(1)中 x_{best}^t 为当前最优的鲸鱼的位置, A 的每一维为均匀分布在 $(-a, a)$ 内的随机数, a 的初始值为 2, 随着迭代次数线性递减至 0; C 为均匀分布在 $(0, 2)$ 内的随机数。| | 表示数的绝对值,即每一维的值都是非负数。

向着随机位置的鲸鱼游动

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{rand}^t - A \left| C * x_{rand}^t - x_{i,d}^t \right| \quad (2)$$

式(2)中 x_{rand}^t 为当前任意位置的一只鲸鱼。当 $|A| \leq 1$ 时, 鲸鱼选择向着最优个体游动; 当 $|A| > 1$ 时, 鲸鱼选择向着随机位置的鲸鱼游动。此时 A 是一个 D 维的向量, 所以要根据 A 的模值进行判断。

1.1.2 气泡网捕猎

$$x_{i,d}^{t+1} = \left| x_{best}^t - x_{i,d}^t \right| * e^{bl} + \cos(2 * \pi * l) + x_{best}^t \quad (3)$$

式(3)中 b 是一个常数, 1 为 $[-1, 1]$ 的均匀随机数。

1.2 Levy 飞行策略

Levy 飞行^[8]是一种非高斯随机步态,其步长服从重尾概率分布, Levy 飞行特点为长时间进行小步长随机游走,偶尔会出现大步长^[9]。而传统的鲸鱼优化算法可能无法找到全

局最优解,于是陷入到局部极值的困境。在寻找最优解过程中, Levy 飞可以在长距离和短距离中分别执行全局搜索和局部搜索。因此在搜索到最优值附近时, Levy 能达到增强局部搜索能力的作用、有效解决标准 WOA 陷入局部最优的问题。

$$Levy(d) = 0.01 \cdot \frac{r_1 \cdot \sigma}{|r_2|^{1/\beta}} \quad (4)$$

$$\sigma = \left\{ \frac{\text{gamma}(1 + \beta) \cdot \sin(\pi\beta / 2)}{\text{gamma}[(1 + \beta) / 2] \cdot \beta \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \quad (5)$$

式(4)和式(5)中 d 为第 d 维, r_1 和 r_2 都是随机数,取值范围为 $(0, 1)$, β 是一个常数,文中取为 $3/2$, gamma 为伽马函数。

1.3 改进的 WOA 算法

本文将 Levy 飞行策略引入 WOA 算法中鲸鱼对猎物的包围行动中,因为在展开包围猎物时,WOA 会根据鲸鱼的最优位置与此时鲸鱼所在的位置之间的距离来进行位置更新,在对 WOA 进行改进后,鲸鱼被困在局部最优的问题会得到极大的改善,且依然会保持优秀的局部搜索能力,具体的改进内容为:

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{best}^t * Levy(d) - A \left| C * x_{best}^t * Levy(d) - x_{i,d}^t \right| \quad (6)$$

由式(6)可知,在对整个算法进行改进后,可以看出鲸鱼在对猎物进行包围时,不但会进行小步长随机游走,偶尔还会出现大步长。

2 改进算法性能测试

2.1 LWOA 性能测试

在对标准 WOA 进行改进后,选取 6 个基准函数进行测试,函数的具体参数如表 1 所示,其中 f_1 、 f_2 和 f_3 为单峰函数, f_4 和 f_5 为高维多峰函数, f_6 为低维多峰函数。并将 LWOA 的寻优结果与 WOA 和 GWO 的寻优结果做对比,各算法的初始种群数量设置为 20,最大迭代次数设置为 1000,分别运行 30 次,取所有运行次数结果的平均值和均方差作为评估指标,结果如表 2 所示。

表 1 基准测试函数

函数名	函数表达式	维度	区间范围	最优解
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2]$	30	$[-32, 32]$	0
Ackley	$f_3(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^D x_i^2}{D}}) - \exp \frac{\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)}{D} + 20 + e$	30	$[-5.21, 5.21]$	0
Rastrigin	$f_4(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-32, 32]$	0
Schwefel	$f_5(x) = \sum_{i=1}^D -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500, 500]$	-418.9829n
Shekel's Fox holes function	$f_6(x) = \left(\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6} \right)^{-1}$	2	$[-65, 65]$	1

表2 测试结果

函数	算法	mean	std	rank
Sphere	GWO	1.6128e-28	0.5465e-28	3
	WOA	1.3226e-79	1.69155e-79	2
	LWOA	0	0	1
Rosenbrock	GWO	30.1210	1.9270	3
	WOA	27.7054	0.8240	2
	LWOA	0.0283	0.0442	1
Ackley	GWO	9.3259e-14	0.0178e-14	3
	WOA	8.8280e-15	1.7989e-16	2
	LWOA	8.8818e-16	0	1
Rastrigin	GWO	1.1369e-13	0.5684e-13	3
	WOA	0	0	1
	LWOA	0	0	1
Schwefel	GWO	-6.1151e+03	171.059	3
	WOA	-1.2272e+04	60.1220	2
	LWOA	-2.6781e+04	0	1

Shekei's Fox holes function	GWO	5.4759	4.4410	3
	WOA	1.9927	0.9921	2
	LWOA	0.998	0	1

表2为各算法对函数进行寻优测试后统计结果,取运行30次的平均值和均方差作为评估指标,在对 f_1 和 f_4 进行寻优测试时,改进后的鲸鱼优化算法均可找到最优解,标准WOA和GWO无法找到全局最优;在对 f_2 函数进行寻优测试时,LWOA寻优结果比WOA和GWO至少高出3个数量级;在对 f_3 函数进行寻优测试时,LWOA寻优结果比WOA和GWO至少高出1个数量级;在对 f_5 函数进行寻优测试时,LWOA寻优结果比WOA高出一倍,和GWO相比高出1个数量级;在对 f_6 函数进行寻优测试时,LWOA寻优结果与比WOA和GWO至少高出2个数量级。

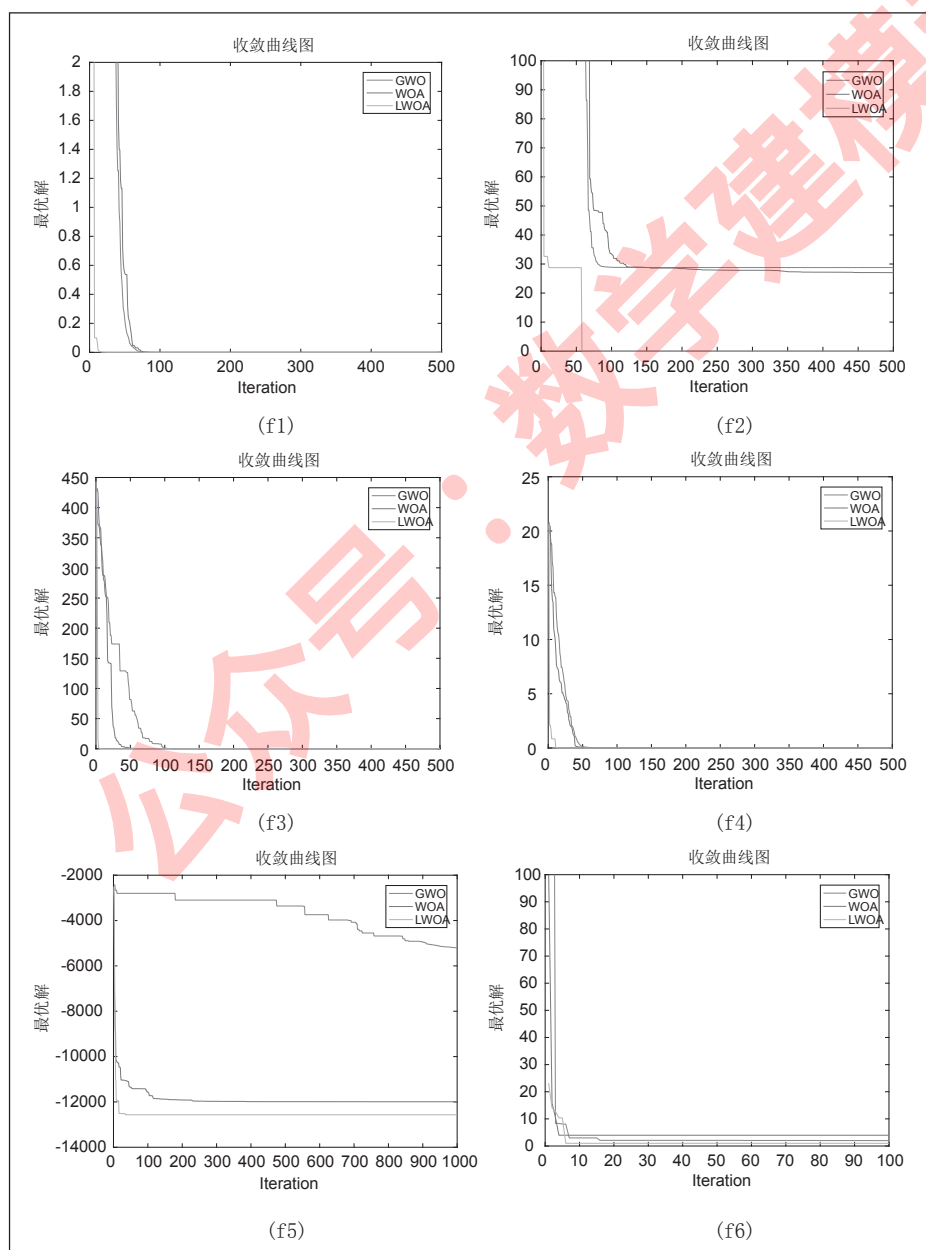


图1 测试函数收敛图 f1~f6

图1为各算法对测试函数进行寻优测试的收敛性能曲线,可以看出在对 f_1 至 f_5 函数进行寻优测试时,LWOA的收敛性能均优于WOA和GWO,在对低维多峰函数 f_6 进行寻优测试时,因为LWOA初始解就相对较小,因此前期收敛速度相对WOA和GWO较慢,在迭代进行5次之后,LWOA收敛速度明显更快,且相同的迭代次数下,LWOA寻得的结果最优。

仿真结果表明,在对WOA进行改进后,虽然对于个别函数寻优结果与改进之前相差不大,但是收敛性能得到明显提升,且增强了算法鲁棒性。

利用LWOA算法对BP神经网络进行优化的流程图如图2所示,其适应度函数为J:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (y_{ij}^d - y_{ij})^2 \quad (7)$$

式(7)中N为训练样本的样本数,C是输出神经元个数, y_{ij}^d 是测试样本实际值, y_{ij} 为神经网络输出值。

2.2 BP神经网络结构参数的设置

由于预测日的电力负荷与预测日是节假日还是工作日密切相关,因此文中将节假日的相关

系数设置为 0.2, 工作日相关系数设置为 0.8, 并和预测日前一周和预测日前两天的日负荷、预测日温度一起作为输入变量, 并选取预测日当天的时刻负荷作为输出变量。对样本输入和输出数据进行归一化处理, 以便得到更快的收敛速度和更高的精度, 文中会将数据处理在 $[0, 1]$ 之内。

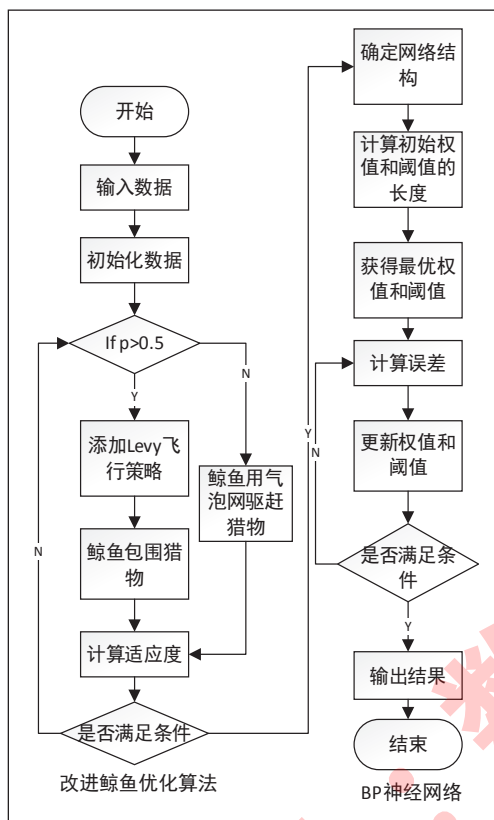


图2 LWOA算法优化BP神经网络流程图

通过前人的研究^[10], 本文采用试凑法对隐含层神经元进行选取; 选取的隐含层神经元个数不一样时, 预测结果的误差也并不相同, 来选择误差最小时的隐含层神经元个数, 如式(8)所示:

$$l = \sqrt{m + n} + a \quad (8)$$

式(8)中, l 为隐含层神经元个数, m 为输入层神经元个数, n 为输出层神经元个数, a 是调整常数, 取值范围为 $[1, 10]$ 之间的整数。

通过试凑法进行测试, 实验结果表明误差最小时的隐含层神经元个数为 9。将神经网络误差目标设置为 0.00001, 网络学习率设置为 0.1, 最大训练次数为 1000。

3 应用案例

本文收集了某届华为杯全国建模竞赛的数据集, 选取其中的自 2012 年 05 月 01 日至 2012 年 06 月 30 日的 61 组日电力负荷数据, 由于硬件故障或数据传输过程中存在的问题, 负荷数据中可能存在异常点。本文通过式(9)和式(10)对

异常点数据进行查询和修复。

$$\left| \frac{l(k) - \frac{l(k-1) + l(k+1)}{2}}{l(k)} \right| > \lambda \quad (9)$$

$$l(k) = \frac{l(k-1) + l(k+1)}{2} \quad (10)$$

式(9)和式(10)中, $l(k)$ 代表要查询到的数据样本点, $l(k-1)$ 和 $l(k+1)$ 分别为要查询的样本点的前一个数据和后一个数据, λ 为判定是否为异常点的依据数值, 取值范围为 $(0, 1)$, 文中取值为 0.5。将处理完异常点的数据作为数据样本, 对数据进行归一化操作, 本文中采用最大最小归一化法。如式(2.2)所示:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (11)$$

式(11)中, X 为数据量, X_{\max} 为数据中的最大值, X_{\min} 为数据中的最小值, X' 为处理完成后的数据。

随机选择 46 组数据作为训练样本, 剩下的 15 组数据作为测试样本。并将两种模型的预测结果做对比和分析, 结果如图 3 和图 4 所示。

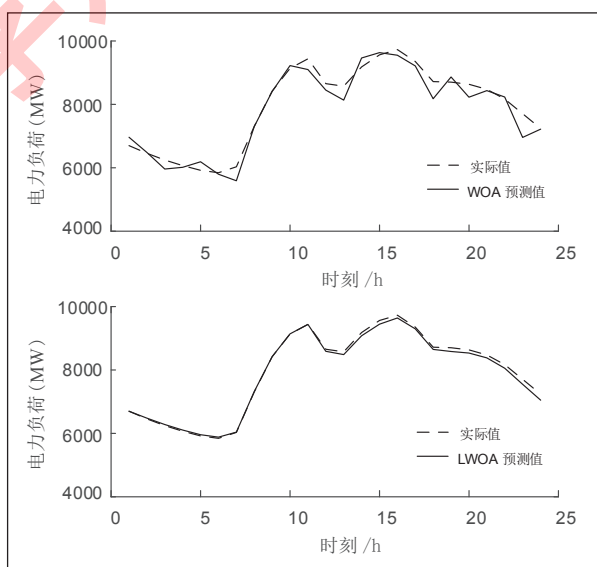


图3 WOABP和LWOABP预测结果

由图 3 可知, LWOA 预测模型得到的预测更符合实际值, 且经过计算得到 WOABP 的平均误差为 0.0275, 而 LWOABP 的平均误差为 0.0181。由此可见, 改进之后的 WOA 算法在克服全局搜索能力弱, 易陷入局部最优解等问题是可行的。

由图 4 可以看出, 迭代初期 LWOA 收敛速度较慢, 但在大约迭代 10 次以后, 改进后的预测模型在相同的迭代次数下后, 误差更小。

参考文献

[1] 马瑾. 智能优化的电力负荷预测技术分析[J]. 电子世

(下转第 31 页)

传感器采集相应环境烟雾数据和温度值,判断是否超过上限值,若超过上限值则启动声光报警,在LCD模块指定位置显示当前采集烟雾数据和温度值,检测系统是否收到上位机主控制器模块传送当前采集烟雾数据和温度数据的指令,如接收到指令则将当前采集的烟雾数据和温度值通过单片机串行口传送给主控制器模块。系统软件设计的主程序流程图如图3所示。

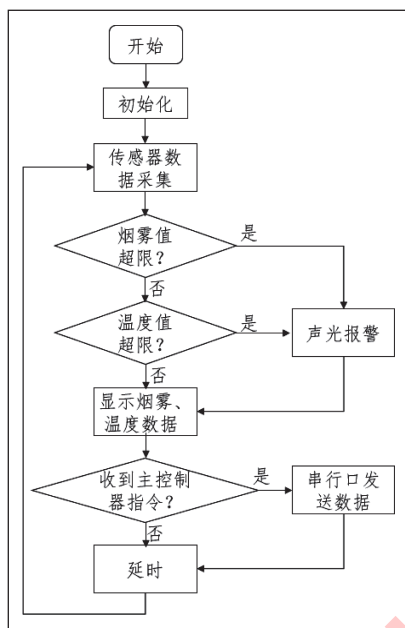


图3 烟雾检测系统主程序流程图

4 系统测试

本系统的测试包括硬件测试和软件测试。实验中,系统上

电后,可使用按键K1进行烟雾、温度数据阈值设定,系统以60秒为一个周期,分别采集烟雾传感器和温度传感器数据,采集结束,判断是否超过设定阈值,并在LCD1602上进行烟雾数据和温度数据的显示。图4为系统采集的近20小时的家庭温度数据。

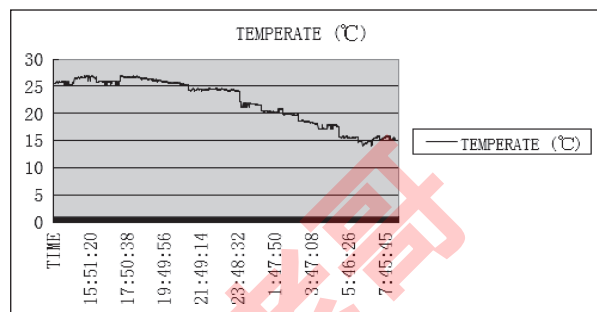


图4 室内温度数据

参考文献

- [1] 农忠京. 基于单片机的火灾报警系统设计[J]. 电子世界, 2020, 19(059): 128-129.
- [2] 李红霞, 顾亭亭. 基于ST89C52的烟雾报警系统的设计[J]. 电子技术, 2020, 49(3): 76-77.
- [3] 李洪波. 基于STC89C52的安防报警系统设计[J]. 科技创新与应用, 2021, 5: 32-35.
- [4] 电子发烧友. STC90C52RC系列单片机的特点及引脚功能分析[Z].
- [5] CSDN.MQ-2烟雾传感器的原理及使用教程[Z].
- [6] 胡喻杰, 杨龙成. 基于单片机的家庭烟雾报警系统[J]. 电子技术与软件工程, 2019, 22: 243-244.

(上接第48页)

界, 2021(13): 178-179.

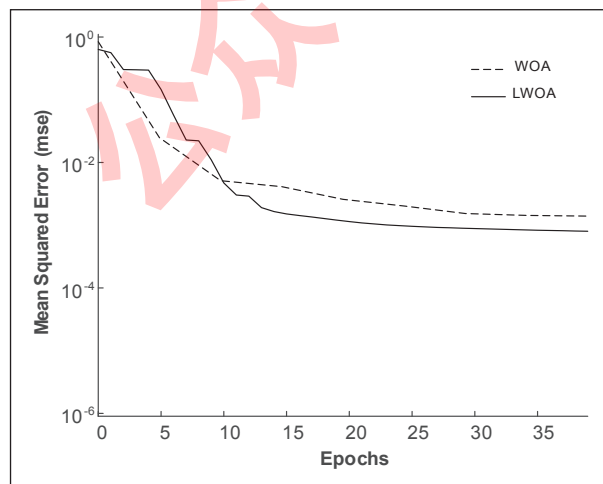


图4 WOA预测模型和LWOA预测模型的训练结果

- [2] 李晨, 尹常永, 李奇洁. 电力系统负荷预测研究综述[J]. 电子世界, 2021(16): 81-82.

- [3] 李小伟, 陈楚. 负荷预测在配网规划中的研究及应用[J]. 能源与环保, 2021, 43(03): 143-147.
- [4] 雷炳银, 王子驰, 苏雨晴, 等. 基于EEMD-CS-LSSVM的短期负荷预测方法研究[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(09): 117-122.
- [5] 姜奇鹤, 刘虎, 谢祥颖, 等. 融合级联LSTM的短期电力负荷预测[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(18): 275-280.
- [6] 杨邓, 杨俊杰, 胡晨阳, 等. 基于改进LSSVM的短期电力负荷预测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(18): 47-53.
- [7] MIRIJALILI S, LEWIS A. The Whale Optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [8] Reynokls A. Liberating Levy walk research from the shackles of optimal foraging[J]. Physics of Life Reviews, 2015, 14: 59-83.
- [9] Iacca G, Junior V C D S, Vinicius Veloso de Melo. An improved Jaya optimization algorithm with Levy flight[J]. Expert System with Applications, 2020, 165(1): 113902.
- [10] 张智旺. 遗传算法优化的BP网络在电力系统负荷预测中的应用[J]. 电子世界, 2021(17): 168-169.