

基于量子行为花朵授粉算法优化 LSTM 模型

李汝嘉, 贺壹婷, 季荣彪, 李亚东, 孙晓海, 陈娇娇, 吴叶辉, 王灿宇

(云南农业大学 大数据学院, 昆明 650201)

摘要: 针对传统花朵授粉算法(flower pollination algorithm, FPA)受初始参数影响较大、且易陷入局部最优解或算法无法收敛等问题, 提出一种基于量子行为的花朵授粉算法(quantum-inspired flower pollination algorithm, QFPA). 通过引入量子系统到 FPA 中, 使授粉过程中的搜索更高效, 从而提高全局搜索能力. 此外, 还引入轨迹分析, 使种群能更好地逃离局部最优解, 进一步降低误差. 为验证该方法的有效性, 先通过选定的几个基准函数对 QFPA 进行评估, 然后采用评估效果最好的 QFPA 对长短期记忆网络(LSTM)模型超参数进行寻优, 最后在用自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)算法去除噪声后的空气质量数据集上进行实验, 并与其他几种常用的优化算法进行对比. 实验结果表明: QFPA 提高了优化算法的全局搜索能力和收敛性; QFPA-LSTM 模型增强了长时间序列数据预测的准确性和效率, 该模型预测的均方根误差为 $10.93 \mu\text{g}/\text{m}^3$, 为实际应用中的空气质量预测提供了可靠的解决方案.

关键词: 花朵授粉算法; 量子行为花朵授粉算法; CEEMDAN 算法; LSTM 模型

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2024)05-1163-16

Optimizing LSTM Model Based on Quantum-Inspired Flower Pollination Algorithm

LI Rujia, HE Yiting, JI Rongbiao, LI Yadong, SUN Xiaohai,

CHEN Jiaojiao, WU Yehui, WANG Canyu

(College of Big Data, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional flower pollination algorithm (FPA) was significantly affected by initial parameters and prone to local optima or convergence failures, we proposed a quantum-inspired flower pollination algorithm (QFPA). By incorporating quantum systems into the FPA, the pollination search process was made more efficient, thereby improving global search capabilities. Additionally, trajectory analysis was employed to better enable the population to escape from local optima and further reduce errors. In order to verify the effectiveness of the method, firstly, the QFPA was evaluated using selected benchmark functions. Secondly, the best evaluated QFPA was used to optimize the hyperparameters of the long short-term memory network (LSTM) model. Finally, the experiments were conducted on an air quality dataset after removing

收稿日期: 2023-05-09.

第一作者简介: 李汝嘉(1998—), 女, 汉族, 硕士研究生, 从事图形图像处理的研究, E-mail: 747192680@qq.com. **通信作者简介:** 王灿宇(1979—), 男, 白族, 硕士, 副教授, 从事智慧农业的研究, E-mail: wyj20031212@163.com.

基金项目: 云南省重大科技专项基金(批准号: 202302AE09002003).

noise using the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) algorithm, and compared with several other commonly used optimization algorithms. The experimental results show that QFPA enhances the global search capability and convergence properties of optimization algorithms. The QFPA-LSTM model improves the accuracy and efficiency of long-term time series predictions, with a root mean square error of $10.93 \mu\text{g}/\text{m}^3$, thus providing a reliable solution for air quality prediction in practical applications.

Keywords: flower pollination algorithm; quantum-inspired flower pollination algorithm; CEEMDAN algorithm; LSTM model

近年来,随着科学技术的快速发展,仿生算法备受关注^[1].其中,遗传算法(genetic algorithm, GA)^[2]、麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[3]、灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法^[4]、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[5-6]和细菌觅食优化算法(bacterial foraging optimization algorithm, BFOA)^[7]等群体智能算法因其全局搜索、并行计算、高效性和通用性等优点,广泛应用于工程优化、科学计算等领域.但这些算法仍存在受初始参数影响较大、易陷入局部最优解等问题.例如,姚光磊等^[8]针对花朵授粉算法(flower pollination algorithm, FPA)在解决高维度问题时存在收敛速度慢和收敛精度低的问题,提出了一种混合多种策略的花朵授粉算法(multi-strategy flower pollination algorithm, MFPA),该算法在收敛速度和精度方面性能更好. Wu 等^[9]提出了低差异采样的 PSO 算法技术扩展的维度空间,实验结果表明优化后的算法在相同精度下收敛速度明显更快.

机器学习在自然语言处理、图像识别^[10-11]等领域已取得了显著成就.目前,已将智能优化算法与长短期记忆神经网络(LSTM)模型^[12]相结合引入数据预测领域.例如: Kara^[13]介绍了一种结合 LSTM 神经网络和 GA 的混合方法,用于多步骤流感暴发预测问题,采用 LSTM 模型克服流感预测中的复杂性和非线性问题; Prasanth 等^[14]开发了一种混合 GWO-LSTM 模型,其使用灰狼优化器(GWO)^[15]优化 LSTM 网络的网络参数,并将该模型的结果与包括自回归积分移动平均线(ARIMA)在内的基线模型进行对比,对比结果表明该模型在预测感染传播的未来趋势方面性能更好; He 等^[16]提出了一种 PSO-LSTM 方法,该方法结合了粒子游动优化和长短期记忆技术,旨在提高模型的预测精度和性能,用于电子商务公司的销售预测,实验结果表明, PSO-LSTM 模型在预测精度方面效果较好.为解决单一的群体智能算法易陷入局部最优解,超参数不易寻优以及收敛速度慢等问题,本文提出一种新的花朵授粉算法(quantum-inspired flower pollination algorithm, QFPA),该算法在 FPA^[17]中引入量子系统,以增强算法跳出局部最优解的能力.

为验证本文算法的有效性,对云南省昆明市空气质量进行了预测实验^[18].首先对 QFPA 的性能进行基准函数集验证^[19],然后采用 QFPA-LSTM 模型预测昆明市的空气质量.通过对比 GWO 算法、PSO 算法、FPA、GA 和 QFPA 等 5 种优化算法,对 LSTM 模型^[20]的参数进行优化.结果表明,相对于其他算法,本文算法展现了较好的超参数寻优能力和更高的收敛性.此外,该模型的应用有助于更准确地预测昆明市的空气质量,可为环保政策制定和公众健康保障提供重要的决策支持.

1 方 法

将自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)算法^[21]处理过的空气质量数据用于本文算法优化过的 LSTM 模型中,如图 1 所示.主要步骤如下:

- 1) 用 CEEMDAN 算法将原始 6 个特征数据(PM_{2.5}, PM₁₀, SO₂, CO, NO₂, O₃_8h)分解为 IMFs 分量,去掉最后一个残差 IMF,然后进行重构.
- 2) 根据异花授粉设定初始化参数,设切换概率 $p=0.5$.
- 3) 通过遍历所有的粒子,将其当前位置保存在一个矩阵 \mathbf{S} 中,并计算 \mathbf{S} 的平均值,得到全局最优

解的位置 GlobalBest.

4) 根据随机数生成器生成的随机数, 决定粒子采用哪种更新策略. 如果生成的随机数小于 0.5, 则采用量子行为更新粒子位置; 否则, 采用标准的花朵授粉中异花传粉更新粒子位置.

5) 根据更新后的位置判断限制范围, 其中 lb 为上线, ub 为下线.

6) 判断是否达到了终止条件. 若已达到, 则可以获得最优参数; 如果尚未达到终止条件, 则返回步骤 3) 进行下一轮迭代.

7) 当 QFPA 达到最大迭代次数时, 提取最优参数并用于训练 LSTM 模型, 以生成对空气质量指数(AQI)的预测.

8) 程序结束, 输出最优结果.

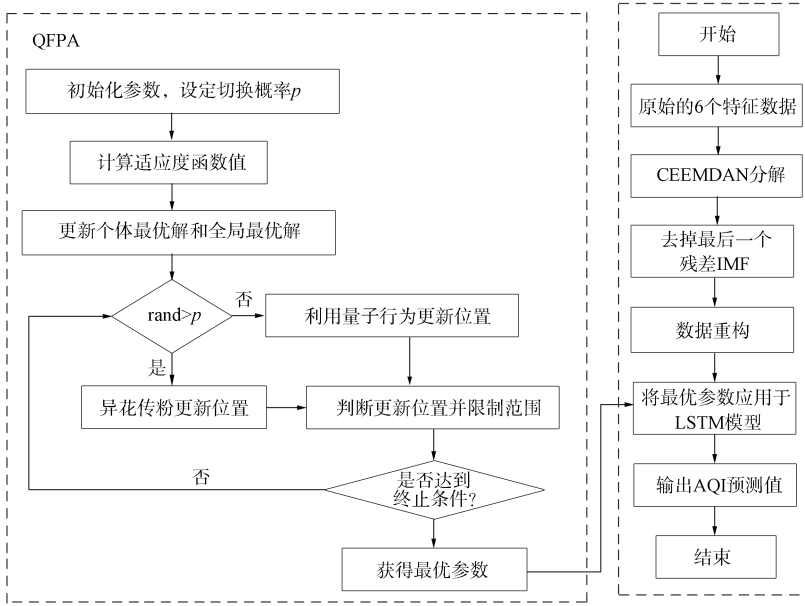


图 1 模型结构

Fig. 1 Model structure

1.1 CEEMDAN 算法

CEEMDAN 算法可较好地解决经验模态分解 (EEMD)^[22] 存在的模态混叠现象^[23], 分解过程如下.

首先, 将信号分解成一组固有的模态函数 (IMFs). 对于一个信号 $x(t)$, CEEMDAN 算法可将其分解成一组局部振荡函数 $IMF_j^{(l)}$:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n IMF_j^{(l)} + R(t), \tag{1}$$

其中 $R(t)$ 为剩余项. $IMF_j^{(l)}$ 是由信号 $x(t)$ 通过一系列迭代过程得到的局部振荡函数, 满足以下 3 个条件:

- 1) 在信号的局部极值点上, $IMF_j^{(l)}$ 的上下波动次数相同, 且无任何尖锐跳跃点;
- 2) $IMF_j^{(l)}$ 的带宽随时间缩小;
- 3) 对 IMFs 进行振幅调整.

CEEMDAN 算法使用自适应数据调整策略使 IMFs 的振幅更稳定, 该策略包括:

- 1) 测定每个 IMF 的振幅范围;
- 2) 如果 IMF 的振幅超出了预测范围, 则对其进行调整;
- 3) 对一些特殊情况, 如当信号是平稳的或是周期的, 算法则停止调整;
- 4) 重构信号.

其次, 通过将 IMFs 相加重构原始信号:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n \text{IMF}_j^{(t)}. \quad (2)$$

CEEMDAN 分解是一种常用的信号分解方法,可有效提取信号中的特征信息,去除噪声和杂波等干扰.在 CEEMDAN 分解中,对输入信号进行分解和重构,步骤如下:

- 1) 定义 6 个样本信号和测试集信号,并生成时间序列 t ;
- 2) 设置 CEEMDAN 分解的参数,包括标准差、迭代次数、最大迭代次数和信噪比标志等;
- 3) 对每个信号进行 CEEMDAN 分解,并保存每个信号的各 IMF 模态和迭代次数;
- 4) 对每个信号各 IMF 模态进行处理,去除最后一个 IMF,然后进行重构,得到重构信号.

CEEMDAN 是一种非常有效的信号分解方法,可以将信号分解为多个局部模态,并可以适应不同信号的频率和幅度特征.

1.2 花朵授粉优化算法

花朵授粉算法^[24]有自花授粉和异花授粉两种形式,是模拟花朵授粉繁殖这一自然现象而产生的一种智能仿生优化算法.异花授粉通过传粉者远距离传播花粉的方式进行,因此它对应于算法的全局搜索过程;自花授粉是授粉物理位置较近的一种方式,因此对应于算法的局部搜索过程.为平衡全局搜索过程与局部搜索过程间的比例,引入一个切换概率 $p(p \in [0, 1])$.该算法将自然界的异花授粉和自花授粉分别映射为算法的全局搜索过程和局部搜索过程,并通过控制切换概率 $p(p \in [0, 1])$ 改变授粉方式.在该过程中,花恒常性是一个重要的概念,它是指在授粉过程中两朵花的繁殖概率与相似度的比例.有些传粉者会因为习惯性地传播某种花的花粉而忽略其他花朵.为更好地模拟自然界的授粉过程,算法引入了 Lévy 飞行,用于在全局搜索过程中跳出局部最优解.通过切换概率 $p(p \in [0, 1])$,算法能在全局搜索和局部搜索过程之间进行平衡,从而更高效地完成授粉任务.算法实现过程如下.

随机生成一个规模为 R 的种群,种群中的第 i 个花粉用向量 $\mathbf{X}_i = (X_{i1} + X_{i2}, \dots, X_{i\vartheta}, \dots, X_{iD})$ 表示,其中 $X_{i\vartheta}(\vartheta=1, 2, \dots, D)$ 表示第 i 个花粉第 ϑ 维的位置, D 表示求解问题的维数.自花授粉-局部搜索过程为

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \varepsilon(\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_k^t), \quad (3)$$

其中: \mathbf{x}_i^{t+1} 表示第 $(t+1)$ 代的花粉个体是由 \mathbf{x}_i^t 第 t 代的花粉个体与随机选择的个体相互交叉得到的; $\mathbf{x}_j^t, \mathbf{x}_k^t$ 为种群中的两个随机个体,但不是花粉个体; ε 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数.异花授粉-全局搜索过程为

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \mathbf{L}(\mathbf{x}_i^t - \mathbf{g}^*), \quad (4)$$

其中: \mathbf{g}^* 为最优花粉; \mathbf{x}_i^{t+1} 表示第 $(t+1)$ 代的花粉个体是由 \mathbf{x}_i^t 第 t 代的花粉个体与随机选择的个体相互交叉得到的; \mathbf{L} 为控制参数,其为一个 D 维授粉强度向量,每维均是服从 Lévy 分布的随机数,计算公式为

$$\mathbf{L} \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}}, \quad s \gg s_0 > 0, \quad (5)$$

$\Gamma(\lambda)$ 为标准 Gamma 函数,经多次实验取其最优值为 $\lambda=1.5$.

1.3 量子行为花朵授粉优化算法

QFPA 是一种用于解决连续优化问题的群体智能算法,是改进的花朵授粉算法,其中包括了经典花朵授粉算法中的随机授粉和花粉飞行过程,以及粒子群优化算法中的粒子移动过程.在该算法中,每个搜索代理表示一朵花,每次迭代开始时,首先计算出所有花的平均位置:

$$m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M s_i, \quad (6)$$

其中 M 表示搜索体系的个体数量, i 表示迭代次数, s_i 表示粒子的最优位置, m_{best} 表示搜索体系中所有个体位置的平均值.

当 $\text{rand} < 0.5$ 时,用

$$\beta = \frac{3}{2}, \quad (7)$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right) \quad (8)$$

计算高维空间中的步长, 其中 σ 为变量, Γ 为 Gamma 函数. 用 u, v 表示与第 i 个花粉当前位置大小相同的随机变量, 每个元素都服从正态分布, 计算公式为

$$u = N(0, 1) \times \sigma, \quad (9)$$

$$v = N(0, 1). \quad (10)$$

迭代中移动的步长可表示为

$$s = \frac{u}{|v|^{1/\beta}}. \quad (11)$$

之后生成一个介于 1 和 SearchAgents_no=30 之间的随机整数 RJ , RJ 向上取整, 以确保 $RJ \neq i$.

粒子位置的更新过程可表示为

$$L_1 = (r\mathbf{X}_i^t - r\mathbf{x}_{gb}) + s(\mathbf{p}_{RJ} - \mathbf{X}_i^t), \quad (12)$$

其中 \mathbf{X}_i^t 表示第 t 代的花粉个体, \mathbf{x}_{gb} 表示全局最优解的位置, \mathbf{p}_{RJ} 表示与粒子 t 不同的随机粒子 RJ 的位置. 首先, 通过随机数 r 和当前粒子的位置计算一个随机项, 然后与全局最优解的位置相乘得到一项, 再将步长项乘以粒子与随机粒子之间的位置差, 最后将这两项相加得到步长 L_1 . 该步长用来更新粒子的位置:

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + a \times \frac{L_1}{8} \times \ln \frac{1}{y}, \quad (13)$$

其中 L_1 表示步长, a 为常数 0.01, y 为一个随机数, \mathbf{X}_i^{t+1} 表示第 $(t+1)$ 代的花粉个体, 在上述更新过程中引入了随机性, 其中 y 是一个随机数, 通过将其用于 $\ln \frac{1}{y}$ 的计算, 使粒子位置的更新有一定的随机性, 以增加搜索的多样性.

QFPA 中的粒子行为受花朵授粉算法和量子行为的启发. 花朵授粉算法用于调整粒子移动, 而量子行为则用于确定粒子的速度和方向. 故针对花朵授粉算法进行如下改进:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + a \times \frac{L_1}{8} \times \ln \frac{1}{y}, & \text{rand} < 0.5, \\ \mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + \mathbf{L}(\mathbf{X}_i^t - \mathbf{g}^*), & \text{其他}, \end{cases} \quad (14)$$

其中 \mathbf{L} 为控制参数, 是一个 D 维授粉强度向量, 每维均是服从 Lévy 飞行分布的随机数.

量子行为花朵授粉优化算法是对传统花朵授粉算法的改进, 主要有以下 3 点改进.

- 1) 引入量子行为概念: QFPA 将每个搜索个体视为粒子, 可以赋予它们不同的量子态, 从而增强其跳出局部最优解的能力, 提高全局搜索能力.
- 2) 引入轨迹分析概念: QFPA 可以对搜索轨迹进行分析和评估, 从而动态调整花朵的适应度, 增强其选择和更新的动力, 提高搜索效率.
- 3) 更好的收敛性能: QFPA 中的量子行为能增加算法的随机性, 从而使种群能更好地逃离局部最优解, 进一步提高收敛性能.

QFPA 采用了多次迭代的方式, 通过不断更新粒子位置和速度, 寻找适应度函数的最优解. 与其他传统的优化算法相比, QFPA 具有较强的全局搜索能力和收敛性能, 能很好地应用于非线性、高维、多峰、非凸等复杂问题的求解.

1.4 LSTM 模型

LSTM 网络是一种循环神经网络(RNN), 用于解决现实世界中的时间序列问题. 研究表明, LSTM 网络具有长期学习的能力依赖性并能克服梯度消失和爆炸的问题^[25-26]. LSTM 网络由存储单元组成, 可在每个时间步对信息进行维护和调整. 这些单元由遗忘门、输入门和输出门组成, 如图 2 所示.

在每个时间步骤 t 中, 单元格状态 c_t 和输出 h_t 使用前一个时间步骤的输入 x_t 和输出 h_{t-1}

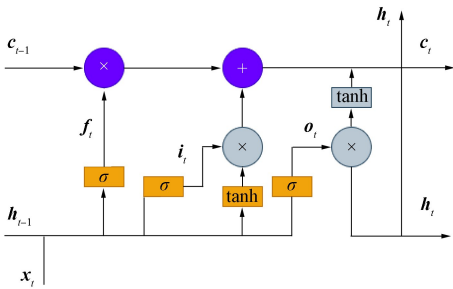


图 2 LSTM 神经元结构
Fig. 2 LSTM neuron structure

计算. LSTM 层的第一步是确定从前一个单元格状态 c_{t-1} 中删除哪些信息. 遗忘门中的该过程计算公式为

$$f_t = \text{Sigmoid}(\mathbf{b}_f + \mathbf{W}_{f,h}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{f,x}\mathbf{x}_t). \quad (15)$$

第二步是确定在单元格状态中存储哪些信息. 该阶段包括计算激活值和计算新的候选值 c_t 两个过程:

$$i_t = \text{Sigmoid}(\mathbf{b}_i + \mathbf{W}_{i,h}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{i,x}\mathbf{x}_t), \quad (16)$$

$$c_t = \tanh(\mathbf{W}_{c,x}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{c,h}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_c). \quad (17)$$

在下一步中, 新的单元格状态 c_t 通过下式计算:

$$c_t = c_{t-1}f_t + i_t c_t. \quad (18)$$

输出门的输出 h_t 计算公式如下:

$$o_t = \sigma(\mathbf{b}_o + \mathbf{W}_{o,h}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{o,x}\mathbf{x}_t), \quad (19)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t). \quad (20)$$

上述过程在每个时间步骤中都是重复的. 通过 LSTM 模型学习权重参数 \mathbf{W} 和偏差参数 \mathbf{b} , 以最小化估计值与实际值之间的差异.

本文采用多种智能化算法(包括 GWO 算法、PSO 算法、FPA、GA 和 QFPA), 用于对 LSTM 模型中的参数进行优化, 包括初始学习率、最大迭代次数、最小批量尺度以及隐藏层单元数. 通过这些算法, 旨在提高 LSTM 模型的性能和预测准确度.

2 实验

2.1 数据来源及处理

本文以云南省昆明市的空气质量为研究对象, 该市是云南省主要发展城市, 在工业占比较大、能源结构不合理、机动车数量飞速增长等多种因素的共同影响下, 导致空气污染治理任务很艰巨^[27-28]. 因此, 研究云南省昆明市的空气质量对当前空气污染治理和预防具有重要意义.

本文使用的空气质量数据来自中国环境监测总站(网站), 采用昆明市 2013-12-02—2021-12-05 期间每天的空气质量数据, 包括 PM2.5, PM10, SO₂, CO, NO₂, O₃_8h, AQI 和日期, 共 2 927 条数据, 其中 2 340 条数据作为训练集, 587 条数据作为测试集, 数据缺失部分采用线性插值法处理并归一化到 [0, 1] 内. 开始几天空气中各气体浓度的数据列于表 1.

表 1 空气质量数据集信息

Table 1 Dataset information of air quality

日期	AQI	PM2.5	PM10	SO ₂	CO	NO ₂	O ₃ _8h
2013-12-02	67	75	42	59	53	1.0	38
2013-12-03	106	38	43	11	114	1.5	1
2013-12-04	95	36	55	74	99	1.9	15
2013-12-05	80	9	80	44	55	0.5	15
2013-12-06	70	89	78	88	105	0.2	117

将本文数据中 6 个特征 PM2.5, PM10, SO₂, CO, NO₂, O₃_8h 利用 CEEMDAN 算法进行分解降噪. 由于原数据序列有较大的波动性和非平稳性, 因此利用 CEEMDAN 算法对原始数据进行分解, 得到 IMFs 和一个余项. 本文选择不保存最后一个 IMF, 因为最后一个 IMF 是残差 IMF, 它是原始信号无法分解出的部分分解参数, 不包含原始信号的有效信息, 故舍弃. 然后由 4 个参数 Nstd, NR, MaxIter 和 SNRFlag 控制, 对每个信号进行重构, 即将所有的 IMF(不包括最后一个 IMF)相加得到原始信号的近似值, 并将其存储在 outputn 矩阵中, 经过 CEEMDAN 算法去噪后重构信号变得稀疏, 达到了预期效果.

2.2 模型评价

为评估算法模型的预测性能, 本文采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和拟合度 R^2

作为评价指标, 计算公式分别为

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / n}, \tag{21}$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n}, \tag{22}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}, \tag{23}$$

其中 y_i 和 \hat{y}_i 分别表示第 i 次测试的实际值和算法模型输出值, n 为测试总次数, \bar{y}_i 为输出的平均值. MAE 和 RMSE 的值越小, 模型预测效果越好, R^2 的值越接近 1, 预测模型对实际观测值的拟合程度越高.

2.3 基准测试

本文选择各种数值优化函数和问题测试 QFPA 的效果. 所选择的测试函数包括单峰函数和多峰函数, 其尺寸可变. 本文将每个测试函数的维数设为 $D=30$. 各基准测试函数的表达式和取值范围列于表 2 和表 3. 所有测试算法参数设置一致.

将 QFPA 与 FPA、PSO 算法、GWO 算法、GA 进行性能比较, 其中总体规模 $Np=20$, 概率因子 $Pa=0.5$. 在比较不同算法时, 所有算法的函数求值总次数相同.

表 2 单峰基准函数

Table 2 Unimodal benchmark functions

函数名称	测试函数	测试范围
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-100, 100]$
Schwefel 2.22	$f_2 = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$
Schwefel 1.2	$f_3 = \sum_{i=1}^D (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$[-100, 100]$
Schwefel 2.21	$f_4 = \max_{1 \leq i \leq D} x_i $	$[-100, 100]$
Rosenbrock	$f_5 = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-30, 30]$
Step	$f_6 = \sum_{i=1}^D (\lfloor x_i \rfloor)$	$[-100, 100]$
Quartic	$f_7 = \sum_{i=1}^D ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	$[-1.28, 1.28]$
Zakharov	$f_8 = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n ix_i\right)^2 + \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n ix_i\right)^4$	$[-5, 10]$
Sum squares	$f_9 = \sum_{i=1}^D ix_i^2$	$[-10, 10]$
Ridge	$f_{10}(x) = x_i + d \left(\sum_{i=2}^n x_i^2\right)^\alpha, d = 1, \alpha = 0.5$	$[-5, 5]$
Xin-She Yang 3	$f_{11} = \exp\left\{-\sum_{i=1}^D (x_i/\beta)^{2m}\right\} - 2\exp\left\{-\sum_{i=2}^D (x_i)^2\right\} \cdot \prod_{i=1}^D \cos^2 x_i$	$[-20, 20]$
Dixon & Price	$f_{12} = (x_1 - 1)^2 + \sum_{i=2}^D i(2x_i^2 - x_{i-1})^2$	$[-10, 10]$

表 3 多模态基准函数

Table 3 Multimodal benchmark functions

函数名称	测试函数	测试范围
Schwefel 2.26	$f_{13} = -\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i \sin \sqrt{ x_i }$	$[-500, 500]$
Rastrigin	$f_{14} = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$
Ackley 1	$f_{15} = -20 \exp\left\{-0.02 \sqrt{\frac{D}{D+1} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right\} - \exp\left\{D^{-1} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right\} + 20 + e$	$[-35, 35]$
Griewank	$f_{16} = \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-100, 100]$
Generalized penalized function 1	$f_{17} = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin^2 \pi y_1 + \sum_{i=1}^n ((y_i - 1)^2 (1 + 10 \sin^2 \pi y_i)) + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$	$[-50, 50]$
Generalized penalized function 2	$f_{18} = \frac{1}{10} \left\{ \sin^2 3\pi x_1 + \sum_{i=1}^{n-1} ((x_i - 1)^2 (1 + \sin^2 3\pi x_{i+1})) \right\} + \frac{1}{10} \left\{ (x_n - 1)^2 (1 + \sin^2 2\pi x_n) \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	$[-50, 50]$
Periodic	$f_{19} = 1 + \sin^2 x_1 + \sin^2 x_2 - 0.1 e^{-1(x_1^2 + x_2^2)}$	$[-10, 10]$
Ackley 4	$f_{20} = \sum_{i=1}^D (e^{-0.2 \sqrt{\frac{D}{D+1} (x_i^2 + x_{i+1}^2)}} + 3(\cos(2x_1) + \sin(2x_i + 1)))$	$[-35, 35]$
Xin-She Yang 2	$f_{21} = \left(\sum_{i=1}^D x_i \right) \exp\left\{-\sum_{i=1}^D \sin x_i^2\right\}$	$[-2\pi, 2\pi]$
Xin-She Yang 4	$f_{22} = \left(\sum_{i=1}^D \sin^2 x_i - \exp\left\{-\sum_{i=1}^D x_i^2\right\} \right) \cdot \exp\left\{-\sum_{i=1}^D \sin^2 \sqrt{ x_i }\right\}$	$[-10, 10]$
Styblinski-Tang	$f_{23} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^D (x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i)$	$[-5, 5]$
Salomon	$f_{24} = 1 - \cos\left(2\pi \sqrt{\frac{D}{D+1} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}$	$[-100, 100]$
Happy Cat	$f_{25} = [(\ \mathbf{X}\ ^2 - n)^2]^\alpha + \frac{1}{n} \left(\frac{1}{2} \ \mathbf{X}\ ^2 + \sum_{i=1}^n x_i \right) + \frac{1}{2}$	$[-2, 2]$
Qing	$f_{26} = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - i)^2$	$[-500, 500]$

为验证 QFPA 的有效性, 将其与 4 种算法 FPA, GA, GWO, PSO 进行比较, 为体现公平性, 消除偶然性对实验结果的影响, 上述方法的参数设置如下: $Np=50, Pa=0.5, D=30$, 每种方法在每个基准函数上独立运行 30 次, 迭代次数为 1 000. 5 种算法的实验结果列于表 4 和表 5. 其中 MEAN 表示算法在所有基准函数上得到结果的平均值, STD 表示算法在所有基准函数上得到结果的标准偏差.

由表 4 可见: QFPA 可获得函数 $f_1 \sim f_5, f_8, f_9, f_{11}, f_{12}, f_{16}, f_{17}, f_{21}, f_{22}, f_{24}$ 和 f_{26} 的理论最优值, 其中在 $f_1, f_2, f_4, f_9, f_{26}$ 等一些基础函数上结果略有优势, 表明 QFPA 可有效缓解 FPA 参数引入的缺陷; QFPA 提高了除 $f_7, f_{10}, f_{13} \sim f_{15}, f_{18} \sim f_{20}, f_{23}, f_{25}$ 外的大多数基准函数的计算精度, 表明局部挖掘阶段, QFPA 可有效改善 FPA 搜索能力不足的缺陷. 虽然 QFPA 不能帮助 FPA 对所有基准函数获得更好的解, 但其对大多数基准函数都有更好的性能, 并在很大程度上解决了局部开发与全局探索之间搜索能力不平衡的问题. 由表 5 可见: QFPA 获得了函数 $f_1 \sim f_5, f_8, f_9, f_{12}, f_{16}, f_{17}, f_{24}$ 和 f_{26} 的理论最优解; QFPA 在大多数的基准函数上优于其他 4 种粒子群算法; 在 f_6 中, 与 FPA, GWO 算法持平. 实验结果表明, 在 26 个基准函数中, QFPA 的性能比 FPA 和 GWO 算法更具竞争力和优越性.

表 4 QFPA, FPA, GA, GWO, PSO 算法所得结果的 MEAN(D=30)

Table 4 MEAN of results obtained by QFPA, FPA, GA, GWO and PSO algorithms (D=30)

测试函数	MEAN				
	QFPA	FPA	PSO	GWO	GA
f_1	2.09×10^{-61}	9.28×10^{-1}	1.67×10^3	8.49×10^{-50}	5.30×10^2
f_2	1.62×10^{-33}	5.86×10^{-1}	4.12×10^1	1.03×10^{-29}	8.73×10^8
f_3	3.06×10^{-32}	4.10×10^2	3.32×10^4	7.72×10^{-11}	1.78×10^4
f_4	6.25×10^{-22}	1.08×10^1	3.81×10^1	2.46×10^{-12}	3.84×10^1
f_5	2.40×10^1	2.37×10^2	3.05×10^4	2.72×10^1	1.14×10^5
f_6	0	0	1.37×10^2	0	5.15×10^1
f_7	3.36×10^{-3}	1.10×10^{-1}	7.69	1.20×10^{-3}	6.79×10^{-1}
f_8	4.51×10^{-17}	9.44	6.51×10^2	1.21×10^{-13}	2.04×10^2
f_9	1.07×10^{-63}	1.14×10^{-1}	5.97×10^2	5.43×10^{-51}	6.80×10^1
f_{10}	-4.59	-4.95	-4.64×10^{-1}	-5.00	-3.64
f_{11}	4.03×10^{-1}	9.95×10^{-1}	9.95×10^{-1}	9.97×10^{-1}	9.96×10^{-1}
f_{12}	6.67×10^{-1}	3.13	3.83×10^4	6.67×10^{-1}	7.67×10^2
f_{13}	-2.48×10^2	-2.43×10^2	-2.82×10^2	-1.89×10^2	-1.65×10^2
f_{14}	5.01	1.25×10^2	1.44×10^2	5.99×10^{-1}	9.37×10^1
f_{15}	6.53×10^{-1}	6.89	1.78×10^1	2.07×10^{-14}	7.50
f_{16}	0	1.32×10^{-1}	5.52×10^{-1}	2.51×10^{-3}	1.14
f_{17}	4.86×10^{-3}	4.11×10^1	7.49×10^2	5.56×10^{-2}	2.26×10^1
f_{18}	8.64×10^{-1}	1.64×10^1	4.09×10^3	6.97×10^{-1}	8.91×10^1
f_{19}	1.34	2.46	5.60	1.32	1.86
f_{20}	-1.91×10^1	2.29	1.66×10^1	-3.19×10^1	3.81×10^1
f_{21}	1.07×10^{-11}	1.85×10^{-11}	3.13×10^{-11}	8.62×10^{-9}	4.88×10^{-6}
f_{22}	-2.45×10^{-1}	5.17×10^{-13}	4.64×10^{-12}	5.83×10^{-16}	4.81×10^{-10}
f_{23}	-1.00×10^3	-1.03×10^3	-1.05×10^3	-8.94×10^2	-9.17×10^2
f_{24}	3.98×10^{-2}	1.94	3.72	1.53×10^{-1}	5.72
f_{25}	4.14×10^{-1}	5.75×10^{-1}	3.31×10^{-1}	3.47×10^{-1}	2.75×10^{-1}
f_{26}	1.00×10^2	7.28×10^3	1.87×10^3	1.56×10^3	1.14×10^8

表 5 QFPA, FPA, GA, GWO, PSO 算法所得结果的 STD(D=30)

Table 5 STD of results obtained by QFPA, FPA, GA, GWO and PSO algorithms (D=30)

测试函数	STD				
	QFPA	FPA	PSO	GWO	GA
f_1	1.13×10^{-60}	5.31×10^{-1}	4.61×10^3	1.45×10^{-49}	2.85×10^2
f_2	8.28×10^{-33}	2.97×10^{-1}	1.34×10^1	8.93×10^{-30}	4.06×10^9
f_3	1.50×10^{-31}	1.69×10^2	9.48×10^3	3.09×10^{-10}	6.77×10^3
f_4	2.61×10^{-21}	2.69	9.24	3.62×10^{-12}	6.71
f_5	6.23×10^{-1}	1.40×10^2	4.29×10^4	7.69×10^{-1}	1.78×10^5
f_6	0	0	8.51×10^1	0	1.81×10^1
f_7	1.69×10^{-3}	5.16×10^{-2}	1.02×10^1	6.47×10^{-4}	3.09×10^{-1}
f_8	1.59×10^{-16}	5.38	1.77×10^2	2.58×10^{-13}	9.03×10^1
f_9	2.63×10^{-63}	5.80×10^{-2}	6.27×10^2	7.56×10^{-51}	3.96×10^1
f_{10}	4.47×10^{-1}	1.48×10^{-2}	2.51	1.64×10^{-15}	6.19×10^{-1}
f_{11}	6.60×10^{-1}	3.39×10^{-16}	3.39×10^{-16}	3.75×10^{-4}	1.35×10^{-4}
f_{12}	6.67×10^{-6}	1.90	7.09×10^4	2.11×10^{-5}	1.12×10^3
f_{13}	3.29×10^1	1.82×10^1	3.08×10^1	3.67×10^1	9.33×10^1
f_{14}	1.61×10^1	2.97×10^1	4.45×10^1	2.29	1.40×10^1
f_{15}	3.58	6.96	5.51	4.38×10^{-15}	1.42
f_{16}	0	9.30×10^{-2}	1.07	5.93×10^{-3}	9.00×10^{-2}

续表 5
Continued to table 5

测试函数	STD				
	QFPA	FPA	PSO	GWO	GA
f_{17}	1.99×10^{-2}	3.39×10^1	3.17×10^2	2.77×10^{-2}	2.18×10^1
f_{18}	5.86×10^{-1}	1.97×10^1	8.18×10^2	2.44×10^{-1}	1.99×10^2
f_{19}	8.33×10^{-1}	5.82×10^{-1}	9.88×10^{-1}	3.24×10^{-1}	3.60×10^{-1}
f_{20}	1.41×10^1	1.24×10^1	3.72×10^1	7.48	1.29×10^1
f_{21}	4.32×10^{-12}	2.69×10^{-12}	9.30×10^{-13}	2.03×10^{-8}	7.01×10^{-6}
f_{22}	3.16×10^{-1}	3.20×10^{-13}	1.13×10^{-11}	9.13×10^{-16}	1.37×10^{-9}
f_{23}	3.61×10^1	4.19×10^1	3.46×10^1	6.28×10^1	2.50×10^2
f_{24}	3.28×10^{-2}	3.09×10^{-1}	3.16	5.07×10^{-2}	8.30×10^{-1}
f_{25}	8.98×10^{-2}	6.64×10^{-2}	7.84×10^{-2}	7.66×10^{-2}	7.24×10^{-2}
f_{26}	3.32×10^2	1.11×10^4	5.64×10^3	6.77×10^2	2.31×10^8

为比较不同算法的效果,下面使用算法收敛曲线的评价方法比较各算法的收敛程度.为公平性,进行相同次数的适应度评估,实验结果如图 3~图 6 所示.

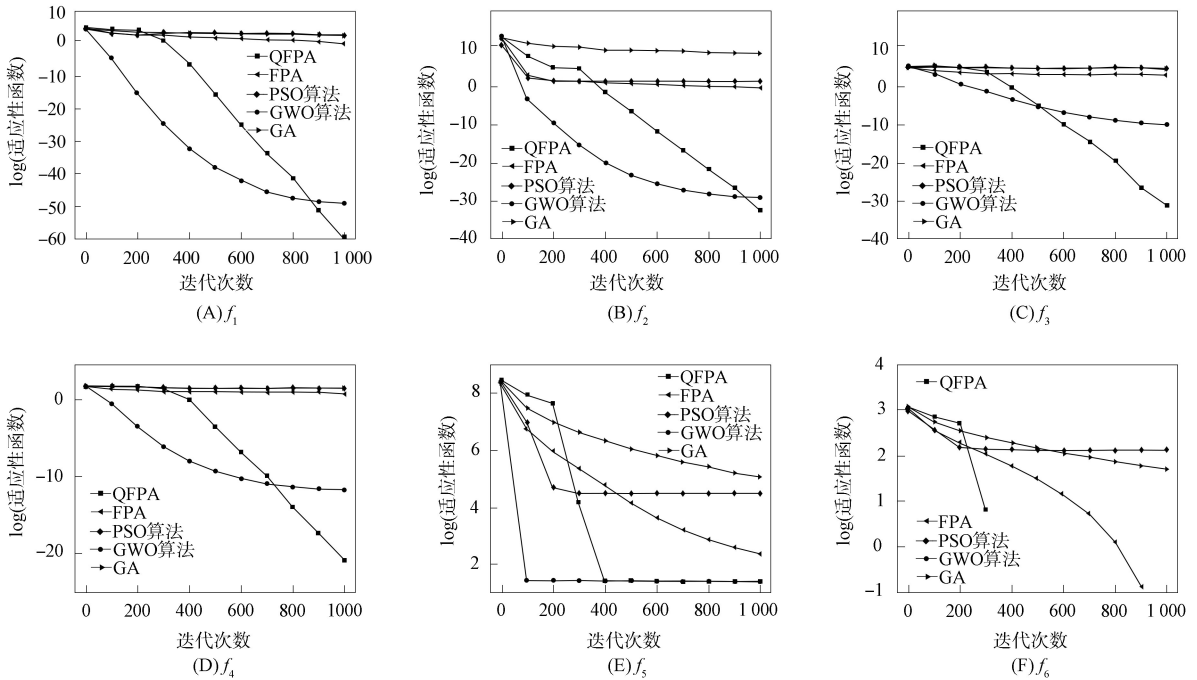


图 3 不同算法对函数 $f_1 \sim f_6$ 收敛性能的比较结果

Fig. 3 Comparison results of convergence performance of different algorithms on functions $f_1 \sim f_6$

由图 3 可见, QFPA 在进化的早期阶段比其他 3 种算法的进化度好,但没有 GWO 算法的收敛度好,但在中后期阶段,本文算法最后的收敛程度优于其他 4 种算法,可以在函数 $f_1 \sim f_5$ 上达到相对最优的性能.由图 4 可见,对于函数 f_8, f_9 和 f_{11} ,本文算法在进化中后期都能获得满意的优化结果.由图 5 可见, QFPA 对 f_{16} 的收敛速度最快、最好,对 f_{17} 在中后期优于其他 4 种算法.由图 6 可见,本文算法对函数 f_{19}, f_{21}, f_{24} 和 f_{26} 的收敛效果优于其他算法.实验结果表明,对于函数 f_{16} , QFPA 收敛速度最快,得到了理论上的最优解.但对于函数 $f_2, f_{10}, f_{13} \sim f_{15}, f_{20}, f_{22}, f_{23}$ 和 f_{25} , QFPA 的收敛速度较差,仍需改进.对于函数 $f_5, f_{12}, f_{18}, f_{19}$, QFPA 与 GWO 算法的最后收敛效果相似.

2.4 参数设置

下面给出 GWO 算法, PSO 算法, FPA, GA, QFPA 各优化算法的参数设置和适应度曲线.为验证

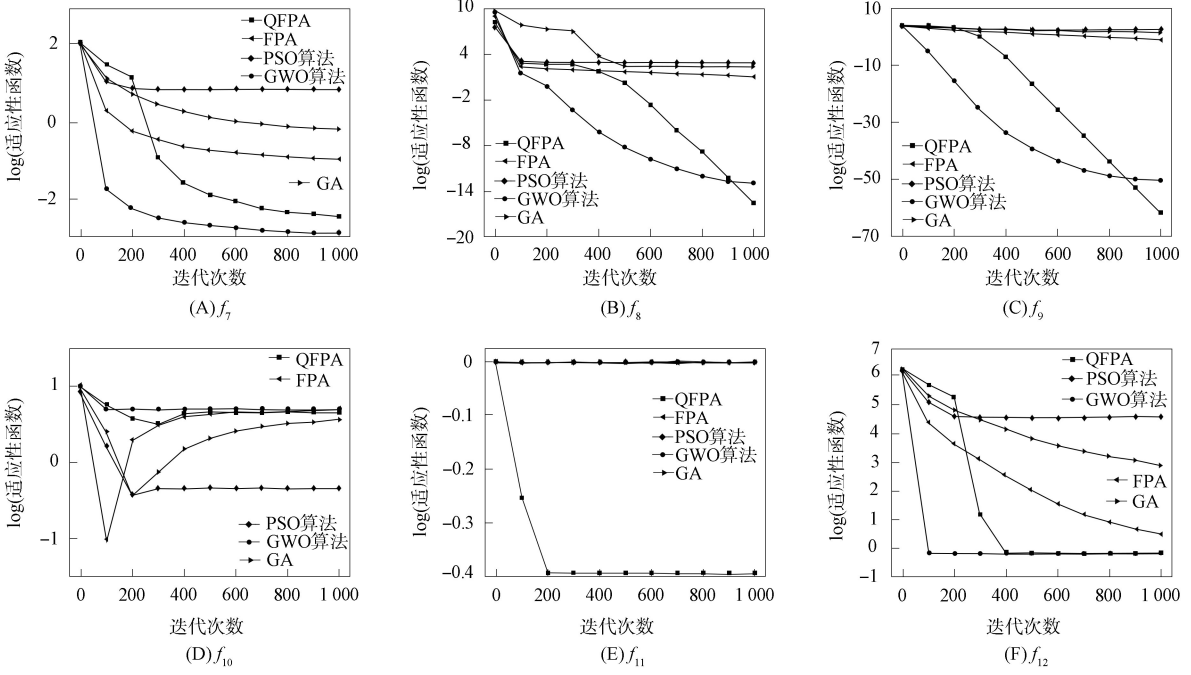


图 4 不同算法对函数 $f_7 \sim f_{12}$ 收敛性能的比较结果

Fig. 4 Comparison results of convergence performance of different algorithms on functions $f_7 - f_{12}$

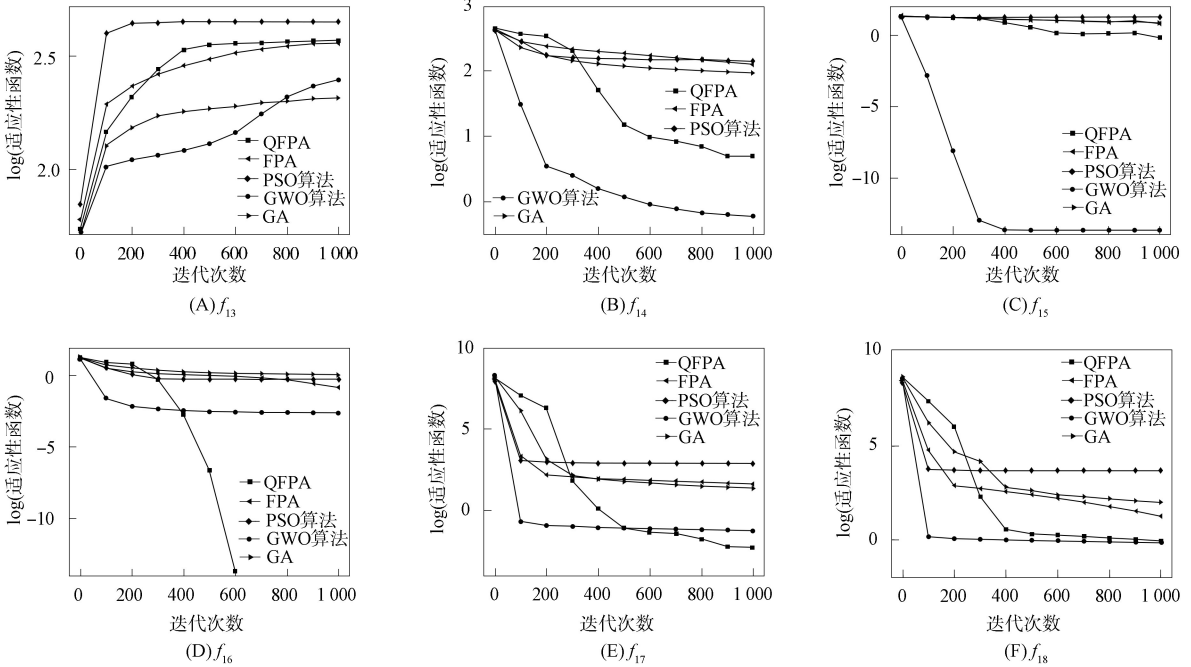


图 5 不同算法对函数 $f_{13} \sim f_{18}$ 收敛性能的比较结果

Fig. 5 Comparison results of convergence performance of different algorithms on functions $f_{13} - f_{18}$

QFPA 的优越性, 并确保实验结果具有可比性, 本文将 GWO 算法, PSO 算法, FPA, GA 和 QFPA 的种群数目设为 30, 各算法最大迭代次数为 100. 各优化算法的参数列于表 6.

图 7 为各优化算法的自适应度曲线, 各优化算法以每轮训练的 RMSE 作为自适应度. 由图 7 可见, QFPA 性能最好, 特别是 48 次迭代后效果特别明显. 在训练结束时, QFPA 得到的自适应度值最低为 11.018 3, 表明 QFPA 对模型参数的优化效果最好.

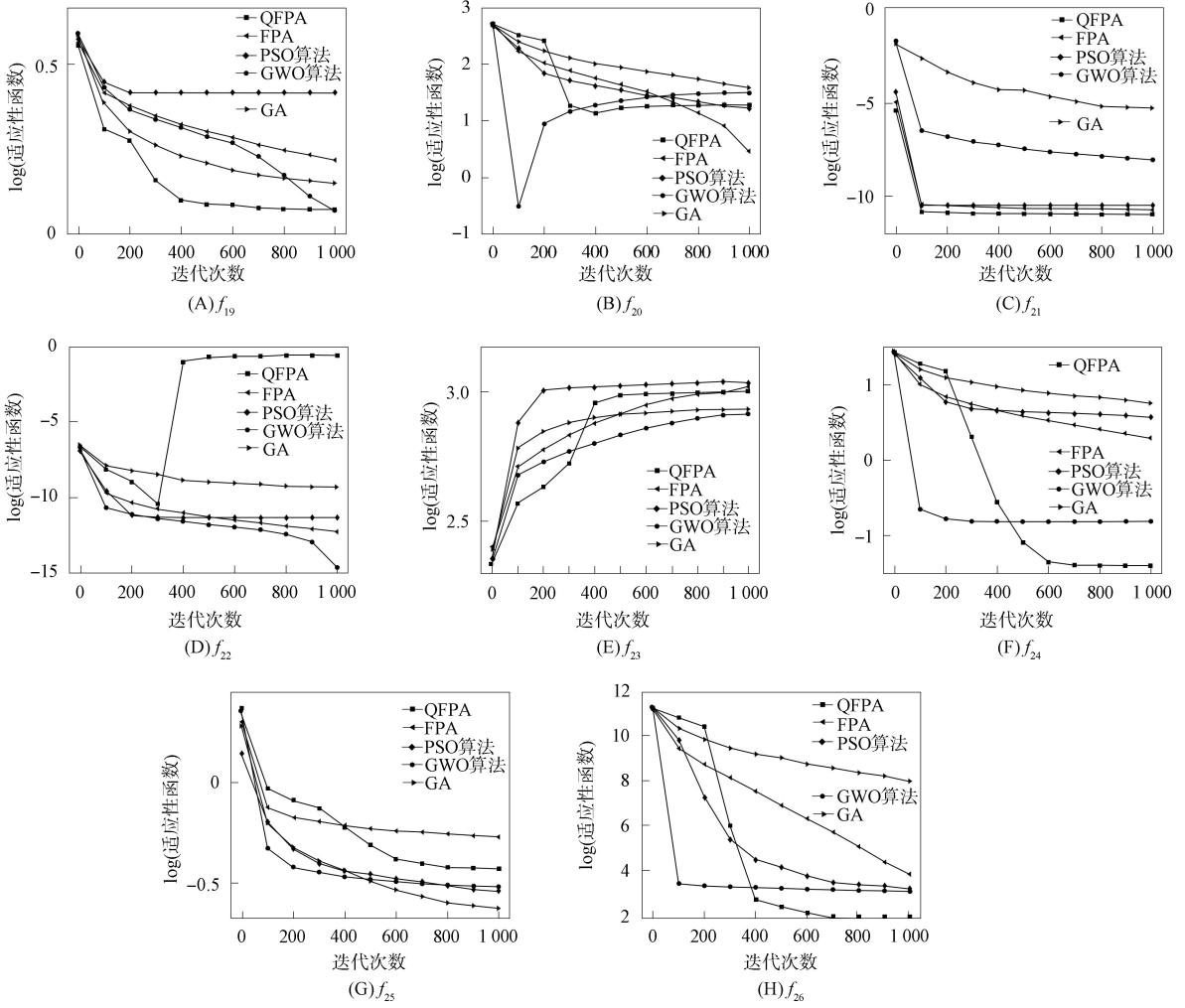


图 6 不同算法对函数 $f_{19} \sim f_{26}$ 收敛性能的比较结果

Fig. 6 Comparison results of convergence performance of different algorithms on functions $f_{19} - f_{26}$

表 6 各优化算法的参数设置

Table 6 Parameter settings of each optimization algorithm

算法	参数设置
GWO	lb=[1×10^{-3} , 2, 10, 10], ub=[0.01, 100, 300, 300], dim=4, SearchAgents_no=30, VarSiz=[1, dim]
PSO	lb=[1×10^{-3} , 2, 10, 10], ub=[0.01, 100, 300, 300], dim=4, SearchAgents_no=30, VarSize=[1, dim], $\omega=1$, wdamp=0.99, $c_1=2$, $c_2=2$
FPA	lb=[1×10^{-3} , 2, 10, 10], ub=[0.01, 100, 300, 300], dim=4, SearchAgents_no=30, VarSize=[1, dim]
GA	lb=[1×10^{-3} , 2, 10, 10], ub=[0.01, 100, 300, 300], dim=4, L=10, pc=0.8, pm=0.01, SearchAgents_no=30
QFPA	lb=[1×10^{-3} , 2, 10, 10], ub=[0.01, 100, 300, 300], dim=4, SearchAgents_no=30, VarSize=[1, dim], $\omega=1$, wdamp=0.99, $c_1=2$, $c_2=1.15$

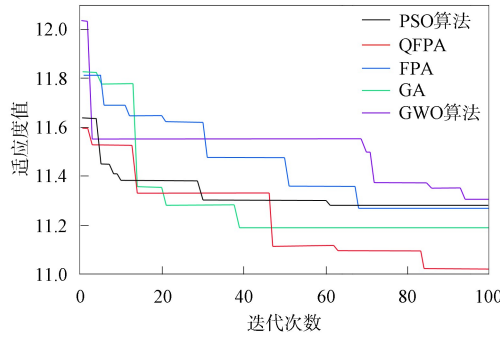


图 7 各优化算法的自适应度曲线

Fig. 7 Adaptive curves of each optimization algorithm

3 实验结果

为进一步验证 QFPA 的有效性和适用性, 本文将 QFPA 等 5 种智能算法应用在 LSTM 模型中, 并从两方面进行对比分析, 以解决空气 6 个特征(PM2.5, PM10, SO₂, CO, NO₂, O₃_8h)预测空气质量(AQI)的问题. 实验结果如下.

1) 将 LSTM 模型、GWO-LSTM 模型、PSO-LSTM 模型、GA-LSTM 模型、FPA-LSTM 模型、QFPA-LSTM 模型、CEEMDAN-QFPA-LSTM 模型进行对比, 验证 CEEMDAN 算法对数据去噪的有效性, 以及 QFPA 对 LSTM 模型的优化性能. 对比预测结果如图 8~图 11 所示. 由图 8 可见, 单一预测模型精度最低, 与真实值的重合度较低. 由图 10 可见, QFPA-LSTM 混合模型的预测值与真实值重合度较高. 由图 11 可见, CEEMDAN 算法+QFPA 的 LSTM 模型的预测值更接近于真实值, 误差率更低, 效果更好.

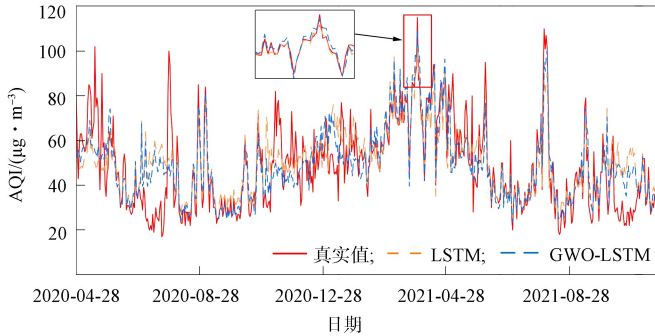


图 8 LSTM 和 GWO-LSTM 模型的预测结果对比

Fig. 8 Comparison of prediction results of LSTM and GWO-LSTM models

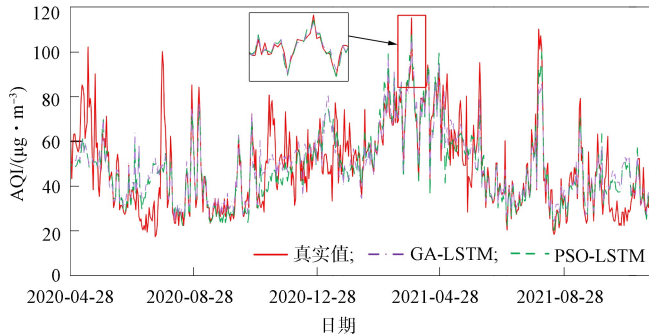


图 9 GA-LSTM 和 PSO-LSTM 模型的预测结果对比

Fig. 9 Comparison of prediction results of GA-LSTM and PSO-LSTM models

2) 各预测模型评价指标列于表 7. 由表 7 可见, 基于 CEEMDAN-QFPA-LSTM 模型在预测 AQI 方面误差值最低. 经过 CEEMDAN 算法对数据中 6 个特征进行去噪后, QFPA-LSTM 预测模型与未

经去噪的混合模型 FPA-LSTM 和 QFPA-LSTM 相比均方根误差分别下降了 0.32, 0.08 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, 平均绝对误差分别下降了 0.29, 0.01 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, R^2 分别提高了 0.029, 0.014 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, 表明在对 FPA 进行优化后得到的 QFPA 对 LSTM 模型的预测精度得到有效提高, 从而证明了 QFPA 的优越性. 进一步加入 CEEMDAN 算法对数据中的 6 个特性进行去噪处理, 使 QFPA-LSTM 模型的预测精度再次提高, 进一步证明了本文 CEEMDAN 算法降噪的有效性.

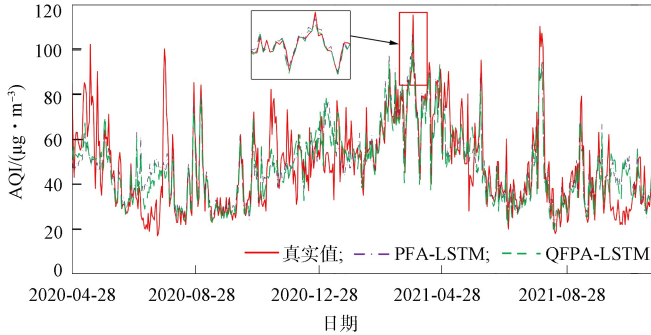


图 10 FPA-LSTM 和 QFPA-LSTM 模型的预测结果对比

Fig. 10 Comparison of prediction results of FPA-LSTM and QFPA-LSTM models

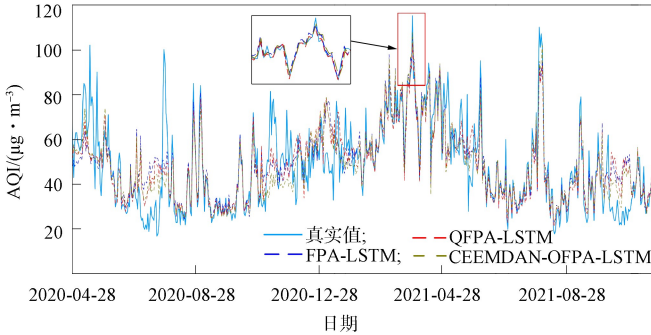


图 11 QFPA-LSTM, FPA-LSTM 和 CEEMDAN-QFPA-LSTM 模型的预测结果对比

Fig. 11 Comparison of prediction results of QFPA-LSTM, FPA-LSTM and CEEMDAN-QFPA-LSTM models

表 7 各模型的评价指标

Table 7 Evaluation indexes of each model

预测模型	RMSE/ $(\mu\text{g} \cdot \text{m}^{-3})$	MAE/ $(\mu\text{g} \cdot \text{m}^{-3})$	R^2
LSTM	12.56	8.62	0.568
GWO-LSTM	11.31	7.93	0.650
PSO-LSTM	11.28	7.65	0.651
FPA-LSTM	11.26	7.69	0.652
GA-LSTM	11.19	7.67	0.656
QFPA-LSTM	11.01	7.41	0.667
CEEMDAN-QFPA-LSTM	10.93	7.30	0.672

综上所述, 针对传统花朵授粉算法受初始参数影响较大、且易陷入局部最优解或算法无法收敛等问题, 本文提出了一种基于量子行为花朵授粉算法的新算法, 其目的是优化算法的搜索性能并减少局部最小值的可能性. 该算法的核心思想是将量子系统引入 FPA 算法中, 通过增强跳出局部最优解的能力提高算法的全局搜索性能, 从而避免陷入局部最优解. 此外, 该算法还通过引入轨迹分析优化种群, 帮助种群更好地逃离局部最优解, 并进一步降低误差. 利用基准函数对 QFPA 进行验证的结果表明, QFPA 相比于其他 4 种算法具有更好的鲁棒性、准确性和收敛性, 并且实际应用中具有可靠性和实用性. 本文以云南省昆明市空气质量数据集为例进行实验研究, 实验结果表明, 采用 CEEMDAN 算法对数据集进行去噪后的 QFPA-LSTM 模型在空气质量预测方面具有显著优势. QFPA 展现了出色的超参数寻优能力和高效的收敛性, 能有效处理模型的超参数寻优, 提高预测精度. 同时, CEEMDAN 算

法展现了较好的数据降噪能力,解决了时间序列数据中存在的噪声干扰问题.因此,该模型在空气质量预测领域有实际应用价值.

参 考 文 献

- [1] MOHAMMADI F G, SHENAVARMASOULEH F, RASHEED K, et al. The Application of Evolutionary and Nature Inspired Algorithms in Data Science and Data Analytics [C]//2021 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 255-261.
- [2] 丁国超,施雪玲,胡军.基于CGA-BP神经网络好氧堆肥的曝气供氧量预测模型[J].农业工程学报,2023,39(5):1-7.(DING G C, SHI X L, HU J. Prediction Model of Aeration Oxygen Supply for Aerobic Composting Based on CGA-BP Neural Network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(5): 1-7.)
- [3] 王尔申,王欢,雷虹,等.基于麻雀搜索算法的ARAIM故障子集优化方法[J].北京航空航天大学学报,2023,49(1):1-10.(WANG E S, WANG H, LEI H, et al. ARAIM Fault Subset Optimization Method Based on Sparrow Search Algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(1): 1-10.)
- [4] 宋玉生,刘光宇,朱凌,等.改进的灰狼优化算法在SVM参数优化中的应用[J].传感器与微系统,2022,41(9):151-155.(SONG Y S, LIU G Y, ZHU L, et al. Improved Grey Wolf Optimization Algorithm for SVM Parameter Optimization [J]. Sensors and Microsystems, 2022, 41(9): 151-155.)
- [5] ZHANG T T, SUN Y J, WANG P P, et al. Concentration Retrieval in a Calibration-Free Wavelength Modulation Spectroscopy System Using Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Applied Optics, 2022, 61(9): 2507-2514.
- [6] 刘怀湜,赵雪娇,刘雨新,等.基于改进粒子群优化的超顺磁效应多参数提取[J].吉林大学学报(地球科学版),2024,54(3):993-1002.(LIU H S, ZHAO X J, LIU Y X, et al. Multi-parameter Extraction of Superparamagnetic Effect Based on Improved Particle Swarm Optimization [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2024, 54(3): 993-1002.)
- [7] 龙洋,苏义鑫,廉城,等.混合细菌觅食算法求解无人艇路径规划问题[J].华中科技大学学报(自然科学版),2022,50(3):68-73.(LONG Y, SU Y X, LIAN C, et al. Hybrid Bacterial foraging Algorithm for Unmanned Surface Vehicle Path Planning Problem [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(3): 68-73.)
- [8] 姚光磊,熊菊霞,杨国武,等.多策略混合的花朵授粉算法[J].小型微型计算机系统,2021,42(7):1-9.(YAO G L, XIONG J X, YANG G W, et al. Flower Pollination Algorithm Based on Multi-strategy Hybridization [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(7): 1-9.)
- [9] WU F, ZHAO Y L, PANG J H, et al. Low-Discrepancy Sampling in the Expanded Dimensional Space: An Acceleration Technique for Particle Swarm Optimization [J]. Journal of Computational Science, 2023, 15(2): 345-357.
- [10] 王明常,丁文,赵竞争,等.基于知识图谱与随机森林的落叶松毛虫害遥感识别[J].吉林大学学报(地球科学版),2023,53(6):2006-2017.(WANG M C, DING W, ZHAO J Z, et al. Remote Sensing Identification of Dendrolimus Superans Infestation Based on Knowledge Graph and Random Forest [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2023, 53(6): 2006-2017.)
- [11] 李美霖,芮杰,金飞,等.基于改进YOLOX的遥感影像目标检测算法[J].吉林大学学报(地球科学版),2023,53(4):1313-1322.(LI M L, RUI J, JIN F, et al. Remote Sensing Image Target Detection Algorithm Based on Improved YOLOX [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2023, 53(4): 1313-1322.)
- [12] SAHA S, SARKAR J, DHAVALA S, et al. Quantile LSTM: A Robust LSTM for Anomaly Detection in Time Series Data [EB/OL]. (2023-02-17)[2023-02-30]. <https://arxiv.org/abs/2302.08712>.
- [13] KARA A. Multi-step Influenza Outbreak Forecasting Using Deep LSTM Network and Genetic Algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 172: 1-10.
- [14] PRASANTH S, SINGH U, KUMAR A, et al. Forecasting Spread of COVID-19 Using Google Trends: A Hybrid GWO-Deep Learning Approach [J]. Chaos Solitons Fractals, 2021, 142(1): 110336-1-110336-12.

- [15] 毛晓娟, 鲍彤, 荀广连, 等. 基于 GWO-LSTM 的设施蔬菜温室温度预测 [J]. 中国农机化学报, 2023, 44(1): 116-123. (MAO X J, BAO T, XUN G L, et al. Facility Vegetable Greenhouse Temperature Prediction Based on GWO-LSTM [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(1): 116-123.)
- [16] HE Q Q, WU C, SI Y W. LSTM with Particle Swarm Optimization for Sales Forecasting [J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2022, 51: 101118-1-101118-10.
- [17] 石涛, 熊腾, 赵珍珠. 花朵授粉算法研究综述 [J]. 软件导刊, 2017, 16(1): 1-8. (SHI T, XIONG T, ZHAO L Z. Overview of the Pollination Algorithm of Flowering Plants [J]. Software Guide, 2017, 16(1): 1-8.)
- [18] 李蕊, 黄玮, 李蒙. 云南大气环境容量系数变化特征及未来变化趋势预估 [J]. 气象与环境科学, 2023, 46(1): 73-81. (LI R, HUANG W, LI M. Change Characteristics and Future Trends of Atmospheric Environmental Carrying Capacity in Yunnan [J]. Meteorology and Environmental Science, 2023, 46(1): 73-81.)
- [19] SONG P C, PAN J S, CHU S C. A Parallel Compact Cuckoo Search Algorithm for Three-Dimensional Path Planning [J]. Applied Soft Computing, 2020, 94: 106443-106450.
- [20] GHOJOGH B, GHODSI A. Recurrent Neural Networks and Long Short-Term Memory Networks: Tutorial and Survey [EB/OL]. (2023-04-22)[2023-04-30]. <https://arxiv.org/abs/2304.11461>.
- [21] 毛世榕, 史水平, 玉壮基, 等. 基于自适应噪声声完全集经验模态分解算法和 Hurst 指数的地震数据去噪方法 [J]. 地震学报, 2023, 45(2): 258-270. (MAO S R, SHI S P, YU Z J, et al. Denoising Method of Earthquake Data Based on Adaptive Noise Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition Algorithm and Hurst Index [J]. Acta Seismologica Sinica, 2023, 45(2): 258-270.)
- [22] LI G X, CHEN B Q. Discovery of a Coherent, Wave-Like Velocity Pattern for the Radcliffe Wave [J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society: Letters, 2022, 517(1): L102-L107.
- [23] SPINOSA E, IAFRATI A. A Noise Reduction Method for Force Measurements in Water Entry Experiments Based on the Ensemble Empirical Mode Decomposition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108659-1-108659-12.
- [24] ZHANG P, LIU F, AUJLA G S, et al. VNE Strategy Based on Chaos Hybrid Flower Pollination Algorithm Considering Multi-criteria Decision Making [J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(11): 10673-10684.
- [25] 张文栋, 刘子琨, 梁涛, 等. 基于 CNN-LSTM 的综合能源系统负荷预测模型 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2023, 35(2): 254-262. (ZHANG W D, LIU Z K, LIANG T, et al. Load Forecasting Model of Integrated Energy System Based on CNN-LSTM [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 35(2): 254-262.)
- [26] 程文辉, 车文刚. 基于二次分解与 LSTM 的金融时间序列预测算法研究 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2022, 34(4): 638-645. (CHENG W H, CHE W G. Research on Financial Time Series Prediction Algorithm Based on Secondary Decomposition and LSTM [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2022, 34(4): 638-645.)
- [27] 杜敏, 王跃成, 张帅平, 等. 液体燃料 MILD 燃烧的特性及其污染物的排放规律 [J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44(5): 582-587. (DU M, WANG Y C, ZHANG S P, et al. Characteristics of Liquid Fuel MILD Combustion and Its Pollutant Emission Patterns [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2023, 44(5): 582-587.)
- [28] 杜敏, 孙文涛, 王跃成, 等. 燃烧室结构对液体燃料 MILD 燃烧影响的数值模拟 [J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2022, 43(6): 650-656. (DU M, SUN W T, WANG Y C, et al. Numerical Simulation of the Impact of Combustion Chamber Structure on Liquid Fuel MILD Combustion [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2022, 43(6): 650-656.)

(责任编辑: 韩 啸)