

引用格式: ZOU Xiang, YIN Songfeng, CHENG Yue, et al. Temperature Compensation Study of Laser Methane Sensor Based on ISSA-BP Neural Network[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(8):0814003

邹翔, 殷松峰, 程跃, 等. 基于 ISSA-BP 神经网络的激光甲烷传感器温度补偿研究[J]. 光子学报, 2023, 52(8):0814003

基于 ISSA-BP 神经网络的激光甲烷传感器 温度补偿研究

邹翔¹, 殷松峰^{2,3}, 程跃^{2,3}, 刘云龙¹

(1 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 合肥 230601)

(2 清华大学合肥公共安全研究院, 合肥 230601)

(3 合肥清芯传感科技有限公司, 合肥 230601)

摘要:为有效提高宽温应用环境下激光甲烷传感器的探测精度, 提出基于改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的温度补偿模型, 并利用实测大规模数据集进行验证。在模型框架上, 提出具有全局寻优能力的 ISSA-BP 算法: 利用准反射学习策略初始化麻雀种群以提高麻雀种群多样性, 引入变色龙算法、Levy 飞行策略和人工兔扰动策略分别对探索者位置、反捕食者位置和每代麻雀个体位置进行更新, 避免算法陷入局部最优。在数据上, 通过建立不同温度、不同浓度的传感器大规模实验数据集, 提升温度补偿模型的训练效果并减小模型的预测误差。在 $-20\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 65\text{ }^{\circ}\text{C}$ 温度范围内利用 15 800 组传感器测量数据分别对 BP、PSO-BP、SSA-BP 和 ISSA-BP 四种模型进行对比。结果表明, 基于 ISSA-BP 神经网络的温度补偿模型预测值最大相对误差仅为 0.52%, 比 BP、PSO-BP 和 SSA-BP 模型分别减少了 7.70%、2.46% 和 0.74%, MAE、MAPE、RMSE 和 RE 量化评价指标均远优于 BP、PSO-BP 和 SSA-BP 模型。本文算法可大幅提高宽温应用环境下激光甲烷传感器探测精度, 对提升激光甲烷传感器的环境适用性具有重要的参考意义。

关键词:激光甲烷传感器; 温度补偿; 麻雀搜索算法; 准反射学习; 变色龙算法; 人工兔优化算法

中图分类号: O433.4; TN249

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20235208.0814003

0 引言

当前, 中国经济发展持续推动能源需求大幅增加, 在能源多样化和清洁化趋势的共同作用下, 天然气在一次性能源消费中的需求量将以每年 8% 的速度增长。天然气的大规模使用, 其泄漏引起的燃爆事故会造成重大的人员伤亡和财产损失, 在复杂的应用环境中如何更有效、更精准、更快捷地发现可燃气体泄漏成为许多研究人员的方向和目标^[1]。

激光甲烷传感器具有抗中毒、抗干扰以及使用寿命长等显著优点, 可用于复杂环境下天然气泄漏的实时、在线监测^[2]。但激光甲烷传感器易受温度的影响, 导致实际检测的 CH_4 浓度值与真实值相差较大^[3-4]。常用的温度补偿方法有硬件补偿和软件算法补偿两种。由于硬件补偿易受电路元件和焊接精密密度等因素影响, 容易导致气体浓度检测结果准确性不足, 还存在成本较高等缺陷, 目前大部分学者采用最小二乘法和多项式拟合法等软件补偿方法^[5], 其具有可编程性强、成本较低和可扩展性强等优势。考虑到温度对激光甲烷传感器探测结果的影响包括气体分子、光路元件和电路元件等多方面因素^[6], 在实际大批量检测过程中采用上述方法所修正的浓度值与真实值之间仍存在较大误差。目前部分学者通过建立预测精度更高、泛化能力和学习能力强的神经网络温度补偿模型来提高激光甲烷传感器的预测效果和简化温度补偿过程^[7]。王彪等^[8]研制了利用 BP 神经网络进行温度补偿的激光气体检测系统, 解决了探测器输出受温度影响的问题。马砺等^[9]采用粒子群优

基金项目: 国家重点研发计划 (No. 2019YFC0810901), 清华大学合肥公共安全研究院开放课题 (No. QHHFYKF202202)

第一作者: 邹翔, zouxian934@163.com

通讯作者: 殷松峰, yinsongfeng@tsinghua-hf.edu.cn

收稿日期: 2023-02-28; 录用日期: 2023-04-07

<http://www.photon.ac.cn>

化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化BP神经网络建立温度补偿模型,在不同温度波动的条件下取得了较好的补偿效果。

利用神经网络方法构建温度补偿模型,其预测精度的高低主要取决于网络模型结构和大规模训练样本。本文基于BP神经网络可以将误差进行反向传播的优势和麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)的稳定性和局部开发能力^[10],对标准SSA算法在种群初始化、探索者和反捕食者位置更新以及每代麻雀个体位置扰动更新四个方面进行混合策略改进,提出一种改进的麻雀搜索算法(Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA)优化BP神经网络的激光甲烷传感器温度补偿模型(简称ISSA-BP),以提高温度补偿模型的全局寻优能力和预测精度。同时,将该温度补偿模型与产业化相结合并建立大规模激光甲烷传感器高低温检测样本数据集,通过大数据训练进一步提升模型效果。

1 温度对激光甲烷传感器影响分析

1.1 激光甲烷传感器检测原理

激光甲烷传感器技术源于朗伯-比尔定律,利用可调谐半导体激光器的窄线宽和波长随注入电流改变的特性实现对气体分子吸收线强的测量^[11]。朗伯-比尔定律描述了一束特定波长的单色光穿过待测气体后的强度变化,其初始光强和探测器透射光强之间的关系表达式为

$$I(\nu) = I_0(\nu) \exp[-PS(T)\varphi(\nu)NL] \quad (1)$$

式中, $I_0(\nu)$ 表示激光器射出的初始光强, $I(\nu)$ 表示待测气体吸收后的透射光强, $S(T)$ 为环境温度为 T 时气体特征谱线强度, P 为系统工作时的周围环境压强, L 为吸收光程, N 为待测气体浓度, $\varphi(\nu)$ 为气体吸收谱线模型的线性函数。

由于气体吸收谱线模型的线性函数 $\varphi(\nu)$ 在整个频域内的积分为 1。

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\nu) d\nu \equiv 1 \quad (2)$$

结合式(1)和式(2)可推导出待测气体浓度 N 的表达式为

$$N = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \ln[I(\nu)/I_0(\nu)] d\nu}{PS(T)L} = \frac{A}{PS(T)L} \quad (3)$$

式中, A 为待测气体吸收谱线的积分面积,在已知周围环境压强、温度和光程的条件下,通过查询 HITRAN 数据库中对应温度下的谱线特征强度即可反演出待测气体的浓度。

1.2 温度对激光甲烷传感器性能的影响

由式(3)分析得出,温度会对气体的特征谱线强度和气体分子之间碰撞引起的洛伦兹线性展宽产生影响^[12]。另外,激光甲烷传感器中的激光器等光学元件以及电路中的各种集成芯片也会受到温度的较大影响^[13]。如图 1 所示为在实际生产过程中对批量激光甲烷传感器进行高低温标定过程中通入 2% 浓度的 CH_4 气体并采用多项式拟合法^[14]进行温度补偿前后浓度输出的平均值和补偿后相对误差随温度变化的关系曲线。在 -20°C 时补偿前后的结果分别为 2.35% 和 2.15%, 相对误差达到 17.50% 和 7.50%; 60°C 时补偿前后结果为 1.71% 和 1.91%, 相对误差达到 14.50% 和 4.50%。

在实际批量生产激光甲烷传感器进行高低温浓度标定过程中,由于待测气体和激光甲烷传感器中各类元件受温度影响的机制复杂,难以通过单一的多项式拟合模型来保证稳定的 CH_4 浓度输出精度。

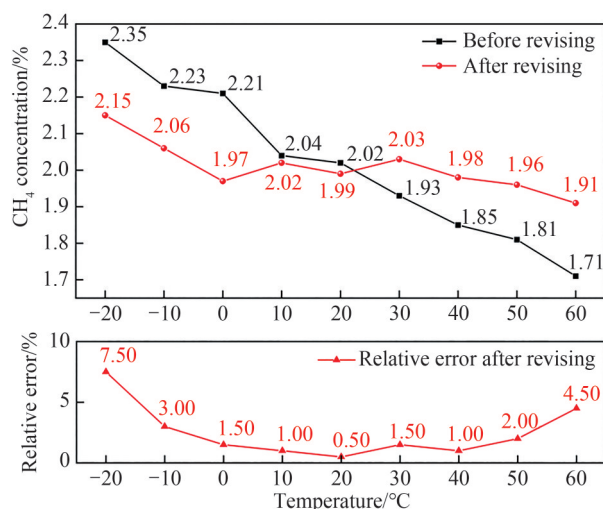


图 1 不同温度条件下 CH_4 浓度测量结果和误差
Fig. 1 Measurement results and errors of CH_4 concentration under different temperature conditions

2 ISSA-BP神经网络温度补偿方法

基于神经网络的传感器温度补偿算法具有良好的泛化能力和学习能力,并可通过大规模训练数据集达到较好的补偿效果^[15]。其中,神经网络的训练方法和训练数据集对预测精度具有重要影响。

2.1 ISSA-BP温度补偿模型

本文提出改进的麻雀搜索算法优化BP神经网络以提升温度补偿的精度,如图2所示为温度补偿模型中利用ISSA优化BP神经网络的模型结构,将环境温度和补偿前的CH₄浓度作为模型输入层数据,输出为温度补偿后的浓度预测值。

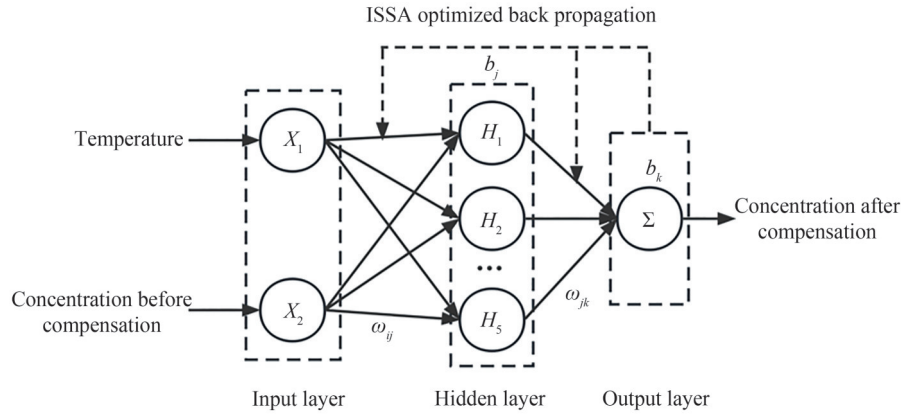


图2 ISSA-BP神经网络温度补偿模型结构

Fig. 2 ISSA-BPNN temperature compensation model structure

温度补偿模型的隐藏层层数设置为1,均方误差(Mean Squared Error, MSE)定义为损失函数,输入层节点个数为2,输出层节点个数为1,隐藏层节点个数通常采用经验公式和循环实验确定,本文模型采用的经验公式为

$$l = \sqrt{m + n} + \alpha \quad (4)$$

式中, l 为隐藏层节点个数, m 为输入层节点个数, n 为输出层节点个数, α 为1~10之间的调节常数。如表1所示,选用2%标准浓度CH₄气体,温度范围为-20℃~65℃的CH₄检测数据进行循环实验,在隐藏层节点数为5时,均方误差为 3.57×10^{-5} ,相比较其他节点数,可确定最佳隐藏层节点数为5。

表1 不同隐藏层节点数循环试验结果

Table 1 Cyclic test results of different hidden layer nodes

Nodes	3	4	5	6	7
MSE	2.35×10^{-3}	2.62×10^{-4}	3.57×10^{-5}	4.72×10^{-4}	6.43×10^{-4}

2.2 改进的麻雀搜索算法

2.2.1 准反射学习策略初始化种群

标准麻雀搜索算法通过随机函数初始化种群,这种方法会导致麻雀种群个体的多样性不足,且在搜索空间内分布不均匀。本文利用准反射学习策略^[16]可以快速进行大范围搜索的优势来初始化种群,从而提高算法迭代寻优的效率。

设在 j 维搜索空间中当前种群的一个可行解为 $X_j = (x_1, x_2, \dots, x_j)$,其准反射解为 $\bar{X} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_j)$,准反射解 \bar{X}_j 的位置公式为

$$\bar{X}_j = \text{rand}((lb_j + ub_j)/2, X_j) \quad (5)$$

式中, X_j 为 j 维搜索空间的麻雀个体, $X_j \in [lb_j, ub_j]$, lb 和 ub 为算法参数中的下界和上界且 $\forall j \in 1, 2, \dots, j$ 。

2.2.2 探索者位置更新策略改进

由于标准SSA算法中探索者的位置更新在预警值小于安全阈值的情况下公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right) \quad (6)$$

式中, $X_{i,j}^t$ 为第 i 只麻雀在迭代时的第 j 维值, t 为当前迭代次数, iter_{\max} 为最大迭代次数。该公式中探索者粒子的搜索范围是逐渐减小且趋近于 0 的, 从而影响了算法的收敛速度, 导致算法易陷入局部最优。

为解决上述问题, 本文引入变色龙算法^[17](Chameleon Swarm Algorithm, CSA) 中随机搜索猎物策略进行改进, 以提升种群间的信息交流能力, 防止其陷入局部最优。改进后的探索者位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + \mu((ub_j - lb_j)r_1 + lb_j) \text{sgn}(\text{rand} - 0.5) & R_2 < \text{ST} \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L & R_2 \geq \text{ST} \end{cases} \quad (7)$$

式中, r_1 为 $(0, 1)$ 内的随机数, μ 为收敛因子, 其计算方式为 $\mu = \gamma \exp\left(-\frac{\alpha t}{\text{iter}_{\max}}\right)^\beta$, γ, α 和 β 分别为 1、3.5 和 3, rand 为一个 $(0, 1)$ 内的随机数, Q 为正态分布的随机数, R_2 为危险预警值, ST 为安全阈值。

2.2.3 反捕食者位置更新策略改进

标准 SSA 算法中反捕食者在第 i 只麻雀的全局最优位置, 意识到危险并逃离时的位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right) \quad (8)$$

式中, X_{worst} 是当前全局最差位置, $K \in [-1, 1]$ 内的随机数, f_i 则是当前麻雀个体的适应度值, f_w 分别是当前全局最差的适应度值, ϵ 为避免分母为零的常数, $\epsilon = 1 \times 10^{-10}$ 。该公式中反捕食者个体处在当前全局最优位置, 因此其粒子的搜索范围会减少, 进而增加了算法早熟的概率。

为解决上述问题, 本文引入 Levy 飞行策略, 其随机步长在未知范围内搜索时, 能够达到更大搜索范围, 从而加强反捕食者的全局搜索能力。改进后的反捕食者位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + \alpha \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t| \cdot \text{Levy}(\xi) & f_i = f_g \end{cases} \quad (9)$$

式中, X_{best}^t 为当前最优解的位置, α 表示随机步长, 经过反复的实验取值为 0.55, f_g 表示当前全局最佳适应度值。对于 $\text{Levy}(\xi)$ 通常采用 Mantegna 算法^[18]来表示, 其随机搜索路径公式为

$$\text{Levy}(\xi) \sim \frac{u}{|v|^{1/2}} \quad (10)$$

$$u \sim N(0, \delta_u^2), v \sim N(0, \delta_v^2) \quad (11)$$

$$\delta_u = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \xi) \cdot \sin\left(\frac{\pi \xi}{2}\right)}{\Gamma\left[\frac{1 + \xi}{2}\right] \xi \cdot 2^{\frac{(\xi-1)}{2}}} \right\}^{1/\xi} \quad \delta_v = 1 \quad (12)$$

式中, $\Gamma(\xi)$ 是 Gamma 函数, ξ 取值影响 Levy 飞行轨迹, ξ 取值越大, 越能增强算法的开发能力。

2.2.4 人工兔扰动策略

在算法的每次迭代更新过程中, 为提高算法的全局寻优能力和收敛速度, 本文利用人工兔优化算法 (Artificial Rabbits Optimization, ARO)^[19] 中模拟兔子绕道觅食的数学模型对每代麻雀个体位置进行扰动更新。利用人工兔扰动策略更新每代麻雀个体位置公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{\text{best}}^t + L \cdot c \cdot (X_{\text{else}}^t - X_{\text{best}}^t) + S \cdot n_1 \quad (13)$$

$$L = (e - \exp\left(-\frac{t-1}{\text{iter}_{\max}}\right)^2) \cdot \sin(2\pi r_2) \quad (14)$$

$$c(k) = \begin{cases} 1 & k = \text{randperm}(d) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad k = 1, \dots, d \quad (15)$$

$$S = \text{round}(0.5 \cdot (0.05 + r_3)) \quad (16)$$

式中, X'_{else} 为剩余麻雀个体位置, n_1 为服从标准正态分布的随机数, L 为步长因子, r_2 和 r_3 均为 $(0, 1)$ 之间的随机数, round 表示四舍五入, d 为变量维度, $\text{randperm}(d)$ 表示返回 1 至 d 之间的随机整数。

如图 3 为步长因子 L 随迭代次数增加的变化情况, 改进的麻雀个体扰动位置更新方法从正反两个方向进行, 在初始迭代时产生较长步长, 随迭代次数的增加步长逐渐变短。较大程度上提高了前期麻雀个体的全局搜索能力和后期种群收敛速度, 可以帮助 ISSA 算法逃避局部最优, 进行全局勘探和局部开发。

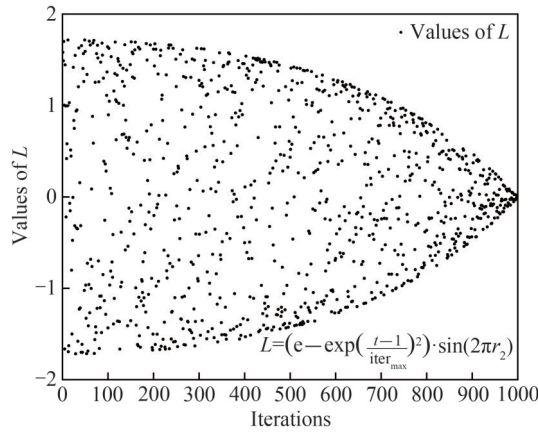


图 3 步长因子 L 随迭代次数增加的更新方式

Fig. 3 The update method of the step length factor L as the number of iterations increases

2.2.5 ISSA 算法性能评估

通过模仿自然界生物交流合作而演化出的麻雀搜索算法、粒子群优化算法和灰狼优化算法 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 均为迭代寻优效果较好的群智能优化算法, 且都在气体监测和气体温度补偿等领域运用。为验证 ISSA 算法的寻优性能, 采用 PSO、GWO、SSA 和 ISSA 四种算法进行性能评估。其中测试函数选取 Schwefel's Problem 单峰函数和 Rastrigin 多峰函数, 实验参数设置为: 种群规模为 21, 迭代次数为 300, 分别对算法运行 30 次, 测试结果如图 4 所示。

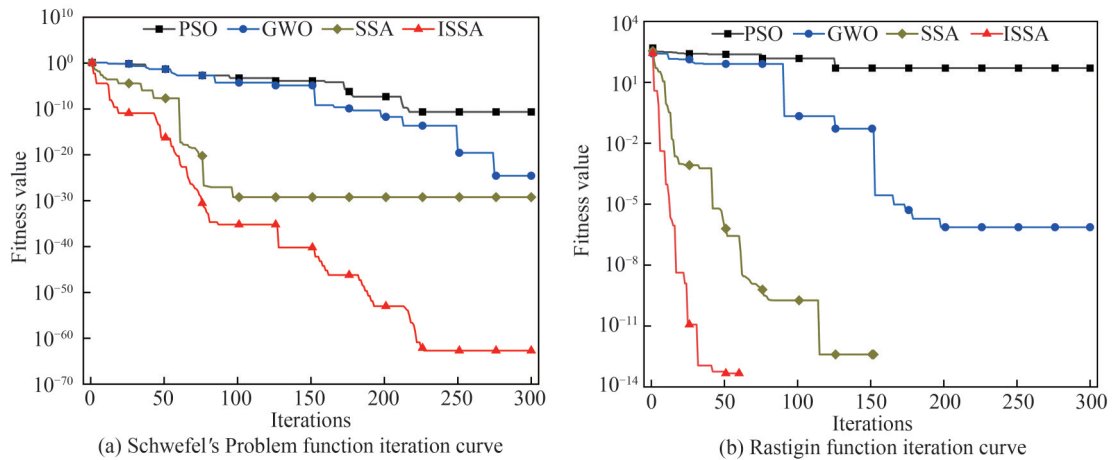


图 4 单峰函数和多峰函数测试结果

Fig. 4 Test results of unimodal function and multimodal function

如图 4(a) 测试结果所示, 使用 ISSA 算法求解 Schwefel's Problem 函数时, 收敛精度和速度优于 PSO、GWO 和 SSA 算法。在图 4(b) 求解 Rastrigin 函数时, ISSA 算法的收敛速度最快, 说明 ISSA 算法在全局搜索和局部开发的能力更强。

2.3 ISSA-BP 温度补偿模优化过程

改进的麻雀搜索算法会分成探索者和追随者两种策略进行, 且麻雀种群中有随机 10%~20% 的个体数

量可以意识到危险,并做出反捕食行动,从而能够更好地搜索得到最佳适应度位置并迅速在最优位置收敛。

如图5所示为基于改进的麻雀搜索算法优化BP神经网络权值和阈值建立温度补偿模型流程图,其具体流程为

步骤1:将训练和测试样本区分编号,训练和测试样本中均包含不同温度区间的实验测量数据。

步骤2:设置BP神经网络超参数,最大训练次数和学习率分别设置为100和0.1,最小误差设置为 1×10^{-5} ,并通过Nguyen-Widrow算法初始化权值和阈值。

步骤3:初始化ISSA相关参数并对BP神经网络的权值和阈值进行初始化编码工作。改进的麻雀搜索算法经过反复循环试验确定种群规模为21,变量维度 $d=21$,最大进化次数为150,种群限制 $pop_{max}=5, pop_{min}=-5$,种群的20%为探索者,其余为追随者。

步骤4:利用准反射学习策略初始化种群。

步骤5:计算麻雀在觅食和反捕食过程中得到的适应度,并找出最佳和最差适应度的位置。

步骤6:麻雀探索者根据式(7)进行位置更新。

步骤7:更新追随者位置,探索者以外的剩余个体为跟随探索者进行觅食的追随者,其位置迭代更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & \text{others} \end{cases} \quad (17)$$

式中, X_p 和 X_{worst} 分别表示探索者搜索到的最佳和最差适应度的位置, A 表示在一个 $1 \times g$ 的矩阵中每个元素随机赋值为1或-1,且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$, L 为 $1 \times d$ 的矩阵, d 为变量维度。

步骤8:麻雀反捕食者根据式(9)进行位置更新。

步骤9:将所有个体与当前最优位置麻雀个体采用人工兔扰动公式(13)~式(16)进行更新。

步骤10:更新适应度,判断是否达到设定的最大迭代次数或最初设定的最小误差,如果满足则继续下一

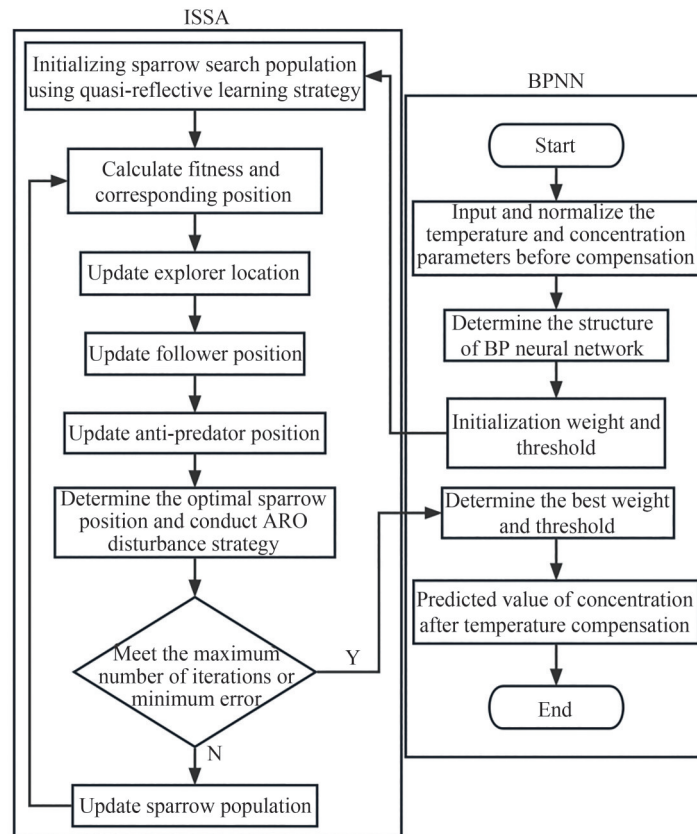


图5 ISSA-BP 温度补偿模型流程图

Fig. 5 Flow chart of ISSA-BP temperature compensation model

步,否则返回步骤5。

步骤11:将最佳个体适应度赋给BP神经网络的权值和阈值并对环境温度和浓度数据进行仿真建模测试,继续经过反归一化处理后,输出温度补偿后的CH₄浓度预测值。

3 模型验证

3.1 大规模传感器实验数据集建立

如图6为激光甲烷传感器光学和电路原理图,该传感器由气室、DFB激光器、电路板、光电探测器和温压测量模块等器件组成。本文采集的数据是通过激光甲烷传感器在低温(-20℃~-5℃)、常温(15℃~30℃)和高温(55℃~65℃)环境中检测的环境温度值和甲烷浓度值。

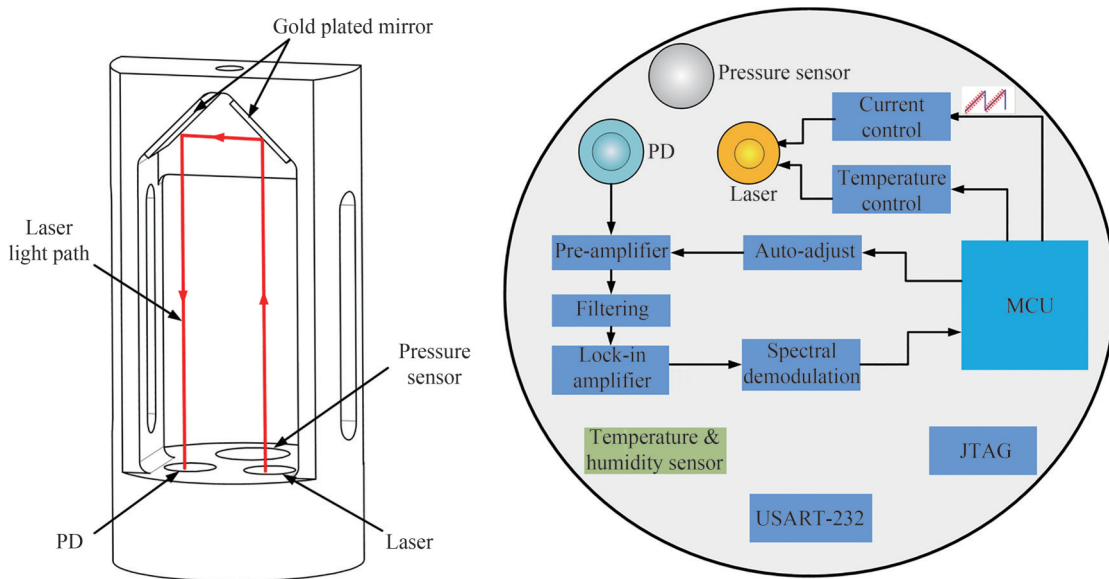
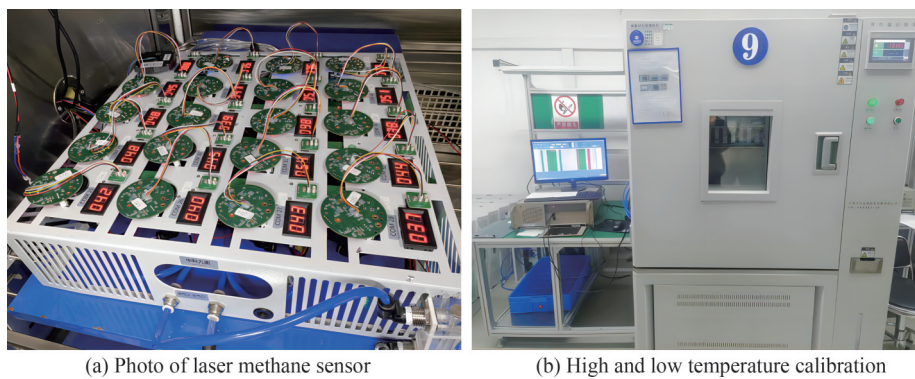


图6 激光甲烷传感器光学和电路原理图

Fig. 6 Optical circuit schematic diagram of laser methane sensor

图7为激光甲烷传感器进行高低温实验采集数据所需设备照片,图7(a)为实验数据采集过程中使用的激光甲烷传感器(由合肥清芯传感科技有限公司自制)照片,图7(b)为高低温试验箱和计算机照片。



(a) Photo of laser methane sensor

(b) High and low temperature calibration

图7 激光甲烷传感器高低温实验设备

Fig. 7 High and low temperature experimental equipment of laser methane sensor

ISSA-BP温度补偿模型的实验验证选取9155台激光甲烷传感器检测得到的温度和浓度数据共15800组并建立大规模数据集。数据集中包含低温、常温和高温的数据,每个温度区间包含0.5%、2%和8%标准浓度的CH₄测量值。

3.2 模型评价指标

本文分别采用BP、PSO-BP、SSA-BP和ISSA-BP神经网络建立温度补偿模型,并通过平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE),均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和相对误差(Relative Error, RE)来评价和对比各温度补偿模型的性能,评价指标公式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (18)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (20)$$

$$RE = \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \quad (21)$$

式中, y_i 为实验检测甲烷浓度的真实值, \hat{y}_i 为建立温度补偿模型后浓度值的预测输出,本文使用MAE、RMSE和MAPE评价指标时浓度均以ppm(1×10^{-6})为单位进行计算。

3.3 实验结果分析与讨论

如表2所示,为验证建立的温度补偿模型具有普适性和准确性,将建立好的数据集区分为训练和测试数据集,训练数据集包括不同环境温度对应的0.5%和8.0%CH₄浓度检测数据各3100组建立温度补偿模型。测试数据集包括未训练过的温度(15℃~30℃)和2.0%CH₄浓度数据。

表2 训练和测试数据样本区分
Table 2 Differentiation of training and test data samples

Datasets	Temperature	Concentration/%	Samples
Training samples	-20℃~5℃	Measured values of 0.5% and 8.0% CH ₄ concentration	3100
	40℃~65℃		3100
Test samples	-20℃~-5℃	Measured values of 0.5%, 2.0% and 8.0% CH ₄ concentration	3200
	15℃~30℃		3200
	55℃~65℃		3200

为对比验证ISSA-BP神经网络建立温度补偿模型的优越性,分别与基本BP神经网络、PSO-BP神经网络和SSA-BP神经网络进行对比验证。表3列出了三组未训练过的CH₄实验检测样本在不同温度区间浓度的最高和最低预测值。

表3 温度补偿后CH₄浓度预测值输出
Table 3 CH₄ concentration output predicted value after temperature compensation

CH ₄ concentration	Algorithm	Predicted value of CH ₄ concentration/%		
		-20℃~-5℃	15℃~30℃	55℃~65℃
0.5%	BP	0.5312~0.5411	0.4863~0.4993	0.4632~0.4795
	PSO-BP	0.5107~0.5149	0.4972~0.5051	0.4861~0.4913
	SSA-BP	0.5016~0.5063	0.4993~0.5017	0.4948~0.4982
	ISSA-BP	0.5003~0.5026	0.5001~0.5019	0.4985~0.5008
2.0%	BP	2.0864~2.1565	1.9991~2.0043	1.8413~1.9566
	PSO-BP	2.0192~2.0511	2.0012~2.0056	1.9503~1.9924
	SSA-BP	2.0068~2.0232	2.0006~2.0020	1.9814~1.9958
	ISSA-BP	1.9972~2.0103	1.9992~2.0045	1.9923~1.9995
8.0%	BP	8.1692~8.4831	7.9967~8.0122	7.5843~7.9489
	PSO-BP	8.0594~8.2003	8.0012~8.0076	7.8866~7.9534
	SSA-BP	8.0271~8.0992	8.0015~8.0144	7.9190~7.9883
	ISSA-BP	8.0167~8.0393	8.0022~8.0089	7.9623~7.9971

图 8(a)~(c)为采用BP, PSO-BP, SSA-BP 和 ISSA-BP 四种温度补偿模型分别对浓度为 0.5%, 2.0% 和 8.0% 的 CH₄ 气体进行温度补偿后抽取最大相对误差附近 50 组预测样本结果对比。ISSA-BP 温度补偿模型预测结果集中分布于标准浓度的两侧, 且预测值在标准值两侧稳定浮动, 最大相对误差为 0.52%。

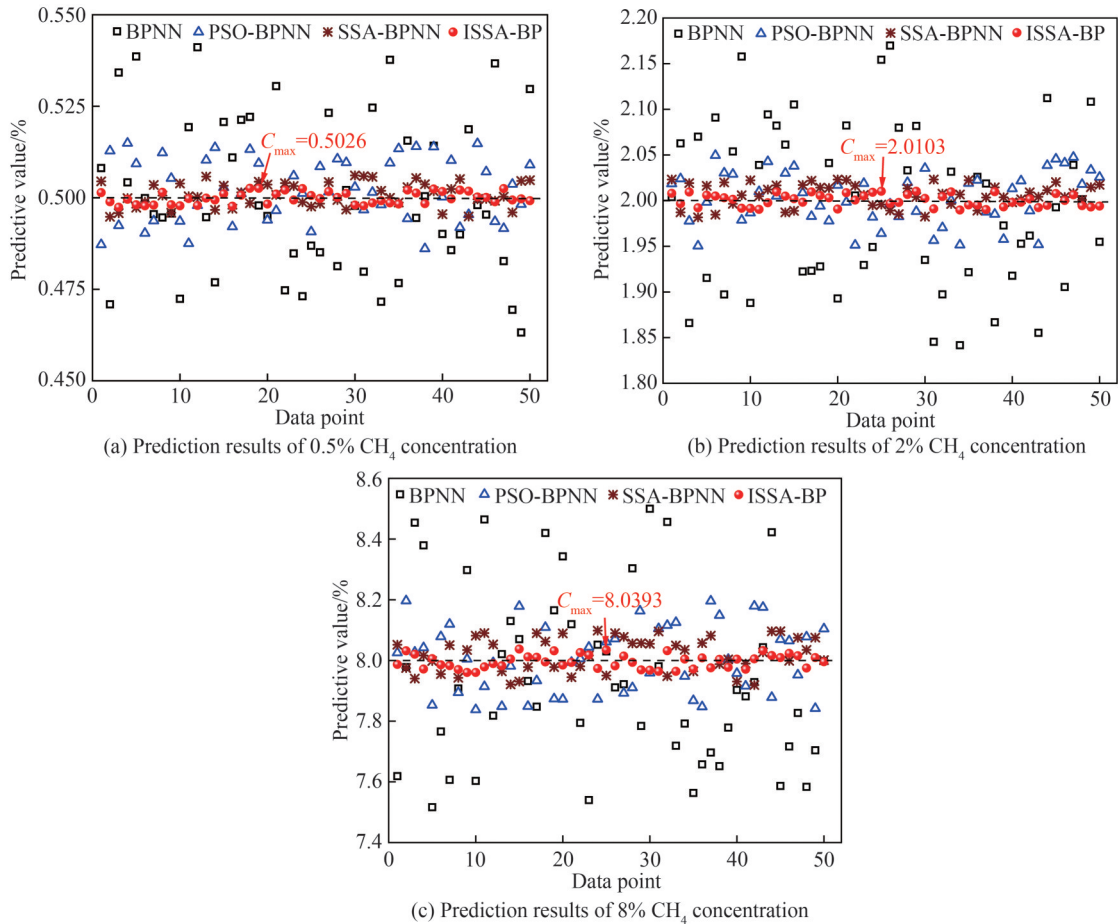


图 8 BP、PSO-BP、SSA-BP 和 ISSA-BP 温度补偿模型预测输出

Fig. 8 BP, PSO-BP, SSA-BP and ISSA-BP temperature compensation model prediction output

表 4 列出了不同模型分别对 5 000 ppm、20 000 ppm 和 80 000 ppm 的标准 CH₄ 浓度在 -20 °C~65 °C 温度条件下的预测能力和补偿效果评价指标。与其他模型相比 ISSA-BP 神经网络模型的 MAE、MAPE、RMSE 和 RE 的值更小, 这表明 ISSA-BP 温度补偿模型的预测精度更高, 稳定性更好。

表 4 四种温度补偿模型算法性能评价指标

Table 4 Performance evaluation index of four temperature compensation models

CH ₄ concentration	Algorithm	MAE	MAPE	RMSE	RE
5 000 ppm	BP	155.251 2	0.038 6	203.512 9	8.22
	PSO-BP	73.600 3	0.014 6	84.001 2	2.98
	SSA-BP	28.757 5	0.005 8	33.597 9	1.26
	ISSA-BP	13.253 6	0.002 7	15.303 2	0.52
20 000 ppm	BP	620.742 1	0.039 2	719.142 9	7.83
	PSO-BP	254.904 6	0.012 7	288.151 1	2.81
	SSA-BP	105.465 2	0.005 3	122.460 3	1.15
	ISSA-BP	51.693 1	0.002 6	59.782 3	0.51
80 000 ppm	BP	2251.641 6	0.028 3	2510.526 2	6.04
	PSO-BP	843.361 4	0.010 4	982.027 8	2.50
	SSA-BP	456.100 4	0.005 7	530.441 3	1.24
	ISSA-BP	201.482 5	0.002 1	236.257 4	0.49

图9为采用上述四种模型对0.5%标准CH₄浓度在不同温度条件下补偿后的实验数据和相对误差对比。由实验结果得出,采用ISSA-BP建立温度补偿模型预测值与标准浓度值相对误差明显减小,相较于BP、PSO-BP和SSA-BP神经网络模型预测值的最大相对误差分别减小了7.70%、2.46%和0.74%,当温度变化范围为-20℃~65℃时,浓度预测值依然在较小的范围内波动。基于上述比较分析,ISSA-BP温度补偿模型适用于激光甲烷传感器温度补偿,且预测效果具有较高的精确度和可靠性。

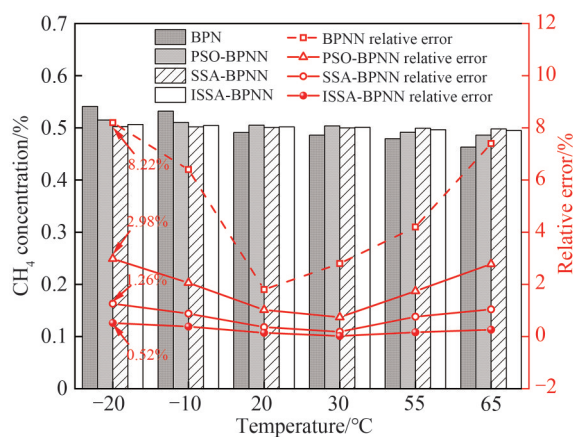


图9 四种模型对0.5%浓度甲烷气体补偿后实验数据图

Fig. 9 Experimental data diagram of four models after compensation for methane gas with 0.5% concentration

4 结论

本文提出ISSA-BP温度补偿模型,并建立不同温度、不同浓度的大规模实测数据集,提高了宽温应用条件下激光甲烷传感器的测量精度。首先,利用准反射学习策略初始化种群,提高算法迭代寻优的效率;其次,借鉴CSA中猎物搜索策略对SSA中探索者位置更新进行改进,使算法有跳出局部最优的能力;同时,引入Levy飞行策略对反捕食者位置更新进行改进,增强其全局搜索的能力;再者,利用ARO扰动策略对麻雀个体进行扰动更新,进一步降低算法陷入局部最优的概率;最后,通过建立的15 800组实验数据集,验证了该模型在激光甲烷传感器温度补偿领域的适用性。实验结果表明,基于ISSA-BP神经网络建立的温度补偿模型预测值的最大相对误差仅为0.52%,比其他算法模型预测精度更高,效果更稳定。

参考文献

- [1] ZHAO L, DU Y, WANG W, et al. Progress on monitoring methods of atmospheric greenhouse gases[J]. Meteorological and Environmental Research, 2022, 13(5): 14-18+24.
- [2] LI Jinyi, LI Lianhui, ZHAO Shuo, et al. Application research of tunable diode laser absorption spectroscopy in petroleum industry[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2022, 59(13): 65-84.
李金义, 李连辉, 赵烁, 等. 可调谐半导体激光吸收光谱技术在石油工业中的应用研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(13): 65-84.
- [3] YAN Ge, ZHANG Lei, YU Ling, et al. Mid-infrared methane sensor system for natural gas leakage detection and its application[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(18): 118-126.
闫格, 张磊, 于玲, 等. 面向天然气泄漏检测的中红外甲烷传感系统与应用[J]. 中国激光, 2022, 49(18): 118-126.
- [4] DAISUKE H, JUNYA N, MASAKAZU M, et al. Simultaneous measurement of CH₄ concentration and temperature distributions in a semiconductor process chamber[J]. Journal of Physics D, 2019, 52(48): 6-14.
- [5] YUAN Song, KAN Ruifeng, HE Yabo, et al. Tunable diode laser spectroscopy system for carbon dioxide monitoring[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(12): 176-181.
袁松, 阚瑞峰, 何亚柏, 等. 基于可调谐半导体激光光谱大气CO₂监测仪[J]. 中国激光, 2014, 41(12): 176-181.
- [6] NIE Wei, KAN Ruifeng, XU Zhenyu, et al. Measuring spectral parameters of water vapor at low temperature based on tunable diode laser absorption spectroscopy[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(20): 97-102.
聂伟, 阚瑞峰, 许振宇, 等. 基于TDLAS技术的水汽低温吸收光谱参数测量[J]. 物理学报, 2017, 66(20): 97-102.
- [7] LV Mingchen, LIU Qingzheng, SUN Xing, et al. Design of infrared temperature sensor based on GA-BP neural network temperature compensation[J]. Instrument Technology and Sensor, 2019, (3): 19-22.
吕鸣晨, 刘清倦, 孙星, 等. 基于GA-BP神经网络温度补偿的红外温度传感器设计[J]. 仪表技术与传感器, 2019, (3):

- 19-22.
- [8] WANG Biao, LIAN Houquan, YU Yongbo, et al. Development of laser gas detection system with BP neural network compensation[J]. *Laser Journal*, 2022,43(8):19-23.
王彪, 连厚泉, 俞泳波, 等. 采用BP神经网络补偿的激光气体检测系统研制[J]. *激光杂志*, 2022, 43(8): 19-23.
- [9] MA Li, FAN Xinli, ZHANG Shuo, et al. Research on CH₄ Gas detection and temperature correction on TDLAS technology[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41 (11): 3632-3638.
马砺, 范新丽, 张朔, 等. 基于TDLAS技术的CH₄气体检测与温度补偿方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(11): 3632-3638.
- [10] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [11] NIE Wei, KAN Ruifeng, YANG Chenguang, et al. Research progress on the application of tunable diode laser absorption spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018,45(9):9-29.
聂伟, 阚瑞峰, 杨晨光, 等. 可调谐二极管激光吸收光谱技术的应用研究进展[J]. *中国激光*, 2018, 45(9): 9-29.
- [12] ZHAO Xiaohu, SUN Pengshuai, ZHANG Zhirong, et al. Wide-range multi-gas detection method based on wavelength modulation spectroscopy and direct absorption spectroscopy[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2023, 52(1): 20220284.
赵晓虎, 孙鹏帅, 张志荣, 等. 基于跨波长调制和直接吸收光谱的宽量程多气体检测方法[J]. *红外与激光工程*, 2023, 52(1): 20220284.
- [13] SEBASTIAN B, NICOLE W, STEVEN W. Laser-based measurements of pressure broadening and pressure shift coefficients of combustion-relevant absorption lines in the near-infrared region[J]. *Applied Physics B*, 2018,124(6): 23-31.
- [14] PANG Tao, SUN Pengshuai, ZHANG Zhirong, et al. Design of compact full-range laser methane sensing with wide temperature range [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020,49 (10): 138-147.
庞涛, 孙鹏帅, 张志荣, 等. 宽温紧凑型全量程激光甲烷传感探头设计[J]. *光子学报*, 2020, 49(10): 138-147.
- [15] MA Li, FAN Xinli, ZHANG Xiaolong, et al. Research on temperature compensation algorithm model of CH₄-CO₂ infrared sensor for mining [J]. *Laser and Infrared*, 2020,50 (12): 1456-1462.
马砺, 范新丽, 张晓龙, 等. 矿用CH₄-CO₂红外传感器温度补偿算法模型研究[J]. *激光与红外*, 2020, 50(12): 1456-1462.
- [16] FAN Q, CHEN Z, XIA Z. A novel quasi-reflected Harris hawks optimization algorithm for global optimization problems [J]. *Soft Computing* , 2020, 24(19): 14825-14843..
- [17] BRAIK M S. Chameleon swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for solving engineering design problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 174(1):114685.
- [18] YUAN Xiaoping, JIN Peng, ZHOU Guopeng. An improved QPSO algorithm base on social learning and lévy flights[J]. *Systems Science and Control Engineering*, 2019, 36 (4): 1-5+11.
袁小平, 金鹏, 周国鹏. 融合社会学习和莱维飞行的改进QPSO算法[J]. *微电子学与计算机*, 2019, 36(4): 1-5+11.
- [19] WANG L, CAO Q, ZHANG Z, et al. Artificial rabbits optimization: A new bio-inspired meta-heuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 114: 105082.

Temperature Compensation Study of Laser Methane Sensor Based on ISSA-BP Neural Network

ZOU Xiang¹, YIN Songfeng^{2,3}, CHENG Yue^{2,3}, LIU Yunlong¹

(1 School of Electronics and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China)

(2 Hefei Institute for Public Security, Tsinghua University, Hefei 230601, China)

(3 Hefei Tsingsensor Technology Co., Ltd, Hefei 230601, China)

Abstract: Laser methane sensor has obvious advantages of anti-poisoning, anti-interference, and long service life. It can be used for real-time online monitoring of natural gas leakage in complex environments. However, the laser methane sensor is easily affected by temperature, resulting in a large difference between the actual measured CH₄ concentration and the actual value. Common temperature compensation algorithms include polynomial fitting method and empirical formula method. These two temperature compensation methods have a good effect on temperature compensation under the influence of single factor. However, the influence factors of temperature on the laser methane sensor include gas molecules, optical elements and circuit elements. Therefore, in the actual quality application, there is still a large error

between the corrected concentration value and the true value.

In this paper, a temperature compensation model is established by using the deep learning method. Its prediction accuracy mainly depends on the network model structure and large-scale training samples. In order to effectively improve the detection accuracy of the laser methane sensor in a wide temperature application environment, combined with industrialization, a large-scale laser methane sensor high and low temperature detection sample data set was established, and the model effect was further improved through big data training.

Based on the model framework, an ISSA-BP algorithm with global optimization capability is proposed. Firstly, a quasi-reflective learning strategy is used to initialize the sparrow population to improve the efficiency of iterative optimization. Secondly, we use the strategy of searching for prey in CSA to improve the location update of explorers in SSA, so that the algorithm has the ability to jump out of local optimization. At the same time, Levy flight strategy is introduced to improve the anti-predator position update and enhance its global search ability. Finally, the artificial rabbit disturbance strategy is used to update the sparrow individuals to further reduce the probability of the algorithm falling into the local optimum. By using the standard sparrow search algorithm, particle swarm optimization algorithm and grey wolf optimization algorithm to test unimodal function and multimodal function, the advantages of ISSA in terms of convergence accuracy and speed, global search and local development capability are verified.

In terms of data, the training effect of the temperature compensation model is improved and the prediction error of the model is reduced by establishing a large-scale experimental data set of sensors with different temperatures and concentrations. In the temperature range of $-20\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 65\text{ }^{\circ}\text{C}$, 15 800 groups of sensor measurement data were used to carry out comparative experiments on BP, PSO-BP, SSA-BP and ISSA-BP temperature compensation models. The results show that the maximum relative error of the predicted value of temperature compensation model based on ISSA-BP neural network is only 0.52%, which is 7.70%, 2.46%, and 0.74% less than that of BP, PSO-BP, SSA-BP models respectively. When the temperature changes from $-20\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 65\text{ }^{\circ}\text{C}$, the predicted value of concentration still fluctuates in a small range. The Average Absolute Percentage Error (MAPE) of BP neural network, PSO-BP neural network, SSA-BP neural network and ISSA-BP neural network for predicting the test sample of 0.5% standard concentration methane gas is 0.038 6%, 0.014 6%, 0.005 8%, and 0.002 7%, respectively. Compared with other models, the values of MAE, MAPE, RMSE and RE of ISSA-BP neural network model are smaller, which indicates that ISSA-BP temperature compensation model has higher accuracy and better stability.

The research results show that the algorithm in this paper can greatly improve the detection accuracy of the laser methane sensor in a wide temperature application environment, and is of great significance in improving the environmental applicability of the laser methane sensor.

Key words: Laser methane sensor; Temperature compensation; Sparrow Search Algorithm (SSA); Quasi-reflective learning strategy; Chameleon Swarm Algorithm (CSA); Artificial Rabbits Optimization (ARO)

OCIS Codes: 140.3600; 280.3420; 250.5960; 200.4260; 120.6780