

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902524

# 基于改进 Levy 飞行的 PSO 湿度传感器补偿算法\*

唐朝国

(中铁二院工程集团有限公司 成都 610031)

**摘要:**针对综合管廊中温度变化导致湿度传感器数据失真的问题,提出一种改进 Levy 飞行的粒子群优化(PSO)算法(ILPSO),用于补偿数据误差。首先,建立一个预测误差的神经网络,通过 PSO 寻找网络初始参数;然后,在 PSO 寻找过程中加入改进的 Levy 飞行,粒子飞行的概率与到最优粒子的距离成反比,靠近最优粒子时以较大概率反向逃离最优粒子,克服粒子早熟问题;最后,网络以 PSO 的输出作为初始参数重新训练。在算法寻优性能实验中,相比于其他测试算法,ILPSO 算法的寻优能力更强,在传感器误差测试实验以及稳定性实验中,ILPSO 算法的补偿效果最好,补偿后的湿度值误差在 5% 以内,均方误差(MSE)最低,稳定性最好。实验结果表明,与传统的 Levy 飞行相比,ILPSO 算法对误差预测网络的适应度更强,收敛更快,提高了湿度传感器温度补偿的准确性以及稳定性。

**关键词:** BP 神经网络;温度补偿;PSO 算法;Levy 飞行

**中图分类号:** TP212;TN108.4 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## PSO humidity sensor compensation algorithm based on improved Levy flight

Tang Chaoguo

(China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd., Chengdu 610031, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of humidity sensor data distortion caused by temperature changes in utility tunnel, an improved Levy flight particle swarm optimization algorithm (ILPSO) is proposed to compensate data errors. Firstly, a neural network with prediction error is established, and the initial parameters of the network are found by PSO. Then, an improved levy flight is added in the PSO search process, the probability of particle flight is inversely proportional to the distance to the optimal particle, and when approaching the optimal particle, it reversely escapes from the optimal particle with a larger probability, thus overcoming the problem of particle premature. Finally, the network retrains with the output of PSO as the initial parameter. In the sensor error test experiment and stability experiment, the compensation effect of ILPSO algorithm is the best, the humidity value error after compensation is less than 5%, MSE is the lowest, and the stability is the best. In summary, compared with the traditional Levy flight, ILPSO algorithm has stronger adaptability to error prediction network, faster convergence, and improves the accuracy and stability of humidity sensor temperature compensation.

**Keywords:** BP neural network; temperature compensation; particle swarm optimization algorithm; Levy flight algorithm

## 0 引言

综合管廊作为未来智慧城市的重要组成部分,集成了电力、通信、燃气、供热、给排水等各种工程管线。为实现综合管廊的正常运行,严格监测管廊内各种环境参数显得十分重要。环境湿度作为决定设备能否正常持续运

行的重要参数,直接影响着管廊设备的使用寿命,因此,在管廊的各个舱室均需进行重点检测<sup>[1]</sup>。市面上目前普遍采用含湿敏电阻的湿度传感器<sup>[2]</sup>,湿敏电阻对环境温度的变化较为敏感,传感器检测值会受温度影响产生误差。因此,需对该类湿度传感器在不同温度下的误差进行预测,从而进行温度补偿。

目前,湿度传感器的补偿主要分为硬件和软件补偿,

收稿日期: 2019-08-29 Received Date: 2019-08-29

\* 基金项目: 中铁二院科研项目(KYY2019117(19-20))资助

而软件补偿法的应用更为广泛,常用的方法包括插值法、最小二乘法,以及 BP 神经网络法等<sup>[3-8]</sup>。其中 BP 神经网络与粒子群优化(PSO)算法作为常用的寻优算法,常应用于湿度传感器的误差补偿中,可以取得较好的补偿结果,提高湿度检测的准确性。但是传统的 PSO-BP 算法的补偿精度较低,并且对于极端环境的补偿效果误差较大,无法适应综合管廊的工作精度要求。

为提高应用于综合管廊中湿度传感器的温度补偿精度和稳定性,本文提出了一种改进的 Levy 飞行结合 PSO 算法(improved Levy flight particle swarm optimization algorithm, ILPSO)。首先,针对 PSO 算法易陷入局部极值的不足,本文利用 Levy 飞行的随机性,重新规定 PSO 算法的迭代公式,相比于普通的 Levy 飞行算法,ILPSO 选择有方向性地进行 Levy 飞行,可以更有效地加大粒子的搜索范围,提高了粒子的多样性。然后,以 ILPSO 优化 BP 神经网络中的初始参数,得到最终的补偿结果。与传统的 BP 神经网络相比,优化后的 BP 神经网络不仅能够更好的跳出局部收敛,并且收敛速度更快、稳定性和精度更高。

## 1 基于 BP 神经网络的湿度传感器补偿模型

### 1.1 BP 神经网络预测传感器误差

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络<sup>[9]</sup>,主要结构包括输入层,隐含层以及输出层。本文旨在通过 BP 神经网络预测不同温度下湿度传感器的误差,从而完成不同温度下对湿度传感器的补偿,因此神经网络的输入层节点数  $n = 2$ ,分别为温度和湿度,输出层节点数  $m = 1$ ,为湿度真实值与检测值之间的误差。对于隐藏层节点数  $l$  的设置,参考经验式(式(1))进行确定,本文取  $\zeta = 2$ ,则隐藏层节点数  $l = 4$ 。因此,本文湿度传感器的温度补偿 BP 神经网络结构如图 1 所示。

$$l = \sqrt{n + m} + \zeta \quad (1)$$

### 1.2 PSO 算法优化 BP 神经网络参数

传统的 BP 神经网络具有局部快速搜索的能力,但其初始参数(权值和阈值)选择的优劣决定了模型的好坏。若初始参数选取不当,则会导致所需的迭代次数较多,模型的收敛速度较慢,同时也容易使算法陷入局部最优解。PSO 算法作为一种启发式算法,具有全局收敛的能力<sup>[10]</sup>。本文采用 PSO 对 BP 神经网络的参数进行全局寻优,将 PSO 迭代得到的参数作为 BP 神经网络的初始参数。下面首先简要介绍 PSO 的原理。

PSO<sup>[11]</sup>假设一个包含  $N$  个粒子的粒子群  $G$ ,记为  $G = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ ,在一个  $D$  维的搜索空间中飞行, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  表示第  $i$  个粒子在  $D$  维空间中的位置;

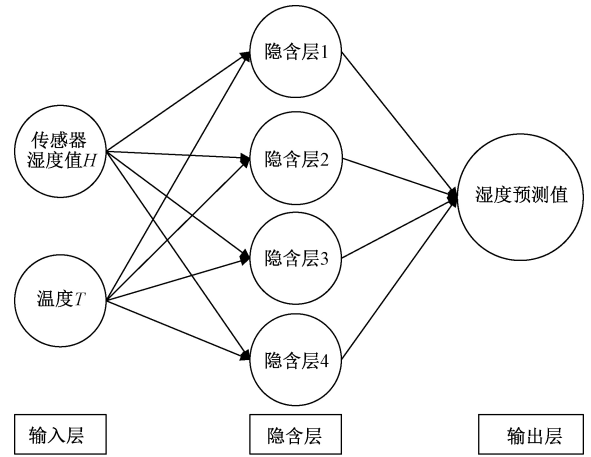


图 1 温湿度补偿的 BP 神经网络

Fig.1 BP neural network for temperature and humidity compensation

$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  表示第  $i$  个粒子在  $D$  维空间中的速度;用  $g_{best}[i]$  表示第  $i$  个粒子在  $D$  维空间中的个体历史最优位置,用  $p_{best}$  表示表示整个群体中所有粒子的历史最优位置。在每次迭代过程中,按式(2)和(3)迭代更新粒子的速度和位置,预设最大迭代次数或最小适应度阈值为终止条件。

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(g_{bestid}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{bestid}^k - x_{id}^k) \quad (2)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3)$$

式中: $w$  为惯性权重; $k$  为当前迭代次数; $v_{id}$  为粒子的速度; $c_1$  和  $c_2$  为非负常数,称为加速度因子; $r_1$  和  $r_2$  为分布于  $[0, 1]$  的随机数; $i \in [1, N]$ ,  $d \in [1, D]$ 。

在 PSO 与 BP 神经网络的结合中,PSO 中每个粒子的位置坐标代表一组 BP 神经网络待优化的参数,搜索空间的维度  $D$  等于 BP 网络中的参数总和。PSO 算法的主要作用是帮助 BP 神经网络得到较优的初始参数,从而在加速得到最佳参数值的过程中提高 BP 神经网络最终的预测精度。因此,在湿度传感器的温度补偿中,BP 神经网络的输入参数为温度  $T$  以及湿度传感器显示值  $H$ ,输出参数为湿度传感器的预测值  $E$ 。完成 BP 神经网络预测所需要的参数为每层的权值  $\omega_{hi}$  以及阈值  $\omega_{bi}$ ,因此将 BP 神经网络所有  $\omega_{hi}$  以及  $\omega_{bi}$  作为 PSO 算法中粒子的坐标,PSO 算法每迭代一次,再将每次迭代后的粒子位置  $x_i$  作为 BP 神经网络参数得到预测的误差。粒子群算法的优化目标称为适应度函数,适应度函数定义为:

$$fitness = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \|Y_k - T_k\|^2 \quad (4)$$

式中: $M$  为训练的样本数, $Y_k$  为预测的湿度值, $T_k$  为实际的湿度值。

## 2 引入 Levy 飞行的 PSO 算法

传统的 PSO 算法在前期具有较快的收敛速度,但是在后期由于粒子聚集,导致粒子的多样性降低,算法易陷入局部极值,全局寻优能力受限<sup>[12-14]</sup>。因此,增加粒子的多样性可以帮助粒子跳出局部最优,提高其全局探索的能力。通过研究发现,Levy 飞行可以有效地使粒子通过随机游走产生新的解,增加粒子种群的多样性。受此启发,本文引入 Levy 飞行算法,提出一种改变粒子位置更新公式并加速算法迭代的方法,即 ILPSO。

Levy 飞行是一种非高斯随机过程<sup>[15]</sup>,主要用于模拟自然界中动物觅食的一个随机游走过程,是以发生长程跳跃为特点的一类具有马尔可夫性质的随机过程,其步长满足一个重尾的稳定分布。Levy 飞行的随机搜索路径用简单的数学公式模拟:

$$s = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (5)$$

式中:  $s$  为 Levy 飞行的步长,即  $\text{Levy}(\beta)$ , 参数  $\beta$  的范围为  $1 < \beta \leq 2$ , 一般取值为 1.5,  $\mu, v$  均服从正态分布。

$$u \sim N(0, \sigma_u^2), v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (6)$$

其中:

$$\begin{cases} \sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta^{2(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \\ \sigma_v = 1 \end{cases} \quad (7)$$

Levy 飞行在二维平面上的模拟采样结果如图 2 所示,由初始点到终止点之间的移动过程可以很明显的看到 Levy 飞行优秀的长程跳跃能力以及随机游走能力,将 Levy 飞行应用到 PSO 算法中粒子的移动过程中,可以有效提高 PSO 算法的探索能力以及全局寻优能力。

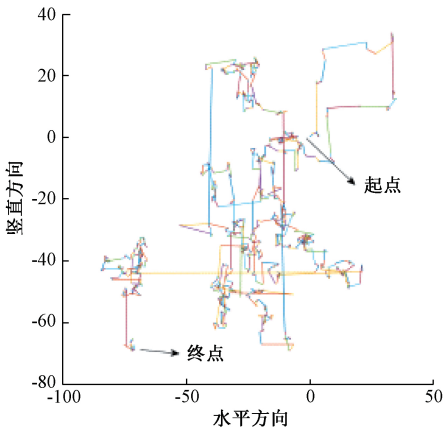


图2 二维 Levy 飞行图

Fig.2 Two-dimensional Levy flight chart

过程中加入 Levy 飞行来改变粒子的位置。在 PSO 算法中,粒子的位置改变主要靠上一代的位置和本代的速度决定,使得粒子的位置更新受到上一代的粒子影响较重而失去多样性,从而容易陷入局部最优。传统的 Levy 飞行与 PSO 算法结合(LPSO)是通过式(8)来改变粒子的位置。

$$x_{id}^{k+1, new} = x_{id}^k + v_{id}^k + \alpha \otimes \text{Levy}(\beta) \quad (8)$$

式中:  $\alpha = \alpha_0(x_{id} - p_{gd})$  是步长信息,用于控制 Levy 飞行随机搜索的范围,其中  $\alpha_0 = 0.01$ ;  $\otimes$  为点乘符号;  $\text{Levy}(\beta) = s; x_{id}^{k+1}$  是通过传统 PSO 算法更新的粒子位置;  $x_{id}^{k+1, new}$  是对粒子采用 Levy 飞行后的粒子位置。

上述改进在一定程度上改善了粒子的多样性。但是当 PSO 陷入局部最优时,此时的最优点是局部最优点, PSO 中的粒子为了跳出局部最优点,不应再朝着当前粒子最优点的方向前进,但是传统的 Levy 飞行的方向是随机不确定的,导致可能出现更靠近局部最优点的情况,影响了收敛的效果和速度,因此为了保证粒子可以脱离局部极值,增加 PSO 算法寻优能力,提出一种指引 Levy 飞行方向的方法,具体位置更新公式如式(9)所示。

$$x_{id}^{k+1, Levy} = x_{id}^k + v_{id}^k + (-S_{id} \cdot \frac{v_{id}^k}{\|v_{id}^k\|} \cdot \|\alpha \otimes \text{Levy}(\beta)\|) \quad (9)$$

式中:  $x_{id}^k$  和  $v_{id}^k$  分别为本代粒子的位置和速度;  $\|\cdot\|$  表示取模;  $v_{id}^k / \|v_{id}^k\|$  表示粒子朝着最优粒子的方向飞行;  $S$  是服从伯努利分布的随机变量,如式(10)所示,  $S \sim B(p)$ ,  $S$  的值取 0 或 1,取 1 的概率为  $p$ 。概率  $p$  的取值与粒子位置有关,如式(11)所示,其中,  $L_{id}^k$  为当前粒子与全局最优粒子之间的距离。

$$P(S_{i,d} = 1 | p) = p^{S_{i,d}} (1-p)^{1-S_{i,d}} \quad (10)$$

$$p = 1 - \left| \frac{L_{id}^k}{L_{maxd}^k} \right| \quad (11)$$

由式(9)可知,当  $S_{id} = 0$  时,粒子不进行 Levy 飞行;当  $S_{id} = 1$  时,粒子反方向进行 Levy 飞行。

根据伯努利分布中概率  $p$  的定义,粒子离最优粒子越近,  $p$  就越小,则  $S_{id} = 1$  的概率越大,即粒子朝着粒子最优点的反方向飞行的概率就越大,有助于引导整个粒子群跳出局部极值;另一方面,对于远离最优粒子的其他粒子,则由于  $S_{id} = 0$  的概率较大,只进行传统的 PSO 飞行,保证了粒子群的收敛性,节省了飞行时间,提高了粒子飞行的效率。相比传统的 Levy 飞行,指引 Levy 飞行方向的方法大大扩大了粒子的有效搜索范围,提高了 Levy 飞行以及整个粒子群的迭代速度,扩大了粒子的多样性,有助于脱离局部最优点。

新定义的位置更新公式虽然可以扩大粒子搜索范围,找到新的解,但是一味使用 Levy 飞行会造成种群多样性太强,收敛速度慢甚至无法收敛,因此采用基于贪婪

的更新评价策略,只有经过 Levy 飞行后的新解优于原来的解才会被接受,这样可以保证算法的迭代都是朝着更优的方向进行,从而获得更高质量的解并提高算法的收敛速度。因此,引入贪婪算法,将 PSO 算法的位置更新公式更新为:

$$x_{id}^{k+1,new} = \begin{cases} x_{id}^{k+1} (fit(x_{id}^{k+1,Levy}) < fit(x_{id}^{k+1})) \\ x_{id}^{k+1,Levy} (fit(x_{id}^{k+1,Levy}) > fit(x_{id}^{k+1})) \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $fit(x)$  为  $x$  的适应度值。比较两种位置更新公式得出粒子位置的适应度值,择优确定每次粒子更新的最终位置。

因此,本文算法的流程如图 3 所示。

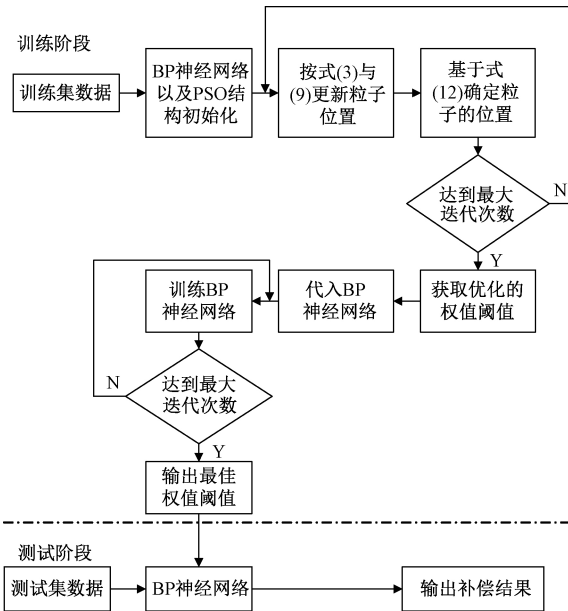


图 3 算法流程

Fig.3 Algorithm flow chart

采用 ILPSO 优化 BP 神经网络的步骤如下:

- 1) 初始化 BP 神经网络,设置网络的结构,归一化输入数据。
- 2) 根据神经网络参数的数量以及范围初始化 ILPSO,确定 ILPSO 的基本参数。
- 3) 运行 ILPSO 算法,根据式(3)与(9)分别更新粒子位置,计算粒子的适应度。
- 4) 基于贪婪策略,计算出每个粒子最终的适应度,确定 ILPSO 中每代粒子的  $g_{best}^k$  和  $p_{best}^k$ 。
- 5) 判断 ILPSO 的输出结果是否满足结束条件,即预设的最大迭代次数。若不满足,则继续迭代;若满足,将 ILPSO 算法结果输出。
- 6) 将 ILPSO 输出的结果作为 BP 神经网络的初始参数,重新训练 BP 神经网络,判断是否满足输出条件,即预设的最大迭代次数。若不满足,则继续迭代;若满足,则将测试集带入此时的 BP 神经网络,完成湿度值的

预测。

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 实验设置与数据分析

为了验证本文算法对湿度传感器的温度补偿性能,选用不同温度下的湿度传感器数据来进行补偿实验。湿度传感器的型号为 HMP45D,实验数据来源于文献[16]。实验 PC 处理器为 Inter<sup>(R)</sup> Core<sup>(TM)</sup> i5-6500 CPU @ 3.20 GHz,内存 4.00 GB,采用 MATLAB2014a 进行实验。

部分训练集数据误差如图 4 所示,横坐标中温度单位为摄氏度,纵坐标中湿度单位为%,表示相对湿度,即湿空气的绝对湿度与相同温度下可能达到的最大绝对湿度之比。训练集中存在高温高湿、低温低湿、高温低湿、低温高湿等情况,具有代表性。

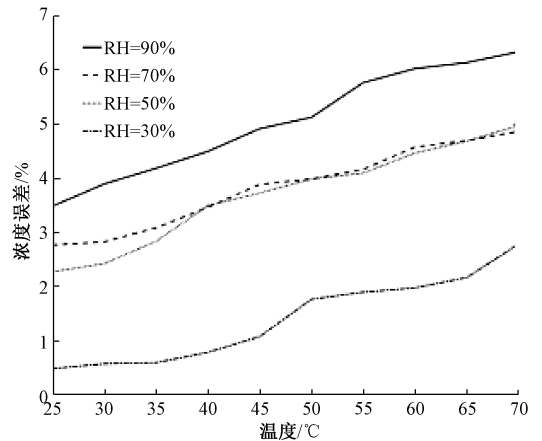


图 4 训练集数据误差

Fig.4 Error diagram of training set data

由图 4 可知,不同温湿度下湿度检测值误差呈现复杂的非线性变化。一方面,相同湿度下的测量误差随着温度的升高而增大,且增大趋势不同。高温环境下传感器检测失真的情况较为严重,在温度 70 °C,湿度 90%时,误差为 6.3%。另一方面,相同温度下的测量误差随湿度增加而变大,且增大趋势不相同。为了确保湿度传感器的结果精确,使用 ILPSO-BP 算法对湿度传感器进行温度补偿是十分必要的。

#### 3.2 神经网络参数寻优性能实验

为评估本文提出的 ILPSO-BP 寻找合适的神经网络初始参数的能力,以式(4)的适应度函数值为评价指标,算法的适应度函数值越小,收敛速度越快,则算法准确计算误差的能力越强,参数寻优性能越好。

分别使用 ILPSO-BP 算法和 LPSO-BP 算法以及 PSO-BP 算法对训练集数据进行训练,来比较 3 种算法的性能。其中,BP 神经网络的输入层个数为 2,隐含层个

数为 4,输出层个数为 1;PSO 算法部分参数均设置为粒子个数为 30,维数为 17,最大迭代次数为 200,设置为  $\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot (iter/N)$ ,其中,  $N$  为最大迭代次数,  $\omega_{\min} = 0.8, \omega_{\max} = 1.2$ ,粒子位置限制为  $[-20, 20]$ ,粒子速度限制为  $[-20, 20]$ 。训练集数据适应度值随迭代次数下降的过程如图 5 所示。

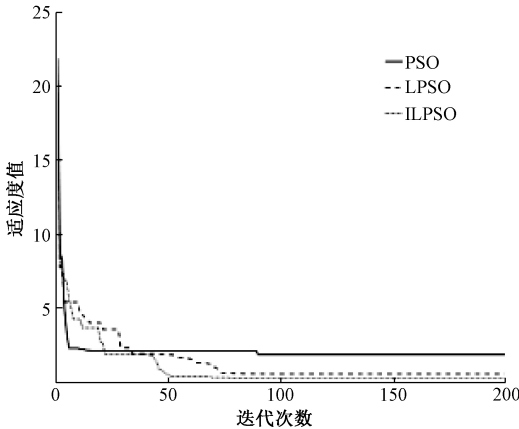


图 5 训练集的补偿结果

Fig.5 Compensation results of training set

由训练结果可以看出 ILPSO-BP 算法的收敛效果更好,模型性能最优。从适应度值大小的角度来看,ILPSO-BP 算法在 3 种测试算法中的适应度值最低,相比 LPSO-BP 算法,粒子被指引进行 Levy 飞行,朝着局部最优相反的方向飞行,并且结合贪婪策略更新粒子位置,减少了粒子陷入局部最优点的几率。另一方面,从收敛速度快慢来看,由于进行了 Levy 飞行使得 LPSO-BP 与 ILPSO-BP 算法收敛代数大于普通的 PSO-BP 算法,但是由于 ILPSO-BP 算法是根据粒子位置选择性地 Levy 飞行,并不是所有粒子均进行 Levy 飞行,因此节省了计算时间,减少了算法达到稳定需要的迭代次数。

### 3.3 湿度传感器误差补偿性能实验

为验证本文提出的 ILPSO-BP 算法的补偿性能,利用训练集数据训练模型参数的,并采用训练好的模型参数对测试数据集进行预测。对比算法包括 LPSO-BP 以及改进的 AFSA-BP 神经网络算法<sup>[7]</sup>。AFSA-BP 神经网络算法是使用改进的 AFSA 对 BP 神经网络的初始权值阈值进行全局寻优,再用寻优后的权值阈值建立的 BP 神经网络对 SAW-RFID 湿度传感器进行温度补偿,可以得到较好的补偿效果。测试集数据包含高温高湿,低温低湿,高温低湿,低温高湿等具有代表性的样本,部分测试集数据如表 1 所示。

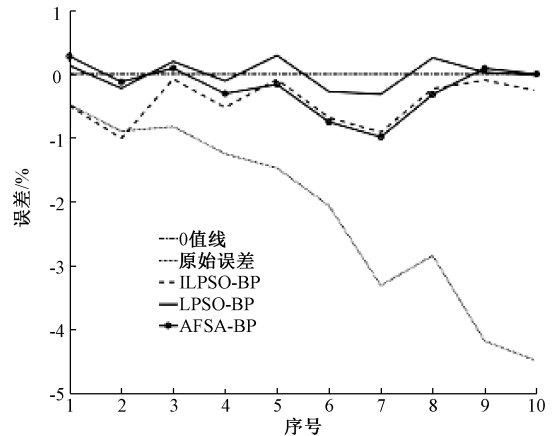
3 种算法的测试结果如图 6 所示,横坐标为测试集数据序号,纵坐标为测试结果与实际结果的误差,原始误差为未补偿前的测试数据与真实数据之间的误差。图 6

表 1 部分测试集数据

Table 1 Partial test set data

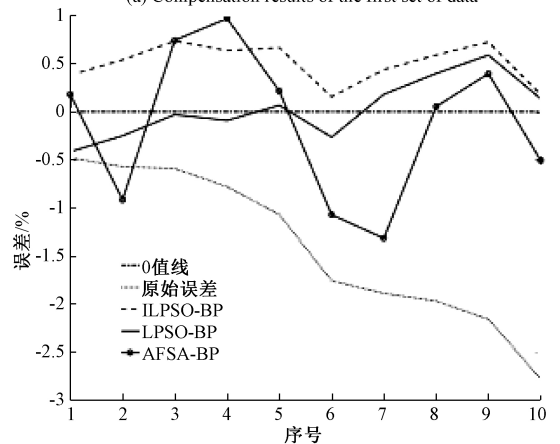
序号	第 1 组			第 2 组		
	温度/°C	湿度/%		温度/°C	湿度/%	
		测量值	标准值		测量值	标准值
1	20.01	23.07	23.55	20.01	86.82	90.00
2	19.86	22.65	23.55	21.93	86.68	90.00
3	24.58	24.22	25.05	23.67	86.52	90.00
4	25.02	23.80	25.06	24.58	86.11	90.00
5	29.98	24.47	25.95	27.64	85.82	90.00
6	30.06	24.38	26.45	29.98	85.51	90.00
7	38.89	24.48	27.80	33.85	85.09	90.00
8	40.12	24.85	27.70	35.96	84.88	90.00
9	50.00	25.11	29.30	38.89	84.24	90.00
10	51.21	24.75	29.25	40.12	83.98	90.00

(a) 为测试集中第 1 组数据的补偿结果,图 6(b) 为测试集中第 2 组数据的补偿结果。



(a) 第 1 组数据的补偿结果

(a) Compensation results of the first set of data



(b) 第 2 组数据的补偿结果

(b) Compensation results of the second set of data

图 6 补偿结果对比

Fig.6 Comparison of compensation results

通过对实验结果分析,可以得到如下结论。

1) 3 种算法均提高了湿度检测精度, 经过补偿之后精度误差明显降低, 并且误差均控制在 8% 左右。

2) 相比 LPSO-BP 算法, ILPSO-BP 算法补偿后的精度更高, 将误差控制在 5% 以内。

ILPSO-BP 算法可以达到更高的补偿精度的原因是控制粒子进行有方向的 Levy 飞行, 一方面通过 Levy 飞行提高了粒子的多样性从而避免了粒子陷入局部极值点, 另一方面则是通过控制 Levy 飞行的方向减少了粒子的无用迭代, 提高了粒子的飞行效率。同时结合贪婪算法保证 PSO 的收敛效率, 从而可以得到更好的补偿结果。

### 3.4 ILPSO-BP 算法稳定性实验

原始 BP 神经网络采用随机初始参数, 初始参数的随机性会很大程度的影响神经网络的性能, 因此 ILPSO 算法与 BP 神经网络的结合是为了帮助预测误差的 BP 神经网络寻找较优的初始参数, 从而获得稳定性强, 准确率高的预测模型。为评估算法稳定性, 固定训练集与测试集进行多次实验, 统计原始 BP 算法、ILPSO-BP 算法、LPSO-BP 算法以及改进 AFSA-BP 算法的预测结果变化情况。

以上 4 种算法各进行 10 次实验, 统计每次实验中预测误差与真实误差的均值误差 (mean square error, MSE), 实验结果如图 7 所示, 横坐标为 10 次实验的序号, 纵坐标为每次实验的 MSE。每种算法 10 次的 MSE 如表 2 所示。

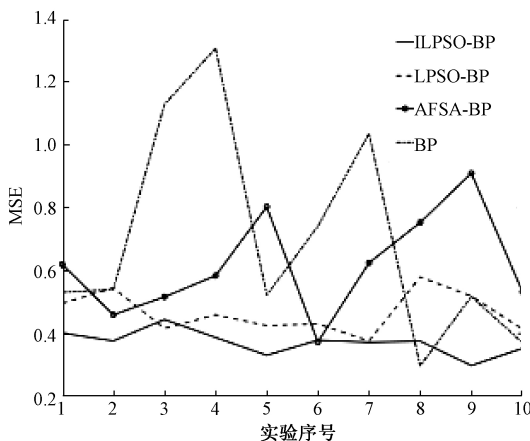


图 7 不同算法的稳定性对比

Fig.7 Comparison of stability of different algorithms

表 2 不同算法 MSE 比较

Table 2 MSE comparison of different algorithms

算法	MSE
BP	0.781
LPSO	0.436
AFSA	0.354
ILPSO	0.259

实验结果表明:

1) 相比原始 BP 算法, 经过 PSO 算法优化初始参数后, 测试结果的均值以及方差都有明显下降, 有效增强了 BP 网络的稳定性与全局寻优能力。

2) 4 种算法中, ILPSO-BP 算法补偿后的精度更高, 并且方差更低, 补偿稳定性更高, 验证了 ILPSO 算法改进的有效性。

由补偿性能实验和稳定性实验可以得到 ILPSO-BP 算法在各种温度的环境中均可以对湿度传感器有较好的温度补偿效果, 补偿精度较高, 经过多次验证, 测试误差均在 5%, 这验证了在 ILPSO-BP 算法中通过引入指引 Levy 飞行方法可以有效增强粒子多样性, 增强 PSO 跳出局部最优点的能力, 使得算法全局寻优能力增强, 经过算法求解的模型泛化能力强, 能够适应不同温度条件下的湿度传感器补偿。

## 4 结 论

本文提出一种改进的 ILPSO-BP 神经网络算法, 提高了综合管廊中湿度传感器的温度补偿性能。针对传统 PSO 容易陷入局部极值等问题, 引入 Levy 飞行算法, 并通过指引 Levy 飞行方法改变了粒子位置的更新公式, 在增强 PSO 的种群多样性的同时提高了 Levy 飞行的效率。实验结果表明, 本文改进的 ILPSO 算法提高了对全局极值的寻优能力, 将 ILPSO 与 BP 神经网络相结合, 提高了湿度传感器的温度补偿精度。

## 参考文献

- [1] 周亮. 城市地下综合管廊安全监测系统建设关键技术研究[J]. 现代测绘, 2016(6): 39-41.  
ZHOU L. Key Study on the construction of safety monitoring system by urban underground pipe gallery [J]. Modern Surveying and Mapping, 2016(6): 39-41.
- [2] 姜力, 贺晓雷, 行鸿彦. 改进 GA-SVM 的湿度传感器温度补偿研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1420-1426.  
JIANG L, HE X L, XING H Y. Research of temperature compensation for humidity sensor based on Improved GA-SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(9): 1420-1426.
- [3] 魏明明, 金锐, 闻春华, 等. 温湿度传感器校准结果的不确定度分析与评定[J]. 电子测量技术, 2018, 41(8): 35-41.  
WEI M M, JIN R, WEN CH H, et al. Uncertainty analysis and evaluation of calibration results of temperature and humidity sensor [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(8): 35-41.
- [4] 姜力. 温湿度传感器测量误差分析及其非线性补偿方

- 法[D]. 南京:南京信息工程大学,2018.
- JIANG L. Measurement error analysis and non-linear compensation method of temperature and humidity sensor [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Engineering, 2018.
- [5] 孙梦雅,施斌,冯晨曦,等.微型 FBG 湿度传感器研发与试验研究[J].仪器仪表学报,2018,39(7):25-33.
- SUN M Y, SHI B, FENG CH X, et al. Design and experimental research on a miniature FBG humidity sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7):25-33.
- [6] 王慧,宋宇宇.基于混合优化算法的压力传感器温度补偿[J].传感技术学报,2016(12):1864-1868.
- WONG H, SONG Y N. Temperature compensation of pressure sensor based on hybrid optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016(12):1864-1868.
- [7] 何怡刚,陈张辉,李兵,等.改进 AFSA-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿研究[J].电子测量与仪器学报,2018,32(7):95-100.
- HE Y G, CHEN ZH H, LI B, et al. Research on temperature compensation for humidity sensor of improved AFSA-BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7):95-100.
- [8] 毛琪波,余震虹.改进的粒子群算法在传感器温度补偿中的应用[J].计算机工程与应用,2016,52(23):229-235.
- MAO Q B, YU ZH H. Improved PSO and its application to sensor temperature compensation [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(23):229-235.
- [9] 罗宇卓,马瑜,王文娜,等.基于 FPSO 优化的 BP 神经网络算法及环境监测应用[J].国外电子测量技术,2018,37(3):136-142.
- LUO Y ZH, MA Y, WANG W N, et al. Application of environmental monitoring based on BP neural network optimized by FPSO [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(3):136-142.
- [10] 行鸿彦,郭敏,张兰,等.基于改进 SPSO-BP 神经网络的温度传感器湿度补偿[J].传感技术学报,2018,31(3):380-385.
- XING H Y, GUO M, ZHANG L, et al. The Humidity compensation for temperature sensor based on improved SPSO-BP neural network [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(3):380-385.
- [11] 张超,贺兴时,叶亚荣.基于精英策略和 Levy 飞行的粒子群算法[J].西安工程大学学报,2018,32(6):731-738.
- ZHANG CH, HE X SH, YE Y R. Particle swarm optimization algorithm based on elite strategy and levy flight [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2018, 32(6):731-738.
- [12] 刘文英,张自鲁,路慎强,等.基于粒子群-遗传混合算法的函数优化研究[J].计算机技术与发展,2019(10):1-7.
- LIU W Y, ZHANG Z L, LU SH Q, et al. Research on function optimization based on particle swarm optimization-genetic hybrid algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2019(10):1-7.
- [13] WANG SH, LI Y Z, YANG H Y. Self-adaptive mutation differential evolution algorithm based on particle swarm optimization [C]. Applied Soft Computing, 2019,(81):105496.
- [14] 陈珊珊,史志才,吴飞,等.粒子群优化人工神经网络的 RFID 室内定位算法[J].传感器与微系统,2018,37(12):136-138,143.
- CHEN SH SH, SHI ZH C, WU F, et al. RFID indoor location algorithm based on PSO-ANN [J]. Sensors and Microsystems, 2018, 37(12):136-138,143.
- [15] 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.
- YUAN X P, JIN P, ZHOU G P. An improved QPSO algorithm integrating social learning with levy flights [J]. Microelectronics and Computer, 2019, 36(4):1-5.
- [16] 郭敏.基于 BP 神经网络的温湿度传感器补偿算法研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2018.
- GUO M. Compensation algorithm research of temperature and humidity sensor based on BP neural network [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Engineering, 2018.

## 作者简介



唐朝国,2012年于四川大学获得硕士学位,现为中铁二院旷谷公司总工程师,高级工程师,主要研究方向为企业数字化运营、分散型物联网技术及应用建模分析。

E-mail:tangcg@ey.crec.cn

**Tang Chaoguo** received his M. Sc. degree from Sichuan University in 2012. Now, he is a senior engineer and the chief engineer in CRUNGOO, China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd. His main research interests include enterprise digital operation, decentralized internet of things technology and application modeling analysis.