



# 一种新的温度传感器湿度补偿方法

## 摘要

针对温度传感器测量中易受湿度影响的问题,通过对思维进化算法(Mind Evolutionary Algorithm, MEA)中的趋同操作、异化操作及收敛条件进行研究改进,对趋同操作中的散布权值进行自适应调整,在异化操作中引入差分进化算法的变异操作,并考虑收敛条件中搜索平面平缓的情况,提出了基于改进思维进化算法的BP神经网络湿度补偿方法.由湿度影响检定实验得到的样本数据,利用此补偿方法建立湿度补偿模型,将补偿结果与未经优化的BP神经网络模型的结果进行比较研究.结果表明,基于改进思维进化算法的BP神经网络模型补偿精度较高,收敛速度快,计算量小,可有效提高温度传感器的测量精度和可靠性,便于实际应用.

## 关键词

温度传感器;思维进化算法;BP神经网络;湿度补偿

中图分类号 TP274

文献标志码 A

收稿日期 2015-12-21

资助项目 国家自然科学基金(61671248);江苏省产学研联合创新资金计划(BY2013007-02);江苏省高校自然科学研究重大项目(15KJA460008);江苏省“信息与通信工程”优势学科建设工程项目;江苏省“六大人才高峰”计划

## 作者简介

行鸿彦(通信作者),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为气象仪器仪表、信号检测与处理.xinghy@nuist.edu.cn

1 南京信息工程大学 气象灾害预报预警与评估协同创新中心,南京,210044

2 南京信息工程大学 江苏省气象探测与信息处理重点实验室,南京,210044

## 0 引言

自动气象站上广泛使用的温湿度传感器<sup>[1-2]</sup>测温元件是铂电阻传感器Pt100,它具有测量精度高、一致性好、使用寿命长等优点<sup>[3-4]</sup>.然而,在实际应用过程中,容易受到诸如湿度、辐射、电源波动等非目标参量的影响<sup>[5-6]</sup>,使得温度传感器的输出呈现一定的非线性,导致温度传感器的输出信号与实际温度测量情况一致性较差,带来测量精确度不高、可靠性差等问题.对比其他影响,湿度是主要影响因素,因此,有必要采取一定措施对温度传感器进行湿度补偿,以消除湿度所带来的非线性影响.

为提高温度传感器测量的精度,可以采用硬件电路补偿和软件补偿的方法进行温度传感器的湿度补偿,但是硬件电路<sup>[7-10]</sup>湿度补偿方法复杂,且电子器件容易产生温漂,使得测量精度受到一定影响.软件补偿方法<sup>[11-14]</sup>有反向分度函数法、表格法、牛顿迭代法、BP神经网络等.反向分度函数法比较通用,但针对性不强;牛顿迭代法以现有的分度表或分度函数为基础来实现非线性校正,然而该方法补偿时间长且运算量较大;表格法主要是采用分段线性化方法来逼近传感器的静态特性曲线,当分段区间较小时,会影响补偿精度,分段区间较大时,查表就会比较费时;文献[14]采用了BP神经网络对铂电阻温度传感器非线性误差进行补偿,但BP神经网络收敛速度慢,且容易陷入局部极值.

本文采用基于改进思维进化算法的BP神经网络模型来实现温度传感器的湿度补偿,通过对思维进化算法中的趋同和异化操作进行讨论,对收敛条件进行优化,以达到改进思维进化算法的目的,并将改进思维进化算法全局寻优得到的权值和阈值传递给BP神经网络,建立基于改进思维进化算法的BP神经网络模型,对温度传感器进行湿度补偿,并与未经优化的BP神经网络模型补偿效果进行比较研究,为解决温度传感器在实际应用中易受湿度影响的问题提供一定的参考.

## 1 基于改进思维进化算法的BP神经网络模型

思维进化算法(Mind Evolutionary Algorithm, MEA)<sup>[15-17]</sup>模仿人类思维进化的过程,主要是趋同和异化这两个用于进化的操作,为了记录进化过程中的信息还引入了公告板,因为异化操作是在全局范围

进行的,使得该算法具有很好的全局搜索能力,可用来优化 BP 神经网络.

首先初始化 BP 神经网络结构,确定思维进化算法个体的编码长度,然后利用改进思维进化算法进行全局寻优,得到最优个体并进行解析,传递给 BP 神经网络,再利用样本数据对 BP 神经网络进行训练和测试.

基于改进思维进化算法优化 BP 神经网络的数学模型如下:

1) 初始化群体.在解空间随机产生  $N$  个个体,选择其中最优秀的  $M + T$  个个体作为优胜者,其中  $M + T \ll N$ ,然后围绕每个优胜者,以正态分布产生  $\frac{N}{M + T}$  个个体,组成  $M$  个优胜子群体和  $T$  个临时子群体.

2) BP 神经网络初始化.设置网络层数、各层神经元个数,其中改进思维进化算法需要优化的权值和阈值总个数为  $N = (m + 1) \times n + (n + 1) \times t$ ,其中  $m$  为输入神经元个数, $n$  为隐层神经元个数, $t$  为输出层神经元个数.

3) 子种群趋同操作.在每一子群体内,计算每一个体的得分,也即每个个体对应的适应度,该适应度函数为期望值与网络预测值之间均方误差的倒数,即:

$$f = \xi^{-1}, \quad (1)$$

$$\xi = \frac{1}{2S} \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^t E_i^2(n), \quad (2)$$

$$E_i(n) = y_i(n) - \hat{y}_i(n), \quad (3)$$

其中  $S$  为训练样本数, $y_i(n)$  为实际期望值, $\hat{y}_i(n)$  为网络预测输出值, $f$  越大则认为得分越高,得分最高者为优胜者,并把个体序号和得分等信息记录在公告板上.当不再产生新的优胜者时,则认为该子群体已经成熟,并将优胜者的得分定义为该子群体的得分.

4) 子种群异化操作.子群体之间通过比较各自的得分,将得分低的子群体进行废弃,并释放其中个体,用得分高的子群体替换掉原优胜子群体,在解空间中不断探索新的点,生成新的子群体.

5) 重复步骤 3)、4),直到适应度值小于设定误差或已达到最大迭代次数,解析输出的最优个体,作为 BP 神经网络的初始权值和阈值.

6) 训练 BP 神经网络.将优化得到的权值和阈值传递给 BP 神经网络,选取部分归一化样本对 BP 神经网络进行训练.

7) 测试 BP 神经网络.利用测试样本对训练好的网络进行仿真预测,对结果进行分析讨论.

基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型流程如图 1 所示.

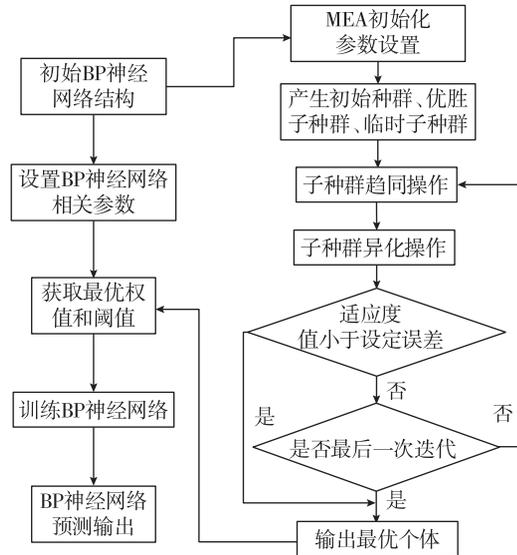


图 1 基于改进思维进化算法的 BP 神经网络流程

Fig. 1 Flow chart of BP neural network based on improved mind evolution algorithm

## 2 改进的思维进化算法

思维进化算法是通过模拟人类大脑的思维,主要包含趋同和异化两种操作算子,任一操作改进都可以提高算法的整体搜索效率.通过对该算法的理论基础进行研究和讨论,可以改进思维进化算法的趋同、异化操作以及收敛条件,从而达到增强算法寻优性能的目的.

### 2.1 改进趋同操作

在趋同过程中,以每个优胜者为中心,以正态分布产生优胜子群体和临时子群体,该正态分布可以表示为  $N(\mu, \Sigma)$ ,将优胜者的坐标定义为正态分布中心  $\mu$ , $\Sigma$  为正态分布的协方差矩阵,当各维变量相互独立时, $\Sigma$  为对角矩阵,迭代至第  $k$  代,其对角元素为  $\{\delta_{id}\}$ ,其中  $d = 0, 1, \dots, N$  是解空间中的维数.正态分布每一维方差的初始变量是  $\delta_{od} = \frac{H_d - L_d}{10}$ ,其中  $H_d$  和  $L_d$  是第  $d$  维的上下界.在进化过程中,新一代个体的散布方差为  $\delta_{(i+1)d} = c_1 \delta_{id} + c_2 \delta$ ,其中  $c_1$  和  $c_2$  是可选择的常数, $\delta$  为两代胜者之间的距离.

算法开始时应该获得较高的搜索能力以搜索到

较大的范围,而在搜索后期应该加快收敛速度,体现在算法中的应该是自适应调整  $c_1$  和  $c_2$ ,而不应该是固定的常数,因此将其中的常数  $c_1$  和  $c_2$  设为

$$\begin{aligned} c_1 &= (c_{\max} - c_{\min}) \left( \frac{k}{k_{\max}} \right)^2 + c_{\min}, \\ c_2 &= (c_{\min} - c_{\max}) \left( \frac{k}{k_{\max}} \right)^2 + c_{\max}, \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $k$  为当前迭代次数,  $k_{\max}$  为最大迭代次数,  $c_{\min}$  为最小散布权值,  $c_{\max}$  为最大散布权值. 在搜索前期,  $c_1$  下降缓慢,  $c_2$  上升缓慢,保证了能以较高的搜索能力搜索到较大的范围,在搜索后期  $c_1$  下降较快,  $c_2$  上升较快,保证在后期能加快收敛速度. 通过此种改进使得搜索能力和收敛速度之间协调进行,调整了全局和局部趋同能力.

## 2.2 改进异化操作

在异化操作过程中,子群体通过各自得分进行比较竞争,得分低的子群体被放弃,该废弃的子群体在之前的大量运算就被浪费了,并在解空间随机生成新的临时子群体,新生成的临时子群体中的个体很可能落在被废弃子群体趋同操作过程中的散布区域内或附近,使得该新生成的临时子群体在趋同过程中又进行大量的重复运算. 针对这个问题,考虑在思维进化算法的异化操作中引入差分进化算法的变异操作,即当一个成熟的临时子群体小于任何一个子群体的得分时,需废弃该临时子群体而产生一个新的临时子群体,则按差分进化算法中的变异操作,在解空间中重新探寻新的点,生成新的临时子群体. 差分进化算法中变异操作表示如下:

设种群  $X_k = (X_{k1}, X_{k2}, \dots, X_{kN})$ , 其中  $N$  为种群个体数,  $i$  为进化代数,则新个体可用式(5)产生:

$$X_{d,k+1} = df(X_{c_1,k} - X_{c_2,k}) + X_{\text{best},k}, \quad (5)$$

其中  $d=1, 2, \dots, N$ ,  $c_1$  和  $c_2$  是在  $[1, N]$  区间内挑选的不同的随机整数,  $X_{\text{best},k}$  是第  $k$  代种群适应度最高对应的个体.

## 2.3 优化收敛条件

当优胜子群体中的优胜者得分不再减小时,则认为思维进化算法的迭代已达收敛. 具体是将前后两次优胜子群体中的优胜个体进行适应度值相减后取绝对值(后取),如果该绝对值小于设定的误差时,即  $|f(k+1) - f(k)| < \mu_0$ ,则迭代停止,算法已经收敛. 该判断具有一定的缺陷:当搜索曲面较平缓时,连续两次优胜子群体中的优胜个体适应度值相差很小,应用上述收敛条件进行判断时会提前结束

思维进化算法的寻优. 因此考虑到可以连续记录多次优化的结果,设  $f(k-4), f(k-3), \dots, f(k)$  为连续 5 次优胜个体的目标函数,定义

$$\phi(k) = \sum_{q=1}^5 |f(k-q+1)|, \quad (6)$$

当  $|\phi(k+1) - \phi(k)| < \mu$ , 其中  $\mu$  为预先设定的一个很小的常数,满足该判断条件则认为思维进化算法收敛,便结束优化过程. 首先连续记录 5 次优化的结果,可以避免搜索曲面平缓时,相邻两次的误差很小而提前结束寻优,其次取绝对值后,又可以避免误差的正负抵消,排除了搜索曲面存在奇异点的情况,所以通过此改进方法可以使收敛条件更加完善.

## 3 实验仿真

### 3.1 温度影响理论分析

HMP45D 温湿度传感器中的测温元件是铂电阻温度传感器. 该类型传感器广泛用于工业测温,其测温原理是基于铂电阻阻值是随着温度的增加而增加进行测温的,即通过间接测量铂电阻的电阻值而得到温度值. HMP45D 铂电阻温度传感器电阻正比于温度的变化为

$$R_T = R_0(1 + \alpha t + \beta t^2), \quad (7)$$

其中  $R_T$  为温度  $t$  时的电阻值,  $R_0$  为温度  $0^\circ\text{C}$  时的电阻值,等于  $100\ \Omega$ ,  $\alpha, \beta$  是通过传感器的校准得出的系数,可以得到温度输入量和传感器相应输出量之间的转换关系. 根据铂电阻测量电路可知该传感器的测量误差主要来源于测量元器件和测量转换电路,在进行误差处理时,环境参数的影响主要考虑湿度的影响.

电阻阻值由  $R = \rho L/S$  得出,其中  $\rho$  表示电阻率,由其本身性质决定,  $L$  表示电阻材料的长度,  $S$  表示横截面积. 环境湿度升高,空气中水分子增多,这些水分子会被吸附于电介质的表面,形成一层很薄的水膜,将对电阻率造成影响,从而影响电阻值,并对温度传感器最终的测量结果造成一定影响.

由上述分析可知,湿度对材料的电阻率有一定影响,进而影响到铂电阻温度传感器的测量精度,因此需要进行湿度影响检定实验,来确定湿度对温度传感器影响的大小,然后采取合适的补偿方法来提高温度传感器的测量精度.

### 3.2 湿度影响检定实验

检定实验在中国气象局气象探测中心进行,该实验是在调温调湿箱(温度调节范围:  $-70^\circ\text{C} \sim$

60 °C ;湿度(RH)调节范围:0~100%)中进行,其中数据采集选用的是 JJQ1 型信号模拟器,测量设备是 HMP45D 温度传感器.

检定实验预先设定好测量的温度点,先是调整调温调湿箱里的湿度,然后再按设定的温度点调整箱内温度,在每个点上每隔 15 min 记录一次数据,共记录 10 次,对 10 次测量结果取平均值,将该平均值作为设定温度点的测量值,将平均值加上修正值作为测量的标准值,一个温度点检定完毕后,将箱内温度调到下一个温度点,重复上述操作,记录实验数据.

由温度传感器的湿度特性检定实验所得部分样本数据如表 1 所示.

根据检定实验所得数据,不同湿度条件下,温度传感器的测量误差值由测量值减去对应的标准值确定,分别将这些测量误差值绘制曲线,分析温度传感器随湿度变化所受的影响.误差曲线如图 2 所示.

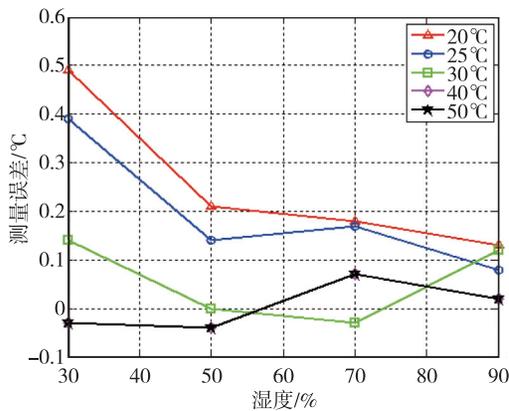


图 2 湿度对 HMP45D 型温度传感器的影响

Fig. 2 Humidity influence on HMP45D temperature sensor

通过对图 2 分析可知,在同一温度值下,湿度不同,对测量结果影响不同,同一湿度值下,温度不同,对测量结果影响也不一样,湿度对温度传感器的影响最大达到 0.49 °C ,且这种影响整体呈现一种非线性

性的特点.针对自动气象站中的温度传感器在实际观测中会受到湿度的影响,本文采用基于改进思维进化算法优化的 BP 神经网络方法对温度传感器进行湿度补偿.

### 3.3 仿真结果分析

根据湿度影响检定实验,将不同湿度条件下的温度测量值和湿度干扰量作为输入,相应的温度标准值作为期望输出,利用基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型对温度传感器进行湿度补偿,确定好训练和测试样本.针对 BP 神经网络部分,根据输入样本向量个数确定输入节点为 2 个,输出样本向量个数确定输出节点为 1 个,通过计算确定隐层节点为 5 个,预设迭代 100 次,目标误差  $1 \times 10^{-4}$ ,设置训练函数为 trainlm,学习函数为 learnqdm.根据思维进化算法原理,确定种群大小为 200,优胜子群体和临时子群体分别为 5 个,最大迭代次数为 10.

利用思维进化算法寻优得到的权值矩阵  $w_1$ ,  $w_2$ , 以及阈值矩阵  $B_1, B_2$  分别为

$$w_1 = \begin{bmatrix} 1.0538 & 0.7588 \\ 0.4886 & 1.2129 \\ 0.1762 & 1.1920 \\ -0.6511 & 0.1999 \\ 0.1010 & 0.0518 \end{bmatrix},$$

$$w_2 = [0.0924, 0.7313, 0.5145, 0.5388, 0.0581],$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.2424 \\ 0.5601 \\ -1.1288 \\ -0.1422 \\ -0.2677 \end{bmatrix},$$

$$B_2 = [0.2340].$$

将改进思维进化算法寻优得到的权值和阈值传递给 BP 神经网络,利用训练样本和测试样本对 BP 神经网络进行训练和测试,所得结果如图 3 所示.

表 1 部分样本组队

Table 1 Part of sample groups

标定值	湿度 30%		湿度 50%		湿度 70%		湿度 90%	
	标准值	测量值	标准值	测量值	标准值	测量值	标准值	测量值
20	20.25	20.742 0	20.96	21.170 0	20.99	21.173 0	20.57	20.700 0
25	25.44	25.826 0	25.79	25.928 5	25.89	26.056 0	25.43	25.510 0
30	30.45	30.590 0	30.68	30.697 0	30.81	30.780 0	30.84	30.960 0
40	40.30	40.269 0	40.51	40.468 0	40.65	40.715 5	40.63	40.650 0
50	50.32	50.176 5	50.35	50.289 5	50.34	50.123 0	50.39	50.280 0

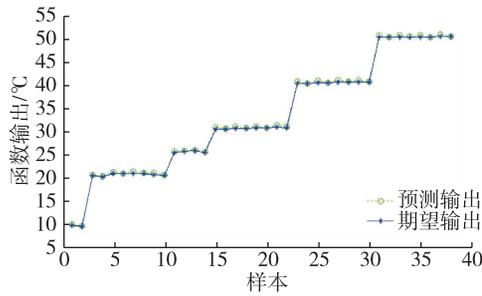


图3 改进思维进化算法的BP神经网络模型预测输出

Fig. 3 Predictive output of improved mind evolutionary algorithm of BP neural network model

图3中的绿色圆点表示基于改进思维进化算法优化的BP神经网络的预测输出,蓝色星号表示实际的期望输出.从图3中可以明显观察到绿色圆点和蓝色星号重合程度较好,且绿色圆点和蓝色星号之间的差值非常小,由此可以说明基于改进思维进化算法优化的BP神经网络可以较为准确地预测出系统输出值.

由图4可以看出基于改进思维进化算法的BP神经网络模型可以在较少的迭代次数内,寻找到最优的个体,收敛速度较快,由此可以说明经过改进的思维进化算法实现了对BP神经网络的优化,BP神经网络的计算效率得到了提高.

#### 4 性能对比

为了比较基于改进思维进化算法的BP神经网络模型和未经优化的BP神经网络模型的异同,将两种模型的补偿结果进行了比较分析,得到铂电阻温度传感器进行湿度补偿后的部分数据如表2所示.

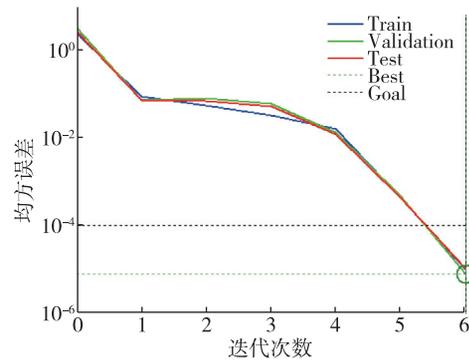


图4 基于改进思维进化算法的BP神经网络均方误差曲线

Fig. 4 Mean squared error curves of improved mind evolutionary algorithm of BP neural network model

从表2可以看出,两种模型进行温度传感器的湿度补偿后,相比于未经优化的BP神经网络,基于改进思维进化算法的BP神经网络模型预测湿度值更加接近标准值,且对应的预测误差减小了一个数量级.基于改进思维进化算法的BP神经网络模型进行湿度补偿后的均方误差为0.034 1 °C,而采用未经优化的BP神经网络模型进行湿度补偿后的均方误差为0.073 7 °C,可见基于改进思维进化算法的BP神经网络模型对温度传感器的湿度补偿效果更好.

表2 基于改进思维进化算法的BP神经网络模型湿度补偿后的结果

Table 2 Humidity compensation results of improved mind evolutionary algorithm of BP neural network model

环境湿度/ %	温度测量值/ °C	温度标准值/ °C	未经优化BP网络		改进MEA优化BP网络	
			预测温度/°C	预测误差/°C	预测温度/°C	预测误差/°C
50	10.423 0	9.805	9.950 6	0.145 6	9.808 0	0.003 0
50	10.214 0	9.550	9.746 5	0.196 5	9.555 5	0.005 5
30	21.058 0	20.500	20.653 7	0.153 7	20.551 2	0.051 2
90	20.700 0	20.575	20.708 5	0.133 5	20.624 0	0.049 0
30	25.826 0	25.440	25.671 9	0.231 9	25.515 3	0.075 3
50	25.928 5	25.790	25.917 0	0.127 0	25.742 7	0.047 3
70	26.056 0	25.890	26.038 8	0.148 8	25.955 5	0.065 5
90	25.510 0	25.435	25.579 1	0.144 1	25.423 1	0.011 9
30	30.590 0	30.450	30.607 7	0.157 7	30.402 0	0.048 0
70	40.715 5	40.650	40.771 8	0.121 8	40.718 5	0.068 5
90	40.650 0	40.630	40.775 0	0.145 0	40.645 3	0.015 3
50	50.289 5	50.350	50.476 9	0.126 9	50.366 8	0.016 8
90	50.280 0	50.395	50.499 5	0.104 5	50.348 3	0.046 7

根据表 2 数据,可以得到基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型与未经优化的 BP 神经网络模型进行温度补偿的误差对比如图 5 所示。

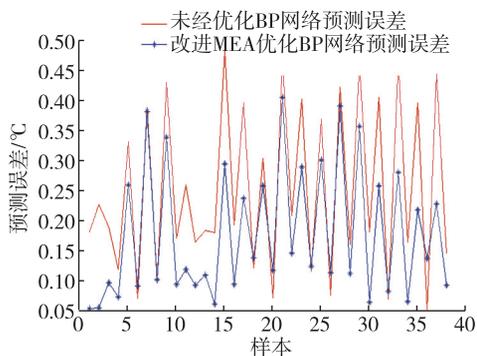


图 5 误差曲线对比

Fig. 5 Comparison of error curves

图 5 中蓝色曲线表示基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型进行温度补偿后的误差,红色曲线表示未经优化的 BP 神经网络模型进行补偿后的误差。图 5 中蓝色曲线误差点大多低于红色曲线误差点,说明基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型比未经优化的 BP 神经网络模型补偿精度要高,且基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型对湿度传感器进行温度补偿后,将预测误差最高优化了  $0.2408\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,有效提高了测量结果的准确度,可以满足应用要求。

## 5 结束语

本文根据温度传感器在测量过程中易受湿度影响的情况,提出了基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型进行湿度补偿的方法,即在思维进化算法的趋同操作中进行散布权值的自适应调整,协调了搜索能力和收敛速度,在异化操作中引入差分进化算法的变异操作,避免了被废弃的临时子群体在趋同操作中的大量重复运算,同时在收敛条件中考虑了搜索平面平缓的情况,使收敛条件更加完善。通过对基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型和未经优化的 BP 神经网络模型进行对比分析,研究表明,基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型对温度传感器的湿度补偿精度更高,相对于未经优化的 BP 神经网络模型,将预测误差减小了一个数量级,基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型进行湿度补偿后的均方误差为  $0.0341\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,未经优化的 BP 神经网络模型进行湿度补偿的均方误差为  $0.0737$

$^{\circ}\text{C}$ ,且基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型将预测误差最高优化了  $0.2408\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,由此可知基于改进思维进化算法的 BP 神经网络模型能更有效地补偿湿度对温度传感器的影响,同时该模型结构简单、训练速度快、补偿精度高,便于实际应用。

## 参考文献

### References

- [ 1 ] 中国气象局. II 型自动气象站行业标准[S].北京:气象出版社,2000  
China Meteorological Administration. Industry standard of II automatic weather station[S]. Beijing: China Meteorological Press, 2000
- [ 2 ] 周欣,行鸿彦,季鑫源.多功能自动气象站控制与管理系统的[J].电子测量与仪器学报,2011,25(4):348-354  
ZHOU Xin, XING Hongyan, JI Xinyuan. Multifunctional automatic weather station control and management system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(4): 348-354
- [ 3 ] 孙文良,沈秋宇,王文博,等.HMP45D 温湿度传感器的检定校准[J].气象水文海洋仪器,2009,26(3):124-126  
SUN Wenliang, SHEN Qiuyu, WANG Wenbo, et al. Verification and calibration of HMP45D humidity sensor [J]. Meteorological Hydrological and Marine Instruments, 2009, 26(3): 124-126
- [ 4 ] 刘锋,董蔷薇.HMP45D 温湿度传感器的工作原理及维护[J].大众科技,2011(4):13-14  
LIU Feng, DONG Qiangwei. Working principle and maintenance of HMP45D temperature and humidity sensor [J]. Popular Science & Technology, 2011(4): 13-14
- [ 5 ] Carey W P, Yee S S. Calibration of nonlinear solid-state sensor array using multivariate regression techniques [J]. Sensors & Actuators B Chemical, 1992, 9(2): 113-122
- [ 6 ] 王晓蕾,林捷.自动气象站温度传感器的辐射误差[J].解放军理工大学学报(自然科学版),2006,7(4):405-408  
WANG Xiaolei, LIN Jie. Radiant error of temperature sensor at auto weather stations [J]. Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2006, 7(4): 405-408
- [ 7 ] 彭基伟.自动气象站温湿度传感器观测数据分析及修正算法研究[D].南京:南京信息工程大学电子与信息工程学院,2013  
PENG Jiwei. Research on observation data analysis and correction algorithm of AWS temperature and humidity sensor [D]. Nanjing: School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, 2013
- [ 8 ] 张瑜,张升伟.基于铂电阻传感器的高精度温度检测系统设计[J].传感技术学报,2010,23(3):311-314  
ZHANG Yu, ZHANG Shengwei. A design of high accurate temperature measuring system based on platinum resistance transducers [J]. Chinese Journal of Sensor and Actuation, 2010, 23(3): 311-314

- [ 9 ] 任殿慧,周巧娣,章雪挺,等.一种铂电阻测温电路的非线性校正方法[J].电子器件,2010,33(5):603-607  
REN Dianhui, ZHOU Qiaodi, ZHANG Xueting, et al. Nonlinear rectification for the circuit of platinum resistor in temperature measurement[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2010, 33(5): 603-607
- [10] 张志勇,辛长宇,朱玉龙,等.Pt100 温度传感器非线性的补偿方法与电路实现[J].电子器件,2007,30(6):2189-2191  
ZHANG Zhiyong, XIN Changyu, ZHU Yulong, et al. Compensation method and circuit for the non-linear property of thermistor Pt100[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2007, 30(6): 2189-2191
- [11] Jia M, Zhao C, Wang F, et al. A new method for decision on the structure of RBF neural network[C]//IEEE International Conference on Computational Intelligence and Security, 2006, 1: 147-150
- [12] 林海军,滕召胜,杨进宝,等.基于 RBF 神经网络集成-模糊加权输出的数字温度传感器误差补偿[J].仪器仪表学报,2011,32(7):1675-1680  
LIN Haijun, TENG Zhaosheng, YANG Jinbao, et al. Error compensation for digital temperature sensor based on RBF neural network ensembles-fuzzy weighing output. [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(7): 1675-1680
- [13] 俞阿龙.基于 RBF 神经网络的热敏电阻温度传感器非线性补偿方法[J].仪器仪表学报,2007,28(5):899-902  
YU Along. New approach to non-linearity compensation of thermistor temperature transducer based on RBF neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(5): 899-902
- [14] 刘天键,王劭伯,朱善安.基于神经网络的铂电阻温度传感器非线性校正方法[J].仪器仪表学报,2002,23(5):518-521  
LIU Tianjian, WANG Shaobo, ZHU Shan'an. Approaches to non-linearity compensation of Platinum resistor based on neural network in temperature measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(5): 518-521
- [15] 宋泓达,董鑫.基于改进思维进化算法的神经网络负荷预测[J].吉林省教育学院学报,2014,30(12):142-144  
SONG Hongda, DONG Xin. Neural network load forecasting based on improved thinking evolution algorithm [J]. Journal of Educational Institute of Jilin Province, 2014, 30(12): 142-144
- [16] 刘建霞,李楠,谢克明.改进的思维进化算法在阵列天线综合中的应用[J].测试技术学报,2009,23(4):331-336  
LIU Jianxia, LI Nan, XIE Keming. Application of improved mind evolutionary algorithm to antenna arrays synthesis [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2009, 23(4): 331-336
- [17] Chen S, Cowan C N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. IEEE Transaction on Neural Network, 2003, 2(2): 302-309

## A new method of humidity compensation for temperature sensor

ZOU Shuiping<sup>1,2</sup> XING Hongyan<sup>1,2</sup> YU Xiang<sup>1,2</sup>

1 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 Key Laboratory for Aerosol-Cloud-Precipitation of China Meteorological Administration, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

**Abstract** In order to solve the problem that the temperature sensor is susceptible to humidity during measurement, this paper takes some improvement researches into advolution operation, alienation operation and convergence conditions in mind evolutionary algorithm, and makes some adaptive adjustment of the distributing weights in the convergence operation. Differential operation is introduced into alienation operation and the situation with flat searching plane is considered. A humidity compensation method using improved mind evolutionary algorithm of BP neural network model is established, according to the sample data obtained from the experiment of humidity influence. Compared with general BP neural network model, the improved mind evolutionary algorithm of BP neural network model has higher compensation precision, faster convergence and less computation load, which can improve the accuracy and reliability of the temperature sensor effectively and is convenient for applications.

**Key words** temperature sensor; Mind Evolutionary Algorithm; BP neural network; humidity compensation