

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205918

# 改进 IGABP 模型补偿倾角传感器温度漂移研究

孙海滨 赵清武 刘海威

(山东科技大学计算机科学与工程学院 青岛 266590)

**摘要:** 倾角传感器很容易受到环境温度变化的影响,产生测量误差,即温度漂移现象。针对此问题,设计了一种基于改进的遗传算法(IGA)优化反向传播神经网络(BPNN)的温度漂移补偿模型。其中遗传算法使用了新的选择策略和交叉变异因子,增加了跳出局部最优解机制。实验结果显示,IGABP 补偿模型的均方误差(MSE)为 0.003 28,经过补偿模型修正后的平均温度漂移为 0.039°,远优于未修正时的平均温度漂移 0.190°。研究表明,IGABP 补偿模型与传统的神经网络模型相比,具有更快的收敛速度和更高的补偿精度,能够有效的补偿因温度导致的测量误差,提高倾角传感器的稳定性和精度。

**关键词:** 倾角传感器;温度漂移;神经网络;反向传播算法

**中图分类号:** TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Research on temperature drift compensation of inclination sensor by improved IGABP model

Sun Haibin Zhao Qingwu Liu Haiwei

(College of Computer and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

**Abstract:** Inclination sensors are susceptible to measurement errors due to ambient temperature changes, namely temperature drift. Aiming at this problem, a temperature drift compensation model based on the improved genetic algorithm (IGA) optimized back propagation neural network (BPNN) was designed. A new selection strategy and crossover mutation operator are used in the genetic algorithm, and a mechanism for jumping out of the local optimal solution is added. The experimental results show that the mean square error (MSE) of the IGABP compensation model is 0.003 28, and the average temperature drift after the compensation model correction is 0.039°, which is far better than the average temperature drift of 0.190° without correction. The results show that, the IGABP compensation model has faster convergence speed and higher compensation accuracy compared with the traditional neural network model, which can effectively compensate the measurement error caused by temperature and improve the stability and accuracy of the inclination sensor.

**Keywords:** inclination sensor; temperature drift; neural network; back propagation algorithm

## 0 引言

倾角传感器通常用于测量系统的角度变化<sup>[1]</sup>,也称为倾斜仪、水平计和角度计。目前,倾角传感器已成为桥梁建设、铁路建设、土建工程、石油钻探、航空导航、基础工程、智能平台、工业自动化、机械加工等领域不可或缺的重要测量工具。然而,倾角传感器的内部电路和元件会受到温度变化的影响,发生物理性质的变化,导致测量的角度值会变得不准确,产生温度漂移现象。这可能会

致使测量系统的不稳定,而且温度漂移在一些高精度应用中较大的影响<sup>[2]</sup>。因此,补偿倾角传感器的数值漂移是非常重要的。

通常,倾角传感器的补偿方法可分为软件补偿和硬件补偿<sup>[3]</sup>。其中硬件补偿方法包括改进电子元件材料和制造工艺<sup>[4]</sup>。例如,Li 等<sup>[5]</sup>设计了一种新的差动硅衬底倾角传感器。该传感器可以显著降低不同方向的温度漂移和干扰。Yang 等<sup>[6]</sup>提出了一种集成芯片上的温度传感器和蛇形微加热器的微陀螺仪结构,用于实现微型陀螺仪的温度控制和补偿。然而硬件补偿缺点明显,实现

成本高,补偿精度不高。相对而言,软件补偿方法成本较低,补偿效果明显。例如,Ruzza 等<sup>[7]</sup>从原始数据中提出了一个方程,将误差与倾角联系起来,并用于补偿倾角传感器的温度漂移,提高了倾角传感器的精度。Zhang 等<sup>[8]</sup>建立了温度漂移的多项式函数模型并用于补偿倾角传感器的温漂。虽然高阶多项式拟合函数可以提高数据的拟合精度,但高阶函数的结构复杂,计算耗时,泛化能力较弱。Shen 等<sup>[9]</sup>提出了遗传算法优化的 Elman 神经网络的补偿模型,用于提高陀螺仪的精度和稳定性。Wang 等<sup>[10]</sup>提出了一种利用自适应权值粒子群优化 BP 神经网络的补偿模型,该模型克服了 BP 神经网络容易出现局部极端情况的缺点。Han 等<sup>[11]</sup>提出了一种 AGABP 神经网络补偿模型,该模型引入了自适应系数机制,使得模型进入局部最优的概率很小。Zhu 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于卡尔曼光纤滤波器(Kalman filter, KF)和遗传算法(genetic algorithm, GA)的高 GMEMS 加速度计的 RBF 神经网络补偿模型,该模型结合温度漂移模型有效优化了高 GMEMS 加速度计的温度漂移趋势和噪声。

综合上述软件补偿方法来说,神经网络补偿模型相比多项式模型更有优势,能够实现更高的补偿精度。但是神经网络补偿模型也有一些不足,例如,模型收敛速度较慢和容易陷入局部最优解的问题<sup>[13-16]</sup>。为了更好地补偿倾角传感器的温度漂移,改善神经网络补偿模型的不足,本文提出了一种利用改进遗传算法(improved genetic algorithm, IGA)算法优化的 BP 神经网络补偿模型。通过实验结果表明,与线性回归模型和传统的反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)模型相比,本文提出的 IGABP 补偿模型具有较高的补偿精度、更快的收敛速度和更强的全局搜索的能力。

## 1 倾角传感器及特性

### 1.1 倾角传感器结构

倾角传感器常用于测量仪器和设备所在位置的倾角。例如,它可以用来测量激光测距仪的倾角,从而利用这个角度来获取想要测量的物体的几何信息。但是,如果测量的角度不准确,那么当测量距离较长时,就会出现较大的测量误差。因此,提高倾角传感器的精度是非常重要的。本文所使用的倾角传感器为 ADXL345,测量范围为 $\pm 180^\circ$ ,使用温度范围为 $-40^\circ\text{C} \sim +85^\circ\text{C}$ ,倾角传感器的结构如图 1 所示。

ADXL345 倾角传感器模块由集成电路中的 ADXL345 三轴加速度计,稳压器件,电容器件和电阻器件组成。其中,核心器件是 ADXL345 三轴加速度计,其体积小,能耗低,分辨率高,可选择的测量范围有 $\pm 2$ 、 $\pm 4$ 、 $\pm 8$  或  $\pm 16$  g,拥有 I2C 和 SPI 数字接口模块。它能够测量

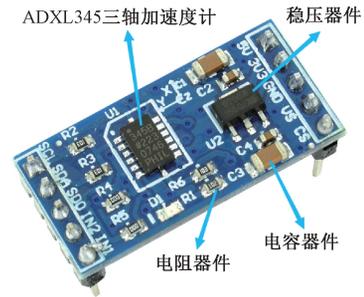


图 1 ADXL345 倾角传感器结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of ADXL345 inclination sensor

物体的动态加速度和静态加速度,例如在本文中,就利用其可以测量重力加速度(静态加速度)的特性,将其设计为倾角传感器来使用。

该 ADXL345 三轴加速度计为多晶硅表面微加工结构,多晶硅弹簧悬挂于晶圆表面的结构之上,用于提供力量阻力。其内部差分电容由独立固定板和活动质量连接板组成,能够对结构偏转进行测量。进行物体加速度测量时,物体的加速度会使惯性质量偏转,差分电容失衡,从而会使传感器输出的幅度增大。该输出幅度与物体的加速度是成正比的,相敏解调可以根据该输出幅度确定加速度的幅度和极性,从而得到物体在各个轴上的加速度。

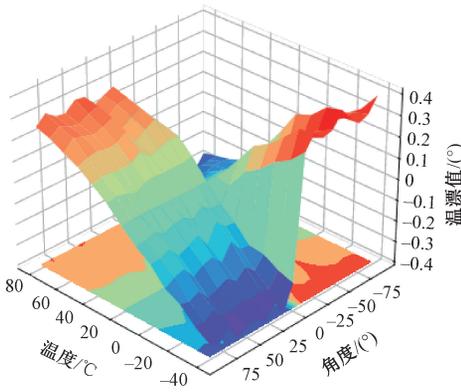
ADXL345 倾角传感器板载上具有 3.3 V 稳压器,使其能够与微控制器连接使用。板载上共有 10 个引脚,其中将 3 V3/5 V 和 GND 引脚连接到微控制器的 3 V3/5 V 和 GND 引脚,SDA 和 SCL 引脚连接到微控制器的 SDA 和 SCL 引脚,就可以使传感器与微控制器进行通信使用。

然而环境温度的变化会对倾角传感器产生一些影响:1)材料的弹性模量会随温度发生变化;2)倾角传感器的结构随温度的变化而发生非对称变形;3)不同材料的膨胀系数不同,会产生热应力。这些因素会导致倾角传感器产生测量误差,也就是发生温度漂移现象。

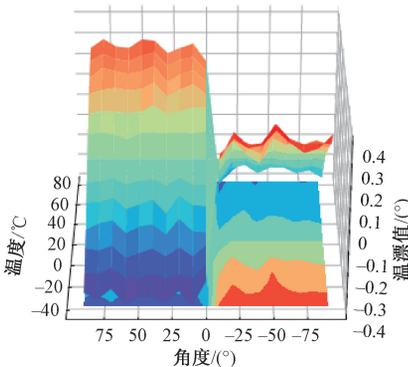
### 1.2 倾角传感器的温漂误差

为了获得倾角传感器的温漂误差,将倾角传感器固定在旋转平台上,并置于温控箱中。设置每  $10^\circ\text{C}$  为一个梯度,在 $-40^\circ\text{C} \sim 80^\circ\text{C}$ 的范围内测量倾角传感器的角度数据。其中,在每个温度梯度下,以  $10^\circ$  为单位角度梯度来测量倾角传感器在 $-90^\circ \sim +90^\circ$ 范围内的角度数据。

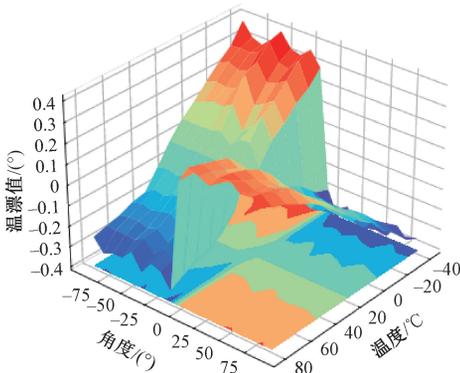
测量过程中水平角度为  $0^\circ$ ,垂直向上倾斜为正角度,垂直向下倾斜为负角度。通过旋转固定倾角传感器的旋转平台,得到倾角传感器在各种角度梯度下从 $-40^\circ\text{C} \sim 80^\circ\text{C}$ 的温度漂移误差。其中,将  $20^\circ\text{C}$  作为标准温度,标准温度下测得的角度为标准角度,温漂误差即为其他温度下测得的角度与标准温度下的标准角度之间的差。实测实验温漂误差数据如图 2 所示。



(a) 倾角传感器误差图 (左视图)  
(a) Error diagram of inclination sensor (left view)



(b) 倾角传感器误差图 (主视图)  
(b) Error diagram of inclination sensor (front view)



(c) 倾角传感器误差图 (右视图)  
(c) Error diagram of inclination sensor (right view)

图 2 倾角传感器温漂误差数据

Fig. 2 Temperature drift error data of inclination sensor

其中,温度轴区间为 $[-40\text{ }^{\circ}\text{C}, 80\text{ }^{\circ}\text{C}]$ ,角度轴区间为 $[-90^{\circ}, 90^{\circ}]$ ,误差轴区间为 $[-0.4, 0.4]$ 。从图 2(a)、(b)、(c)中可以看出,倾角传感器在被测角度为正、负时的误差特性具有一定的对称性。对于正角度,倾角传感器温度漂移误差随温度升高而增加。对于负角度,倾角传感器的温度漂移误差随着温度的升高而减小。这种特性产生的原因与倾角传感器的重力方向有关,是补偿倾角传感器过程中不可忽略的因素。

## 2 补偿模型

### 2.1 BPNN

神经网络可以拟合倾角传感器温漂误差数据的非线性函数关系,其最基本的组成部分是单个的神经元。神经元可以模拟生物神经系统的特性,并且是自适应的,能够互相连接以组成神经网络来实现非线性映射。组成后的神经网络需要不断调整权值和阈值来接近最佳拟合状态以实现各种需求。本文中,BPNN 通过反向传播算法,利用倾角传感器的温漂误差数据不断调整权值和阈值来接近最佳拟合状态。BPNN 的组织结构如图 3 所示。

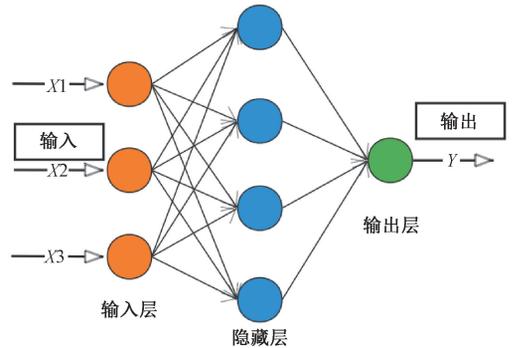


图 3 BPNN 结构图

Fig. 3 BPNN structure diagram

BP 神经网络分为输入层、隐藏层和输出层,总共 3 层。输入层负责将数据转换为网络能够理解的内容,隐藏层负责计算和处理输入层传递的信息,它包含激活函数来实现数据的非线性映射,输出层负责告知计算结果和答案。

BP 算法是一种用于训练神经网络的算法。其利用神经网络输出的答案与正确答案之间的计算误差,不断修改神经元的阈值和每个神经单元的连接权重。

BP 神经网络虽然理论上可以拟合任何非线性函数,但很容易陷入局部最优状态,并且局部最优不能代表神经网络的最佳性能。其中影响 BPNN 陷入局部最优的重要因素是初始神经元的阈值和它们之间的连接权重,而这些因素是可以使用优化算法进行优化的。

### 2.2 改进的遗传算法

遗传算法模拟的是自然生物的适应性生存过程,是一种元启发式算法和进化算法。首先,遗传算法需要种群来进行操作,而种群是由染色体组成的,染色体则是由基因组成的,基因即是与问题相对应的变量。

#### 1) 编码

染色体需要符号或数值来表达,这个翻译过程称为染色体编码。为了便于计算机处理,染色体编码需要清

晰准确,能还原出目标值。整数编码、实数编码和二进制编码是常见的编码方法。本实验采用的是实数编码方法,它的主要优点是表示含义清晰,编码字符串长度缩短,算法效率提高。

## 2) 适应度函数公式

编码后需要一个适应度函数来反映优化目标的趋势,即刻画每条染色体对生存环境的适应性。其中适应度值越高,代表染色体对生存环境适应性越高,即对目标问题的解决越有利。

本文选取 BP 神经网络预测的温漂与真实温漂的差距的倒数作为染色体个体的适应度值,计算公式如下:

$$F_i = 1/|\alpha_i - \alpha'_i| \quad (1)$$

其中,  $F_i$  表示计算出的染色体个体适应度值,  $\alpha_i$  和  $\alpha'_i$  分别表示神经网络预测的温漂误差和实际温漂误差。

## 3) 选择策略

借助适应度函数,可以对个体进行评估,然后下一步进行选择操作。选择操作有两种极端的选择策略,即全选和单选。这两种选择策略之间有轮盘赌法、精英法、锦标赛法、概率选择法、排名策略等。

为了保持良好的遗传个体不被破坏并使个体多样化,本文提出了一种新的排序、保留和消除策略来进行选择。将每一代的个体按照各自的适应度值排序,然后按照如下公式进行保留和淘汰操作:

$$S_{iter} = \frac{iter}{a \cdot iter_{max}} \quad (2)$$

其中,  $S_{iter}$  是消除和保留的百分比。 $iter$  和  $iter_{max}$  分别是种群的迭代次数和总迭代次数。 $a$  是控制选择操作中保留个体和淘汰个体的程度的参数。实验表明,当  $a = 4$  时效果最好。

在每次迭代中,在种群中最差的  $S_{iter}$  比例个体被淘汰,在种群中最优的  $S_{iter}$  比例个体被保留,然后用轮盘赌法从剩余的  $1 - 2S_{iter}$  人口比例中选择个体。最终保留的种群和使用轮盘赌法选择的个体组成下一代种群。

## 4) 改进的交叉(重组)和变异操作因子

遗传算法的下一步操作是交叉和变异染色体。在交叉操作过程中,需要随机选择两个亲本个体,将染色体基因片段遗传给两个后代个体,后代个体继承亲本的一些特征,而变异操作则是对单个染色体中的单个基因进行的操作。交叉操作起到打开未知空间和提供全局搜索能力的作用,而变异操作起到增强算法的局部搜索能力和增加种群多样性的作用。

与通常的交叉和变异操作相比,本文提出了自适应交叉率和变异率方法。将当前的迭代次数和种群的适应度作为影响交叉率和变异率的因素考虑在内。改进的交叉概率公式如下:

$$C = \begin{cases} C_1 - (C_1 - C_2) \frac{I \times F}{I_{MAX} \times F_{MAX}}, & F \geq F_{avg} \\ C_1, & F < F_{avg} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $C_1$  和  $C_2$  表示在迭代开始时分配的交叉概率 ( $C_2 < C_1$ )。  $I$  和  $I_{MAX}$  分别代表当前迭代次数和总的迭代数。  $F$  是两个交叉个体的较大适应度值。  $F_{MAX}$  和  $F_{avg}$  分别代表当前种群的最大适应度值和平均适应度值。改进后的变异概率公式如下:

$$M = \begin{cases} M_1 - (M_1 - M_2) \frac{I \times F}{I_{MAX} \times F_{MAX}}, & F \geq F_{avg} \\ M_1, & F < F_{avg} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $M_1$  和  $M_2$  表示在算法开始时分配的变异概率,  $M_2 < M_1$ 。  $I$  和  $I_{MAX}$  分别代表当前迭代次数和总的迭代数。  $F$  是变异个体的适应度值。  $F_{MAX}$  和  $F_{avg}$  分别代表当前种群的最大适应度值和平均适应度值。在不同时期选择不同的交叉和变异概率,可以更好地平衡优秀个体的生成和保留,提高全局搜索能力。

## 5) 跳出局部最优值的机制

遗传算法的一个不足是容易陷入局部最优解,即种群容易过早达到平衡状态。针对此缺点,本文借鉴模拟退火算法的概率接受机制来提高遗传算法跳出局部最优解的能力。模拟退火算法(simulated annealing algorithm, SAA)是一种基于单一解的元启发式算法,它以金属退火的过程模拟问题优化的过程,能够有效突破陷入局部最优的问题。

在遗传算法种群迭代过程中,种群会慢慢趋于稳定,但有时该稳定状态并不能代表是最佳种群。此时,新产生的优秀个体基因不能加入种群并带来有利作用,种群陷入了一种局部最优的僵值状态。为了跳出该僵值状态,本文在种群迭代过程中加入了模拟退火机制。

首先判断种群在迭代过程中是否处于稳定状态:如果处于稳定状态,则触发对种群的模拟退火操作,使种群能够跳出局部最优解,为种群带来新的有利基因;如果未处于稳定状态,则不进行模拟退火操作,此时遗传算法本身会继续使种群向有利方向发展。判断种群是否处于稳定状态的公式如下:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2 - K \quad (5)$$

其中,  $M$  是否进行模拟退火操作的阈值,  $N$  是种群规模,  $f_i$  代表的是种群中每个个体的适应度值,  $\bar{f}$  代表的是种群的平均适应度值,  $K$  是定义的一个调节参数。当  $M < 0$  时,代表种群处于稳定状态,就会触发模拟退火操作。当  $M > 0$  时,模拟操作就不会被触发。在 SAA 产生新解的过程中,如果新解的适应度变大,则无条件接受新解。如果适应度变小,则新解将被条件接受。具体如下,如果满足:

$$e^{-\frac{f_{old}-f_{new}}{T}} > \varepsilon$$

则接受新解, 不满足则不接受新解。其中  $\varepsilon$  是 0~1 之间的随机数。T 是模拟退火的温度。 $f_{old}$  和  $f_{new}$  分别代表模拟退火操作前的适应度值和模拟退火操作后的适应度值。

经过改进的遗传算法具有更强的全局搜索能力和更快的收敛速度, 能够有效找到全局最优解, 提高神经网络补偿模型的精度。

### 2.3 IGABP 温漂补偿模型

该温漂补偿模型基于 BP 神经网络, 利用改进后的遗传算法优化了 BP 神经网络的初始值, 实现了较高的补偿精度。IGABP 补偿模型的流程结构如图 4 所示。模型训练过程如下:

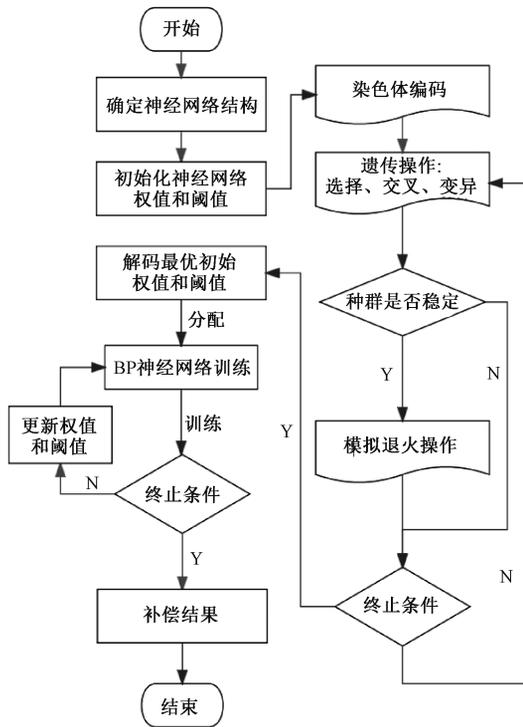


图 4 IGABP 补偿模型的流程结构

Fig. 4 Flow structure of IGABP compensation model

1) 初始化 BP 神经网络的结构<sup>[17]</sup>, 确定 BPNN 每一层的节点数。其中, 输入层为 3 个输入节点, 隐藏层为 7 个节点, 输出层为 1 个节点。温漂误差数据分配为训练集和测试集。

2) 根据确定的神经网络结构初始化 BPNN 权值和阈值。

3) 将 BPNN 初始的权值和阈值进行染色体编码, 执行遗传算法操作。遗传算法种群迭代的最大值设置为 50, 种群大小为 40。

4) 计算每一代遗传算法种群的稳定性, 即种群个体

适应度值之间的差距。并根据种群稳定性选择是否进行模拟退火操作。其中, 退火算法的初始温度设置为 100 °C, 终止温度为 40 °C。

5) 判断是否达到遗传算法的终止条件; 如果达到, 解码最优解, 执行步骤 6); 如果不是, 则继续进行遗传算法迭代操作。

6) 将最优解分配给 BP 神经网络权值和阈值<sup>[18]</sup>, 并使用温漂误差训练集进行训练。

7) 判断是否满足神经网络训练终止条件; 满足终止条件时, 利用测试集检测模型效果并执行步骤 8); 未满足终止条件时, 继续训练。

8) 得到温漂补偿模型, 输出温漂补偿结果。

## 3 实验和分析

### 3.1 数据收集

本文利用旋转平台和控温实验箱沿 X 轴方向对 ADXL345 倾角传感器进行测试, 并获取训练数据。实验数据中, 温度范围为 [-40 °C, 80 °C], 角度范围为 [-90°, 90°]。倾角传感器的每个状态保持 20 min, 每 10 s 由上位机捕捉角度值, 并计算平均值作为一个样本数据, 最终得到 247 个样本数据。其中, 数据分为训练集和测试集, 部分数据见表 1。

在本文中, 倾角传感器测量的常用温度为 20 °C。所以选择这个温度作为标准温度, 在这个温度下测得的角度就是标准角度。由表 1 可以看出, 在测量角度一定的情况下, 倾角传感器测得的角度绝对值随温度的升高呈非线性上升趋势。在不同温度下, 最大温漂已达到 0.400°, 整体数据的平均温漂为 0.190°。

### 3.2 神经网络构建

该温漂补偿模型基于 IGA 优化的 BPNN, 其构建过程详细如下。首先, 分析了影响倾角传感器温漂的主要因素。研究表明, 倾角传感器测得的角度以及环境温度 and 重力方向对倾角传感器的角度变化有很大影响。因此将这 3 个因素作为 BPNN 的 3 个输入节点。

然后隐藏层节点个数的范围<sup>[19]</sup>可由下式确定:

$$l = \sqrt{(m+n)} + a \quad (6)$$

其中,  $m, l, n$  分别表示输入层、隐藏层和输出层的节点数。 $a \in [1, 10]$ , 所以计算结果是 [3, 12]。在计算范围内选取不同隐藏层节点数的 BPNN 用相同的训练数据进行训练, 然后比较训练结果, 如图 5 所示。

图 5 中横轴是隐藏层的节点数, 纵轴是不同的节点数量对应着 BPNN 在测试集上的均方误差 (mean square error, MSE)。其中当隐藏层节点数为 7 时, BPNN 的表现效果最好, 因此隐藏层节点数选择为 7。因为神经网

表 1 倾角传感器部分实验数据  
Table 1 Partial experimental data of the inclination sensor

温度/°C	测量角度/(°)							
	-40	-30	-20	-10	10	20	30	40
-40	-39.645	-29.689	-19.636	-9.623	9.621	19.678	29.624	39.632
-30	-39.681	-29.721	-19.654	-9.692	9.701	19.700	29.689	39.693
-20	-39.745	-29.759	-19.721	-9.732	9.753	19.781	29.740	39.759
-10	-39.823	-29.826	-19.784	-9.796	9.823	19.867	29.794	39.824
0	-39.912	-29.904	-19.825	-9.843	9.897	19.927	29.843	39.893
10	-39.948	-29.932	-19.918	-9.937	9.947	19.963	29.928	39.942
20	-39.989	-30.020	-20.011	-9.930	10.021	20.005	30.008	39.989
30	-40.069	-30.074	-20.075	-10.084	10.098	20.083	30.083	40.070
40	-40.152	-30.142	-20.150	-10.149	10.175	20.140	30.129	40.153
50	-40.197	-30.168	-20.213	-10.193	10.240	20.198	30.167	40.215
60	-40.242	-30.214	-20.247	-10.209	10.263	20.226	30.192	40.250
70	-40.265	-30.243	-20.265	-10.241	10.284	20.254	30.225	40.273
80	-40.312	-30.279	-20.286	-10.279	10.305	20.268	30.246	40.286
重力方向	-4	-3	-2	-1	+1	+2	+3	+4
温度漂移范围/(°)	0.667	0.590	0.650	0.656	0.684	0.590	0.622	0.654
最大温度漂移值/(°)	0.344	0.331	0.375	0.349	0.400	0.327	0.384	0.357

络的输出为预测的温漂误差,所以输出层节点数量为 1。至此,BP 神经网络确定为 3-7-1 三层神经网络模型。

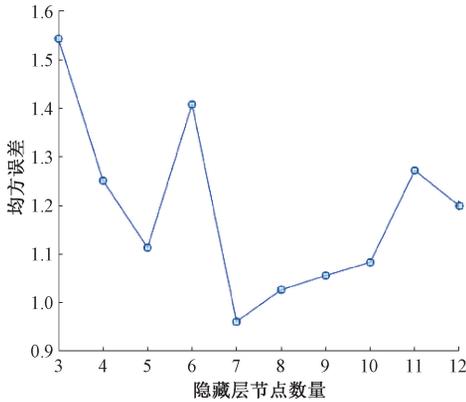


图 5 不同隐藏节点的均方误差比较

Fig. 5 Comparison of mean square error of different hidden nodes

### 3.3 IGABP 性能和实验分析

本文将倾角传感器的角度、温度和重力方向数据作为 BPNN 的输入。BPNN 的输出值是倾角传感器在当前温度下产生的温度漂移,而补偿后的数值就是倾角传感器读取的数据减去神经网络输出的温漂。

为了验证 IGABP 的性能,本文首先将温漂误差数据分为训练集和测试集,然后对 IGABP 进行了训练和测试。其中训练集有 200 条数据,测试集有 47 条数据。为了保证数据集的划分平衡,数据集的划分采用随机数的方法。实验独立进行 30 次,取平均值作为实验结果。实验记录了 IGABP 的温漂预测值,与实际温漂之间的误

差,以及整个测试集的 MSE。IGABP 的温漂预测结果如图 6 所示。

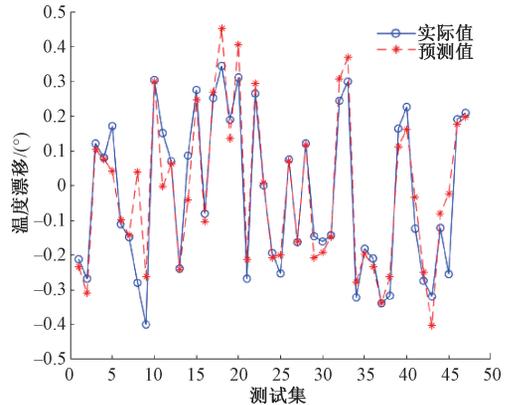


图 6 IGABP 神经网络补偿结果

Fig. 6 IGABP neural network compensation result

从图 6 可以看出,IGABP 模型在测试集中表现良好,预测值与真实值差距较小,说明该模型取得了较好的拟合效果。预测值与实际值的差值占实际值的百分比如图 7 所示。可以看出,预测误差百分比基本在 10% 以下,这意味着预测误差占总温漂误差的百分比很小。

本文的研究工程背景为应用于红外激光扫描设备的倾角传感器。倾角传感器与激光发射器平行固定,用于测量激光发射器与水平线的夹角。激光发射器测量激光发射器与被测物体的距离,倾角传感器测量激光发射器与水平线之间的夹角。利用这两个数据,可以获得被测物体的位置信息。但由于温度变化引起的倾角传感器漂移现象,被测物体的位置会出现一定程度的偏差。对于

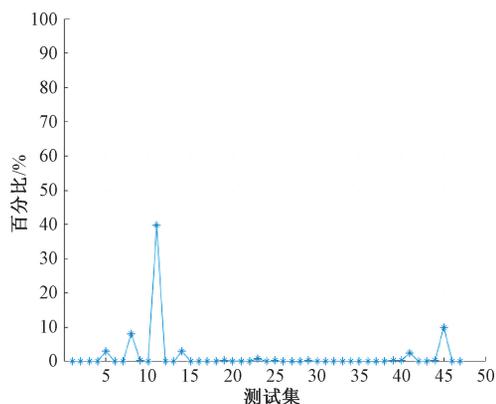


图 7 神经网络预测误差百分比

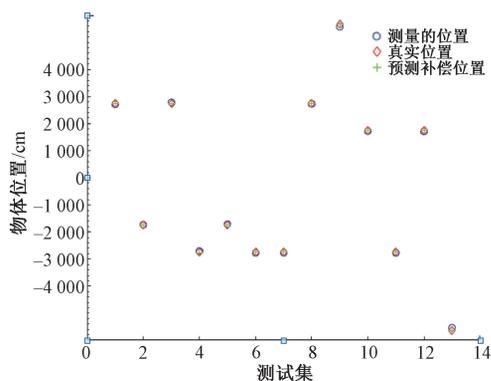
Fig. 7 Prediction error percentage of neural network

这个偏差,使用 IGABP 补偿模型来补偿这个偏差。实验结果如图 8 所示。

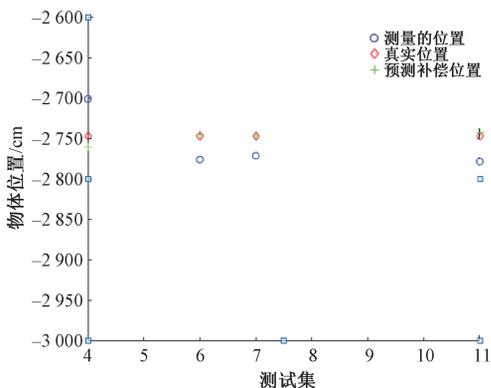
图 8 中(b)和(c)为部分细节图,其中菱形代表物体所在的实际位置,圆圈代表红外激光扫描设备测得的物体位置,加号代表 IGABP 补偿模型的预测补偿位置。可以清楚地看出,被测物体的位置信息在温度变化下表现出明显的位置漂移(measured value)。经过 IGABP 补偿模型预测补偿后,位置信息得到了明显的校正,这使得激光扫描设备测得的物体位置信息更加准确稳定。

为了进一步验证补偿模型的先进性,本文将改进的 IGA 算法和普通 GA 算法进行了对比实验,并记录了两种算法的寻优曲线(如图 9 所示)。从图 9 中可知,IGA 算法相比于 GA 算法而言,拥有更好的寻找最优解的能力和更快的收敛速度。其中,IGA 算法进行了 4 次收敛并且在第 21 次迭代达到了全局最优解,GA 算法则进行了 5 次收敛并且在第 27 次迭代达到了全局最优解,而且最佳适应度值 IGA 算法是大于 GA 算法的。由此可知,本文的改进方法和策略能够加速 GA 算法寻找最优解的过程并且提高寻找全局最优解的能力。

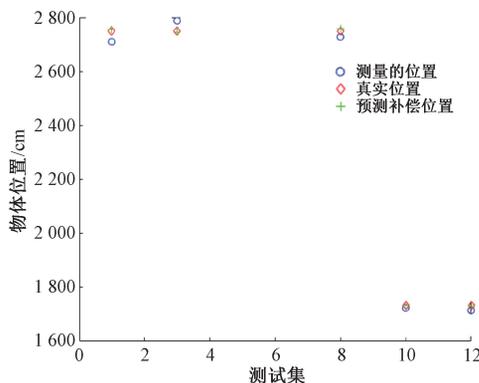
本文利用了改进的 IGA 算法寻找全局最优初始值解,这可以使得神经网络在训练收敛过程中避免陷入局部最优解,并且可以加速训练收敛过程。训练算法采用的是 BP 反向传播算法,该算法具有较强的局部寻优能力,但是容易陷入局部极值,利用本文提出的 IGA 算法优化神经网络的初始值能够有效解决该问题。图 10 和 11 分别是 IGA 优化的和未优化的神经网络训练过程的验证性能曲线图,从图中可知,IGA 优化的神经网络拥有更快的收敛速度和更佳的验证性能。其中,未优化的神经网络在第 30 次迭代达到最佳验证性能 0.021 719 (mean square error),IGA 优化的神经网络在第 7 次迭代达到最佳验证性能 0.015 729 (mean square error)。综合以上结



(a) IGABP 补偿效果(总)  
(a) IGABP compensation effect (total)



(b) IGABP 补偿效果(细节1)  
(b) IGABP compensation effect (detail 1)



(c) IGABP 补偿效果(细节2)  
(c) IGABP compensation effect (detail 2)

图 8 IGABP 神经网络补偿结果

Fig. 8 IGABP neural network compensation results

果分析,IGABP 补偿模型具有较高的补偿精度和运行速度,能够在实际测量工程中进行应用。

同时,本文还与其他算法补偿模型进行了对比实验。第 1 个模型是未优化 BP 神经网络补偿模型,用来分析 IGA 给 BP 神经网络带来的优化效果。第 2 个模型是基于线性回归算法(linear regression, LR)的补偿模型,用于比较 IGABP 算法模型的可行性,先进性和可应用性。对比实验使用相同的训练集和测试集,每个实验重复进行 30 次,以消除随机性对实验的影响,实验对比结果如图

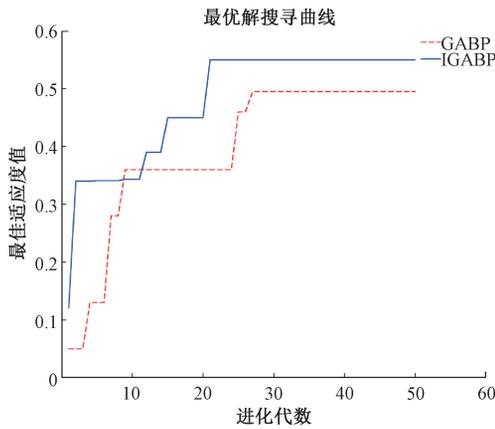


图9 IGABP 和 GABP 寻优对比

Fig. 9 Comparison of IGABP and GABP optimization

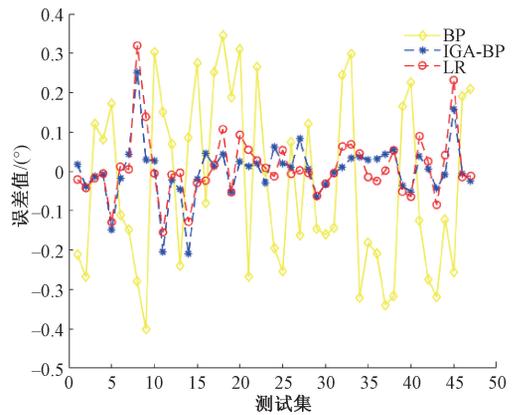


图12 预测误差比较

Fig. 12 Prediction error comparison

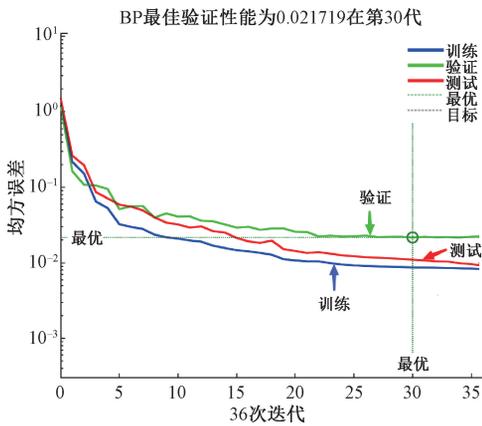


图10 BP 验证性能曲线

Fig. 10 BP validation performance curve

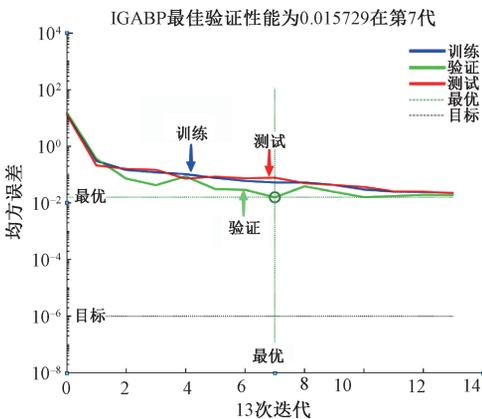


图11 IGABP 验证性能曲线

Fig. 11 IGABP validation performance curve

型的预测误差最大。与 BP 算法模型相比,IGABP 算法模型的性能提升了 70%,与 LR 补偿模型相比,IGABP 也有 36%的性能优势。各算法模型的预测误差和测试集 MSE 如下方表 2 所示。其中可以看出最佳算法模型是 IGABP,它具有最低的 MSE 值和最小的平均误差,而最低的 MSE 值意味着 IGABP 算法模型预测的温漂最精确和稳定。由此可以得出的结论是,IGA 优化算法可以有效提高 BP 神经网络的预测精度,IGABP 补偿模型与其他算法模型相比也具有更好的补偿效果,能够在实际应用中有效提高倾角传感器的精度。

表2 BP、IGABP、LR 算法模型比较

Table 2 Algorithm model comparison of BP, IGABP and LR

算法模型	误差最小值/(°)	误差最大值/(°)	误差平均值/(°)	MSE
BP	0.080	0.40	0.208	0.007 76
LR	0.005	0.32	0.061	0.003 68
IGABP	0.005	0.25	0.039	0.003 28

### 4 结论

本文提出了一种 IGABP 补偿模型对倾角传感器产生的温漂进行补偿。针对该 IGABP 模型,本文首先将遗传算法进行了改进并用于搜寻全局最优的 BP 神经网络的初始权值和阈值。然后通过实验测量收集倾角传感器各种角度,温度和重力方向的数据,并利用这些数据对神经网络进行训练。最后神经网络训练完成后,使用数据集中的测试集来评估模型的性能和补偿效果,测试完成后应用于补偿倾角传感器。同时,在相同的训练集和测试集下,还进行了同其他算法模型的对比实验。实验结果表明,优化后的 IGABP 算法模型的通其他算法模型相

12 所示。

从图 12 中可知,IGABP 算法补偿模型的预测误差最小,是最靠近 0 轴的,LR 算法补偿模型次之,BP 算法模

比具有更高的补偿精度的和更快的收敛速度,能够有效的减少倾角传感器因温度漂移产生的测量误差。

综合本文,该模型可应用于实际测量工程来补偿倾角传感器产生的温漂误差。在将来的工作中,可以研究其他算法来进一步提高补偿模型的性能。

## 参考文献

- [ 1 ] ZHOU Q F, XU M L. Design of an inclination sensor with high-resolution based on MEMS accelerometer[C]. Applied Mechanics and Materials. Trans Tech Publications Ltd, 2014, 568: 533-536.
- [ 2 ] DING X, ZHU K, LI H. A switch-bridge-based readout circuit for differential capacitance measurement in MEMS resonators[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(21): 6978-6985.
- [ 3 ] YANG J, WU W, WU Y, et al. Thermal calibration for the accelerometer triad based on the sequential multiposition observation [ J ]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 62 ( 2 ): 467-482.
- [ 4 ] XU D, CHEN Y, KANG R. Study of accelerated stability test method for quartz flexible accelerometer[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2010, 11(1): 148-156.
- [ 5 ] LI B, ZHAO Y, LI C, et al. A differential resonant accelerometer with low cross-interference and temperature drift[J]. Sensors, 2017, 17 ( 1 ): 178.
- [ 6 ] YANG B, DAI B, LIU X, et al. The on-chip temperature compensation and temperature control research for the silicon micro-gyroscope[J]. Microsystem Technologies, 2015, 21: 1061-1072.
- [ 7 ] RUZZA G, GUERRIERO L, REVELLINO P, et al. Thermal compensation of low-cost MEMS accelerometers for tilt measurements[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2536-2554.
- [ 8 ] ZHANG Z, FENG L, SUN Y N. Temperature modeling and compensation of double h quartz tuning fork gyroscope [ J ]. Procedia Engineering, 2011, 15: 752-756.
- [ 9 ] SHEN C, SONG R, LI J, et al. Temperature drift modeling of MEMS gyroscope based on genetic-Elman neural network [ J ]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 897-905.
- [ 10 ] WANG F L, XU D C. MEMS accelerometer temperature compensation based on PSO-BP neural network [ J ]. Transducer Microsyst, Technol, 2019, 38: 19-22.
- [ 11 ] HAN Z, HONG L, MENG J, et al. Temperature drift modelling and compensation of capacitive accelerometer based on AGA-BP neural network [ J ]. Measurement, 2020, 164: 108019.
- [ 12 ] ZHU M, PANG L, XIAO Z, et al. Temperature drift compensation for High-G MEMS accelerometer based on RBF NN improved method[J]. Applied Sciences, 2019, 9(4): 695.
- [ 13 ] LIANG W, WANG G, NING X, et al. Application of BP neural network to the prediction of coal ash melting characteristic temperature [ J ]. Fuel, 2020, 260: 116324.
- [ 14 ] WANG S, ZHANG N, WU L, et al. Wind speed forecasting based on the hybrid ensemble empirical mode decomposition and GA-BP neural network method [ J ]. Renewable Energy, 2016, 94: 629-636.
- [ 15 ] MA Z, ZHANG W, LUO Z, et al. Ultrasonic characterization of thermal barrier coatings porosity through BP neural network optimizing Gaussian process regression algorithm [ J ]. Ultrasonics, 2020, 100: 105981.
- [ 16 ] WANG W, ZHU Q, WANG Z, et al. Research on indoor positioning algorithm based on SAGA-BP neural network[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22 ( 4 ): 3736-3744.
- [ 17 ] DONGMEI H, SHIQING H, XUHUI H, et al. Prediction of wind loads on high-rise building using a BP neural network combined with POD[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2017, 170: 1-17.
- [ 18 ] HUANG Y, ZHANG J, LI X, et al. Thermal error modeling by integrating GA and BP algorithms for the high-speed spindle [ J ]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 71: 1669-1675.
- [ 19 ] MATIAS T, SOUZA F, ARAÚJO R, et al. Learning of a single-hidden layer feedforward neural network using an optimized extreme learning machine [ J ]. Neurocomputing, 2014, 129: 428-436.

## 作者简介



孙海滨,1997年于山东建筑大学获得学士学位,2002年于吉林大学获得硕士学位,2006年于吉林大学获得博士学位,现为山东科技大学副教授,主要研究方向为人工智能,物联网,机器学习,嵌入式系统。

E-mail: sdstsun@163.com

**Sun Haibin** received his B. Sc. degree from Shandong Jianzhu University in 1997, M. Sc. degree from Jilin University in 2002, and Ph. D. degree from Jilin University in 2006, respectively. Now he is an associate professor in Shandong University of Science and Technology. His main research interests

include artificial intelligence, internet of things, machine learning and embedded systems, etc.



**赵清武** (通信作者), 2020 年于山东科技大学计算机学院获得学士学位, 目前正在山东科技大学计算机学院攻读硕士学位, 主要研究方向为物联网技术、人工神经网络、嵌入式系统。

E-mail: 1501055901@qq.com

**Zhao Qingwu** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shandong University of Science and Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Shandong University of

Science and Technology. His main research interests include internet of things technology, artificial neural network and embedded system.



**刘海威**, 2021 年于山东科技大学计算机学院获得计算机硕士学位, 主要研究方向为物联网技术、人工神经网络、智能算法。

E-mail: 18769094020@163.com

**Liu Haiwei** received his M. Sc. degree from Shandong University of Science and Technology in 2021. His main research interests include internet of things technology, artificial neural network and intelligent algorithm.