

基于 BP 神经网络的三维力传感器 静态标定方法研究

田强兴^{1,2}, 李嘉翊¹, 黄健³, 程俊^{1,2}

(1. 中国科学院合肥智能机械研究所, 安徽合肥 230031;

2. 中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230026;

3. 中国科学院合肥物质科学研究院先进制造技术研究所, 江苏常州 213000)

摘要: 三维力传感器作为测力平台的核心元件, 其测量精度直接影响测力平台的使用效果, 而维间耦合问题是影响精度的主要方面。文章首先讨论了三维力传感器传统的静态标定方法在消除耦合误差方面的应用, 并在方法缺陷分析的基础上, 提出了新的三维力解耦方法——基于 BP 神经网络的解耦方法, 继而对两种方法进行误差分析, 验证了神经网络方法在多维力传感器解耦中的可行性和优越性。

关键词: 三维力传感器; 静态标定; 耦合误差; BP 神经网络; 误差分析

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1006-2394(2012)06-0049-04

Research on Static Calibration for Three-dimensional Force Sensor Based on BP Neural Network

TIAN Qiang-xing^{1,2}, LI Jia-yi¹, HUANG Jian³, CHEN Jun^{1,2}

(1. Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;

2. University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 3. Institute of Advanced Manufacturing Technology,

Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Changzhou 213000, China)

Abstract: As the core component, the three-dimensional force sensor is the key for the best use of force platform. In order to improve the measurement effectiveness of platform, coupling errors of sensors must be decreased greatly. Firstly, the traditional method is discussed. Then, a new method based BP neural network is put forward. Experiments and simulations show that, BP neural network method has more strength at improving the measure precision than traditional method.

Key words: three-dimensional force sensor; static calibration; coupling error; BP neural network; error analysis

0 引言

本文所研究的力传感器为应用于测力平台的三维力传感器, 在每个平台的 4 个直角处分别安装一个三维力传感器, 如图 1 所示, 在空间直角坐标系中三维力传感器可以提供 X、Y、Z 三根轴线方向上的线性力 f_x 、 f_y 、 f_z 。则平台 X、Y、Z 方向的合力 F_x 、 F_y 、 F_z 分别为:

$$\begin{cases} F_x = f_{1x} + f_{2x} + f_{3x} + f_{4x} \\ F_y = f_{1y} + f_{2y} + f_{3y} + f_{4y} \\ F_z = f_{1z} + f_{2z} + f_{3z} + f_{4z} \end{cases} \quad (1)$$

理想的多维力传感器各维之间不存在耦合, 即当仅在某维方向施加负载时, 其他方向输出为零。但是

在多维力传感器的制造过程中, 不可避免的存在着弹性体机械加工几何尺寸误差以及贴片位置不精确等带来不同维度间的耦合, 直接影响传感器的测量精度, 而

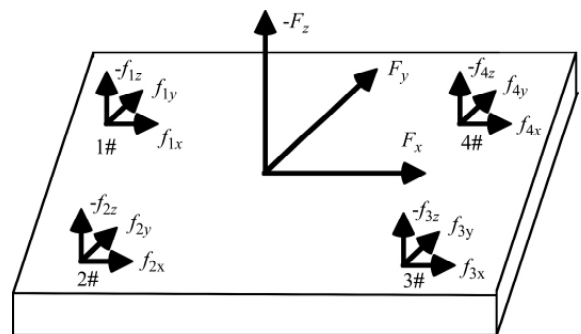


图 1 测力平台

收稿日期: 2012-03

作者简介: 田强兴(1985—), 男, 硕士研究生, 研究方向为信号处理。

且这种误差很难在理论上进行精确描述,通常采用实验标定的方法进行消除。传感器标定系统的组成框图如图2所示,施加负载后,传感器各通道电压经信号放大电路,由数据采集单元,上传至上位机,由上位机完成数据的读取和标定系数计算等工作。



图2 传感器标定系统组成框图

1 传统解耦标定方法

传统标定方法是指,对多维力传感器施加力矩阵 F ,传感器的输出端将采样得到电压的读数矩阵 R ,它们满足关系式:

$$F = C \cdot R \tag{2}$$

C 即为所求的标定系数矩阵,即:

$$C = F \cdot R^{-1} \tag{3}$$

为了保证 R 的逆存在,要选取 3 个线性无关的力加载到传感器上,文献 [1] 研究表明,当 R 为正交矩阵时,可使得误差传播最小,获得最高的标定精度。在实际的实验标定过程中,依次分别在 X 、 Y 、 Z 正方向加载 10 kg 砝码,有:

$$F = \begin{bmatrix} 100 & 0 & 0 \\ 0 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 100 \end{bmatrix}$$

在传感器输出端可检测到的电压信号矩阵 R 为 (单位: mV):

$$R = \begin{bmatrix} 353.4795 & 372.2829 & 40.6593 \\ -368.8641 & 360.6834 & -6.8376 \\ 8.6691 & -2.4420 & -100.1220 \end{bmatrix}$$

则:

$$C = F \cdot R^{-1} = \begin{bmatrix} 0.135658 & -0.139584 & 0.064623 \\ 0.138894 & 0.134211 & 0.047239 \\ -0.008358 & 0.015359 & 0.994338 \end{bmatrix}$$

标定系数矩阵 C 的计算是基于传感器系统模型为线性这一假设条件的,但实际的传感器具有一定的非线性,而且因为通道电压测量系统误差的存在,仅仅选取 3 组样本数据所求得的系数矩阵,系统的容错能力相对较差;另外,这种方法必须要求矩阵 R 的逆存在,基于上述缺陷,本文提出采用 BP 神经网络的标定方法。

2 BP 神经网络传感器标定解耦方法

BP(Back Propagation) 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的

神经网络模型之一。BP 神经网络由信号的正向传播和误差的逆向传播两部分组成。输入数据经输入层进入隐含层,经数据处理后由输出层输出,完成正向传播。如果输出结果没有达到预期要求,则将误差逆向传播回隐含层,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。BP 神经网络具有大规模并行处理、自学习、自适应、较强的鲁棒性及容错性等特点。

2.1 训练数据的获取

测力平台主要用于步态分析,在标定实验中选定 F_x 方向量程为 $(-1000 \text{ N}, 1000 \text{ N})$, F_y 方向量程为 $(-1000 \text{ N}, 1000 \text{ N})$, F_z 方向量程为 $(0 \text{ N}, 2000 \text{ N})$,分别在 F_x 、 F_y 、 F_z 量程内取 31、31、16 个等分数据点,组成 BP 神经网络训练的原始样本。

2.2 网络结构

多维力传感器 BP 神经网络采用通用的 3 层结构,网络拓扑结构如图 3 所示。网络的输入为传感器的三个通道输出值 $P = [P1 \ P2 \ P3]$,网络的输出为传感器的加力矩阵,对应三维坐标空间 X 轴、 Y 轴、 Z 轴方向的力值信息,因此输入和输出层单元数均为 3;经多次试验比较测试,采用原始样本的 20% 作为验证样本,20% 作为测试样本,隐含层采用一层,单元数为 8,训练函数为“trainlm”,激活函数分别为“tansig”、“purelin”,可获得期望期望误差 $1e-7$,既能获得较好的训练效果,又能防止数据过拟合。

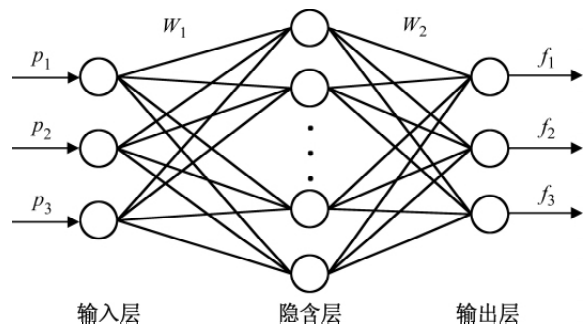


图3 BP神经网络拓扑结构图

3 误差结果分析

使用新的测试样本 $NewTestSample$ 对两种方法进行结果误差分析,为便于实验验证,新的测试样本仍满足正交关系(仅在某一方向施加负载所得),分布于 X 、 Y 、 Z 三个轴方向,测试样本对应目标输出 $TarOut$ 。传统方法所得输出 $PreOut$ 及误差矩阵 $PreError$ 如式(4)所示,BP神经网络方法输出 $BpOut$ 及误差 $BpError$ 如式(5)所示。

$$\begin{cases} PreOut = C \cdot NewTestSample \\ PreError = PreOut - TarOut \end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases} BpOut = \text{sim}(net, NewTestSample) \\ BpError = BpOut - TarOut \end{cases} \quad (5)$$

在进行误差分析时,为了更好地分析各样本采样点通道间相互耦合现象,本文做如下拆分,维间耦合总误差 = 特定通道耦合误差 + 剩余通道耦合误差。

3.1 维间耦合总误差

(1) 传统方法维间耦合总误差(i 是指第 i 个样本点)

$$PreSumError[i] = \sqrt{PreError[1][i]^2 + PreError[2][i]^2 + PreError[3][i]^2} \quad (6)$$

(2) BP神经网络维间耦合总误差

$$BpSumError[i] = \sqrt{BpError[1][i]^2 + BpError[2][i]^2 + BpError[3][i]^2} \quad (7)$$

将两类方法所得每个样本总误差绘于图4,传统标定方法的样本平均总误差为7.8079,BP神经网络为2.7019,改善65.4%。

(1) 传统标定方法的特定通道检测误差

$$PreSelfError[i] = \begin{cases} \text{abs}(PreError[1][i]), TarOut[1][i] \neq 0, TarOut[2][i] = 0, TarOut[3][i] = 0 \text{ 时;} \\ \text{abs}(PreError[2][i]), TarOut[2][i] \neq 0, TarOut[1][i] = 0, TarOut[3][i] = 0 \text{ 时;} \\ \text{abs}(PreError[3][i]), TarOut[3][i] \neq 0, TarOut[1][i] = 0, TarOut[2][i] = 0 \text{ 时;} \end{cases} \quad (8)$$

(2) BP神经网络特定通道检测误差

$$BpSelfError[i] = \begin{cases} \text{abs}(PreError[1][i]), TarOut[1][i] \neq 0, TarOut[2][i] = 0, TarOut[3][i] = 0 \text{ 时;} \\ \text{abs}(PreError[2][i]), TarOut[2][i] \neq 0, TarOut[1][i] = 0, TarOut[3][i] = 0 \text{ 时;} \\ \text{abs}(PreError[3][i]), TarOut[3][i] \neq 0, TarOut[1][i] = 0, TarOut[2][i] = 0 \text{ 时;} \end{cases} \quad (9)$$

将上述两类误差绘于图5,传统标定方法样本平均单通道检测误差为1.8181,BP神经网络方法为1.4381,两类方法单通道检测效果相当。

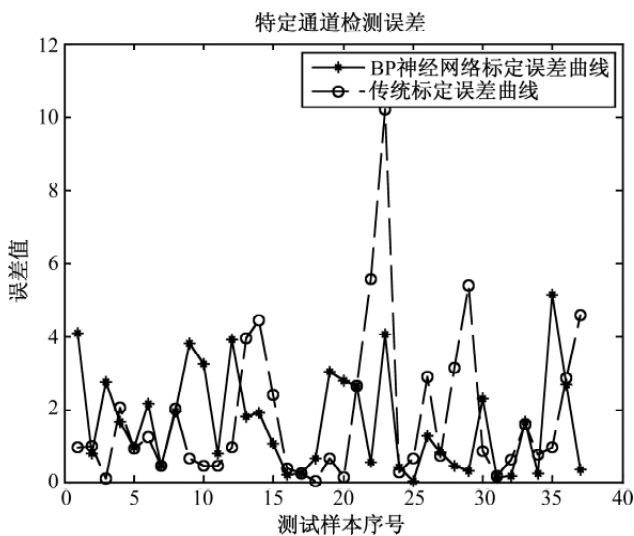


图5 特定通道检测误差

3.3 剩余通道耦合误差

理想情况下,仅仅在传感器的某通道方向上施加

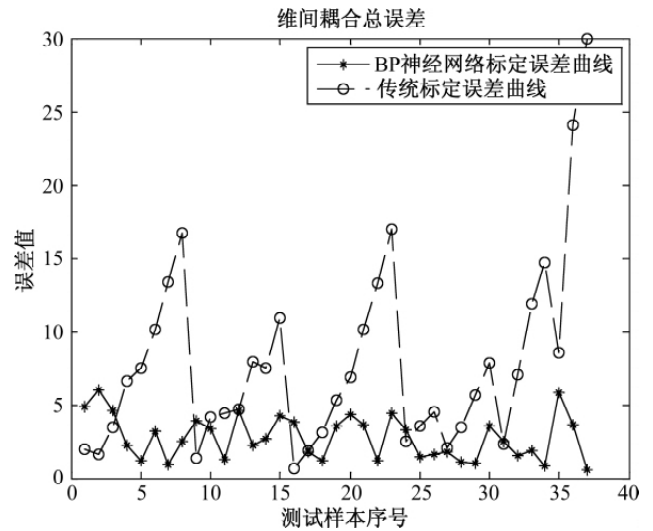


图4 维间耦合总误差

3.2 特定通道检测误差

特定通道定义为加载力值非零的通道,该误差用于比较两种标定方法单独对某一维力的标定效果。

负载时,其余两个通道的输出为零,但因为解耦的不彻底性,另两个通道会有少量通道电压输出,应用于测力平台的力学分析是由安装在平台上的4个三维力传感器各方向的力值进行叠加的,如式(1)所示,因此,维间的耦合误差对测力平台的影响是不容忽视的。对于第 i 个样本:

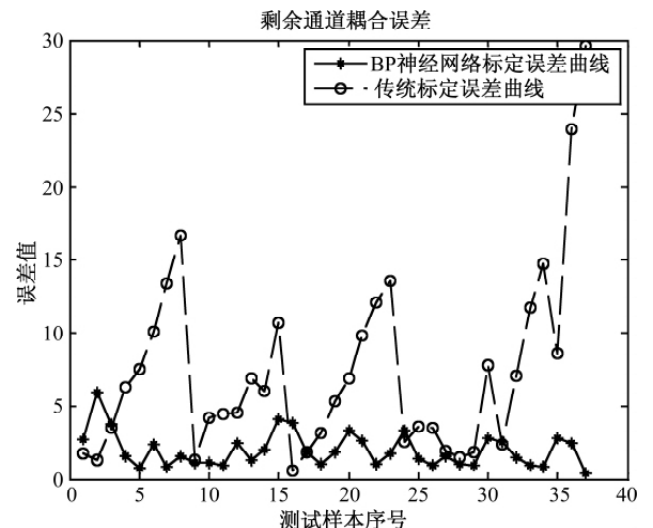


图6 剩余通道耦合误差

(1) 传统标定的剩余通道耦合误差

$$PreSelfError [i] = \begin{cases} \sqrt{PreError [2] [i]^2 + PreError [3] [i]^2}, TarOut [1] [i] \neq 0, TarOut [2] [i] = 0, TarOut [3] [i] = 0 \text{ 时}; \\ \sqrt{PreError [1] [i]^2 + PreError [3] [i]^2}, TarOut [2] [i] \neq 0, TarOut [1] [i] = 0, TarOut [3] [i] = 0 \text{ 时}; \\ \sqrt{PreError [1] [i]^2 + PreError [2] [i]^2}, TarOut [3] [i] \neq 0, TarOut [1] [i] = 0, TarOut [2] [i] = 0 \text{ 时}; \end{cases} \quad (10)$$

(2) BP 神经网络的剩余通道耦合误差

$$BpCoupleError [i] = \begin{cases} \sqrt{BPErrors [2] [i]^2 + BPErrors [3] [i]^2}, TarOut [1] [i] \neq 0, TarOut [2] [i] = 0, TarOut [3] [i] = 0 \text{ 时}; \\ \sqrt{BPErrors [1] [i]^2 + BPErrors [3] [i]^2}, TarOut [2] [i] \neq 0, TarOut [1] [i] = 0, TarOut [3] [i] = 0 \text{ 时}; \\ \sqrt{BPErrors [1] [i]^2 + BPErrors [2] [i]^2}, TarOut [3] [i] \neq 0, TarOut [1] [i] = 0, TarOut [2] [i] = 0 \text{ 时}; \end{cases} \quad (11)$$

绘于图 6,传统标定方法单个样本剩余通道耦合平均误差为 7.3395, BP 神经网络方法为 1.9969,改善 72.8%,可以明显看出 BP 神经网络算法在解决耦合误差方面的优势,而这正是测力平台在提高检测精度方面所必须的。

4 总结

本文分析了三维力传感器在标定过程中遇到的相关问题,并在传统标定方法的基础上提出基于 BP 神经网络的标定方法。通过误差拆分分析,可以明显看出, BP 神经网络在多维力传感器标定方面的显著优势,尤其是在消除维间耦合误差方面,这点对于测力平

台的合力(4 个传感器力矢量叠加)检测是非常有效的,该方法可以为测力平台的应用提供更加可靠的数据信息。

参考文献:

[1] 陈雄标,袁哲俊,姚英学. 机器人用六维腕力传感器标定研究[J]. 机器人,1997,19(1):7-11.
 [2] 张景柱,郭凯. 六维力传感器静态解耦算法应用研究[J]. 传感器与微系统,2007,26(12):58-62.
 [3] 郑红梅,刘正士,王勇. 机器人六维腕力传感器标定方法和标定装置的研究[J]. 计量学报,2005(26):43-45.

(许雪军编发)

(上接第 12 页)

```

P7 = 0xff; P6 = 0xff; P5 = 0xff;
P4 |= (1 << 7);
0x40 读 (1 << 6);
0x40 通 (1 << 0);
while(1)
{
  _nop();
}
}
void PORT_Init ( void)
{
  XBR0 = 0x0d;
  XBR1 = 0x04;
  XBR2 = 0x44;
  POMDOUT |= 0xd1;
  P74OUT = 0xff;
  EMI0CF = 0x38;
  EMI0TC = 0x10;
}
void SYSCLK_Init ( void)
{
  int iclk;
  OSCXCN = 0x67;
  for( iclk = 0; iclk < 256; iclk ++ );
  while ( !( OSCXCN & 0x80) );

```

```

OSCICN = 0x88;
}
void PCA0_Init ( void)
{
  PCA0CN = 0x00;
  PCA0MD = 0x08;
  PCA0CPM0 = 0x46;
  PCA0CPH0 = ( SYSCLK) / ( 2* CEX0_FREQUENCY );
  CR = 1;
}

```

3 结束语

以此种方法设计的信号源,原理简单、思路清晰,富有启发性,同时,对硬件要求不高。制作成产品后,功能灵活,开发成本低,由较强的实用性,有广阔的应用空间。

参考文献:

[1] 潘琢金,施国君. C8051FXXX 高速 SOC 单片机原理及应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2002.

(郁菁编发)