

Elman 神经网络多传感器融合技术的研究与应用

Research and Application of Elman Neural Network Multi-sensor Fusion Technology

刘 勇 张 民 刘西秀

(青岛理工大学自动化工程学院,山东 青岛 266033)

摘 要: 由于重力传感器容易受环境温度等各种非目标参量的影响,其输出性能大大降低,为此,采用 Elman 神经网络多传感器融合技术加以解决。传感器信息融合是对多种信息的获取、表示及其内在联系进行综合处理和优化的技术。多传感器信息经过融合后能够完善、准确地反映环境的特征。采用 Elman 神经网络补偿由系统的非线性和外界干扰引起的误差。仿真试验表明,该算法计算量小、拟合程度好、精确度高。

关键词: 传感器 数据融合 神经网络 动态补偿 鲁棒性

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

Abstract: While the output performance of the gravity sensors is greatly deteriorated because their device characteristics are easily affected by environment temperature and various non-target parameters, Elman neural network multi-sensor fusion technology is adopted to solve the problem. Sensor information fusion is the technology that is able to comprehensively process and optimize variety information acquisition, representation and their intrinsic relations. With fusion, the information of multi-sensors can precisely and perfectly reflect the characteristics of environment. The errors caused by the nonlinearity of system and external interference are compensated by adopting Elman neural network. The simulation indicates that the algorithm features small amount of calculation, goodness of fitting, and high accuracy.

Keywords: Sensor Data fusion Neural network Dynamic compensation Robustness

0 引言

传感器是电子衡器中最重要的检测元件之一。然而由于其器件本身的原因,导致其在温度变化较大的环境中输出非线性信号,误差较大。

国内外学者对传感器的补偿问题进行了大量的研究,得出了很多方法^[1-5]。其中一种方法是采用电阻网络等硬件措施来抑制非目标参量的影响,但由于电阻本身也受温度等环境参量的影响,补偿效果不佳;另一种方法是利用软件补偿,多采用神经网络法。一些前馈神经网络(如 BP、RBF 等)能简单方便地实现传感器的非线性静态补偿,但这些前馈神经网络一般不具有动态信息处理能力,在很多场合不能满足要求。反馈型网络增加了层间或层内的反馈连接,对动态系统的辨识精度和网络结构都较前馈网络有了较大的改善,因此在许多场合获得了广泛的应用。

本文采用 Elman 反馈型神经网络实现传感器的非线性校正,对采样数据进行训练,学习速率快,且取得了很好的补偿效果。

1 信息融合基础

多传感器信息融合技术(multi-sensor information fusion, MSIF)是指对来自多个传感器的数据进行多级别、多方面、多层次处理,以产生新信息的技术。这种新信息是任何单一传感器所无法获得的。MSIF 是新兴的多学科交叉的研究领域,涉及信号处理、概率统计、信息论、模式识别、人工智能、模糊数学等多种理论,是人类模仿自身信息处理能力的结果^[6-9]。

信息融合方法可以分为数据级融合(也称像素级融合)、特征级融合和决策级融合三级。本文采用数据级融合技术,其原理图如图 1 所示。

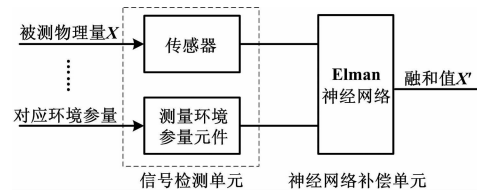


图 1 数据级融合技术原理图

Fig. 1 Principle of data fusion technology

数据级融合是对来自同等量级的传感器原始数据的直接融合,是在各种传感器的原始测试数据未经预处理之前就进行的综合与分析。这是最低层次的融

修改稿收到日期:2011-11-16。

第一作者刘勇(1986-),男,现为青岛理工大学控制理论与控制工程专业在读硕士研究生;主要从事控制理论与控制工程、电气工程的研究。

合。该融合的主要优点是能保持尽可能多的现场数据,能提供其他融合层次所不能提供的细微信息^[1-2]。

2 Elman 神经网络结构及学习算法

Elman 网络是一种典型的反馈网络,最初由 Elman 在 1990 年提出。该模型是在 BP 网络的隐含层中增加一个承接层,这种结构使隐含层的输出不仅作为输出层的输入,而且还连接隐含层内的另外一些神经元。Elman 神经网络自身含有动态环节,这不仅使系统具有适应时变特性的能力、能直接反映动态过程系统的特性,而且减少了较多的系统状态作为输入,节省了输入层单元数。Elman 神经网络结构如图 2 所示。

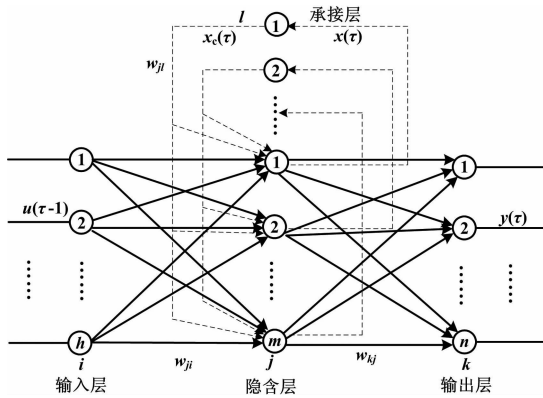


图 2 Elman 神经网络结构图

Fig. 2 Structure of Elman neural network

图 2 中: i 为输入层神经元下标变元($i = 1, 2, \dots, h$), j 为隐含层神经元下标变元($j = 1, 2, \dots, m$), l 为承接层神经元下标变元($l = 1, 2, \dots, m$), k 为输出层神经元下标变元($k = 1, 2, \dots, n$); $f^{(1)}(\cdot)$, $f^{(2)}(\cdot)$ 和 $f^{(3)}(\cdot)$ 分别表示输入层、隐含层、输出层的激发函数,上标(1)、(2)分别表示相应的层数; w_{ji} 为输入层第 i 个神经元到隐含层第 j 个神经元的连接权值; w_{jl} 为结构层到隐含层的连接权值; w_{kj} 为隐含层第 j 个神经元到输出层第 k 个神经元的连接权值。

网络的误差函数为:

$$E_n(\tau) = \frac{1}{2P} \sum_{m=1}^p \sum_{k=1}^n (y_{dk} - y_k)^2 \quad (1)$$

式中: y_{dk} 为输出层各节点的期望值; P 为样本数。

第 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 个样本的输入输出关系如下。

输入层输入为:

$$I_{ip}^{(1)}(\tau) = u(\tau - 1) \quad (2)$$

输入层输出为:

$$O_{ip}^{(1)}(\tau) = I_{ip}^{(1)}(\tau) \quad i = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

隐含层输入为:

$$I_{jp}^{(2)}(\tau) = \sum_{i=1}^h w_{ji} O_{ip}^{(1)}(\tau) + \sum_{i=1}^m w_{ji} O_{lp}^{(c)}(\tau) - \theta_j \quad (4)$$

隐含层输出为:

$$O_{jp}^{(2)}(\tau) = f^{(2)}[I_{jp}^{(2)}(\tau)] \quad (5)$$

承接层输入为:

$$I_{lp}^{(c)}(\tau) = O_{jp}^{(2)}(\tau - 1) \quad (6)$$

承接层输出为:

$$O_{lp}^{(c)}(\tau) = I_{lp}^{(c)}(\tau) \quad (7)$$

输出层输入为:

$$I_{kp}^{(3)}(\tau) = \sum_{j=1}^m w_{kj} O_{jp}^{(2)}(\tau) - \theta_k \quad (8)$$

输出层输出为:

$$y_{kp}(\tau) = O_{kp}^{(3)}(\tau) = f^{(3)}[I_{kp}^{(3)}(\tau)] \quad (9)$$

3 Elman 神经网络融合

Elman 神经网络融合凭借 Elman 神经网络优异的非线性和时变性处理能力,建立反映复杂非线性关系的网络拟合模型,不断逼近网络的实际输出值。Elman 神经网络融合的主要工作包括以下几方面的内容。

- ① 在可能的工作环境下采集相应的传感器数据;
- ② 提取有用数据并归一化处理;
- ③ 将处理的数据分成训练集和测试集两部分,采用 Elman 神经网络进行学习和建模;
- ④ 测试测试集是否合适。

数据融合流程如图 3 所示。

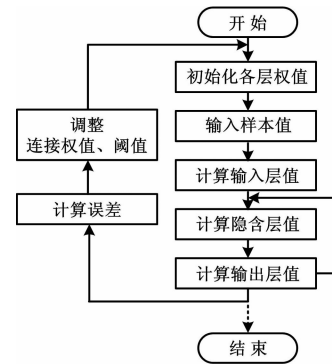


图 3 数据融合流程图

Fig. 3 Flowchart of data fusion

4 仿真试验及结果分析

本试验样本包括训练样本和测试样本共 7 个不同温度点试验数据。选取其中的 4 个温度点的数据作为训练样本,另外 3 个温度点数据作为测试样本,每个样本点数据为 14 个,当温度分别为 0 °C、20 °C、40 °C 时,具体试验数据如表 1 所示。

表 1 传感器采样数据值
Tab.1 Sensor sampling data values

被测物体质量 /kg	检测电压 U_T/mV						
	-10 °C	0 °C	10 °C	20 °C	30 °C	40 °C	50 °C
10	24.01	22.39	19.42	16.36	14.53	13.44	11.12
20	30.75	28.32	25.54	22.08	20.11	18.52	16.03
30	37.34	34.91	31.53	27.99	25.84	23.68	20.76
40	43.31	41.35	37.66	33.48	31.20	29.04	25.53
50	50.24	47.47	43.25	39.46	36.73	34.16	30.12
60	56.97	53.62	49.35	45.31	42.25	39.33	35.04
70	62.81	60.04	55.79	51.44	47.78	44.53	39.65
80	69.84	66.16	61.87	56.83	53.46	49.42	44.25
90	76.74	72.33	67.53	62.62	58.96	54.79	49.11
100	83.46	78.62	73.81	68.46	64.33	60.04	53.75
110	88.58	85.02	80.13	74.31	70.30	64.84	58.97
120	94.87	91.33	86.24	80.26	75.48	70.61	63.59
130	102.10	97.01	91.79	85.82	81.23	75.54	68.35
140	107.25	102.99	98.73	91.61	86.58	80.75	72.91

在神经网络信息融合之前,进行样本数据归一化。训练样本的处理是一项重要内容,因为原始数据的分支可能相差很大,神经网络对于输入网络的数据有着较为严格的要求,输入的数据过小或过大都会影响网络算法的收敛。直接采集的样本数据不能直接用于 Elman 神经网络的学习,必须对它们进行归一化处理。本文采用线性函数进行归一化处理^[10]:

$$y = (x - V_{\min}) / (V_{\max} - V_{\min}) \quad (10)$$

式中: x 为转换前的样本数值; y 为转换后的样本数值; V_{\min} 为样本数据集的最小值; V_{\max} 为样本数据集的最大值。

采用 Matlab 仿真得到训练过程如图 4 所示。

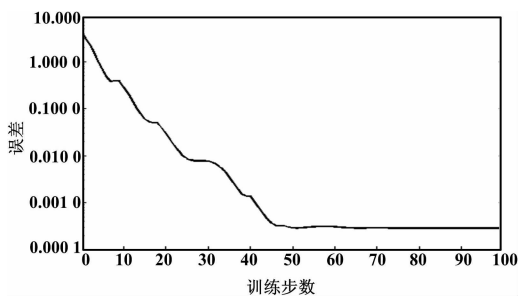


图 4 Elman 神经网络训练过程

Fig.4 Elman neural network training process

表 2 数据融合结果分析

Tab.2 Data fusion result analysis

标定值	融合值	标定值	融合值	标定值	融合值	标定值	融合值
0.230 77	0.227 06	0.384 62	0.387 82	0.538 46	0.530 84	0.692 31	0.686 08
	0.233 46		0.381 06		0.547 22		0.690 96
	0.231 06		0.374 83		0.538 10		0.692 56

数据融合测试样本曲线如图 5 所示。

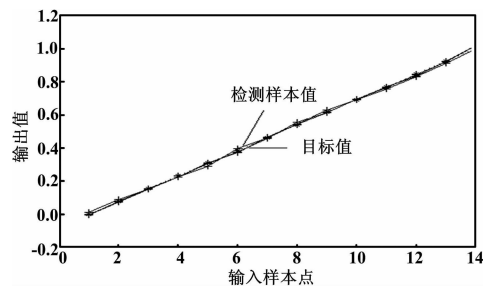


图 5 数据融合测试样本曲线

Fig.5 Data fusion test sample curves

Elman 神经网络校正补偿后的几组数据结果都明显接近目标值,且由于工作环境温度变化产生的传感器输出电压的相对波动值明显变小。传感器输出电压相对波动值如式(11)所示:

$$\delta_p = \frac{\max|\Delta p|}{P_{FS}} \times 100\% \quad (11)$$

式中: δ_p 为重力传感器输出电压波动的相对值; $\max|\Delta p|$ 为传感器输出电压的最大绝对波动值; P_{FS} 为传感器满量程输出电压值。

采用 Elman 神经网络得到的被测压力融合值,部分数据融合结果如表 2 所示。

(下转第 71 页)