

引用格式:Shen Fuyuan,Li Wei,Huang Chao.Research on Series Compensation Method of Data-Driven Liquid Level Sensor Fault[J].Journal of Gansu Sciences,2017,29(5):9-14.[申富媛,李炜,黄超.数据驱动的液位传感器故障串联补偿方法研究[J].甘肃科学学报,2017,29(5):9-14.]  
doi:10.16468/j.cnki.issn1004-0366.2017.05.003.

# 数据驱动的液位传感器故障串联补偿方法研究

申富媛<sup>1,2</sup>,李 炜<sup>1,2</sup>,黄 超<sup>3</sup>

(1.兰州理工大学 电气工程与信息工程学院,甘肃 兰州 730050;  
2.甘肃省工业过程先进控制实验室,甘肃 兰州 730050;  
3.宁波市智能制造产业研究院,浙江 宁波 315000)

**摘 要** 针对超声波液位传感器故障引起的非线性误差,基于数据驱动建模技术设计了一种逆补偿环节,以期能有效地补偿故障误差对系统的影响。首先借助故障传感器与正常传感器分别获得带故障误差与实际液位的测量值,然后利用 LM-BP 神经网络的非线性逼近特性设计超声波液位传感器故障误差的逆补偿环节。为验证该补偿方法的有效性与实际可用性,基于 OPC、Matlab、Step7 及 Simatic 等技术搭建 PCS 半实体实验平台,并将设计的逆补偿环节置于搭建的液位控制半实体平台的补偿环节中进行闭环实验。结果表明,该补偿方法对超声波液位传感器故障误差补偿是有效的,并且可将其应用于实际工程中。

**关键词** 超声波液位传感器;故障误差;逆补偿;LM-BP 神经网络

中图分类号:TP212.9 文献标志码:A 文章编号:1004-0366(2017)05-0009-06

超声波液位传感器由于具有频率高、波长短、绕射现象小、对被测介质不产生干扰、安装及维护方便等优点,已被广泛应用于工业、国防、生物医学等领域。然而在实际操作过程中,其常常处于温度与湿度多变、粉尘较多的恶劣环境下,极易出现各种故障而产生误差,一旦发生故障,故障产生的错误数据便会立刻通过反馈通道在闭环系统中蔓延,导致系统性能下降,甚至演变为灾难性事故<sup>[1]</sup>。因此,从系统安全性、可靠性、经济性三重方面考虑,对传感器故障引起的非线性误差研究适合的补偿方法,使控制系统能正常工作变得尤为重要。

传感器的误差无法避免,因此有关传感器的误差补偿方法研究引起了国内外学者的广泛关注,其中最主要的方法有两类:一是自适应观测器补偿法<sup>[2]</sup>;二是基于逆系统的补偿法<sup>[3-5]</sup>。由于传感器发生故障时,表现出的误差形式多为非线性特性,

而模糊逻辑与神经网络具有可逼近任一非线性函数的特性,因此在误差的智能补偿方法中扮演了举足轻重的角色<sup>[6-7]</sup>,尤其是基于神经网络的传感器误差补偿方法更受业界青睐。传感器逐渐向智能化、微型化发展的过程中存储了丰富有效的数据,这为基于数据驱动的传感器误差补偿的研究工作提供了坚实基础。

针对传感器存在的非线性静态误差,文献<sup>[9]</sup>中提出了基于 BP 神经网络的非线性补偿方案以解决微量药品动态称重系统中电阻式称重传感器的输出电压与药品单元质量之间的非线性问题。文献<sup>[10]</sup>中对 BP 神经网络收敛速度慢、局部极小值等问题进行改进后,将其应用于压力传感器的温度补偿。文献<sup>[11]</sup>中提出了一种基于改进型遗传算法(IGA)和 RBF 神经网络相结合实现其动态特性补偿的算法,并将其应用于瓦斯传感器的补偿环

收稿日期:2016-10-26;修回日期:2016-12-19

基金项目:国家自然科学基金(61364011);甘肃省自然科学基金(1610RJTA022);甘肃省工业过程先进控制实验室基金(XJK201520)

作者简介:申富媛(1985-),女,甘肃白银人,讲师,研究方向为复杂系统故障诊断与容错控制。E-mail:cwplee@163.com

节。文献[12-13]中分别用 RBF 神经网络集成一模糊加权输出和改进的自适应 RBF 神经模糊推理系统进行传感器误差补偿。针对传感器存在的非线性动态误差,国内外也有相关研究。文献[14]中针对空气流量计的 Wiener 模型设计了基于 Hammerstein 模型的动态非线性补偿。文献[15]中针对传感器因自身特性而导致的测量精度问题,采用了逆滤波器补偿方法,取得了良好效果。但对于超声波液位传感器故障引起的误差补偿在已有的研究成果中还较为少见。

鉴于上述分析,研究针对超声波液位传感器故障引起的非线性误差,基于数据驱动技术,将 LM-BP 神经网络用于误差串联补偿环节的设计,并搭建了 PCS 半实体液位控制实验平台,验证了该方法的有效性 with 可用性。

## 1 超声波液位传感器故障误差逆补偿

### 1.1 超声波液位传感器故障误差逆补偿原理

超声波液位传感器故障误差串联补偿原理如图 1 所示。

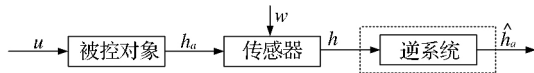


图 1 超声波液位传感器故障误差逆补偿结构  
Fig.1 Structure diagram of inverse compensation for ultrasonic liquid level sensor fault error

图 1 中  $u$  为执行器输出,  $h_a$  为被控对象实际液位值,  $w$  为传感器所处的工作环境产生的扰动,  $h = f(h_a)$  为传感器故障时测得的液位值,  $\hat{h}_a$  为补偿后实际传感器应有的估计值。

由于故障传感器产生的映射多呈现非线性形式,因此通过设计图 1 中虚线框内的逆系统补偿环节,使得式(1)成立,便可得到实际液位的估计值  $\hat{h}_a$ :

$$\hat{h}_a = f^{-1}[f(h)], \quad (1)$$

其中:  $f^{-1}$  为  $f$  的逆映射。由式(1)可知,补偿环节设计的实质是寻求  $f$  的精确逆映射  $f^{-1}$ , 即建立  $h_a - h$  的逆系统模型。

传统的逆系统方法需要  $f^{-1}$  有显式表达式,但实际系统中由故障产生的非线性逆映射很难建立显式表达,因此应用中常常受限。近年来,随着数据驱动技术的发展,使得非线性系统的任意逆映射的建立已不再困难,因此逆系统方法有了更广泛的应用。

### 1.2 基于 LM-BP 神经网络的逆补偿环节设计

由于超声波液位传感器故障时的测量值  $h$  与实

际液位值  $h_a$  之间存在非线性的映射关系,因此神经网络无疑是建模的首选方法。考虑到标准 BP 神经网络具有易陷入局部极小值、且收敛速度慢等缺陷,采用 LM 算法改进的 BP 神经网络的非线性建模方法<sup>[6]</sup>。通过迭代结果动态调整阻尼因子,进而动态地调整迭代收敛方向,使每次的迭代误差函数值都有所下降。该算法的核心思想是对高斯牛顿法添加了一个非负的对角矩阵使其强迫正定。具体算法可描述如下:

通常神经网络连接权的调整为

$$\omega_{k+1} = \omega_k + \Delta\omega. \quad (2)$$

BP 算法的训练目的是希望训练样本与网络的输出之间的误差平方和最小,即将误差平方和作为要优化的目标函数,其计算式为

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_i^N (d_i - y_i)^2 = \frac{1}{2} e^T(\omega) e(\omega), \quad (3)$$

其中:  $d_i$  与  $y_i$  分别是网络期望输出与实际输出。

根据牛顿算法可以得到

$$\Delta\omega = -H_k^{-1} g_k. \quad (4)$$

误差函数的海森矩阵为

$$H = J^T(\omega) J(\omega) + S(\omega), \quad (5)$$

$$S(\omega) = \sum_{k=1}^N e_i(\omega) \nabla^2 e_i(\omega), \quad (6)$$

其中:  $J$  为误差对权值的雅可比矩阵,其计算公式为

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(\omega)}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_1(\omega)}{\partial \omega_2} & \dots & \frac{\partial e_1(\omega)}{\partial \omega_n} \\ \frac{\partial e_2(\omega)}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_2(\omega)}{\partial \omega_2} & \dots & \frac{\partial e_2(\omega)}{\partial \omega_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_n(\omega)}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_n(\omega)}{\partial \omega_2} & \dots & \frac{\partial e_n(\omega)}{\partial \omega_n} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

高斯-牛顿算法中的  $S(\omega)$  通常很小,可以忽略不计,此时 Hessian 矩阵可近似为

$$H \approx J^T(\omega) J(\omega), \quad (8)$$

同时,梯度可以表示为

$$g = J^T(\omega) e(\omega). \quad (9)$$

由于雅可比矩阵的计算比通过 Hessian 矩阵的计算要简单,因此高斯-牛顿算法的权值可更新简化为

$$\Delta\omega = -[J^T(\omega) J(\omega)]^{-1} J^T(\omega) e(\omega), \quad (10)$$

为使式(10)均有意义,式(8)必须非奇异,即  $H$  可逆,LM 算法正是通过添加修正量  $\mu I$  使海森矩阵可逆的,新的海森矩阵  $H_n$  可表示为

$$H_n = J^T(\omega) J(\omega) + \mu I. \quad (11)$$

LM 算法近似的权值更新可表示为

$$\omega_{k+1} = \omega_k - [J^T(\omega)J(\omega) + \mu I]^{-1}J(\omega)e(\omega) \quad (12)$$

当  $\mu$  为 0 时,算法为用 Hessian 矩阵的牛顿法;当  $\mu$  值很大时,则选择小步长的梯度下降法。LM 算法正是通过增加  $\mu I$ ,从而使得  $[J^T(\omega)J(\omega) + \mu I]$  必可逆,网络收敛。

依据前述 LM-BP 建模方法,在液位控制系统开环的情况下,分别用正常与故障传感器,在受控对象较为宽泛的液位区域,采集正常传感器测得的实际液位值  $h_a$  与故障传感器测得的液位值  $h$ ,并以  $h$  作为输入, $h_a$  作为输出构成样本集,通过上述算法训练,即可得到  $f$  的逆映射  $f^{-1}$ ,从而也就完成了超声波液位传感器故障误差逆补偿环节的设计。

## 2 PCS 半实体平台实验

### 2.1 PCS 液位控制半实体平台的构建

(1) PCS 平台及液位控制单元选择 PCS (process control system)是德国 FESTO 公司研制的过程控制系统,该系统包括液位控制、流量控制、压力控制和温度控制 4 个单元,并以西门子 S7-300 为下位机进行各站的配置。各单元可独立运行,也可以模块化的结构近似模拟实际工业生产的控制过程。

选取 PCS 装置中的液位控制单元作为实验对象的原因有二:一是考虑到液位是工业生产过程中较为常见的被控参数,而 PCS 装置上水箱容积小、管道短,对应的时间常数与滞后均较小,便于观察测量;二是由于该装置长期使用,超声波液位传感器已出现乘性与加性故障,使得系统已无法正常工作。因此针对此传感器故障误差设计相应的逆补偿环节,并进行方法的有效性与可用性实体实验研究,研究结果更为可信。

(2)故障误差补偿闭环半实体系统架构 基于上述分析,搭建的液位传感器故障误差补偿闭环半实体系统架构如图 2 所示,半实体液位控制系统 Matlab 的实现如图 3 所示。

图 2 中的 PC 机作为 OPC Client,利用 Matlab 进行 PID 及 LM-BP 逆补偿算法设计,实时监控分析等;西门子 S7-300 PLC 作为 OPC Server,实现 PC 机 Matlab 中控制量发送与液位控制单元液位检测测量的接收;Ethernet 作为 PC 机与 PLC 的通信媒介。

图 3 所示的半实体液位控制系统 Matlab 的具体实现过程为:OPC Read1 与 OPC Read2 模块分

别读取 S7-300 PLC 存储单元 MREAL80 与 MREAL82 中的数据,即故障与正常传感器所测得的液位值,将故障传感器的输出送入 Sensor Error Compensation,经补偿后获得实际液位估计值,这里需将读取的液位值与时间截存到工作空间中。控制量由 OPC Write 输出,送至 PLC 模拟变量模块输出端口 QW0;由于水泵的正常工作电压范围为 0~10 V,因此需将 PLC 输出的 0~5 V 模拟量电压转换成 0~10 V 电压,从而控制水泵的抽水速度;在仿真回路中还加入了 Saturation 非线性饱和模块限幅,防止水泵长时间工作,处于过载状态。

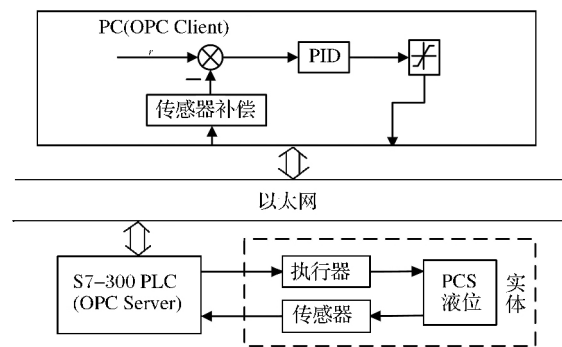


图 2 液位传感器故障误差补偿闭环半实体系统架构

Fig.2 Architecture diagram of closed loop semi solid system for ultrasonic liquid level sensor fault error compensating

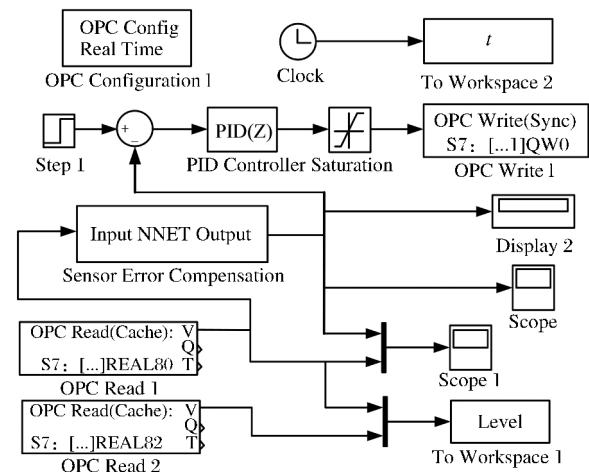


图 3 半实体液位控制系统 Matlab 的实现

Fig.3 Matlab implementation of semi solid liquid level control system

### 2.2 实验研究及结果

(1)逆补偿环节建模 PCS 实验平台水箱实际可控液位范围是 20~300 mm,考虑到所建模型的泛化能力,在此区间内采集数据。先将水泵关闭,水

箱底部排水管道阀门保持一定开度,通过正常传感器与故障传感器分别测得水箱液位值  $h_a$  与  $h$ ,并存储到 Matlab 工作空间中,之后需对采集的数据进行剔除野值等预处理。考虑数据可能具有的某些规律性,将数据随机排序进行训练、测试,其中采集数据样本的 75% 用于神经网络训练,25% 用于测试样

本。利用 Matlab 仿真软件,为比较不同建模方法用于逆补偿环节设计性能的优劣,这里分别采用 LM-BP 神经网络、RBF 神经网络、标准 BP 神经网络和多项式拟合进行离线建模,模型的输入为  $h$ 、输出为  $h_a$ ,其中上述三种神经网络均选用 1-3-1 的网络结构,不同模型的补偿结果分别见图 4 与表 1。

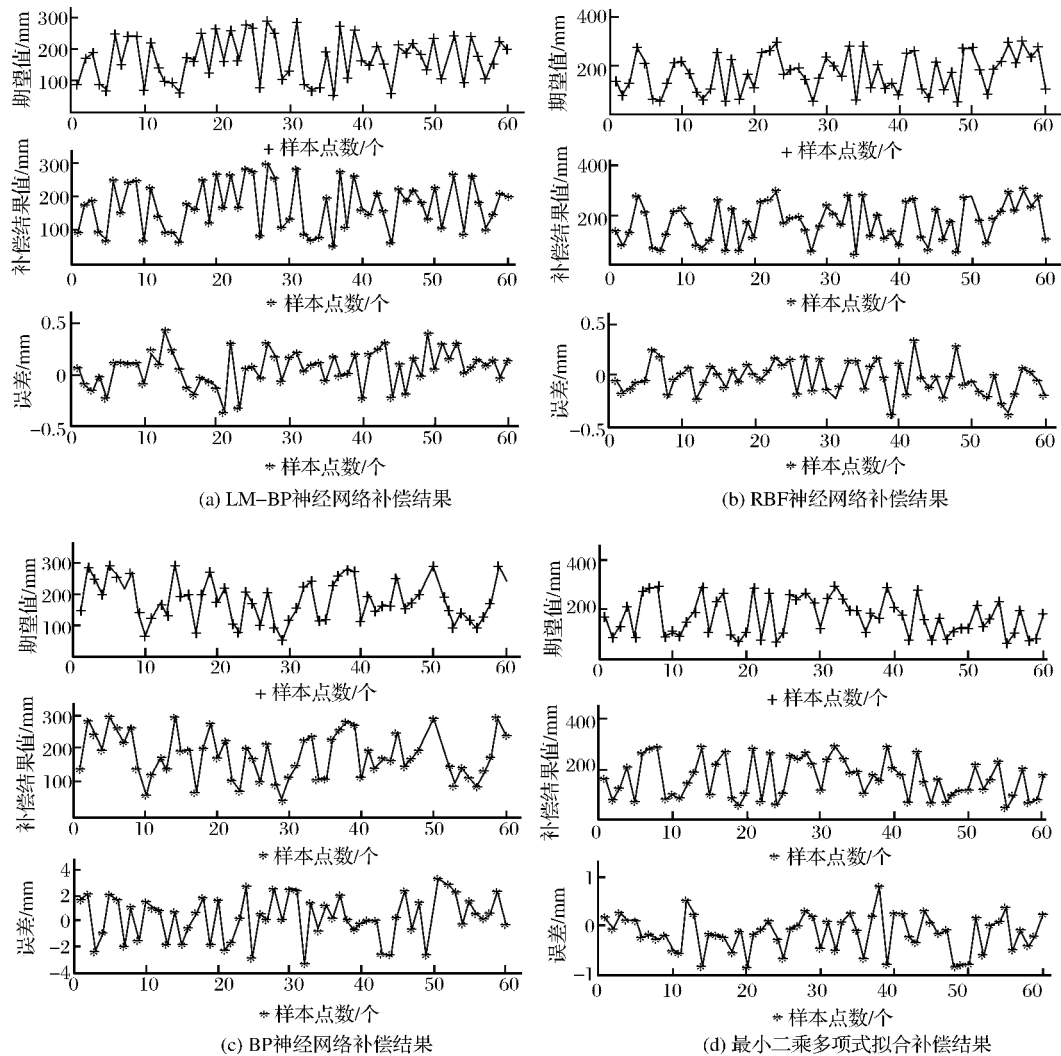


图 4 不同模型的补偿结果

Fig.4 Compensation results of different models

表 1 不同补偿模型的性能比较

Table.1 Performance comparison of different compensation models

补偿误差	LM-BP 网络	RBF 网络	BP 网络	多项式
MSE	0.031 7	0.035 0	2.845 2	0.141 1
MAXE	0.409 4	0.424 3	3.324 6	0.810 5

由图 4 及表 1 超声波传感器故障误差串联补偿结果可以看出,经 LM-BP 与 RBF 神经网络串联补偿之后,补偿误差均在  $\pm 0.5$  mm 内,而且补偿效果

比标准 BP 神经网络提高近一个数量级;四种补偿模型中,LM-BP 的均方误差 MSE 最大,绝对误差 MAXE 最小,表现出更高的补偿精度与泛化能力,另外在训练过程中其迭代次数与用时也较少。

(2)传感器故障误差补偿闭环实验 由前述实验结果分析可知,LM-BP 神经网络具有最为理想的误差补偿效果,故将 LM-BP 神经网络置入如图 2 所示的 Sensor Error Compensation 模块。给系统施加 100 mm 的阶跃给定,采用 PI 控制,整定参数

$K_p=277$ 、 $K_I=6$ ,取采样周期为 0.5 s、实验时间为 300 s。超声波液位传感器补偿前后系统阶跃响应曲线如图 5 所示。

图 5 为逆补偿环节引入具有传感器故障的 PCS 前后对比,正常传感器所指示的实际液位值即图 3

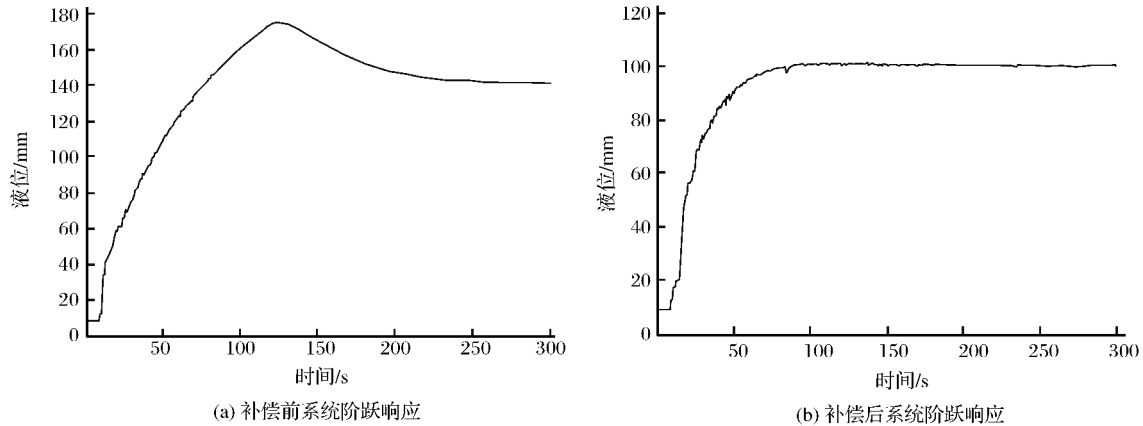


图 5 系统阶跃响应

Fig.5 System step responses

位传感器故障误差进行的逆补偿是有效可行的;由于实验利用了实体对象及相关工业控制技术,说明该方法在实际操作中是可行的。

### 3 结论

针对过程控制系统中超声波液位传感器故障引起的非线性误差,设计了基于 LM-BP 神经网络的串联补偿环节。通过 Matlab 离线仿真得出,LM-BP 神经网络比其他建模方法更适合于超声波液位传感器故障误差的非线性特性;将训练的 LM-BP 神经网络置入 PCS 半实体平台,实验表明设计的补偿环节可使液位的最大绝对误差由 65.7 mm 降低到 0.5 mm,这很好地补偿了传感器故障引起的非线性误差,抑制了故障误差在闭环系统中的蔓延,提高了系统控制性能,确保了系统的安全性。

#### 参考文献:

- [1] Wan Yiming, Ye Hao. Data-driven Diagnosis of Sensor Precision Degradation in the Presence of Control[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(1): 26-40.
- [2] Jafaripناه M, Al-Hashimi B M, White N M. Application of Analog Adaptive Filters for Dynamic Sens or Compensation [J]. IEEE Transactions on Instrument-ation and Measurement, 2005, 54(1): 245-251.
- [3] 李广军,金炜东.列车横向加速度传感器的误差补偿[J].计算

机工程与应用, 2012, 48(5): 15-18.

中 OPC Read2 所读出的数据。由图 5 可以看出:补偿前系统阶跃响应不仅动态性能差,而且最终平衡于 140 mm 处,而经 LM-BP 神经网络补偿后,不仅系统性能得到较好调整,而且最终输出稳定于给定的 100 mm。说明 LM-BP 神经网络针对超声波液

- [4] Islam T, Gangopadhyay A. Temperature Effect on Capacitive Humidity Sensors and Its Compensation Using Artificial Neural Networks[J]. Sensors & Transducers, 2015, 191(8): 126-134.
- [5] 张冬至,胡国清.基于遗传优化小波神经网络逆模型的油水测量[J].光学精密工程, 2011, 19(7): 1588-1595.
- [6] Santhosh K V, Roy B K. An Intelligent Pressure Measurement Technique by Capacitance Pressure Sensor Using Optimized ANN[J]. International Journal on Electrical and Power Engineering, 2013, 4(1): 28.
- [7] 阳志杰,倪文军,栗克国,等.基于 CAV444 的电容式波高传感器的设计与温度补偿[J].仪表技术与传感器, 2014, 51(5): 11-14, 28.
- [8] 张小勇,刘清.基于神经网络逆运算的传感器非线性误差补偿[J].南京师大学报:自然科学版, 2010, 33(4): 172-176.
- [9] 庄育锋,胡晓瑾,翟宇.基于 BP 神经网络的微量药品动态称重系统非线性补偿[J].仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1914-1920.
- [10] 黄世震,林淑玲.基于 GSA-BP 神经网络的压力传感器温度补偿[J].电子器件, 2013, 36(5): 680-684.
- [11] 付华,舒丹丹,王新鑫.一种基于 IGA-RBF 神经网络的传感器动态特性补偿算法[J].计算机测量与控制, 2013, 21(4): 1105-1108.
- [12] 仓振杰,姜萍萍,颜国正.基于改进 RBF 网络的传感器非线性误差补偿[J].传感器与微系统, 2011, 30(4): 8-11.
- [13] 王艳永,邓方,孙健.改进的自适应神经模糊推理系统的角度传感器误差补偿方法[J].控制理论与应用, 2013, 30(10): 1342-1346.

- [14] Yuanyuan Z, Yanling W, Yaohua X, *et al.* Research of Dynamic Compensation Method Based on Hammerstein Model for Wiener Model Sensor[C]//Control Conference (CCC), 2013 32nd Chinese.IEEE, 2013; 1935-1939.
- [15] Schoen M P. Dynamic Compensation of Intelligent Sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56(5): 1992-2001.
- [16] Hagan M T, Menhaj M. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(6): 989-993.

## Research on Series Compensation Method of Data-Driven Liquid Level Sensor Fault

Shen Fuyuan<sup>1,2</sup>, Li Wei<sup>1,2</sup>, Huang Chao<sup>3</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;  
2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou 730050, China;  
3. Ningbo Intelligent Manufacturing Industry Research Institute, Ningbo 315000, China)

**Abstract** Aiming at the nonlinear error caused by the fault of the ultrasonic liquid level sensor, an inverse compensation link was designed based on the data-driven modeling technology, which could effectively compensate the influence of fault error on system. In this paper, the measured values of the fault error and the actual liquid level were obtained by means of the fault sensor and the normal sensor, and then based on the above offline data, using nonlinear approximation properties of LM-BP neural networks, inverse compensation link of fault error of ultrasonic liquid level sensor was designed. In order to verify the validity and the practical availability of the compensation method, PCS semi solid experimental platform was built based on OPC, Matlab, Step7 and Simatic and other technologies, and the designed inverse compensation link was put in the compensation link of the built liquid level control semi solid platform to carry out closed loop experiment. The results showed that the compensation method was effective for the error compensation of ultrasonic liquid level sensor fault, and could be used in practical engineering.

**Key words** Ultrasonic liquid level sensor; Fault error; Inverse compensation; LM-BP neural network