

非线性质量补偿方法在微量包装系统中的应用

冯云菊

(常州工业职业技术学院, 江苏 常州 213161)

摘要: **目的** 为解决微量包装系统中称量传感器输出电压与质量之间的非线性关系、提高称量精度, 基于改进 BP 神经网络设计一种非线性补偿方法。**方法** 阐述电阻应变式称量传感器的非线性补偿原理, 根据称量传感器输入和输出之间的关系, 设计一种神经网络补偿器。为提高神经网络控制性能, 引入一种惩罚因子, 可解决因训练不足导致的误差偏大等问题。**结果** 经对比发现, 改进型 BP 神经网络具有较快的收敛速度、较高的精度, 可提高微量称量包装系统的控制性能。高速模式下, 称量误差可以控制在 0.5% 以内, 实际称量结果较理想。**结论** 该方法能够改善系统动态性能, 提高测量精度, 可满足称量、包装行业等精度要求。

关键词: 包装; 称量; 神经网络; 非线性

中图分类号: TB486 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)19-0272-05

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.19.035

Application of Nonlinear Weight Compensation Method in Micro-Package System

FENG Yun-ju

(Changzhou Institute of Industry Technology, Changzhou 213161, China)

ABSTRACT: In order to solve the nonlinear relationship between the output voltage and quality of the weighing sensor in the micro-package system and improve the weighing accuracy, a nonlinear compensation method is designed based on the improved BP neural network. The nonlinear compensation principle of resistance strain type weighing sensor is described. According to the relationship between input and output of weighing sensor, a neural network compensator is designed. In order to improve the neural network control performance, a penalty factor is introduced to solve the problem of excessive error caused by insufficient training. By comparison, it is found that the improved BP neural network has faster convergence speed and higher precision, and can improve the control performance of the micro-weighing packaging system. In high-speed mode, the weighing error can be controlled within 0.5%, and the actual weighing result is relatively ideal. This method can improve the dynamic performance of the system, improve the measurement accuracy, and meet the requirements of weighing and packaging industry.

KEY WORDS: package; weighing; neural network; nonlinear

随着生活水平不断提高以及工业自动化技术不断发展, 产品包装日趋精细化、小型化、微量化。其中微量包装给相关领域带来了新要求、新挑战, 尤其是动态称量系统^[1-3]。一般情况下, 动态称量

系统集成检测、称量、分离等功能, 称量传感器必须具有高响应速度、高灵敏度、高精度等特点, 以保证整个称量包装过程的准确性和稳定性。对称量传感器而言, 其输入为物料质量, 输出为对应电压

收稿日期: 2020-12-06

基金项目: 江苏省高等学校自然科学研究项目 (19KJD470001)

作者简介: 冯云菊 (1980—), 女, 硕士, 常州工业职业技术学院讲师, 主要研究方向为机电控制系统。

信号。为确保称量系统的稳定性，输入和输出之间应该为线性关系^[4-7]。在实际称量包装过程中，称量传感器的输出信号会进行补偿、放大处理，再加上振动、冲击等因素的影响，称量传感器的输入和输出之间呈现一定的非线性关系，进而导致称量过程出现偏差。相关资料表明，包装称量系统输入和输出之间的非线性关系很难通过硬件方法进行弥补，更多地采用智能算法，例如：模糊控制、神经网络、遗传算法等^[8-11]。神经网络具有非常好的非线性拟合能力，可广泛应用于传感器的非线性建模和误差补偿。通过构建误差补偿模型，由训练得到模型参数，为控制系统实时调整做准备。神经网络的性能往往取决于补偿模型的泛化能力，如何减小泛化误差则是发挥神经网络性能的关键。传统神经网络主要通过大量的训练样本来提高系统的泛化能力。然而，在一些场合往往并没有足够多的机会去获取样本，如：称量过程。另外，样本训练过程工作量比较大、执行效率低，在很大程度上影响了整个系统的响应速度。为解决此问题，需要对神经网络进行改进，即：用尽量少的训练样本获得较好的补偿效果^[12-15]。

文中以包装过程微量称量为研究对象，针对非线性问题设计一种神经网络补偿器进行偏差补偿，同时对神经网络进行改进，通过实验验证其有效性。

1 称量传感器的非线性补偿原理

在包装生产线中，称量系统大多数使用电阻应变式称量传感器，该类传感器具有高精度、高灵敏度等特点。鉴于电阻应变式称量传感器普遍采用电桥结构，因此文中以典型电桥电路为例，推导传感器输入和输出之间的关系。

总体来说，包装称量过程会受到许多因素影响，可用函数表示，即：

$$y = f(x, \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i) \quad (1)$$

式中： y 为称量传感器输出量； x 为待测物料； f 为输入和输出之间函数关系式； $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i$ 为其他影响因子相关参数。

如式(1)所示称量传感器输出受多个参数影响，其中有些参数的影响具有非线性，可采用逆向建模，使称量传感器实际输出满足神经网络期望输出，同时确保质量偏差在误差允许范围内。

参考现有电阻应变式称量传感器建模过程，可以得到：

$$R = \rho \frac{L}{A} \quad (2)$$

式中： R 为电阻； ρ 为电阻系数； L 为应变片长度； A 为应变片横截面面积。

当称量平台上由物料时，其内部电阻丝会发生形

变，包括电阻系数、长度和横截面积，因此电阻值也会发生变化，对式(2)进行微分处理，可得：

$$dR = \frac{\rho}{A} dL - \frac{\rho L}{A^2} dA + \frac{L}{A} d\rho \quad (3)$$

结合式(2)和式(3)可以得到：

$$\frac{dR}{R} = \frac{dL}{L} - \frac{dA}{A} + \frac{d\rho}{\rho} \quad (4)$$

另外，应变电阻的横截面面积可表示为 $A = \pi r^2$ ，对 A 求导则有：

$$\frac{dA}{A} = 2 \frac{dr}{r} + \left(\frac{dr}{r} \right)^2 \quad (5)$$

式中： dr/r 和 dL/L 是一种线性负相关关系，那么则有：

$$\frac{dr}{r} = -u \frac{dL}{L} \quad (6)$$

式中： u 为泊松系数。由于 $d\rho/\rho = 0$ ，综合上述格式可以得到：

$$\frac{dR}{R} = \frac{dL}{L} \left(1 + 2u - u^2 \frac{dL}{L} \right) \quad (7)$$

金属电阻丝的泊松系数取值为 0.3~0.5，文中令 $u = 0.5$ ，代入式(7)则有：

$$\frac{dR}{R} = 2 \frac{dL}{L} - 0.25 \left(\frac{dL}{L} \right)^2 \quad (8)$$

由式(8)可以看出，如果称量传感器发生形变，电阻变化值和应变片的长度变化之间呈非线性关系，则物料质量变化导致的电阻变化也是非线性的。

对于典型电桥电路，可定义上半桥电阻为 R_1 和 R_2 ，下半桥电阻为 R_3 和 R_4 ，左半桥电阻 R_1 和 R_3 ，右半桥电阻为 R_2 和 R_4 ，那么输出电压值和电阻变化值之间关系可以描述为：

$$U_0 = \left(\frac{R_4}{R_3 + R_4} - \frac{R_2}{R_3 + R_2} \right) U_i \quad (9)$$

如果电阻增加值为 ΔR ，为便于计算可令 $R_2 = R_3 = R_4 = R$ ， $R_1 = R + \Delta R$ ，那么电压输出值可表示为：

$$U_0 = \left(\frac{1}{2} \sum_{i=0}^{\infty} (-1)^i \left(\frac{\Delta R}{2R} \right)^{i+1} \right) U_i \quad (10)$$

由式(10)可知，电阻值的非线性变化会导致电压值的非线性变化。输出电压经补偿、放大处理后，非线性误差会进一步扩大，因此文中设计了一种基于神经网络的非线性补偿算法，可使偏差得到一定补偿。

2 补偿控制器设计

如上所述，包装称量系统的输入和输出之间为非线性关系，故需要进行非线性补偿。非线性误差补偿原理见图 1。

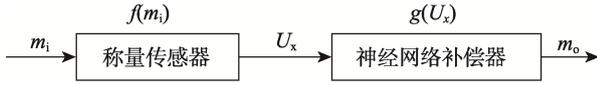


图1 称重传感器非线性误差补偿原理
Fig.1 Principle block diagram of nonlinear error compensation for weighing sensor

图1中 $f(m_i)$ 为输入和输出之间函数关系； $g(U_x)$ 为神经网络补偿器传递函数； m_i 为待测物料质量； m_o 为实际称量质量。神经网络补偿器最终目的就是确保：

$$m_o = g(U_x)U_x = g(U_x)f(m_i)m_i = m_i \quad (11)$$

即实现：

$$g(U_x) = f^{-1}(m_i) \quad (12)$$

2.1 神经网络模型

如上所述， $f(m_i)$ 是一个非线性函数， $g(U_x)$ 也是一个非线性函数，且 $g(U_x)$ 输入量和输出量只有1个，那么神经网络可设计为三层网络，输入量数目为1，输出量数目为1，网络模型见图2。

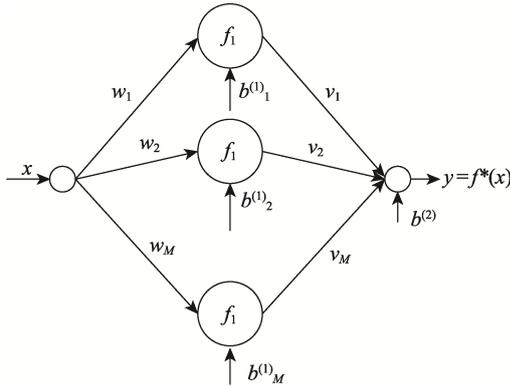


图2 神经网络模型
Fig.2 Neural network model

如图2所示，包装称量补偿网络的输入为 $x = U_x$ ；隐含层函数可用 f_i 表示，选用 logsig 函数； $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_M)^T$ 则表示输入层和隐含层之间的权值向量； $\mathbf{b}^{(1)} = (b_1^{(1)}, b_2^{(1)}, \dots, b_M^{(1)})^T$ 表示隐含层偏置向量； $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_M)^T$ 表示隐含层和输出层之间的权值向量； $\mathbf{b}^{(2)}$ 则表示输出层偏置向量；补偿网络的输出可用 $y = m_o$ 表示，即：

$$y = f^*(x) = \sum_{j=1}^M \frac{v_j}{1 + e^{-(\omega_j x + b_j^{(1)})}} + b^{(2)} = \sum_{j=1}^M v_j a_j + b^{(2)} \quad (13)$$

式中：隐含层神经元的实际数目可通过实验确定。 a_j 为隐含层第 j 个神经元的输出，可表示为：

$$a_j = \frac{1}{1 + e^{-(\omega_j x + b_j^{(1)})}} \quad (14)$$

2.2 神经网络训练

为提高神经网络补偿器的收敛速度和精度，需要对其训练过程进行研究。定义神经网络样本训练过程的目标函数为 E ，文中选定 N 个训练样本，基于批量训练法可得：

$$\begin{cases} \min E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}(x_i)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{条件 } \frac{\partial \hat{f}(x_i)}{\partial x_i} > 0 \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中：

$$\frac{\partial \hat{f}(x_i)}{\partial x_i} = \sum_{j=1}^M v_j w_j (1 - a_j) a_j \quad (16)$$

考虑到 $0 < a_j < 1$ ，那么约束条件可简化为：

$$h(\mathbf{w}, \mathbf{v}) = w_j v_j > 0 \quad (17)$$

结合式(17)对式(15)进行调整，则有：

$$\begin{cases} \min E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}(x_i)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{条件 } h(\mathbf{w}, \mathbf{v}) = w_j v_j > 0 \end{cases} \quad (18)$$

式(18)最优解的求解可参考惩罚函数法，定义增广目标函数 $P(\mathbf{w}, \mathbf{b}^{(1)}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(2)}, \sigma)$ 为：

$$P(\mathbf{w}, \mathbf{b}^{(1)}, \mathbf{v}, \mathbf{b}^{(2)}, \sigma) = E + \sigma E_p(\mathbf{w}, \mathbf{v}) \quad (19)$$

式中： σ 为惩罚因子； $E_p(\mathbf{w}, \mathbf{v})$ 表示惩罚函数，则有：

$$E_p(\mathbf{w}, \mathbf{v}) = [\min(0, h(\mathbf{w}, \mathbf{v}))]^2 \quad (20)$$

综合学习率 u 的影响以及梯度训练法，网络相关参数 \mathbf{w} ， $\mathbf{b}^{(1)}$ ， \mathbf{v} ， $\mathbf{b}^{(2)}$ 的更新过程可描述为：

$$\begin{cases} w_j(k+1) = w_j(k) + \eta \sum_{i=1}^N [e_i v_j (1 - a_j) a_j x_i - \beta \sigma v_j h(\mathbf{w}, \mathbf{v})] \\ b_j^{(1)}(k+1) = b_j^{(1)}(k) + \eta \sum_{i=1}^N e_i v_j (1 - a_j) a_j \\ v_j(k+1) = v_j(k) + \eta \sum_{i=1}^N [e_i a_j - \beta \sigma w_j h(\mathbf{w}, \mathbf{v})] \\ b^{(2)}(k+1) = b^{(2)}(k) + \eta \sum_{i=1}^N e_i \end{cases} \quad (21)$$

式中： $j = 1, 2, \dots, M$ ， M 为隐含层神经元数量。

系数 β 可表示为：

$$\beta = \begin{cases} 1 & h(\mathbf{w}, \mathbf{v}) \leq 0 \\ 0 & h(\mathbf{w}, \mathbf{v}) > 0 \end{cases} \quad (22)$$

3 性能评价

神经网络补偿器性能的好坏关键看收敛速度和精度。文中选用传统BP算法与所述改进型神经网络算法进行比较。以收敛速度为例，随机选取5组初始

权值，分别采用 2 种算法进行训练，收敛速度主要看训练次数，训练次数越少说明收敛速度越快，训练结果见表 1。从实际训练结果可以看出，传统 BP 算法的平均训练次数约为 3583，而文中算法的平均训练次数为 239，即改进型算法具有更快的收敛速度。

表 1 收敛速度训练结果
Tab.1 Convergence speed training results

序号	训练次数	
	文中算法	传统 BP 算法
1	235	3566
2	256	3489
3	247	3568
4	223	3870
5	238	3425
平均值	239.8	3583.6

以收敛精度为例，选定训练样本为 10, 15, 20, 25, 30 g，获取训练实际输出值并计算偏差相对误差，结果见表 2。从训练结果可以看出，传统 BP 算法的实际输出值和设定值之间最大相对误差绝对值可以达到 7.85%；改进后，最大相对误差绝对值小于 0.1%，即收敛精度明显提高且误差波动较小。

表 2 收敛精度训练结果
Tab.2 Convergence accuracy training results

训练样本/g	传统 BP 算法输出值/g	相对误差绝对值/%	文中算法输出值/g	相对误差绝对值/%
10	9.215	7.85	9.994	0.06
15	14.326	4.493	14.991	0.06
20	19.189	4.055	19.995	0.025
25	23.439	6.244	25.007	0.028
30	28.647	4.51	29.993	0.023

4 实验研究

为验证文中所述方法的可行性和有效性，文中进行了相关实验研究。对同一物体多次重复测量，设定称量速度为 180 次/min，实验结果见表 3。由表 3 可以看出，高速模式下，每次实验误差均可以控制在 0.5% 以内，实际称量结果比较理想。表明所述非线性补偿方法可以提高包装称量系统的精度和速度。

进一步地，以不同称量速度对不同重物进行称量，称量速度分别设定为 80, 100, 120, 180 次/min，对应称量质量分别为 40, 60, 80, 100, 120 g，实际偏差均比较小，可满足包装快速称量要求。其中 180 次/min 为该系统最大的称量速度。

表 3 实验结果
Tab.3 Experimental results

序号	设定值/g	实际值/g	误差/g	相对误差/%
1	110.8	110.4	-0.4	-0.36
2	110.8	110.5	-0.3	-0.27
3	110.8	110.9	0.1	0.09
4	110.8	110.5	-0.3	-0.27
5	110.8	110.3	-0.5	-0.45
平均值	110.8	110.52	-0.28	-0.25

5 结语

微量包装在生产和生活中的应用越来越广泛，为解决微量包装的非线性问题，设计了一种基于神经网络的补偿器。文中分析了非线性补偿原理，讨论了神经网络建模过程并引进了惩罚因子以提高网络收敛速度和精度。实验结果表明，所述微量包装非线性补偿方法的收敛速度和精度均比较高，可满足包装快速称量要求。所述神经网络补偿器在相关领域具有一定的推广价值。

参考文献：

- [1] 庄育锋, 胡晓瑾, 翟宇. 基于 BP 神经网络的微量药品动态称量系统非线性补偿[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1914—1920.
ZHUANG Yu-feng, HU Xiao-jin, ZHAI Yu. Nonlinear Compensation of Micro Scale Capsule Dynamic Condition Weighing Unit Based on BP Neural Network Model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(8): 1914—1920.
- [2] 杨进宝, 汪鲁才. 称量传感器非线性误差自适应补偿方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(16): 242—245.
YANG Jin-bao, WANG Lu-cai. Method for Adaptive Compensation of Load Cell's Nonlinear Error[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(16): 242—245.
- [3] 邱永萍, 孙绪伟, 朱雪峰. 基于嵌入式 ARM 的肥料包装机控制系统的研究[J]. 农机化研究, 2020, 42(4): 90—94.
QIU Yong-ping, SUN Xu-wei, ZHU Xue-yan. Research on Control System of Fertilizer Packaging Machine Based on Embedded ARM[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(4): 90—94.
- [4] 张俊, 李明. 基于 PLC 的模糊控制器在定量包装秤中的应用[J]. 制造业自动化, 2014, 36(5): 110—112.
ZHANG Jun, LI Ming. Application of Quantitative

- Packaging Machine Based on PLC Fuzzy Controller[J]. *Manufacturing Automation*, 2014, 36(5): 110—112.
- [5] 毛建东. 动态称量系统的动态补偿和校正[J]. *食品与机械*, 2006, 22(2): 84—86.
MAO Jian-dong. Dynamic Compensation and Correction in Dynamic Weighing System[J]. *Food & Machinery*, 2006, 22(2): 84—86.
- [6] 喻先锋, 曹金林, 姚重阳. 动态定量称量技术控制策略和算法[J]. *轻工机械*, 2013, 31(1): 55—59.
YU Xian-feng, CAO Jin-lin, YAO Chong-yang. Control Strategy and Algorithm on Dynamic Quantitative Weighing[J]. *Light Industry Machinery*, 2013, 31(1): 55—59.
- [7] 赵国军, 李忠虎, 张祥. 粉状稀土原料定量称量包装控制系统的设计[J]. *仪表技术与传感器*, 2016(4): 46—53.
ZHAO Guo-jun, LI Zhong-hu, ZHANG Xiang. Design of Powdery Rare Earth Materials Quantitative Weighing and Automatic Packaging Control System[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2016(4): 46—53.
- [8] 郭伟, 张栋, 李巨韬, 等. 改进型 BP 神经网络对电容称量传感器的非线性校正[J]. *传感技术学报*, 2012, 25(10): 1354—1360.
GUO Wei, ZHANG Dong, LI Ju-tao, et al. Nonlinear Calibration of Capacitance Weighing Sensor with Improved BP Neural Network Model[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2012, 25(10): 1354—1360.
- [9] 伍凌川, 李全俊, 黄权. 动态称量技术在发射药称量过程中的应用[J]. *兵器装备工程学报*, 2017, 38(2): 70—74.
WU Ling-chuang, LI Quan-jun, HUANG Quan. Application of Dynamic Weighing Technology in Propellant Powder Weighing[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2017, 38(2): 70—74.
- [10] 曾琳, 张文涛. 基于 RBF 神经网络的智能 PID 控制算法[J]. *计算机与数字工程*, 2011, 39(1): 17—20.
ZENG Lin, ZHANG Wen-tao. Intelligent PID Control Based on RBF Neural Network[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2011, 39(1): 17—20.
- [11] 吴宇平, 章家岩, 章磊, 等. 定量称量包装系统 RBF 神经网络 PID 控制研究[J]. *安徽工业大学学报(自然科学版)*, 2014, 31(3): 299—302.
WU Yu-ping, ZHANG Jia-yan, ZHANG Lei, et al. A Study of Quantitative Weighing Packaging System Based on RBF Neural Network PID Control[J]. *Journal of Anhui University of Technology(Natural Science)*, 2014, 31(3): 299—302.
- [12] 高参, 高美凤. 双工位定量称量控制系统的研究[J]. *仪表技术与传感器*, 2015(10): 67—70.
GAO Can, GAO Mei-feng. Research on Quantitative Weighing System with Double Work Station[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2015(10): 67—70.
- [13] 苗辉, 戴庆辉, 孙敬敬. 双秤定量包装机控制系统分析[J]. *包装与食品机械*, 2012, 30(1): 34—36.
MIAO Hui, DAI Qing-hui, SUN Jing-jing. The Analysis of Two-Scale Packing Machine Control System[J]. *Packaging and Food Machinery*, 2012, 30(1): 34—36.
- [14] 沈小倩, 蔡晋辉, 姚燕, 等. 遗传神经网络在动态称量中的应用[J]. *传感技术学报*, 2010, 23(9): 1359—1363.
SHEN Xiao-qian, CAI Jin-hui, YAO Yan, et al. Application of Genetic Neural Network in Dynamic Weighing[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010, 23(9): 1359—1363.
- [15] 林海军, 王震宇, 林亚平, 等. 基于导数约束的称量传感器非线性误差补偿方法[J]. *传感技术学报*, 2013, 26(9): 1537—1542.
LIN Hai-jun, WANG Zhen-yu, LIN Ya-ping, et al. Method for Compensation of Load Cell's Nonlinear Error Based on Derivatives Constraints[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2013, 26(9): 1537—1542.