

自动定量称量包装传感器信号去噪算法

田雪

(内蒙古电子信息职业技术学院, 呼和浩特 010010)

摘要: **目的** 为了有效滤除自动称量控制系统中的噪声信号, 提升称量系统的稳定性和精确度, 提出一种基于BP神经网络粒子滤波的称量信号去噪方法。**方法** 在粒子滤波算法中映入了BP神经网络, 利用BP神经网络的非线性映射特点, 对权值进行分裂和选择, 将观测值看作神经网络的目标信号, 通过神经网络中的多次训练增大小权值粒子的权重, 从而提高粒子滤波算法的多样性。**结果** 仿真和实验结果表明, BP神经网络粒子滤波方法能有效滤除称量包装系统中的噪声信号, 提升传感器信号品质。**结论** 该滤波方法大大提升了称量系统的稳定性, 有效提高了称量包装的精度, 所述控制方法可以明显提高定量称量控制过程的稳定性、精确性以及鲁棒性。

关键词: 自动称量; BP神经网络; 粒子滤波; 噪声

中图分类号: TB486; TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)09-0209-04

Signal Denoising Algorithm for Automatic Quantitative Weighing Packaging Sensor

TIAN Xue

(Inner Mongolia Electronic Information Vocational Technical College, Huhhot 010010, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a denoising method of weighing signal based on BP neural network particle filter, in order to effectively filter out the noise signal in the automatic weighing control system and improve the stability and precision of the weighing system. In particle filter algorithm with the mapping of BP neural network, the nonlinear mapping of the BP neural network was used to split and select the weights. With the observed value regarded as the target signal of the neural network, the weights of small weight particles were increased by multiple training in the neural network, thus improving the diversity of particle filter algorithm. The simulation and experimental results showed that the BP neural network particle filter method could effectively filter out the noise signal in the package weighing system and improve the signal quality of the sensor. The proposed filtering method greatly improves the stability of the weighing system and effectively improves the accuracy of package weighing, and the said control method can significantly improve the stability, accuracy and robustness of the quantitative weighing control process.

KEY WORDS: automatic weighing; BP neural network; particle filter; noise

电子定量包装系统是在电子称量技术的基础上发展而来的一种动态定量称量系统, 是集机械、电气、自动化、计算机等技术于一体的自动智能计量称量设备^[1-5]。所谓动态称量即称量传感器信号总是处在动态变化之中, 在信号的变化中迅速完成定量称量, 而如何在动态称量过程中, 快速、准确地采集到传感器称量信号是动态称量系统中较为关键的一步^[6-7]。在动态称量信号采集过程中, 由于系统自身和外界环境中各种因素干扰, 例如机械振动、静电感应扰动、电磁感应干扰等, 导致采集到的信号中夹杂了

大量噪声, 这些噪声将直接对称量系统造成干扰, 从而引起称量偏差, 降低称量精度, 增加了包装物品次品量^[8-11], 因此要保证称量系统具有较高的称量精度, 必须对其输出信号进行滤波处理。

为了有效滤除称量信号中的噪声得到有价值的信号, 文常保等^[12]提出了一种改进型限幅平均滤波法, 该方法在一定程度上滤除了偶然性脉冲和部分具有周期性的噪声, 但该算法对于硬件要求过高, 不利于滤波算法的普及应用。杜航原等^[13]提出了一种自适应卡尔曼滤波的动态称量算法, 该算法主要针对服从

收稿日期: 2016-12-20

基金项目: 田雪(1981—), 女, 硕士, 内蒙古电子信息职业技术学院讲师, 主要研究方向为计算机应用技术。

高斯分布的线性系统,对于一些非线性系统该方法的滤波效果并不理想。粒子滤波是一种基于递推贝叶斯估计的蒙特卡洛算法,在处理高度非线性系统时具有显著优势。传统粒子滤波方法中的重要性权值方差经过多次迭代后权值出现退化,虽然重新采样可以对权值退化进行抑制,但重新采样后导致粒子不再独立。

为了有效滤除动态定量称量系统中的噪声,提高自动称量系统控制精度,文中在传统粒子滤波方法上引入学习能力强的BP神经网络,利用BP神经网络的非线性映射特点,对权值进行分裂和选择,将观测值看作神经网络的目标信号,通过神经网络中的多次训练增大小权值粒子的权重。最后通过仿真与实验验证了该滤波方法的有效性和可行性。

1 粒子滤波算法

设 $k-1$ 时刻有一后验粒子集: $\{x_{k-1}(i), \omega_{k-1}(i); i=1, 2 \dots N\}$, 其中 N 为粒子个数, $x_{k-1}(i)$ 为 $k-1$ 时的第 i 个粒子, $\omega_{k-1}(i)$ 为 $k-1$ 时第 i 个粒子的权重^[14-15]。粒子集初始化, $k=0$ 。由先验概率密度 $p(x_0)$ 抽取随机样本, $x_0^{(1)}, x_0^{(2)} \dots x_0^{(N)}$, N 为随机样本个数。当 $k=1, 2 \dots$ 时, 则步骤如下所述。

1) 状态预测。根据系统的状态方程得到 k 时刻的先验粒子:

$$\{x_{k|k-1}(i); i=1, 2 \dots N\} \sim p(x_k | x_{k-1}) \quad (1)$$

2) 权重更新。得到测量值后, 由系统的观测方程可以得到粒子权重值 ω_k^j :

$$\omega_k^j = \omega_{k-1}^{(i)} p(z_k | x_k^{(i)}), i=1 \dots N \quad (2)$$

归一化权值为:

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}}, \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} = 1 \quad (3)$$

然后计算粒子数目 \hat{N}_{eff} , 并将其与设定的阈值 N_{thres} 进行比较; 当 $\hat{N}_{\text{eff}} < N_{\text{thres}}$ 时, 则对先验粒子集 $(x_{k|k-1}^{(i)}, \tilde{\omega}_k^{(i)})$ 进行重新采样, 得到 N 个等权值的粒子 $(x_{k|k-1}^{(i)}, \frac{1}{N})$ 。否则, 进行下一步。

3) 估计。计算此时系统的状态估计值:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N x_{k|k-1}^{(i)} \tilde{\omega}_k^{(i)} \quad (4)$$

粒子算法在 k 时抽样时保持了过去的样本不变, 而重要性权是通过迭代计算得到, 但重要性权经过多次迭代处理后使权值退化较为严重。粒子滤波中的重新采样可对权值的退化进行抑制, 但在重新采样后使粒子不再独立, 影响了滤波性能。

2 BP神经网络的粒子滤波方法

BP神经网络是一种具有多层前馈的训练算法, 能够对网络中的权值和阈值进行不断调整。BP神经网络的结构包括输入层、隐含层和输出层, 见图1。

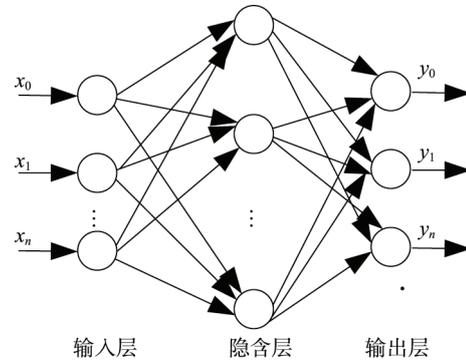


图1 BP神经网络结构
Fig.1 BP neural network structure

设共有 p 个输入样本 $x_1, x_2 \dots x_p$, 对应的教学信号为 $d_1, d_2 \dots d_p$, 实际输出信号为 $y_1, y_2 \dots y_p$, 则输出误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (d_k - y_k)^2 \quad (5)$$

通过梯度法对神经网络中的每层之间的权值进行调整, 以使总误差减小, 即:

$$\Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} \quad (6)$$

式中: η 为学习的步长; ω_{jk} 为每层之间的权值; $\Delta \omega_{jk}$ 为权值修正量, 通过总误差对权值进行一定程度的调整。

文中将BP神经网络引入到粒子滤波算法中, 在基本粒子滤波的基础上增加了权值分裂和权值调整。算法具体步骤为: 粒子集的初始化, $k=0$ 时, 根据先验概率密度 $p(x_0)$ 得到随机样本, $x_0^{(1)}, x_0^{(2)} \dots x_0^{(N)}$, N 为随机样本的个数。当 $k=1, 2 \dots$ 时, 则进行如下步骤。

1) 状态预测。根据系统的状态方程得到 k 时刻的先验粒子:

$$\{x_{k|k-1}(i); i=1, 2 \dots N\} \sim p(x_k | x_{k-1}) \quad (7)$$

2) 权重更新。得到测量值后, 由系统的观测方程可以得到粒子权重值 ω_k^j :

$$\omega_k^j = \omega_{k-1}^{(i)} p(z_k | x_k^{(i)}), i=1 \dots N \quad (8)$$

归一化权值为:

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}}, \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} = 1 \quad (9)$$

3) 粒子分裂。将粒子矩阵按权值的大小进行排列, 主要分为高权值矩阵和低权值矩阵, 将高权值矩阵中 q 个权值较大的粒子进行分裂得到2个小的和权值减半的粒子, 同时将权值中 q 个权值最小的粒子去掉。

4) 权值调整。将步骤 3) 中的粒子权值矩阵按照一次降低的顺序进行排列, 取最小的 q 个粒子, 通过 BP 神经网络对粒子的权值进行调整。假定误差能量为:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^q (z_k - y_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^q e_k^2 \quad (10)$$

式中: q 为输入和输出层神经元的个数; z_k 为该时刻的测量值; y_k 为 BP 神经网络的输出。拥有较小权值的粒子作为输入数据, 将状态值作为 BP 神经网络的输入, 粒子权值为 BP 神经网络的初始权值, 样本中的学习函数作为系统的测量方程。对更新后的粒子权值做归一化处理:

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}}, \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} = 1 \quad (11)$$

5) 重新采样。计算粒子数目 \hat{N}_{eff} , 并将其与设定的阈值 N_{thres} 进行比较; 当 $\hat{N}_{\text{eff}} < N_{\text{thres}}$ 时, 则进行重新采样。将原来的带权样本 $\{x_{0:k}^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}$ 映射为等权样本 $\{x_{0:k}^{(i)}, N^{-1}\}_{i=1}^N$ 。否则进行下面步骤。

6) 估计。计算此时系统的状态估计值:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N x_{k|k-1}^{(i)} \tilde{\omega}_k^{(i)} \quad (12)$$

3 仿真与实验

3.1 仿真

为验证所述改进型粒子滤波器的优越性, 首先进行仿真实验。在称量过程中, 传感器采集到的信号中包含了各种噪声, 因此在传感器输出端和控制输入端之间引入前面所设计的 BP 神经网络粒子滤波器, 即可对传感器的采集信号进行滤波, 从而保证动态称量的稳定可靠, 其控制过程见图 2。

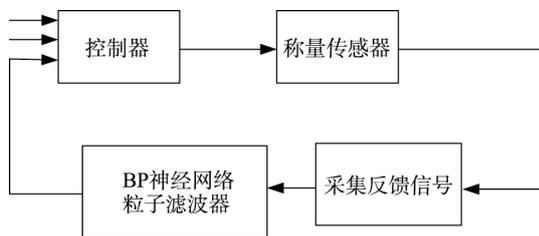


图 2 称量系统滤波控制过程

Fig.2 Filter control block diagram of weighing system

采用 Matlab 对所设计的滤波方法进行了仿真, 设定神经网络的学习步长为 0.06, 神经元个数为 6, 粒子总数为 300。利用 Matlab 中的 AWGN 函数, 即在 $y=\text{awgn}(x, \text{SNR})$ 信号中引入 60 Hz 的高斯白噪声。含有 60 Hz 高斯白噪声的称量信号见图 3, 传统粒子滤波和 BP 神经网络粒子滤波方法下的称量噪声处理效果见图 4—5。

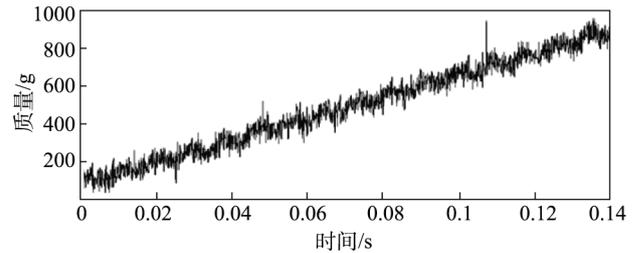


图 3 含 60 Hz 高斯白噪声的称量信号

Fig.3 Weighing signal with 60Hz Gauss white noise

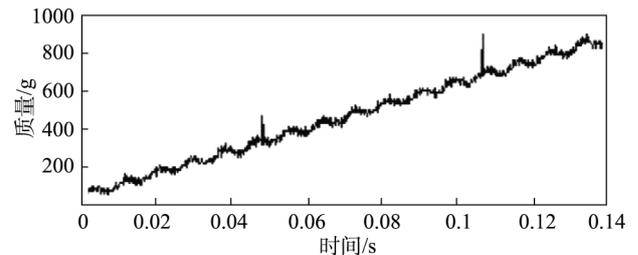


图 4 传统粒子滤波去噪效果

Fig.4 Traditional particle filter denoising effect

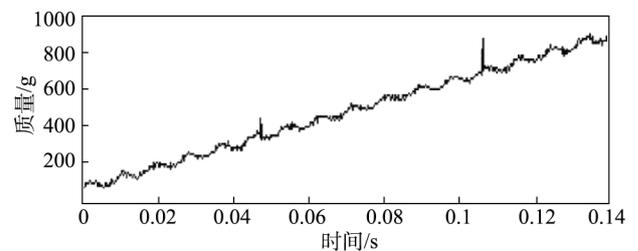


图 5 BP 神经网络粒子滤波去噪效果

Fig.5 Traditional particle filter denoising effect

由仿真结果可以看出, BP 神经网络粒子滤波去噪效果比传统粒子滤波去噪效果更好, BP 神经网络粒子滤波能有效滤除含有高斯白噪声的正弦噪声, 从而大大提高了动态称量精度。

3.2 实验结果及分析

为了验证改进型粒子滤波算法的具体性能, 采用传统粒子滤波算法和改进后粒子滤波算法动态称量 400 g 的颗粒物品。不同滤波算法下数据对比结果见表 1, 可以看出采用传统粒子滤波去噪后的称量误差为 4.45%, 而经过 BP 神经网络粒子滤波处理后的称量误差为 1.4%, 由此可知经过 BP 神经网络粒子滤波去噪处理后的称量精度得到大大提高。

表 1 不同滤波算法数据对比

Tab.1 Data comparison of different filtering algorithms

序号	静态称量/g	动态称量/g		滤波误差/%	
		传统粒子	改进粒子	传统粒子	改进粒子
1	400	385	395	-3.75	-1.25
2	400	417	402	4.25	0.5
3	400	380	394	5	-1.5
4	400	418	408	4.5	2
5	400	419	404	4.75	1

4 结语

自动称量系统中存在复杂的噪声干扰,为了有效滤除系统中的扰动噪声,提高动态称量精度,提出了一种基于BP神经网络粒子滤波算法。利用BP神经网络的非线性映射特点,对权值进行分裂和选择,将观测值看作神经网络的目标信号,通过神经网络中的多次训练增大权值粒子的权重,从而提高了粒子滤波算法的多样性。仿真和实验结果表明,采用改进后的粒子滤波算法能够有效滤除称量系统中的噪声,大大提升了动态称量系统精确度。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 孙晓,周浩.基于PLC的样品煤定量包装控制系统设计[J].包装工程,2011,32(21):76—78.
SUN Xiao, ZHOU Hao. Design of Quantitative Packaging Control System Based on PLC for Sample Coal[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(21): 76—78.
- [3] 高鹏,周一届.螺杆式粉料计量包装机粉料流动分析与数值仿真[J].包装工程,2010,31(7):79—82.
GAO Peng, ZHOU Yi-jie. Analysis and Numerical Simulation of Powder Flow in the Packaging Machine of Screw Powder[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(7): 79—82.
- [4] 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.
- [5] KOTTAPALLI A G P, ASADNIA M, MIAO J M. Polymer MEMS Pressure Sensor Arrays for Fish-Like Underwater Sensing Applications[J]. Micro and Nano Letters, 2012, 7(12): 1189—1192.
- [6] DONATI G L, AMAIS R S, NÓBREGA J A. Interference Standard: A New Approach to Minimizing Spectral Interferences in Inductively Coupled Plasma Mass Spectrometry[J]. Journal of Analytical Atomic Spectrometry, 2011, 26(9): 1827—1832.
- [7] TZVETKOV K, TARCZYNSKI A. On Digital Filtering of Band-Limited Signals Using Lower Sampling Rates[J]. Journal of Computers, 2010, 5(10): 1486—1493.
- [8] HYODO T, ASAKURA G, TSUKADA K. Performance Improvement of the Analog and Circuit for a Duct by Insertion of an All-Pass Filter[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2013, 96(4): 824—825.
- [9] KWEON S J, SHIN S H, YOO H J. High-Order Temporal Moving-Average Filter Using a Multi-Transconductance Amplifier[J]. Electronics Letters, 2012, 48(15): 961—962.
- [10] 董春利,董育宁,刘杰.基于粒子滤波和GVF-Snake的目标跟踪算法[J].仪器仪表学报,2009,30(4):828—833.
DONG Chun-lin, DONG Yu-ning, LIU Jie. Object Tracking Algorithm Based on Particle Filtering and GVF-Snake[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(4): 828—833.
- [11] 徐刚毅,金世俊,祝雪芬,等.基于改进粒子滤波算法的GPS非高斯伪距误差修正[J].电子测量与仪器学报,2009,23(6):24—28.
XU Gang-yi, JING Shi-jun, ZHU Xue-fen, et al. Compensation of GPS non-Gaussian Pseudorange Error Based on Improved Particle Filter Algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 23(6): 24—28.
- [12] 文常保,高丽红,方吉善.基于改进型限幅平均滤波法的高精度称量系统研究[J].传感技术学报,2014,27(5):649—652.
WEN Chang-bao, GAO Li-hong, FANG Ji-shan. The High-Precision Weighing System Based on the Improved Amplitude-Limiting and Average Filtering Algorithm[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(5): 649—652.
- [13] 杜航原,郝燕玲,赵玉新.基于集合卡尔曼滤波的改进粒子滤波算法[J].系统工程与电子技术,2011,33(7):1653—1657.
DU Hang-yuan, HAO Yan-ling, ZHAO Yu-xin. Improved Particle Filter Based on Ensemble Kalman Filter[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(7): 1653—1657.
- [14] KIM J, VADDI S S, MENON P K, et al. Comparison Between Nonlinear Filtering Techniques for Spiraling Ballistic Missile State Estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 313—328.
- [15] 刘先省,胡振涛,金勇,等.基于粒子优化的多模型粒子滤波算法[J].电子学报,2010,38(2):301—306.
LIU Xian-sheng, HU Zhen-tao, JIN Yong, et al. A Novel Multiple Model Particle Algorithms Based on Particle Optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 301—306.