

文章编号: 1001- 2486(2008) 03- 0131- 05

弹性 BP 神经网络消除轮速传感器误差方法的研究*

张 玓, 谢秀芬, 刘国福, 刘 波

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 汽车轮速是汽车运动状态参数的主要信息源, 是控制系统的核心, 其精度直接影响这些系统的性能。为了提高轮速的精度, 降低传感器的研制成本, 提出了一种基于弹性 BP 神经网络的误差分析方法消除轮速传感器误差。将改进的 BP 神经网络——弹性 BP 神经网络用于误差分析, 并提出误差匹配的算法。理论和仿真结果表明, 该方法使绝对误差达到 2×10^{-4} rad, 能够有效地消除传感器误差, 提高轮速信号的精度。

关键词: 弹性 BP 神经网络; 轮速传感器; 误差

中图分类号: TK427 文献标识码: A

Research on Attenuating the Wheel Speed Sensor Errors Based on Resilient BP Neural Network

ZHANG Qi, XIE Xiu-fen, LIU Guo-fu, LIU Bo

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Being the main source of vehicles' movement state parameters, wheel speed is central for control systems and its accuracy affects their performance. In order to attenuate the wheel speed sensor errors and reduce the research and manufacture cost, an error estimation method based on resilient back propagation (BP) is presented. The improved resilient BP neural network is applied to estimate the sensor errors. Matching algorithm is illustrated to realize the corresponding errors. Theoretical analysis and simulation results show that the proposed method can make the error less than 2×10^{-4} rad, so it can effectively attenuate the sensor errors and improve the accuracy of the wheel speed signal.

Key words: resilient back propagation neural network; wheel speed sensor; error

汽车轮速在现代汽车控制系统中是非常重要的控制信号, 多数情况下是将其作为中心实现智能控制的。例如 ABS(汽车防抱死系统), 牵引控制, 防止自旋滑转调节, 恒速行驶操纵和轮胎气压监控等。通过轮速传感器测得的轮速是汽车运动状态参数的主要信息源, 是控制系统的核心, 计算机能通过它计算其他的控制参数, 因而轮速信号的精度直接关系这些系统的性能。

影响轮速信号精度的原因包括下面几点: (1) 由于制造精度引起的传感器齿轮齿的间隔不均匀及使用磨损; (2) 传感器与齿轮间的间隙变化引起的低频干扰; (3) 传输过程中的干扰; (4) 估计单元中产生的计算误差。很多文献只对后面三点提出了解决方法, 提出基于卡尔曼滤波器的模糊逻辑法消除误差, 估计转速^[1]; 在频域使用最小均方自适应滤波器消除误差^[2]。而齿轮的间隔不规则对轮速信号精度产生的影响最大, 在文献[3]提出用带遗忘因子的回归参数估计误差, 然后用模糊算法修正轮速; 文献[4]中用约束最小二乘估计传感器误差。但是这两种方法估计

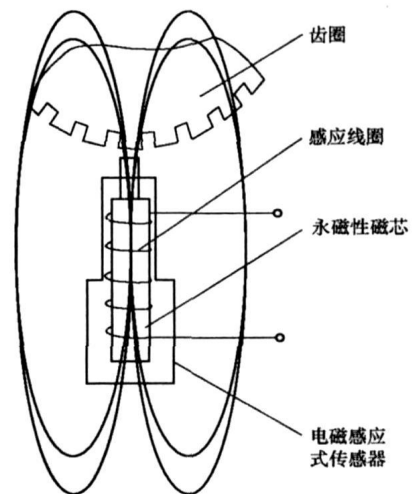


图 1 轮速传感器

Fig. 1 Wheel speed sensor

* 收稿日期: 2007- 11- 19

作者简介: 张玓(1959-), 男, 教授, 在职博士生。

的传感器误差精度不高,尤其是当信噪比不高时其效果不佳。近年来,人们开始研究用神经网络的方法来实现多传感器系统误差补偿^[5],本文在其基础上进行改进,提出用弹性BP网络分析传感器误差。

1 神经网络估计传感器误差算法实现

我们采用的是可变磁阻式(Variable Reluctance)轮速传感器^[6],其原理结构图如图1所示,它由永久磁铁、线圈、齿形磁盘等组成。齿形磁盘装在被测轴上,与轴一起旋转。当轴旋转时,磁盘上的凸凹齿形将引起磁盘与永久磁铁间间隙大小的变化,从而使永久磁铁组成的磁路中磁通量随之发生变化。有磁路通过的感应线圈,当磁通量发生突变时,会感应出一定幅度的脉冲电势。

由时钟记录下每个齿通过传感器的时间,于是轮速即可由下式得出:

$$\omega(t) = \frac{\alpha}{t_k - t_{k-1}} = \frac{2\pi/Z}{\Delta t_k} \quad (1)$$

其中, $\omega(t)$ 是角速度, Z 是齿轮的齿数, 而 t_k 是第 k 个齿转过传感器所用的时间, α 是当每一个齿通过传感器时转过的角度, 见图2。当齿轮是理想的, α 的值等于 $2\pi/Z$, 那么利用公式(1)得到的转速基本上是准确的; 对于不理想的齿轮, α 与 $2\pi/Z$ 不等, 而是存在一个偏差 δ , 这也是本文将要研究的传感器误差。

以上是轮速信号的采集过程, 而对采得的轮速信号进行误差处理包括以下几个环节:

- (1) 对采集到的数据进行归一化预处理;
- (2) 构建神经网络, 训练神经网络;
- (3) 把预处理后的数据输入到神经网络, 根据神经网络的输出得出传感器误差;
- (4) 对误差进行匹配, 修正转速。

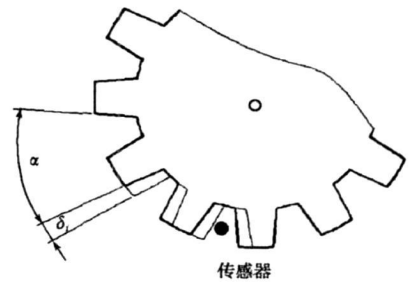


图2 齿轮结构图

Fig. 2 Toothed wheel's structure

2 关键技术实现

2.1 数据归一化处理

轮速传感器采集到的数据首先需要进行规一化处理, 就是将属性值从其取值区间映射到 $[0, 1]$ 区间上去, 通常可采用线性映射的方式进行, 即

$$x_{nor} = \frac{x_{org} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

其中, x_{max} , x_{min} 分别为属性值的上、下界, x_{org} 为原值, x_{nor} 为归一化处理后的值。

2.2 神经网络构建

目前应用最为广泛的神经网络学习算法是BP(Back Propagation)算法, 据统计, 有近90%的神经网络应用是基于BP算法的^[7], 本文也是采用BP算法。

2.2.1 BP网络算法简介

以含一个隐层的三层BP网络为例, 结构图见图3, 简单推导BP算法。

设输入变量 x_m 的个数为 M ; 输出变量 y_p 的个数为 P ; 隐层的节点数为 I , 任一神经元用 i 表示;

输入层与隐层的突触权值用 w_{mi} 表示, 隐层与输出层的突触权值用 w_{ip} 表示。于是可以得到以下公式:

- (1) 隐层中第 i 个神经元的输出为

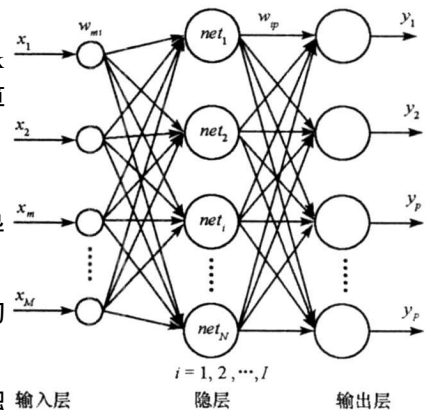


图3 三层BP网络

Fig. 3 Three-layer BP neural network

$$a_i = f_1\left(\sum_{m=1}^M w_{mi}x_m\right), \quad i = 1, 2, \dots, I \quad (3)$$

(2) 输出层第 p 个神经元的输出为

$$y_p = f_2\left(\sum_{i=1}^I w_{ip}a_i\right), \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

其中, $f_1[\cdot], f_2[\cdot]$ 为激励函数, I 为隐层的神经元个数。基于最小均方差误差准则, 误差信号从后面向前传递, 在反向传播过程中, 逐层修改连接权值。基于梯度下降法, 可以得到以下公式修正权值:

(1) 下一次迭代时隐层 I 上任一节点与输出层 p 上任一节点之间的权值为

$$w_{ip}(n+1) = w_{ip}(n) + \Delta w_{ip}(n) \quad (5)$$

(2) 同样, 下一次输入层上任一节点 m 和隐层节点 i 之间的权值为

$$w_{mi}(n+1) = w_{mi}(n) + \Delta w_{mi}(n) \quad (6)$$

其中, η 是学习速率。

2.2.2 BP 算法存在的问题及改进方法

虽然反向传播法得到广泛的应用, 但它也存在自身的限制和不足, 其主要表现在它的训练过程的不确定上: (1) 学习过程收敛速度缓慢, 需要较长的训练时间; (2) 容易陷入局部极小值。

针对 BP 算法存在的主要问题, 提出了许多改进算法。主要有两种途径, 一种是采用启发式学习方法, 如附加动量法、自适应学习率法等; 另一种是采用数字优化技术, 如共轭梯度法、牛顿法、Levenberg-Marquardt 法、弹性 BP (Resilient Back Propagation) 等, 本文采用弹性 BP 算法。

多层 BP 网络的隐层一般采用传输函数 Sigmoid, 当输入变量的取值很大时, 其斜率趋于零, 这样在采用最速下降 BP 算法训练传输函数 Sigmoid 的多层网络时梯度的幅度非常小, 导致权值和阈值的修正量也很小, 这样就使训练的时间变得很长。

弹性 BP 算法的目的是消除梯度幅度的不利影响, 所以在进行权值的修正时, 仅仅用到偏导的符号, 而其幅值却不影响权值的修正, 权值大小的改变取决于与幅值无关的修正值。当连续二次迭代的梯度方向相同时, 可将权值和阈值的修正值乘以一个增量因子, 使其修正值增加; 当连续二次迭代的梯度方向相反时, 可将权值和阈值的修正值乘以一个减量因子, 使其修正值减小; 当梯度为零时, 权值和阈值的修正值保持不变; 当权值的修正发生振荡时, 其修正值将会减小。如果权值在相同的梯度上连续被修正, 则其幅度必将增加, 从而克服了梯度幅度的不利影响。

2.2.3 弹性 BP 神经网络结构和设计

为了构建神经网络, 首先按下面公式计算出每个齿通过传感器时转过的角度 θ^i :

$$\theta^i = \hat{\omega}_k^0(t_k - t_{k-1}), \quad i = 1, 2, \dots, Z \quad (7)$$

对于一个传感器

$$\hat{\omega}_k^0 = \frac{2\pi}{t_{k+Z/2} - t_{k-Z/2}} \quad (8)$$

对于每一个齿, 转一圈可以得到一个 θ^i , N 圈可以得到 N 个 θ^i , 对于一个齿轮, 可以表示为 $\theta = [\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_N^i]$ 。所有的 θ 对应同一个传感器误差 δ^i , 因此选择 $\theta = [\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_N^i]$ 作为输入向量 x_m , δ^i 作为输出向量 y_p , $M = N$, $P = 1$, 建立 BP 神经网络。对不同的传感器, 用采得的大量样本对神经网络进行训练, 通过对神经网络的权值修正, 可以找到 x_m 与 y_p 之间的联系, 即可得出传感器误差。

2.3 误差匹配

估计出的传感器误差存储在表中, 利用这些信息对转速进行修正时必须知道它们之间的对应关系, 这就需要进行传感器误差匹配。文献[3]中基于相关分析法提出了解决方法, 但是这种办法在分析问题的时候, 由于新的修正因子是根据第一圈的转速计算得来的, 各种干扰使得计算的修正因子不准确, 从而导致新计算的和存储的修正因子之间产生较大偏差, 对匹配的准确度影响很大, 因此本文用神经网络来解决。首先对传感器误差进行标号, 按顺时针方向标定每个齿对应的误差序号为 1~72。以齿轮的每个

齿为起始点,取一圈,即72个点的转速信号作为输入向量,则对应传感器误差标号为网络的输出向量。这样取神经网络的输入层、隐含层、输出层数目分别为72、45、1,建立误差匹配神经网络,其中隐含层的数目根据经验得到。

3 仿真结果

3.1 误差估计结果

假设信号为 $\omega(t) = \omega_0 + \sin 2\pi f t + n(t)$, $f = 45\text{Hz}$, ω_0 取 $40 \sim 90\text{rad/s}$ 之间, $Z = 72$, $n(t)$ 是均值为0、标准差为0.01的高斯白噪声。同时,对于齿数为72的传感器,两个齿间的角度约为 $2\pi/72$, 即 0.087rad 。在实际中其最大的制造误差 δ_{\max} 不会超过它的 $5/100$, 即 0.0044 。因此假设传感器误差是一组均值为0,标准差大概取最大制造误差 δ_{\max} 的 $1/3$, 即 0.0015 的高斯白噪声。误差估计神经网络的输入层、隐层、输出层的数目分别取20、12、1。

仿真结果见图4。图中横坐标表示齿轮的每一个齿,纵坐标表示幅值。图4(a)、(b)分别表示根据弹性BP算法和约束最小二乘估计^[4]得到的传感器误差估计值。图4(c)表示弹性BP算法得到的误差的估计值和真实值的差,图4(d)表示约束最小二乘法得到的误差估计值和真实值的差。从图4(c)、(d)可知,运用弹性BP算法得到的最大的传感器估计误差小于 2×10^{-4} , 而运用约束最小二乘的效果欠佳。因此弹性BP算法估计误差效果明显,能够很好地消除传感器误差。

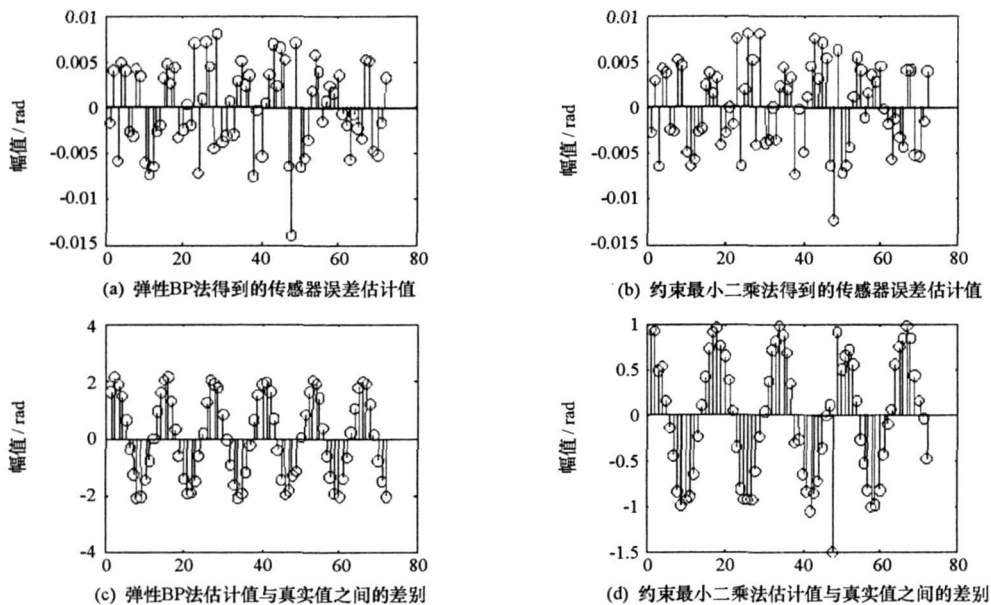


图4 两种方法估计的传感器误差对比图

Fig. 4 Comparison of estimated sensor errors using two methods

3.2 齿轮误差匹配结果

通过误差匹配网络估计出的误差序号与真实值的差一般都小于0.5(见图5),于是采用四舍五入的原则取值即可正确匹配。

4 结论

本文介绍了一种新的轮速传感器误差分析方法消除传感器误差,从而提高了轮速信号的精度。比较以往的方法,该方法实现较为简单,精度高,可靠性强,从而大大减少了对轮速传感器的制造要求,降低了其研制成本。

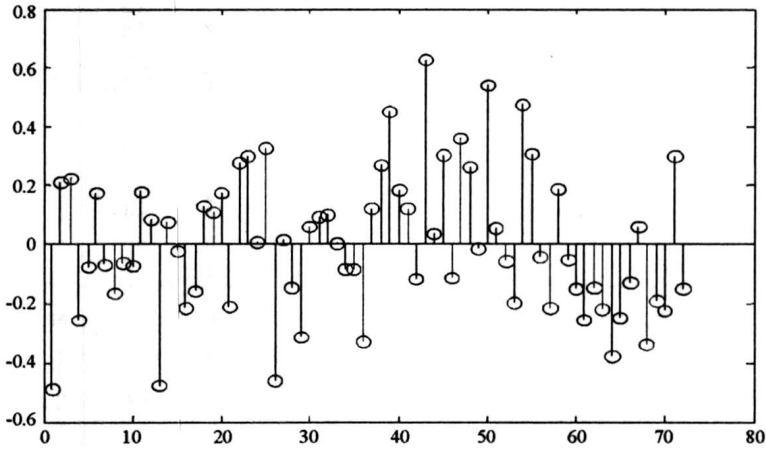


图 5 误差匹配图

Fig. 5 Errors matching

参考文献:

- [1] Kobayashi K, Cheok K C. Estimation of Absolute Vehicle Speed Using Fuzzy Logic Rule-based Kalman Filter [C]// Proceedings of the American Control Conference Seattle, Washington, June, 1995: 3086- 3090.
- [2] Hernandez W. Improving the Response of a Wheel Speed Sensor by Using Frequency-domain Adaptive Filtering [J]. IEEE Sensor Journal, 2003, 3 (4): 404- 413.
- [3] Schwarz R, Nelles O, Scheerer P. Increasing Signal Accuracy of Automotive Wheel-speed Sensors by On-line Learning [J]. Processing of the American Control Conference, Albuquerque, New Mexico, 1997: 1131- 1135.
- [4] Persson N. Event Based Sampling with Application to Spectral Estimation [D]. Linköping Studies in Science and Technology, 2002.
- [5] 杨江, 李治. 基于神经网络的多传感器系统误差校正方法[J]. 传感器技术, 2002, 21: 37- 42.
- [6] 刘国福, 张王己. 防抱制动系统的基于最佳滑移率的滑模变结构[J]. 国防科技大学学报, 2004, 26: 70- 74.
- [7] 高隼. 神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.

(上接第 130 页)

$$R_s R_s E_2(t, s) = R_s E_2(t, s) - R_t [t^2(3-t)s/6] = E_2(t, s) - s^2(3-s)t/6 - t^2(3-t)s/6 + st/3$$

$$= \begin{cases} -t^3/6 - ts^2/2 + t^3s/6 + t^3s/6 + ts/3, & t \leq s \\ -s^3/6 - t^2s/2 + t^3s/6 + ts^3/6 + ts/3, & t > s \end{cases}$$

由定理 2, 得空间 $W_2^2[0, 1]$ 在内积 $\langle f, h \rangle = f(0)h(0) + f(1)h(1) + \int_0^1 f^{(2)}(t) \cdot h^{(2)}(t) dt$ 下的再生核为

$$K(t, s) = \begin{cases} 1-t-s+2st - (1-s)(t^3+ts^2-2ts)/6, & t \leq s \\ 1-t-s+2st - (1-t)(s^3+t^2s-2ts)/6, & t > s \end{cases}$$

此例用定理 3 或推论 2 可得到同样的结果。

已有的用微分方程边值问题求再生核的方法^[3]求得的 $W_2^2[a, b]$ 在内积

$$\langle f, h \rangle = \int_a^b [f(t)h(t) + \mathcal{F}^{(1)}(t)h^{(1)}(t) + f^{(2)}(t)h^{(2)}(t)] dt$$

下的再生核表达式极其复杂。

参考文献:

- [1] 张新建, 姜悦. 再生核的一种新的算法及其递推性[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(1): 122- 125.
- [2] Schumaker L. Spline functions: Basic Theory[M]. New York: John Wiley & Sons, 1981.
- [3] 崔明根, 吴勃英. 再生核空间数值分析[M]. 北京: 科学出版社, 2004.