

## 基于 CMAC 的非线性逆滤波改善传感器的动态特性

刘 清<sup>1,2</sup>, 沈祖谔<sup>2</sup>, 王柏林<sup>2</sup>

(1. 南京师范大学 计算机科学系, 江苏 南京 210042; 2. 河海大学 水利水电学院, 江苏 南京 210098)

**摘要:** 在测量系统中许多传感器存在着严重的非线性静态特性和响应滞后的动态特性, 当被测量对象的变化率高于传感器的响应速度时, 测量结果与真值之间存在较大的误差. 为了补偿这个测量误差, 采用了一个由无限响应的 IIR 滤波器和静态非线性环节构成的非线性滤波器去改善传感器的特性. IIR 滤波器的系数通过实验数据得到, 非线性静态环节采用单输入/单输出小脑神经网络(SISO CMAC)实现. SISO CMAC 具有学习简单、收敛速度快、函数逼近精度高等特点. 最后, 通过对热敏电阻动态测量误差的补偿, 验证了该方法的有效性.

**关键词:** 测量误差; 非线性逆滤波; CMAC; 补偿

**中图分类号:** TB19      **文献标识码:** A

## Improving sensor's dynamic characteristics by nonlinear inverse filtering of CMAC

LIU Qing<sup>1,2</sup>, SHEN Zu-yi<sup>2</sup>, WANG Bai-lin<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science, Nanjing Normal University, Nanjing Jiangsu 210042, China;

2. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** The sensors have serious static nonlinear characteristics and slow dynamic responses. When the rate of change of the measured object is higher than that of the response of the sensor, there is an error in the measured value. In order to improve the sensor's dynamic characteristics, a nonlinear inverse filter is employed. It is composed of an infinite impulse response(IIR) filter and a static nonlinear block. The coefficient of IIR filter is obtained via experiment. The static nonlinear block is a kind of Cerebral Model Articulation Controller with Single-Input-Single-Output (SISO CMAC). SISO CMAC has characteristics of simple learning, fast convergence and high accuracy in function approximation. The method is proved to be effective by the experimental results that the temperature is measured by thermistor.

**Key words:** measurement error; nonlinear inverse filtering; cerebral model articulation controller(CMAC); compensation

### 1 引言(Introduction)

在测量系统中许多传感器存在着严重的非线性静态特性和响应滞后的动态特性. 当被测量对象的变化率较低时, 响应滞后引起误差较小, 在许多应用中可以忽略. 然而, 当被测量对象变化率高于传感器的响应速度时, 如果忽略会使测量结果与真值之间存在较大误差, 如: 利用热敏电阻测量材料的热特性<sup>[1]</sup>. 为了保证传感器的测量精度以便于在各种测量系统中应用, 必须对其进行补偿. 为此, 本文研究了一种采用非线性逆滤波器改善传感器动态特性, 补偿测量误差的方法.

采用非线性逆滤波器补偿测量误差的原理如图 1 所示, 该非线性逆滤波器由一个 IIR 滤波器和非线

性函数环节组成. 当被测信号  $y_e(t)$  发生变化时, 由于传感器的动态特性存在一定程度的惯性和一些相位滞后, 使得传感器的输出  $v_e(t)$  无法表示真实的测量值  $y_e(t)$ , 存在动态测量误差. 为了减小动态测量误差, 可通过在传感器输出端串联一个逆滤波器, 用滤波器的输出的  $v(t)$  代替  $v_e(t)$ , 改善系统的动态特性, 实现误差补偿.

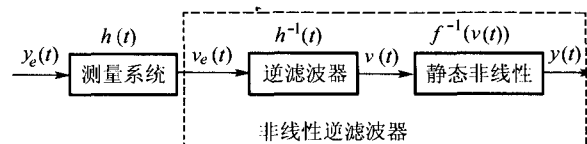


图 1 动态补偿原理示意图

Fig. 1 Dynamic compensation principle diagram

另外,传感器的输入与输出之间存在严重非线性.为了保证一定的测量精度,这里采用一个静态非线性环节改善传感器静态特性,它是传感器静态特性的反函数  $z = f^{-1}(v(t))$ .经过改善后的传感器输出  $y(t)$  与输入  $y_e(t)$  之间的关系可表示为

$$y(t) = f^{-1}(v(t)) = f^{-1}[f(y_e(t))] = y_e(t). \quad (1)$$

显然,在经过补偿后,静态特性不再是一个非线性函数,而是一个与系统实际规律相同的不失真的线性函数.

### 2 IIR 滤波器的设计(IIR filter design)

为了改善传感器的响应速度,必须串联一个逆滤波器  $H^{-1}(S)$  增加传感器的带宽.  $H^{-1}(S)$  在理想情况应采用高通滤波器,但是,高通滤波器引起严重的噪声放大,因此,在这里采用了带通滤波器,滤波器的输出  $v(k)$  可用一个线性差分方程表示:

$$v(k) = \sum_{i=1}^P a_i v(k-i) + \sum_{j=0}^Q b_j v_e(k-j). \quad (2)$$

式中:  $v(k)$  为  $k$  时刻滤波器输出,  $v_e(k)$  为  $k$  时刻传感器输出和滤波器输入,  $P$  和  $Q$  为滤波器的阶次.滤波器的参数  $a_i$  和  $b_j$  的设计是通过实验数据对  $H^{-1}(S)$  系统辨识的最优化过程,即使

$$J = \sum_{k=0}^{M-1} [v(k) - v_d(k)]^2 \rightarrow \min. \quad (3)$$

其中  $v(k)$  和  $v_d(k)$  分别为激励信号作用下滤波器的实际输出和希望输出的实验数据,IIR 滤波器由测量系统中计算机实现.

### 3 静态非线性环节(Static nonlinear block)

静态非线性环节也由测量系统中计算机实现的,该环节的  $f^{-1}(v(t))$  是一个非线性函数,无法用准确的数学公式描述.要提高测量系统的精度,就必须对静态非线性特性进行线性化.在文献[2,3]中使用 BP 神经网络对传感器静态非线性误差补偿,但 BP 网络的局部最优、收敛速度慢和算法复杂的缺点,使得实际使用十分困难.为此,本文采用了一种单输入单输出的小脑神经网络(SISO CMAC)进行误差补偿方法.

#### 3.1 单输入/单输出小脑神经网络(SISO CMAC)

CMAC(Cerebral Model Articulation Controller)神经网络,具有逼近任意连续非线性函数的能力,由于它是基于局部学习的网络,所以学习速度比 BP 网络快的多.但是,CMAC 是针对复杂系统的应用而设计的,由于其输入映射是用 hash 函数实现的,使得 CMAC 在某些学习过程中存在一些问题.1) 构造一个理想 hash 函数比较困难.2) 采用 hash 映射的

CMAC 在某些学习过程中不收敛或使收敛性变坏,至少使收敛过程变慢<sup>[4]</sup>.更重要的是 CMAC 采用量化映射,使得量化在同一区间的输入值,其泛化输出相同,只能说大体上具有一定的泛化非线性映射的能力<sup>[5]</sup>.因此,直接用 CMAC 算法就很难满足传感器静态误差补偿的精度要求.考虑到传感器的单输入/单输出特点,本文提出了单输入单输出(SISO)的 CMAC 算法,该算法为直接地址映射.以输入  $v$  的量化值为地址,建立起输入  $v$  与权重  $w$  的关系;通过对输入  $v$  进行归一化,增强泛化能力,并使得每次学习只要调整 2 个权值;另外,采用随机样本学习.所以,具有学习简单、收敛速度快、函数逼近精度高、泛化能力强的特点.

#### 3.1.1 SISO 的 CMAC 结构 (Structure of SISO CMAC)

SISO 的 CMAC 结构如图 2 所示,  $S_i$  为输入量  $v$  的量化值.量化的方法是

$$R_s = (v_{\max} - v_{\min}) / (N - 1), \quad (4)$$

$$S_i = \text{int}[(v - v_{\min}) / R_s]. \quad (5)$$

其中:  $v$  取值范围为  $[v_{\max}, v_{\min}]$ ,  $N$  为量化等级,  $R_s$  为等间距量化步长,  $\text{int}(\ast)$  是取整函数.对任意输入的  $v_i$ ,将其量化成  $0 \sim N - 1$  范围内的一个整数  $S_i = k$ ,通过用直接映射方法找到将要激活的 2 个权值的首地址  $a_k = k$ ,故 SISO CMAC 中不存在 hash 映射压缩.为了增强 SISO CMAC 的泛化能力,引入了一个算子  $\Omega_i$ ,  $\Omega_i$  算子通过将  $v_i$  在输入空间  $S$  上进行归一化实现,  $v_i$  的归一化为过程为

$$\begin{cases} m = (v_i - v_{\min}) / R_s - S_i, \\ \mu_k(v_i) = 1 - m, \\ \mu_{k+1}(v_i) = m, \\ \mu_j(v_i) = 0, j \neq k, k - 1. \end{cases} \quad (6)$$

这样,输入  $v_i$  的所对应算子  $\Omega_i = [\mu_0(v_i), \mu_1(v_i), \mu_2(v_i), \dots, \mu_{N-1}(v_i)]$ .  $v_i$  对应的 SISO CMAC 输出为

$$y_i = w \Omega_i^T = \sum_{j=0}^{N-1} \mu_j(v_i) w_j = \sum_{j=k}^{k+1} \mu_j(v_i) w_j. \quad (7)$$

权值  $w = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_{N-1}]$  通过学习得到.

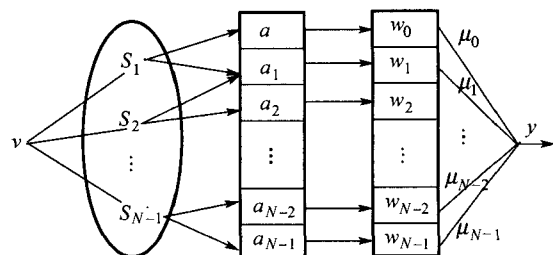


图 2 SISO CMAC 结构图  
Fig. 2 SISO CMAC structure diagram

### 3.1.2 SISO CMAC 的学习过程 (Learning in SISO-CMAC)

随机得到网络的  $n$  个训练输入样本点, 样本点选择从  $v_{\min}$  开始.  $v_1 = v_{\min}, v_i = v_{i-1} + \text{rand} \cdot R_s, i = 2, 3, \dots, n$ ,  $\text{rand}$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数.  $v_i$  所对应的网络实际输出和希望输出为  $y_i$  和  $y_{di}$ , 这样得到训练样本点的集合, 即  $\{(v_1, y_1), \dots, (v_n, y_n)\}$ . 设误差  $e_i = |y_i - y_{di}|$ , 能量函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - y_{di})^2. \quad (8)$$

学习训练采用梯度下降法, 由式(7)可知, 在区间  $[v_{\min} + kR_s, v_{\min} + (k+1)R_s]$  内的  $v_i$ , 每次训练只影响 2 个权值  $w_k$  和  $w_{k+1}$ , 权值调整具体如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial w_k} = \mu_k(V_i) \cdot e_i, \\ \frac{\partial E}{\partial w_{k+1}} = \mu_{k+1}(V_i) \cdot e_i. \end{cases} \quad (9)$$

SISO CMAC 的权值参数调整为

$$\begin{cases} \Delta w_k = \alpha \cdot \mu_k(V_i) \cdot e_i, \\ \Delta w_{k+1} = \alpha \cdot \mu_{k+1}(V_i) \cdot e_i. \end{cases} \quad (10)$$

其中  $\alpha$  为学习率.

### 3.1.2 收敛性分析 (Convergence analysis)

Albus 提出 CMAC 时没有给出收敛性证明, 在文献[4~6]的研究结论指出, 如果不使用 hash 映射, 则 CMAC 一定收敛. 而本文提出的 SISO CMAC 采用直接地址映射, 并且为单输入/单输出, 所以, 从文献[4~6]的研究结论推知, 则 SISO 的 CMAC 学习过程收敛, 并且能够逼近任意非线性函数.

### 3.1.3 仿真分析 (Simulation analysis)

为验证 SISO CMAC 学习收敛和泛化能力, 作者用 SISO CMAC 对  $\cos x$  函数在  $[0, \pi]$  之间逼近能力, 进行了在仿真试验. 在实验中,  $R_s = \pi/20$ , 随机抽取了  $l = 30$  个样本点对网络进行了训练. 作者按下列公式进行了误差分析:  $e_i = |y_i - y_{di}|$ ,  $\text{aver} = \sum e_i/l$ ,  $\text{max} = \max\{e_i\}$ , 其中,  $y_{di}$  希望输出,  $y_i$  实际输出. 经过 100 次训练后, 网络收敛,  $\text{max} = 0.00328$ ,  $\text{aver} = 0.0004764$ . 为了验证网络的泛化能力, 在  $[0 \sim \pi]$  之间任意选取了 200 个点, 经过网络泛化后, 误差分析的结果是:  $\text{max} = 0.00367$ ,  $\text{aver} = 0.0006289$ . 所以, 通过仿真试验表明, SISO CMAC 具有学习简单、收敛速度快和泛化能力强的特点.

**3.2 用 SISO CMAC 实现静态误差补偿 (Static nonlinear error compensation with SISO-CMAC)**  
用 SISO CMAC 对传感器进行非线性静态误

差补偿分为两步: ①网络学习. 在传感器的测量范围随机抽取  $n$  个  $\{y_{e1}, \dots, y_{en}\}$  以及相应输出值  $\{v_1, \dots, v_n\}$ , 按照式(4)~(6)对  $v_i$  进行归一化. 然后, 随机产生一组网络初始权值, 以每个  $v_i$  为 CMAC 的输入值, 按照式(7)计算出实际输出  $y_i$ ; 再以  $y_{ei}$  为 SISO CMAC 的希望输出  $y_{di}$ , 按照式(10)训练 CMAC 的权值, 直到能量函数  $E < \epsilon$ , 学习结束. ②误差补偿. 实际测量的物理量  $y_e$ , 经过传感器转换和动态补偿后输出为  $v = f(y_e)$ , 再经过神经网络泛化后, 计算出实际输出  $y$ , 即式(1)成立, 实现传感器静态误差补偿.

## 4 实验和结果 (Experiment and results)

为了验证上述的动态测量补偿方法的有效性, 作者以某热敏电阻传感器进行了应用实验. 该传感器在  $-50 \sim 50^\circ\text{C}$  存在严重的静态非线性误差和动态响应滞后. 所以, 需要进行测量误差的补偿. 实验过程如下:

①热敏电阻传感器的动态特性是一个一阶低通滤波器<sup>[7]</sup>, 输出值为电阻. 为使补偿器的输出快速达到传感器稳态值, 所以, 参考模型选用截止频率较大的一阶低通滤波器

$$G(s) = \frac{R_d(s)}{T(s)} = \frac{\omega_e}{s + \omega_e}. \quad (11)$$

式中  $\omega_e$  是参考模型的截止频率, 远远大于传感器的截止频率, 这里  $\omega_e = 10\pi \text{ rad/s}$ .

②以传感器和参考模型对阶跃响应的输出  $R_d$  和  $R$  作为逆滤波器  $H^{-1}(s)$  辨识的输入和希望输出, 用最小二乘法对  $H^{-1}(s)$  的进行离线辨识, 使得式(3)成立, 辨识过程如图3所示. 通过辨识过程得到逆滤波器的脉冲响应  $H^{-1}(z)$  为

$$H^{-1}(z) = \frac{7.1451 - 1.5788z^{-1} - 4.1649z^{-2}}{1 + 0.6744z^{-1} - 0.2729z^{-2}}. \quad (12)$$

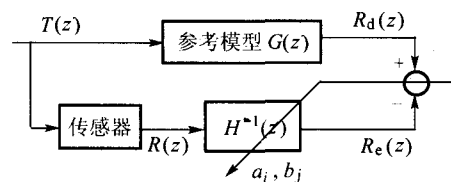


图3 IIR 滤波器的辨识过程  
Fig. 3 Identification of IIR filter

③在静态非线性环节中, 将传感器的温度测量范围  $[-50^\circ\text{C}, 50^\circ\text{C}]$ , 随机分成 40 个小区间,  $\{T_0, \dots, T_{40}\}$ , 其中  $T_0 = -50^\circ\text{C}$ ,  $T_{40} = 50^\circ\text{C}$ . 根据传感器提供的分度表, 给出  $T_i$  所对应的传感器输出阻值  $r_i$ .

然后,将阻值  $r_i$  通过电路转换成电压  $u_i$ ,通过采样得到  $v_i$ . 让  $\{v_0, \dots, v_{40}\}$  作为神经网络输入样本,  $(T_0, \dots, T_{40})$  作为网络的希望输出. 以学习率  $\alpha = 0.18$ ,  $R_S = 100$ , 进行网络权值训练, 当网络误差  $E < 0.003$ , 训练结束.

④ 传感器输出信号经过逆滤波器补偿动态误差后,通过神经网络泛化补偿静态非线性误差. 作者以  $e_i = |y_i - y_{di}|$ , 进行了误差分析: 其中,  $y_{di}$  希望输出,  $y_i$  实际输出, 传感器测量对象的温度为  $40^\circ\text{C}$ , 分析的结果如表 1 所示. 通过分析可以看出, 无补偿的热敏电阻存在一定的动态误差, 输出在  $0.5\text{ s}$  后才能达到稳态值, 所以, 不适用于瞬态温度测量<sup>[1]</sup>. 而补偿后热敏电阻的动态性能指标得到了很大的提高, 克服了因响应滞后引起的误差, 可以用于瞬态温度测量.

表 1 结果分析  
Table 1 Result analysis

时间/50ms	无补偿/ $^\circ\text{C}$	补偿/ $^\circ\text{C}$
1	41.88	0.032
2	25.67	0.004
3	15.43	0.001
4	9.31	0.000
5	5.63	0.000
6	3.46	0.000
7	2.14	0.00
8	1.32	0.00
9	0.75	0.00
10	0.47	0.00
11	0.28	0.00
12	0.16	0.00
13	0.02	0.00
14	0.00	0.00

## 5 结束语(Conclusions)

因为传感器存在着严重的非线性静态特性和响应滞后的动态特性, 当被测对象变化率高于传感器的响应速度时, 测量结果与真值之间存在较大的误差. 为了克服这种误差, 本文研究了用非线性逆滤波器补偿动态测量误差的方法, 逆滤波器由一个 IIR 滤波器和一个非线性静态环节构成. IIR 逆滤波器补偿动态响应滞后引起的动态误差, 而非线性静态环

节补偿静态非线性误差. 另外, 为了实现高精度的静态误差补偿, 本文提出了一种单输入单输出的小脑神经网络(SISO CMAC), SISO CMAC 采用直接地址映射, 具有收敛速度快、算法简单和补偿直接输出的特点. 最后, 通过实验结果表明, 采用非线性逆滤波器可以有效地提高传感器的动态测量精度.

## 参考文献(References):

- [1] DE ALMEIDA L A L, DEEP G S, LIMA A M N, et al. A hysteretic model for a vanadium dioxide transition-edge microbolometer [J]. *IEEE Trans on Instrumentation Measurement*, 2001, 50(4): 1030 - 1035.
- [2] 庄哲民, 黄惟一, 刘少强. 提高传感器精度的神经网络方法[J]. 计量学报, 2002, 23(1): 78 - 80.  
(ZHUANG Zhemin, HUANG Weiyi, LIU Shao qiang. Transducer accuracy enhancement using neural networks [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2002, 23(1): 78 - 80.)
- [3] PATRA J C, KOT A C, PANDA G. An intelligent pressure sensor using neural networks [J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2000, 49(4): 829 - 834.
- [4] 罗忠, 谢永斌, 朱重光. CMAC 学习过程收敛性研究[J]. 自动化学报, 1997, 23(4): 455 - 461  
(LUO Zhong, XIE Yonbin, ZHU Chongguang. A study of the convergence of the cmac learning process [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1997, 23(4): 455 - 461.)
- [5] HORVATH G, SZABO T. CMAC neural network with improved generalization property for system modeling [C] // *Proc of the 20th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Anchorage, Alaska, USA: IEEE Press, 2003: 1603 - 1608.
- [6] LIN Chun-shin, CHIANG Ching-Tsan. Learning Convergence of CMAC Technique [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1997, 8(6): 1281 - 1292.
- [7] 张迎新. 非电量测量技术基础[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2002: 39 - 48.  
(ZHANG Yingxin. *Non-electricity Measurement Technique* [M]. Beijing: BeiHang Press, 2002: 39 - 48.)

## 作者简介:

刘清 (1962—), 男, 副教授, 工学博士, 现主要从事智能控制与现场总线测控系统的研究与开发, E-mail: njnqlq@163.com;

沈祖谔 (1936—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事水力机组控制及其过度过程研究, 电站自动化与仿真技术研究;

王柏林 (1947—), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与应用, 电能质量分析与控制的研究.