

# 过程检测控制系统中的快速自适应滤波

FAST ADAPTIVE FILTERING ( FAF ) FOR THE  
PROCESS DETECTION CONTROL SYSTEMS

张 朝 晖\*

朱 麟 章

Zhang Zhaohui

Zhu Linzhang

( 自动化系 )

**摘 要** 本文分析了LMS噪声抵消法的局限性,在讨论过程检测控制系统中信号和噪声一般模型的基础上,针对强噪声情况提出了一种基于建立相关模型的快速自适应滤波(FAF)。它是利用快速横向滤波(FTF)自适应算法对相关模型进行仿真而实现的。仿真与试验表明,本文所提出的方法较LMS法优越,适于过程检测控制系统采用。

**关键词** 自动检测;过程控制;噪声抵消;自适应滤波  
中国图书资料分类法分类号 TP274.4

**ABSTRACT** The limitation of LMS adaptive noise cancelling (ANC) is analyzed here. Based on the discussing of general signal and noise model of process detection control system, a fast adaptive filtering (FAF) is proposed on the basis of modelling the correlativity between the noise and it's correlative noise with the view of large noise. Fast transversal filtering (FTF) adaptive algorithms is used to imitate the correlative modelling. Both simulation and experiments show that the method presented in this paper is suitable for the process detection control system, and it exhibits better results than the LMS noise cancelling method.

**KEY WORDS** automatic detection; process control; noise cancelling; adaptive filtering

\* 该作者现在石油大学工作

本文于1988年12月14日收到。

## 一、引 言

过程检测控制系统的输出,除所希望的有用信号外,还有不希望的噪声,有时噪声可能大到淹没了有用信号。噪声的消除或有效抑制是自动化仪表迫切要求解决的问题。噪声抑制的方法很多,根据信号与噪声特征的不同,可以采用频域滤波、陷波器、线谱增强器以及噪声抵消器等,均以自适应方法实现最好。这里讨论的是通过信号处理、相关建模与自适应滤波法,实现强噪声下的自适应噪声抵消,以获取有用的测量信号,从而使系统正常工作。

目前广泛应用的自适应噪声抵消,主要是利用LMS算法实现的,由于此算法所需要的信息较少,在雷达旁瓣抵消等已得到广泛应用。但在过程检测控制系统中尚未见应用。由于过程参数的变化一般比较缓慢,在采样间隔时间内所测量的 $\{x(\cdot)\}$ 、 $\{y(\cdot)\}$ 、 $\{z(\cdot)\}$ 与 $\{v'(\cdot)\}$ 值,适于建立FAF自适应滤波;通过仿真与模拟实验,并对比了两种自适应滤波的性能,证明了本文提出的自适应滤波的效果更为优越。

## 二、LMS自适应噪声抵消法及其局限性

LMS噪声抵消法,要求信号 $s$ 、噪声 $v$ 与 $v'$ 均应具有零均值,信号与噪声互不相关。当 $E\{(v-y)\}$ 不为零时, $\min\{e^2\}$ 相当于 $\min\{(y-v)^2\}$ ,即 $y=\hat{v}$ , $e=\hat{s}$ 。它是利用辅助测量

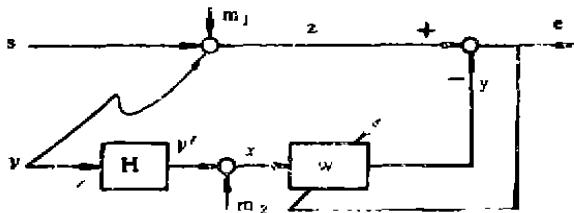


图 1 LMS自适应噪声抵消原理

系统,将其输出通过自适应滤波器以抵消测量系统输出中的噪声如图 1 所示。

噪声 $v'$ 为 $v$ 的相关噪声,其相关关系这里用全极点模型 $H(q^{-1})$ 表示

$$v' = H(q^{-1})v \quad (1)$$

$m_1$ 与 $m_2$ 为测量白噪声,滤波权向量 $W(q^{-1})$ 由LMS自适应算法得到;自适应过程以输出残

差平方的期望值 $E\{e^2\}$ 最小为准则,即

$$\begin{aligned} E\{e^2\} &= E\{(z-y)^2\} = E\{(s+v+m_1-Wm_2-WHv)^2\} \\ &= E\{(s+(1-WH)v+m)^2\} \end{aligned} \quad (2)$$

式中  $m=m_1-Wm_2$ 。设 $s$ 、 $v$ 与 $m$ 为零均值随机过程,而且 $s$ 与 $v$ 、 $v'$ 不相关,则

$$E\{e^2\} = E\{s^2\} + E\{(1-WH)v\}^2 + E\{m^2\} \quad (3)$$

等式右边第一、三项与 $W$ 无关,故LMS算法使 $E\{e^2\}$ 最小就等价于 $E\{(1-WH)v\}^2$ 最小,即

$$W(q^{-1}) = 1 - \hat{H}(q^{-1}) \quad (4)$$

这时,滤波器的输出

$$y = [H(q^{-1})v + m_2], \quad \hat{H}(q^{-1}) = \hat{v} \quad (5)$$

噪声抵消器的输出

$$e = s + v + m_2 - \hat{v} = \hat{s} \quad (6)$$

须知当测量白噪声 $m_1$ 与 $m_2$ 、 $v'$ 无关时是不可能抵消的,只有与 $v'$ 相关的噪声 $v$ 才能得到抵

消，这就是LMS噪声抵消法的局限性。这是因为

1. LMS是梯度算法，式(4)中 $W(q^{-1})$ 收敛于最值 $1/H(q^{-1})$ 的速度很慢，这就要求相关模型 $H(q^{-1})$ 必须是定常或非常缓慢时变的，这个要求一般难以满足，加上收敛速度慢，是其严重缺点。

2. 由式(2)两边取最小以得到式(4)的过程，要求信号 $s$ 与噪声 $v$ 不相关，对随机过程检测不成问题，但在工业过程参数检测中则不能认为 $s$ 与 $v$ 完全不相关，相反它们是时变相关的，这就是LMS噪声抵消法应用的局限性。

### 三、过程检测系统中信号和噪声的一般模型

#### (一) 检测系统的信号

在工业过程参数检测中，信号的确切模型（幅、频）都是未知的，不象雷达或语音信号那样分别具有空间方向或准周期性。因此对信号模型事先不知道的情况，其滤波必然具有特殊性。

过程检测系统中的信号变化有快有慢，为了保证采样信号不失真，根据采样定理，采样速率应比信号变化速率快得多，就是说信号的相邻两个采样值之差应比噪声的两个相邻采样值之差小得多，这也是本文提出的自适应滤波的要求，也可认为是检测系统的信号模型。

#### (二) 检测系统的噪声

噪声的来源有二，一是由系统本身产生的如电子线路的热噪声，这种内部噪声很小且近似于白噪声。二是由外部环境或被测对象影响而在系统中引起的外部噪声，对电子测量系统而言，它是以电磁波的形式或以漏电、耦合的形式进入测量系统；引起输出噪声的大小还与仪表的灵敏度与干扰的性质等因素有关。输出噪声的绝对值 $\Delta x$ 与干扰本身数值 $\Delta x_0$ 有以下关系

$$\Delta x = \beta \Delta x_0 \quad (7)$$

系数 $\beta \leq 1$ 。当测量系统受到 $n$ 个干扰源的干扰时，总的输出噪声为

$$\Delta x = \sum_{i=1}^n \Delta x_i = \sum_{i=1}^n \beta_i \Delta x_{0i} \quad (8)$$

通过对特定系统的干扰源、干扰途径以及干扰与输出噪声关系的分析，可设计一个辅助测量系统，使干扰源及干扰途径尽可能与原测量系统相似，并使其输入信号为零。这样辅助测量系统与原测量系统的输出噪声是相关的，可视为相关噪声。利用主、辅两个系统进行测量的原理如图2所示。

被测对象的输出除所希望的有用信号外，其余都视为噪声。例如压电动态称重系统，物体运动速度并不反映其重量，由速度引起的输出电压就是待消噪声。它是由传感器引入的。因此，可用一个辅助检测系统单独测量这种噪声作为系统中与待消噪声的相关噪声。这就是利用相关噪声信息实现噪声抵消，如图3。

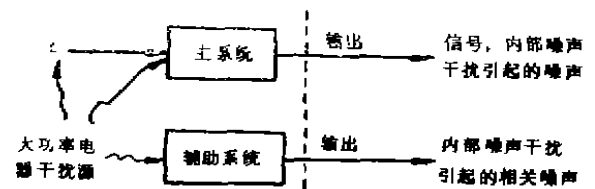


图2 主、辅助测量系统原理

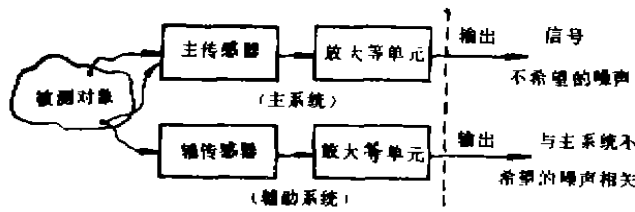


图 3 对被测对象产生的噪声主辅系统测量原理

#### 四、基于建立相关模型的快速自适应滤波法

由图 1 的 LMS 噪声抵消法看出,  $y = \hat{v}$ , 且  $y = W(q^{-1})[v' + m_2] = W(q^{-1})H(q^{-1})v + W(q^{-1})m_2$ , 所以  $W(q^{-1}) = 1/\hat{H}(q^{-1})$ . 只要得到了全极点相关模型  $H(q^{-1})$ , 则取全零点相关模型  $W(q^{-1}) = 1/H(q^{-1})$ , 即有  $y = \hat{v}$  和  $e = \hat{s}$ . 这就是基于建立相关模型的自适应滤波原理

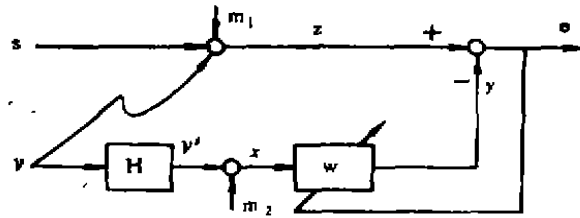


图 4 基于建立相关模型的自适应滤波

如图 4 所示。图中  $H$  的输出  $v'$  (或  $x$ ) 是可测得的, 但其输入  $v$  则不可测得, 故不能直接根据输入与输出确定  $H$ , 而须利用  $z$  中的信息。

##### (一) 相关模型的建立

虽然不能直接根据输入输出获得相关模型  $H$ , 但可由间接方法得到, 设

$$W(q^{-1}) = W_0 + W_1 q^{-1} + \dots + W_{N-1} q^{-(N-1)}$$

由图 4 可见

$$\text{主通道: } z(j) = s(j) + v(j) + m_1(j) \tag{9}$$

$$\text{辅助通道: } x(j) = v'(j) + m_2(j) \tag{10}$$

所以

$$\begin{aligned} z(j) &= s(j) + \sum_{i=0}^{N-1} W_i [x(j-i) - m_2(j-i)] + m_1(j) \\ &= s(j) + \sum_{i=0}^{N-1} W_i x(j-i) + m_0(j) \end{aligned} \tag{11}$$

其中  $m_0$  是  $m_1$  与  $m_2$  的总效果。一般说来相关模型的信号变化相对于采样速率来说是缓慢的, 即  $s(j) - s(j-1)$  较  $x(j) - x(j-1)$  小得多。将式(11)中相邻两组采样值相减有

$$z(j) - z(j-1) = \sum_{i=0}^{N-1} W_i [x(j-i) - x(j-i-1)] + m(j) \tag{12}$$

式中  $m$  是由  $m_0$  与  $s(j) - s(j-1)$ ,  $W_i(j) - W_i(j-1)$  非零所引起的总效果, 是与  $z(j) = z(j-1)$ ,

$x(j-i) - x(j-i-1)$  无关的随机噪声。记  $\bar{z}(j) \triangleq z(j) - z(j-1)$ ,  $\bar{x}(j) \triangleq x(j) - x(j-1)$ , 则式(12)可写为

$$\bar{z}(j) = \sum_{i=0}^{N-1} W_i \bar{x}(j-i) + m(j) \quad (13)$$

由于  $\bar{z}$  与  $\bar{x}$  是不难得到的,  $m$  是与  $z$ 、 $x$  无关的随机噪声, 故可由式(11)得到  $W_i$ 。

## (二) 自适应横向滤波算法(FTF)用于建模

根据  $\bar{z}(\cdot)$  与  $\bar{x}(\cdot)$  的采样值, 由式(11)求得  $W_i (i=0, 1, \dots, N)$ 。即可采用快速自适应滤波算法实时求解  $W_i$  值。

$N$  阶横向滤波器有  $N$  个待求权值。在算法的初始阶段,  $0 \leq T \leq N$ , 采样数组的数目也远小于  $N$ , 求  $W_i$  可能是不定解, 这是要避免的。故在初始阶段令  $W_i$  的维数  $n$  由 1 到  $N$  递增, 采取阶次与时间两种递推算法即初始算法<sup>[8]</sup>。在此计算过程中提供  $T=N$  (或  $N+1$ ) 的滤波器的残差向量与滤波器权向量, 以便顺利转入稳态算法<sup>[7]</sup>。稳态算法归纳如下:

$$e_N^p = A_{N, T-1} Y_{N+1}(T)$$

$$e_N(T) = e_N^p(T) \nu_N(T-1)$$

$$\alpha_N(T) = \lambda \alpha_N(T-1) + e_N^p(T) e_N(T)$$

$$\nu_{N+1}(T) = \lambda \alpha_N(T-1) \nu_N(T-1) / \alpha_N(T)$$

$$\tilde{C}_{N-1, T} = [0 \quad \tilde{C}_{N, T-1}] - \frac{1}{\lambda} e_N^p(T) \alpha_N^{-1}(T-1) A_{N, T-1}$$

$$A_{N, T} = A_{N, T-1} + e_N(T) [0 \quad \tilde{C}_{N, T-1}]$$

$$r_N^k(T) = -\lambda \beta_N(T-1) \tilde{C}_{N+1, T}$$

$$G = 1 + r_N^k(T) \nu_{N-1}(T) \tilde{C}_{N+1, T}$$

$$\nu_N(T) = \nu_{N+1}(T) / G$$

$$r_N(T) = r_N^k(T) / \nu_N(T)$$

$$\beta_N(T) = \lambda \beta_N(T-1) + r_N^k(T) r_N(T)$$

$$[\tilde{C}_{N, T} \quad 0] = \tilde{C}_{N+1, T} - \tilde{C}_{N+1, T}^T B_{N, T-1}$$

$$B_{N, T} = B_{N, T-1} + r_N(T) [\tilde{C}_{N, T} \quad 0]$$

$$e_N^k(T) = d(T) + W_{N, T-1} Y_N(T)$$

$$e_N(T) = e_N^k(T) + \nu_N(T)$$

$$W_{N,T} = W_{N,T-1} + \varepsilon_N(T) \tilde{C}_{N,T}$$

( $\lambda$ 为遗忘因子,  $0 < \lambda \leq 1$ )

快速自适应滤波算法与梯度算法(如LMS)相比,收敛速度快,对 $W$ 的时变能很好地跟踪;与格滤波算法相比,可更直接求解 $W$ 的值。快速自适应滤波算法是以 $\sum_{i=0}^{N-1} W_i \bar{x}(j-i)$ 的平方最小为准则的递推算法,它的计算量较小,只约 $5N-7N$ 次运算,因而收敛快、能满足信号实时处理的要求,适于过程检测控制系统应用。

## 五、仿真与实验结果

基于建立相关模型的快速自适应滤波法,其相关模型是利用先后两组采样值之差间接得到的,所以对噪声的估计也是间接的。仿真用的测量信号为

$$s(k) = 2\sin(k/5)$$

$$\text{相关噪声: } v'(k) = 2[RND(k) - 0.5]$$

$$\text{测量白噪声: } v(k) = RND(k+5) - 0.5$$

建立的相关模型为

$$H(q^{-1}) = 1 + 0.5q^{-1} - 0.5q^{-2}$$

以测量值 $\{z(\cdot)\}$ 与 $\{v'(\cdot)\}$ 来估计信号 $\{s(\cdot)\}$ 。试验了两种不同噪声滤波法的结果如图5。基于建立相关模型法,处理700个采样点后的噪声滤波情况如图5a,同样初始条件下也处理700个采样点,采用LMS算法,噪声滤波后的情况如图5b,显然,噪声滤波效果明显不如前者。

采用同样的信号与噪声,但建立的相关模型为时变的,即

$$H(q^{-1}) = [1 + 0.5\sin(k/100)] + [0.5 + 0.5\sin(k/50)]q^{-1} - 0.5q^{-2}$$

两种不同滤波法的处理结果分别如图6a、b,同样可以看出,后者的效果也远不如前者。

在工业测量系统中送入模拟信号(点线)与噪声(虚线)干扰如图7a,信号已被噪声淹没,经过FAF噪声滤波后的输出如图中b,噪声已受到很好的抑制,但还含有高频成份,再经FIR滤波器处理后,信号基本上得到恢复如图中c。在同样信号与噪声作用下,如采用LMS噪声抵消法,再经FIR滤波处理,其输出曲线分别如图中c、d,可见明显不如前者。

从仿真与试验结果可以认为,无论是定常相关模型或时变相关模型,采用本文提出的快速自适应滤波法的效果要好得多。这种方法的运算量少,收敛速度快,是适于过程检测控制系统中消除噪声的一种新方法,特别是噪声很大又难以使用频域滤波的场合更为实用而且十分有效。

## 参 考 文 献

- [1] 姜孟文译:工业抗干扰的理论与实践,北京人民邮电出版社,1982
- [2] 赖德锦、林维新,自适应噪声抵消技术在胃电信号提取中的应用,信息与控制,1987,16(5),56—58

- [ 3 ] Bernard Widrow et al., Adaptive Noise Cancelling, Principle and Application, Proc. of IEEE, 1975, 63(12): 1692—1716
- [ 4 ] Marvin R. Sambur, Adaptive Noise Cancelling For Speech Signal, IEEE Trans. 1978, ASSP-26(5): 419—428
- [ 5 ] Bernard Widrow et al., Stationary and Unstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive Filter, Proc. of IEEE, 1976, 64: 1151—1162
- [ 6 ] Bershad, Neil J. and Feituch, Paul L., The recursive Adaptive LMS Filter - A Line Enhancer Application and Analytical Model For the Mean Weight Behavior, IEEE Trans, 1980, ASSP-28(6): 652—660
- [ 7 ] John M. Cioffi and Thomas Kailath, Fast Recursive-Least-Square Transversal Filters For Adaptive filtering, IEEE Trans, 1984, ASSP-32(2): 304—337
- [ 8 ] John M. Cioffi and Thomas Kailath, Windowed Fast Transversal Filters Adaptive Algorithms With Normalization, IEEE Trans, 1985, ASSP-33(3): 607—625
- [ 9 ] Leib; H., Eizenman, M., Posupathy, S. and Kroluk, J. Adaptive Lattice Filter For Multiple Sinusoids in White Noise, IEEE Trans, 1987, ASSP-35(7): 1015—1023

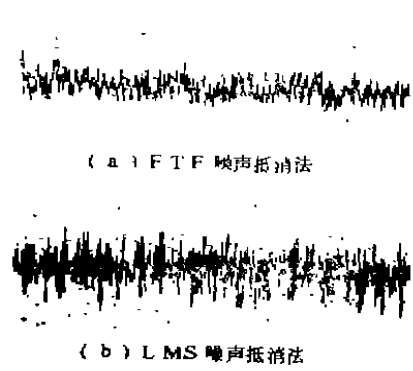


图5 定常系统自适应滤波比较

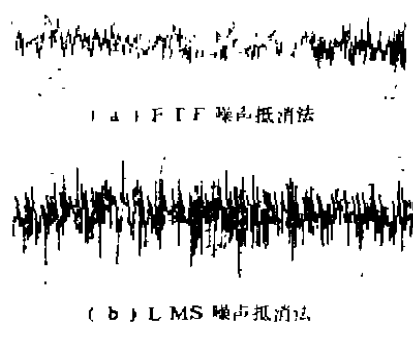


图6 时变系统自适应滤波比较

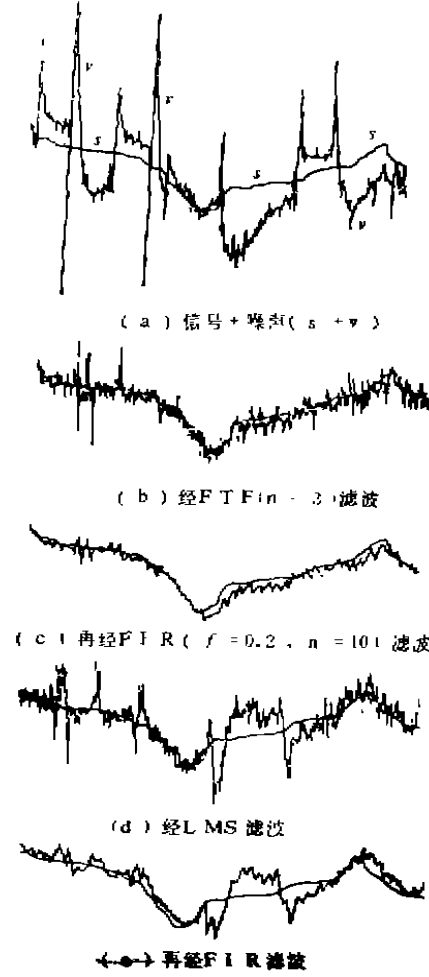


图7 模拟工业测量系统试验结果比较