

基于累计量辨识非最小相位 FIR 系统的新方法¹

李 玮 萧允治

(香港理工大学电子资讯工程系, 多媒体信号处理中心 香港)

摘 要 该文考虑用带有噪声输出数据的累计量实现对非最小相位 FIR 系统的参数辨识问题。提出一个新的基于高阶累计量的方法, 其特点如下, (1) 灵活性: 采用了两个任意阶次相邻的输出累计量; (2) 线性: 方法的表达式相对于未知量为线性, 这不同于其它一些已存在的算法, 因而, 避免了额外的滞后处理, 可提高参数估计的准确性。本文在 ARMA 高斯噪声及三种实际噪声情况下, 做了大量的实验, 结果表明, 本文提出的算法不仅能有效地完成参数估计, 而且, 在低信噪比下, 其估计结果比其它已有的算法更准确。

关键词 FIR 系统, 高阶累计量, 参数估计

中图分类号 TN911.23

1 引 言

近年来, 基于输出高阶累计量的 FIR 系统辨识问题已引起人们的广泛的兴趣。高阶累计量这种工具适合处理与非线性、非高斯及非最小相位有关的问题, 而且它在实际应用中, 如雷达、声纳、列阵处理、盲补偿、时间延迟估计、数据通讯、图像及语音处理等, 有很大的价值。

考虑一个未知的 FIR 系统

$$x(k) = \sum_{i=0}^q h(i)u(k-i), \quad (1)$$

其中 $\{x(k)\}$ 为系统的输出; $\{u(k)\}$ 为零均值且具有独立及均匀分布的 n 阶白噪声; $\{h(i)\}$ 为系统的脉冲响应序列, 不失一般性, 设 $h(0) = 1$; q 表示模型的阶次。一般来说, 实际中我们能接受到的信号并非 $x(k)$, 而是混有噪声的信号 $y(k)$, 且有

$$y(k) = x(k) + n(k), \quad (2)$$

其中 $n(k)$ 是测量噪声, 它可以是高斯白噪声, 高斯 MA 或者 ARMA 噪声, 且独立于 $u(k)$ 。本文的目的是根据系统的输出 $y(k)$ 及其统计数据来估计参数 $\{h(i), i = 1, \dots, q\}$ 。对于 (1) 式所示模型的辨识已经存在大量的算法, 它们已被归纳在文献 [1] 中。这些算法可分为三类, 分别称作封闭解、线性代数解及优化解。近来, 线性代数解由于计算简单和不存在优化解中的局部极值问题而引起人们更大的兴趣。尽管封闭解也有类似的特点, 但它不能平滑噪声, 因此, 它只能做为理论研究而通常不在实际中使用 [2]。本文感兴趣的是线性代数解。

线性代数解的关键在于建立要辨识的参数 $\{(h(i))\}$ (有时也包括 $\{h^2(i)\}$) 和输出统计数据之间的关系。然后应用一些准则, 例如最小二乘准则, 去估计参数 $\{h(i)\}$ 。使用输出高阶累计量用于 FIR 系统辨识的早期工作之一始于 Giannakis 的文章 [3]。该篇文章无疑地为这类系统的辨识提出了一个新的方法, 然而该方法的弱点是不能平滑由计算高阶累计量所产生的噪声。为了克服这个弱点, Giannakis 和 Mendel 首先在文献 [4] 中提出基于二阶和三

¹ 1999-03-15 收到, 1999-11-08 定稿

阶统计数据的线性代数解,即现在我们称之为的 GM 法。这种方法却不适用于噪声情况,即便它是白噪声。原因是二阶统计数据对高斯噪声并非盲的,这就需剔除那些在推导公式中受噪声影响的部分,结果导致了一组有无穷解的方程。此外,在 GM 法中,当 $\varepsilon(\varepsilon = \sigma_u^2/\gamma_{3u})$, 其中 σ_u 和 γ_{3u} 分别表示输入的二阶和三阶统计数据)很小时还存在病态解的问题。为避免这两个问题,GM 法的改进版本^[5-7]及一些新的算法^[2,6,8]被相继提出。例如,在文献[6]中,Tugnait 提出了一个新算法,称之为 T 法。这个算法也利用二阶和三阶累计量,它和 GM 法不同之处在于三阶累计量的自变量取值不同。Tugnait 还在文献[6,7]中提出两个基于 GM 的改进算法,称为 GMT1 和 GMT2 法,其目的就是为解决 GM 法对噪声的不适用问题。这两个算法的共同点就是它们都在推导式中剔除了被噪声影响的方程;差别则在于,GMT1 法的辅助方程由双频谱推导出来的,而 GMT2 算法的辅助方程由 T 法获得的。在这两篇文章中,Tugnait 还作了一些扩展工作,即把利用三阶累计量扩展到四阶累计量以处理具有对称分布的输入信号。文献[5]提出的 R-GM 算法利用 $\varepsilon' = 1/\varepsilon$ 代替 GM 法中的 ε , 避免了 GM 法中由于小 ε 引起的病态解的问题。文献[3-7]中提出的所有算法都是采用二阶和三阶累计量(或四阶累计量)。虽然有些算法考虑了噪声,但它们也只是为减弱 i.i.d. 噪声、高斯白噪声或为 MA 高斯噪声设计。对于较复杂的情况,象 ARMA 高斯噪声,借助二阶以上的累计量进行参数估计可能是个好的尝试。文献[2,8,9],就是针对这种噪声,提出了利用三阶和四阶输出累计量的算法来实现 FIR 系统的辨识。

需要注意的是,上述提到的算法,由于未知量包含了 $\{h(k)\}$ 和 $\{h^2(k)\}, k = 1, 2, \dots, p$, 几乎都需求解非线性方程。在算法实现时,普遍采用的处理手段是:首先假设 $\{h(k)\}$ 和 $\{h^2(k)\}$ 是独立的,虽然这是不合理的,且易产生大的估计误差;然后应用最小二乘准则求出每个估计; $\{h(k)\}$ 的最终估计结果是把 $\{h(k)\}$ 和 $\{h^2(k)\}$ 的估计一起考虑得到的,这最后一步称为滞后处理。滞后处理可在一定程度上减弱由假设 $\{h(k)\}$ 和 $\{h^2(k)\}$ 独立而带来的误差。

为了避免额外的步骤(即滞后处理)及适应复杂的环境,我们将利用阶次可任意选择的输出累计量,提出一个新的关系式。通过选择输出累计量不同的阶次,将导致一系列算法。新提出的方法有如下特点:

(1) 灵活性 此方法采用了两个任意阶次相邻的输出累计量;为清楚起见,我们选择适当的阶次,从而给予具体算法,如本文利用三阶和四阶累计量作为所提出的方法的一个实现。

(2) 适用性 如上所述,选择不同的阶次,可导致一系列算法。这些算法可应用于不同的情况,像最小相位或非最小相位系统、白噪声或有色(MA 或 ARMA)高斯噪声环境下。

(3) 线性性 所提方法中的关系式相对于未知量皆为线性。因此避免了滞后处理这个在其它算法中必不可少的步骤。

2 辨识算法

我们把(1)、(2)式所示模型作为研究算法的基础。在建立算法前,我们先给如下假设:

(1) 激励信号 $u(k)$ 是不可观测的、零均值、具有独立且均匀分布的非高斯过程,满足

$$0 < |\gamma_k^u| < \infty, \quad k > 2.$$

(2) 系统可以是非最小相位, $h(0) = 1, h(q) \neq 0, h(i) = 0(i < 0, i > q)$ 。系统的阶次 q 是已知的或者可以预先估计^[10-12]。

(3) 测量噪声 $n(k)$ 是统计特性未知的白噪声或高斯 ARMA 过程且独立于 $u(k)$ 及 $x(k)$ 。

2.1 基本关系式

为了把系统输出的高阶累计量用于 (1), (2) 式所示模型的参数辨识, 我们需要建立输出的高阶累计量和要辨识的参数之间的关系。从模型 (1) 和假设 (2), $x(k)$ 的 m 阶及 $m+n$ 阶累计量可由 FIR 的参数来表示^[13]:

$$\begin{aligned} c_m^x(i_1, i_2, \dots, i_{m-1}) &= E\{x(k)x(k+i_1)\cdots x(k+i_{m-1})\} \\ &= \gamma_m^u \sum_{k=0}^q h(k)h(k+i_1)\cdots h(k+i_{m-1}), \end{aligned} \quad (3)$$

$$c_{m+n}^x(i_1, i_2, \dots, i_{m+n-1}) = \gamma_{m+n}^u \sum_{k=0}^q h(k)h(k+i_1)\cdots h(k+i_{m+n-1}), \quad (4)$$

其中 m 和 n 是正整数; γ_m^u 表示 $u(k)$ 的 m 阶累计量。

在 (3) 式中, 设 $i_{m-1} = q$, 则有

$$\begin{aligned} c_m^x(i_1, i_2, \dots, i_{m-2}, q) &= \gamma_m^u \sum_{k=0}^q h(k)h(k+i_1)\cdots h(k+i_{m-2})h(k+q) \\ &= \gamma_m^u h(0)h(i_1)\cdots h(i_{m-2})h(q). \end{aligned} \quad (5)$$

类似地, 对于 (4) 式, 设 $i_{m+n-1} = q$, 亦有

$$\begin{aligned} c_{m+n}^x(i_1, i_2, \dots, i_{m+n-2}, q) &= \gamma_{m+n}^u \sum_{k=0}^q h(k)h(k+i_1)\cdots h(k+i_{m+n-2})h(k+q) \\ &= \gamma_{m+n}^u h(0)h(i_1)\cdots h(i_{m-2})h(i_{m-1})\cdots h(i_{m+n-2})h(q). \end{aligned} \quad (6)$$

这里用到了 $h(i) = 0 (i > q)$ 。综合上两个方程, 设 $\varepsilon = \gamma_m^u / \gamma_{m+n}^u (\gamma_k^u \neq 0, k = m, m+n)$, 我们得到如下方程:

$$\frac{c_{m+n}^x(i_1, i_2, \dots, i_{m-2}, i_{m-1}, \dots, i_{m+n-2}, q)}{c_m^x(i_1, i_2, \dots, i_{m-2}, q)} = \frac{1}{\varepsilon} h(i_{m-1})h(i_m)\cdots h(i_{m+n-2}). \quad (7)$$

显然, 未知参数和 $x(k)$ 的高阶累计量的关系已经被建立起来了。如果系统处于无噪声环境, (7) 式左边的输出累计量可以通过采样平均值法获得。这样, (7) 式右边的未知参数 (如含非线性) 可采用线性 (或非线性) 方法估计出来。选择适当的 m 和 n , 即选择不同阶次的累计量, 由 (7) 式可得到不同的表达式。这些表达式成为我们算法研究的基本关系式。本文仅选择简单情况的 m 和 n , 提出相应的算法。

2.2 算法

我们先考虑一个简单的情况, 即在 (7) 式中, 设 $n = 1$, 则其右边只剩下一个未知数 $h(i_{m-1})$, 左边包含两个阶次相邻的累计量。 (7) 式变成:

$$\frac{c_{m+1}^x(i_1, i_2, \dots, i_{m-2}, i_{m-1}, q)}{c_m^x(i_1, i_2, \dots, i_{m-2}, q)} = \frac{1}{\varepsilon} h(i_{m-1}) \quad 0 \leq i_k \leq 1, \quad k = 1, 2, \dots, m-1. \quad (8)$$

(8) 式与文献 [3], 在解的形式上较相似, 然而它们本质上是不同的。文献 [3] 只提供一个代数解, 它不能平滑由于计算累计量所产生的噪声。而 (8) 式, 通过对 $i_1, \dots, i_{m-2}, i_{m-1}$ 赋予不同的值, 我们可获得一系列方程。为了依次估计出参数 $h(0), \dots, h(q)$ 和使累计量有意义, 令 i_{m-1} 依次为 $0, 1, \dots, q$, 同时满足 $0 \leq i_k \leq q (k = 1, 2, \dots, m-2)$ 。对于任意给定的 i_{m-1} , 令 $0 \leq i_k \leq q (k = 2, \dots, m-2)$, 由 (8) 式可导出具有一个未知量的 $(q+1)^{m-2}$ 个线性方程组。应用最小二乘准则, 我们可逐一获得未知量 ε 和 $\{h(k), k = 1, \dots, q\}$ 。为清楚起见, 我们把 (8) 式再具体化。令 $m = 3$, (8) 式成为

$$\frac{c_4^x(i_1, i_2, q)}{c_3^x(i_1, q)} = \frac{1}{\varepsilon} h(i_2), \quad 0 \leq i_1, i_2 \leq q. \quad (9)$$

相应地, 固定 i_2 及令 i_1 在 $0 \sim q$ 之间依次取值, 我们可获得只包含一个未知数的 $q+1$ 方程。应用最小二乘法, $\varepsilon(i_2 = 0)$ 和 $\{h(i_2), i_2 = 1, \dots, q\}$ 可以被依次求出。以取 $m = 3$, $n = 1$ 为例, 总结所提出的算法如下:

(1) 首先, 令 (9) 式中的 $i_2 = 0$, 同时令 $i_1 = 0, 1, \dots, q$, 就会得到 $q+1$ 个方程。用矩阵表示, 可写成:

$$A_0 \varepsilon = c_0,$$

其中 $A_0 = [c_4^x(0, 0, q) \quad c_4^x(1, 0, q) \quad \dots \quad c_4^x(q, 0, q)]^T$, $c_0 = [c_3^x(0, q) \quad c_3^x(1, q) \quad \dots \quad c_3^x(q, q)]^T$ 。这里用到了 $h(0) = 1$ 。由上式, 我们可容易求出 ε 的最小二乘估计。

(2) 令 $i_2 = 1$, 同时仍令 $i_1 = 0, 1, \dots, q$, 对于未知数 $h(1)$ 的矩阵表示式可以写成

$$A_1 h(1) = c_1,$$

其中 $A_1 = [c_4^x(0, 1, q) \quad c_4^x(1, 1, q) \quad \dots \quad c_4^x(q, 1, q)]^T$, $c_1 = [\hat{\varepsilon} c_3^x(0, 1, q) \quad \hat{\varepsilon} c_3^x(1, 1, q) \quad \dots \quad \hat{\varepsilon} c_3^x(q, 1, q)]^T$ 。同上, 可获得 $h(1)$ 的最小二乘估计 $\hat{h}(1)$ 。

(3) 类似地, 令 i_2 分别为 $2, 3, \dots, q$, 重复步骤 (2), 我们可求出其它的未知量 $h(2), h(3), \dots, h(q)$ 的最小二乘估计。

容易看出, 该算法在每个步骤都利用了自变量之一为 q 的 $q+1$ 个相同的三阶累计量及不同的四阶累计量。这些累计量组成了子系统 $(A_k \quad c_k)$, $(k = 0, 1, \dots, q)$ 。只要在 A_k 中, 有一个非零元素存在, 我们就可以获得相对于每个未知量的唯一的最小二乘估计。事实上, 从本文的第一个假设及大家熟悉的 Brillinger-Rosenblatt 公式^[13], 这些累计量应该是非零的。一般地, 它们是通过计算采样平均值获得的。理论上, 如果采样数据 N 足够大, 即 $N \rightarrow \infty$, 累计量的采样平均估计值将以概率 1 收敛于真值^[6]。而在实际中, 只有有限的采样点, 我们只能利用这些有限的采样数据来估计其各阶累计量以代替真正的累计量, 这必然会导致累计量的计算值和真值之间的误差 (或噪声)。

此外, 在推导算法的过程中, 没考虑测量噪声。如果在噪声环境下, 输出的测量数据应带有噪声。由累计量的特性知, 高斯过程的 n 阶 ($n > 2$) 累计量为零。因而, 如果测量噪声是白噪声或有色 (MA 及 ARMA) 高斯过程, 可直接以 $c_3^y(i_1, q)$ 和 $c_4^y(i_1, i_2, q)$ 替换 $c_3^x(i_1, q)$ 和 $c_4^x(i_1, i_2, q)$ 而不需修改算法。

此算法的优越点之一是每次只处理一个未知量, 且可得到真正的线性最小二乘解。一方面, 这避免了由非线性导致的滞后处理; 另一方面, 这不仅能平滑由于计算累计量而导致的误

差(噪声), 而且还能避免其它估计值的不准确而造成的误差传播。需注意的是, $\{h(k), k = 1, 2, \dots, q\}$ 的估计与 ε 的估计有关, 如果 ε 的估计不正确, 将影响 $h(1), \dots, h(q)$ 的估计。这个问题几乎存在于所有有关的算法中。由于方法涉及的都是线性方程, 因此避免了滞后处理这一额外步骤。为了清楚起见, 我们给 m 和 n 赋予具体的值, 导致我们所称的算法。为了比较这个算法及其它存在的算法, 我们在下一节将给出一些实验结果。

3 仿真结果

理论上, 我们已提出一个不需滞后处理的辨识 FIR 系统的新方法。为验证它们的可行性, 我们对三阶和四阶 FIR 系统, 在不同的信噪比的 ARMA 高斯噪声和零信噪比的三种实际噪声情况下, 做了大量实验, 同时也和其它算法如 GM 法^[4]、T 法^[6]、R-GM 法^[5]、GMT1^[6] 和 GMT2^[7] 作了性能比较。限于篇幅, 我们只给出三个例子。对每次实验, 输入 $u(k)$ 都是正规化、零均值、i.i.d. 指数随机序列。定义信噪比为 $\text{SNR} = 10 \lg(\|u(k)\|^2 / \|n(k)\|^2)$ 来度量噪声的强度。参数估计的准确度是以如下的均方误差来度量:

$$\text{MSE} = \left(\frac{\sum_{i=1}^q (h(i) - \hat{h}(i))^2}{\sum_{i=1}^q h(i)^2} \right)^{1/2}, \quad (10)$$

其中 $\{h(i)\}$ 为真实值, $\{\hat{h}(i)\}$ 是对应的估计参数。

例 1 取自于文献 [2] 和文献 [4] 的三阶非最小相位滑动平均模型如下:

$$x(k) = u(k) + 0.9u(k-1) + 0.385u(k-2) - 0.771u(k-3). \quad (11)$$

该系统的零点为 $-0.75 \pm j0.4$ 和 $-0.6 \pm j0$ 。对照 (1) 式, 相应的有 $h(0) = 1$, $h(1) = 0.9$, $h(2) = 0.385$, $h(3) = -0.771$ 。把 ARMA 高斯噪声加到 (11) 式描述的系统, ARMA 高斯噪声是由白噪声通过 ARMA(3,1)^[4] 过程产生的。

$$n(k) - 2.2n(k-1) + 1.77n(k-2) - 0.52n(k-3) = w(k) + 1.25w(k-1). \quad (12)$$

其零点为 $-1.25 \pm j0$, 极点为 $0.8 \pm j0$ 和 $-0.7 \pm j0.4$ 。

对上述系统取信噪比分别为 20dB, 10dB, 0dB, 采用本文提出的算法和其它算法进行比较。结果表明: 对应 0dB, 10dB 和 20dB, 本文算法的 MSE 分别为 7.23%, 3.94% 和 1.86%, 其它算法对应三种信噪比下的 MSE 都高过提出的算法。如在 0dB 时, 提出的算法的性能比 T 法提高了 88%。为了便于比较, 将提出的算法、T-算法、GMT2 算法和 R-GM 算法的 MSE 结果绘于图 1。其它算法没列于图中, 原因是它们相应的 MSE 值太大, 将需要较大的坐标取值范围。从该图容易看出, 在低信噪比 (0-5dB) 情况下, 所提算法的性能远超过其它算法。

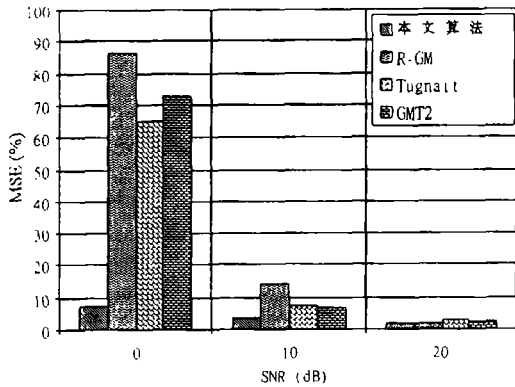


图 1 例 1 的参数估计结果 (ARMA 高斯噪声, 30Monte Carlo 循环, N=2048)

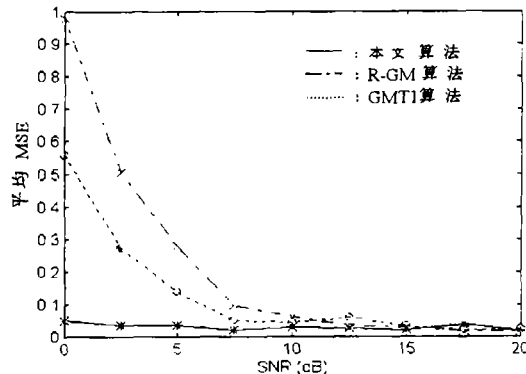


图 2 MSE 相对 SNR 的变化 (ARMA 高斯噪声)

图 2 表明了在 ARMA 噪声下, MSE 随 SNR 从 0dB 到 20dB 的变化过程。图 2 只包括本文的算法、R-GM 法和 GMT2 法。其它算法由于在 0dB 时产生较大的误差, 导致坐标轴的范围很大, 这会使前几个算法的曲线挤在一起而很难区分算法性能的好坏。图 2 中最下边的曲线对应提出的算法, 当 SNR 从低变到 high 时, 它基本上没什么变化; 而分别对应于 R-GM 和 GMT2 法的另两条曲线则变化陡度较大, 这和从图 1 中得出的结论一致。

例 2 四阶非最小相位滑动平均模型 (文献 [9]) 如下:

$$x(k) = u(k) - 0.8u(k - 1) + 1.52u(k - 2) - 0.64u(k - 3) + 0.99u(k - 4). \quad (13)$$

该系统的零点为 $0.6 \pm j0.8602$ 和 $-0.2 \pm j0.9274$ 。在上述的 ARMA 高斯噪声下 (产生方法如例 1), 将仿真结果的 MSEs 值绘于图 3。容易看出, 由于参数的增加, 所有算法估计的准确度普遍下降。即便如此, 在低信噪比下, 本文所提出算法仍保持优越性。

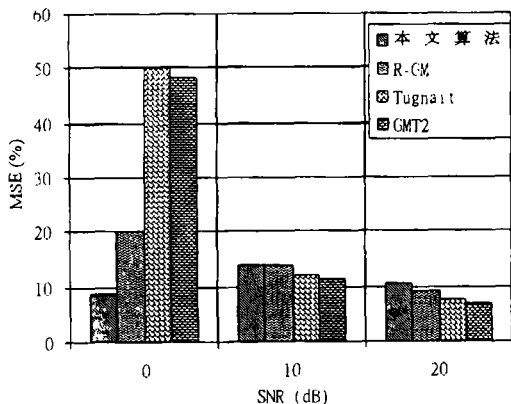


图 3 例 2 的参数估计结果 (ARMA 高斯噪声, 30Monte Carlo 循环, N=2048)

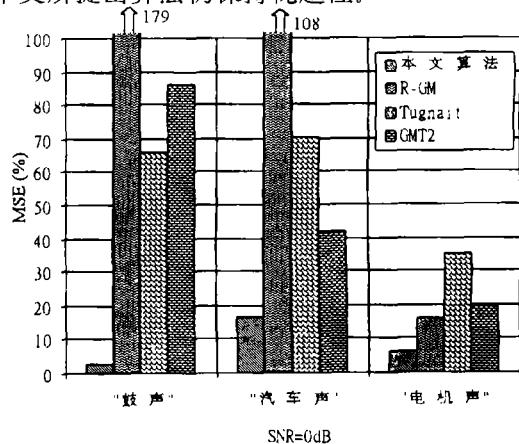


图 4 例 3 的参数估计结果 (实际噪声, 30Monte Carlo 循环, N=2048, SNR=0dB)

例 3 为测试新算法对实际噪声的适应性, 我们再对例 1 的三阶非最小相位在实际噪声下进行实验。这些实际噪声是包括鼓声、汽车声及工厂的电机声。所有的实验都是在 0dB 下进行的。相应结果见图 4。

由实验结果可看出, 只有我们所提的算法在这三种噪声下都有最小的估计误差, 而 T 法、R-GM 和 GMT2 法在鼓声和汽车声噪声下产生较大的估计误差, 只在电机声噪声下有较小的误差。一个可能的解释: 鼓声和汽车声较接近有色高斯噪声, 导致这几种算法的性能降低。这个例子说明, 该算法对实际噪声有一定程度的鲁棒性, 这在实际中有潜在的应用。

4 结 论

我们提出一个基于高阶累计量辨识非最小相位 FIR 系统的线性方法。如果选择不同的阶次, 该方法可导出许多算法。文中所提的算法只是这个方法的一个简单实现, 即采用了三阶及四阶累计量。

新提出的算法的明显特点是: 不需滞后处理。而这一步骤在其它基于高阶累计量的辨识算法中常常不可避免。由于我们的算法只涉及线性关系, 故可直接利用线性最小二乘方法。此外, 累计量阶次选择的灵活性是我们方法的另一特点。我们可选择适当的阶次以适应不同的环境。一般来说, 使用的阶次越大, 所需的计算量也就越大。通常要综合考虑这两个因素。本文中的算法可应用于 ARMA 高斯噪声环境中。仿真结果表明, 所提算法无论在 ARMA 高斯噪声或实际噪声情况下对信噪比 (SNR) 有较强的鲁棒性。特别地, 在低 SNR (甚至低至 0-5dB) 时, 其估计效果明显优于其它已存在的算法。原因可能有三个: (1) 它避免了滞后处理; (2) 它只利用了三阶、四阶累计量; (3) 每一步只估计出一个参数, 估计参数之间无直接的联系, 减少了估计误差的传递。

参 考 文 献

- [1] Mendel J M. Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: Theoretical results and some applications. Proc. IEEE, 1991, 79(3): 278-305.
- [2] Zhang Xian-Da, Zhang Yuan-Sheng. FIR system identification using higher order statistics alone. IEEE Trans. on Signal Processing, 1994, SP-42(10): 2854-2858.
- [3] Giannakis G B. Cumulants: A powerful tool in signal processing. Proc. of the IEEE, 1987, 75(9): 1333-1334.
- [4] Giannakis G B, Mendel J M. Identification of non-minimum phase systems using higher-order statistics. IEEE Trans. on Acoustics Speech and Signal Processing, 1989, ASSP-37(3): 360-377.
- [5] Friedlander B, Porat B. Asymptotically optimal estimation of MA and ARMA parameters of non-Gaussian processes from higher-order moments. IEEE Trans. on Automat. Contr., 1990, AC-35(1): 27-35.
- [6] Tugnait J K. Approaches of FIR system identification with noisy data using higher order statistics. IEEE Trans. on Acoustics Speech and Signal Processing, 1990, ASSP-38(7): 1307-1317.
- [7] Tugnait J K. New results on FIR system identification using higher order statistics. IEEE Trans. on Signal Processing, 1991, SP-39(10): 2216-2221.
- [8] Carrión M C, Ruiz D P, Gallego A, Morente J A. FIR system identification using third-and fourth-order cumulants. Electron. Lett., 1995, 31(8): 612-614.
- [9] Xiao Y, Shadaydeh M, Tadokoro Y. Overdetermined $C(q, k)$ formula using third and fourth order cumulants. Electron. Lett., 1996, 32(6): 601-603.
- [10] Giannakis G B, Mendel J M. Cumulant-based order determination of non-Gaussian ARMA models. IEEE Trans. on Acoustics Speech and Signal Processing, 1993, ASSP-38(8): 1411-1422.
- [11] Zhang X D, Zhang Y S. Singular value decomposition-based MA order determination of non-Gaussian ARMA models. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, SP-41(8): 2657-2664.
- [12] Chow T W S, Tan Hong-Zhou. Semiblind identification of nonminimum-phase ARMA models via order recursion with higher order cumulants. IEEE Trans. on Industrial Electronics, 1998, IE-45(4): 663-671.

- [13] Brillinger D R, Rosenblatt M. Computation and Interpretation of K -th-Order Spectra, in Spectral Analysis of Time Series. B. Harrias, Ed. New York: Wiley, 1967, 189-232.

NEW APPROACH TO FIR SYSTEM IDENTIFICATION USING HIGHER ORDER CUMULANTS

Li Wei Siu Wan-Chi

(Dept. of Electron. and Info. Eng., The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong)

Abstract The problem of identifying the parameters of the nonminimum phase FIR system from the cumulants of noisy output samples is addressed. A novel method by using higher-order cumulants is proposed with the following advantages. (1) Flexibility: the method employs two arbitrary adjacent order cumulants of output. (2) Linearity: the formulation in the method is linear with respect to the unknowns, unlike the existing cumulant-based algorithms. The post-processing is thus avoided.

Key words FIR system, Higher order cumulant, Parameter estimation

李 玮: 女, 1965 年生, 博士生, 研究方向为信号处理和盲辨识.

萧允治 (FIEE, FHKIE, SrMIEEE): 男, 1984 年在伦敦大学帝国学院获得博士学位. 现为香港理工大学电子资讯工程系讲座教授、系主任. 曾任 IEEE 电路与系统汇刊及其它国际杂志的客座编辑和副编辑. 已发表的论文超过 180 篇, 其中大多数刊登在国际一级杂志上. 主要的研究方向为信号处理, 快速算法, 域变换, 视像信号处理及编码, 图像处理的计算, 模式识别和神经网络等. 在 1994 年, 他主持了香港研究资助局的第一届工程与信息技术的学术评审会, 并将主持 2003 年在香港召开的国际大型学术会议 —ICASSP'2003.