

扩散式最大相关熵准则变步长仿射投影符号算法



林云 黄桢航 高凡

重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065

(lycqupt@sina.com)

摘要 目前大多数分布式估计算法以最小均方误差准则作为代价函数,在脉冲噪声下性能恶化乃至发散。扩散式仿射投影符号算法(Diffusion Affine Projection Sign Algorithm,DAPSA)以 L_1 范数为代价函数,在脉冲噪声环境中具有良好的鲁棒性,并且具有较快的收敛速度。然而,固定步长的DAPSA在保持较大的初始收敛速度和较低的稳态误差之间存在矛盾。为降低非高斯噪声环境下DAPSA的稳态误差,同时仍保持较快的初始收敛速度,文中提出了一种扩散式最大相关熵准则变步长仿射投影符号算法(Diffusion Maximum Correntropy Criterion Variable StepSize Affine Projection Sign Algorithm,DMCCVSS-APSA)。首先,该算法利用改进的卡方核作为核函数,自适应更新算法每次迭代过程中的步长取值,在取得较快初始收敛速度的同时可有效降低稳态误差;然后,提出了一种基于系统先验误差的自适应动态范围方法,以进一步降低稳态误差;最后,通过改进卡方核与改进高斯核函数的对比实验,DMCCVSS-APSA与其他分布式算法的对比实验、不同脉冲噪声环境下DMCCVSS-APSA和DAPSA的对比实验,验证了所提算法的性能表现。仿真结果表明,DMCCVSS-APSA与对比算法相比表现良好,在相似的初始收敛速度下稳态误差降低了5dB以上。实验数据充分说明,在固定步长的DAPSA的基础上提出的变步长方法和自适应动态范围方法,具有对脉冲噪声的强鲁棒性的同时,能有效降低稳态误差,提升了分布式仿射投影类算法的性能表现。最后指出所提算法在ATC式联合方式和最优灵敏度的取值上需要进一步的研究。

关键词: 分布式自适应估计; 扩散式; 最大相关熵; 卡方核; 冲击噪声

中图分类号 TN911.7

Diffusion Maximum Correntropy Criterion Variable Step-size Affine Projection Sign Algorithm

LIN Yun, HUANG Zhen-hang and GAO Fan

College of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract At present, most distributed estimation algorithms minimize mean square error as a cost function, which will arise the performance deteriorates or even diverge under the impulsive noises. The diffusion affine projection sign algorithm (DAPSA) uses L_1 norm as cost function, which is robustness to impulsive noises environment, and has a fast convergence speed. However, there is a contradiction between maintaining a large initial convergence speed and a low steady-state error under a fixed step-size. In order to reduce the steady-state adjustment of DAPSA in a non-Gaussian noise environment while maintaining a fast initial convergence speed, a diffusion maximum correntropy criterion variable step size affine projection sign algorithm (DMCCVSS-APSA) is proposed. Firstly, the algorithm uses the improved chi-square kernel instead of improved gaussian kernel as the kernel function. The adaptive step size method can effectively reduce the steady-state error while achieving the faster initial convergence speed. The adaptive dynamic range method based on a priori error estimation can further reduce the steady-state error. Then the improved chi-square kernel is compared with the improved gaussian kernel, the DMCCVSS-APSA is compared with other distributed algorithms and the DMCCVSS-APSA is compared with DAPSA under different impulsive noises. Experiments verify the performance of the proposed algorithm. Simulation results show that DMCCVSS-APSA performs better than the contrast algorithms, and the steady-state error is reduced more than 5 dB at a similar initial convergence speed. The experimental data fully demonstrates that the variable step size method and the adaptive dynamic range method based on fixed step-size DAPSA can effectively reduce the steady-state error and have strong robustness to impulsive noises. It is an optimization of the distributed affine projection algorithm. Finally, the proposed algorithm needs further research on the combination of ATC mode and the optimal sensitivity factor.

Keywords Distributed adaptive estimation, Diffusion, Maximum correntropy criterion, Chi-square kernel, Impulsive noises

1 引言

拥有分布在不同空间位置的节点,并且节点具备信息处理能力的网络被称为分布式网络^[1-2],其被广泛应用于目标跟踪与定位、无线传感器网络和生物网络建模等领域^[3-5]。自适应网络是一类节点具备自适应处理能力的分布式网络。自适应网络通过网络节点相互协作地对采集到的信息进行联合推理和分析,自适应地估计某个感兴趣的参量。对分布式网络的参数进行估计的算法称为分布式估计算法。

目前大多数分布式估计算法是基于最小均方误差准则建立的,在非高斯噪声(例如脉冲噪声)下上述算法的鲁棒性较差。研究表明,仿射投影符号算法(Affine Projection Sign Algorithm, APSA)^[6-7]收敛速度快,具有对冲击噪声的鲁棒性,但是固定的收敛步长会造成较快收敛速度和较低稳态误差之间的矛盾,因此研究人员研究出了许多变步长 APSA^[8-9]。文献[8]利用系统误差的先验误差估计(A Priori Error Estimation, APEE)来计算每次迭代的最优收敛步长取值。文献[9]设计了一种联合步长方法,通过混合因子组合较大的收敛步长和较小的收敛步长来降低稳态误差。Ni 等将 APSA 推广到分布式估计领域中,提出了扩散式仿射投影符号算法^[10],但是同样存在着固定收敛步长所带来的弊端。

为了缓和较快的初始收敛速度和较低的稳态误差之间的矛盾,研究人员针对较低计算复杂度的变步长方法展开研究,主要目的是提出一种变步长的 DAPSA,以降低 DAPSA 的稳态误差。研究表明,最大相关熵准则(Maximum Correntropy Criterion, MCC)^[11-14]计算简单且具有对冲击噪声的强鲁棒性。文献[11]对 MCC 进行了详细的分析;文献[12]提出了核仿射投影符号算法(Kernel Affine Projection Sign Algorithm, KAPSA),该算法结合了核方法和 DAPSA 的优点,且具有较低的计算复杂度,但是需要预先对输入信号进行有效的稀疏化处理;文献[13]以 MCC 为代价函数,推导出了扩散式最大相关熵准则(Diffusion Maximum Correntropy Criterion, DMCC)算法,因经典高斯核在系统误差较大时取值较小而具有冲击噪声的强鲁棒性,然而经典高斯核在系统误差为零时达到其最大值,显然不利于其收敛于较低的系统误差;文献[14]提出了一种相关熵激励的变步长符号算法(Correntropy Inspired Variable Step Size Sign Algorithm, CIVSS-SA),不同于文献[13]从代价函数中推导出权向量更新等式,而是直接以 MCC 为依据计算每次迭代过程中的收敛步长取值,这种变步长方法使用经典高斯核作为核函数,核函数的取值在系统误差减小为零时也减小至零,明显降低了稳态误差,但是经典高斯核和改进高斯核在发生系统突变后,由于取值过小会造成算法收敛缓慢。最大相关熵准则也被应用在稀疏自适应滤波领域中,一种自适应组合约束的成比例归一化最大相关熵准则(Adaptive Combination Constrained Proportionate Normalized Maximum Correntropy Criterion, ACC-PNMCC)算法通过将自适应组合函数合并到成比例归一化最大相关熵准则^[15](Proportionate Normalized Maximum Correntropy Criterion, PNMCC)算法的代价函数中,很好地解决了混合高斯噪声环境下稀疏信道的估计问题;文献[16]以最大相关熵

准则为稀疏惩罚项,可视为一种对 L_0 范数的平滑近似,分布式自适应滤波算法在非高斯噪声下稀疏系统辨识中的性能表现。

综上, DAPSA 能够快速收敛, MCC 计算复杂度低且具有对脉冲噪声的强鲁棒性。为了综合利用这两者的优势,降低非高斯噪声环境下 DAPSA 的稳态误差,并进一步增强 DAPSA 的鲁棒性,本文设计了一种扩散式最大相关熵准则变步长仿射投影符号算法,通过设计一种改进的卡方核,来提高发生系统突变后算法的收敛速度,同时提出了一种自适应动态范围方法,通过自适应调整动态范围,进一步降低系统的稳态误差。仿真实验结果表明,本文所提的 DMCCVSS-APSA 及自适应动态范围方法能在较快的收敛速度和较低的稳态误差之间取得很好的平衡,且发生系统突变后仍以较快的收敛速度收敛,同时具有对脉冲噪声的强鲁棒性。

2 自适应网络理论基础

分布式自适应滤波的性能主要取决于采用的分布式估计算法和节点间的协作模式。自适应网络的协作模式主要有增量式^[17]和扩散式^[18]。增量式协作模式^[17]中,所有节点以有序的方式组成一条循环路径(即哈密顿环路),节点信息按序从一个节点传递至相邻的向下一个节点,因此增量式协作模式所需要的通信量最少。但是,由于节点间的信息是按一条有序路径传递的,如果某一节点发生了故障,则将导致整个自适应网络无法工作。与每个节点直接相连的节点(包括该节点本身)称为该节点的邻域。采用扩散式协作模式的自适应网络中^[18],每个节点能够充分利用其邻域内各个节点获取的信息联合估计待估计的参数。当某一节点发生故障时,扩散式协作模式可以有效降低节点故障对自适应网络的影响。相比于增量式协作模式,虽然扩散式协作模式需要的通信量较多,但是其具有更好的网络稳定性。因此扩散式协作模式在目前的自适应网络中应用最为广泛。图 1 为扩散式分布式网络的网络拓扑示意图。

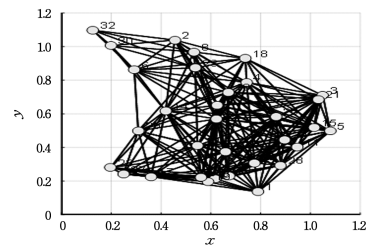


图 1 扩散式分布式网络的网络拓扑

Fig. 1 Network topology of diffusion network

采用扩散式协作策略的自适应滤波算法的更新公式分为增量步骤和扩散步骤。根据增量步骤和扩散步骤的先后顺序,扩散式自适应滤波算法可分为自适应联合(Adaptation Then Combination, ATC)扩散式自适应算法和联合自适应(Combination Then Adaptation, CTA)扩散式自适应算法。ATC 扩散式自适应算法比相应的 CTA 扩散式自适应算法具有稍好的收敛性能,考虑到文献[10]介绍的是 CTA 式的 DAPSA,为了保证实验结果的公平性和准确性,本文仅介绍和比较 CTA 扩散式自适应算法。

3 扩散式最大相关熵准则变步长仿射投影符号算法

最大相关熵准则是两个随机变量 x 和 y 之间的广义相似性,假设 $e_k(i) = x - y$,则最大相关熵定义为:

$$V[e_k(i)] = E[\kappa_\sigma[e_k(i)]]$$

其中, $E[\cdot]$ 表示取目标期望值; $\kappa_\sigma(\cdot)$ 表示正定核函数,最常用的核函数是高斯核函数,定义为:

$$\kappa_\sigma[e_k(i)] = \exp\left(-\frac{e_k^2(i)}{2\sigma^2}\right)$$

其中, σ 代表核长。当系统误差非常大时,高斯核函数的取值趋近于 0,因此高斯核函数具有对冲击噪声的强鲁棒性。但是高斯核函数随误差的减小而增大,并在误差为 0 时达到最大值,这显然不利于算法收敛于较低的稳态误差。文献[13]中修改经典的高斯核为:

$$\kappa_\sigma[e_k(i)] = \frac{e_k^2(i)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{e_k^2(i)}{\sigma^2}\right)$$

改进的高斯核受到脉冲噪声干扰或者误差趋近于 0 时,取值都会达到其最小值 0,仅在 $e_k(i) = \sigma$ 时达到其最大值,因此能够达到比经典高斯核更低的稳态误差。但是改进高斯核函数仍然存在发生系统突变后的一段时间内,系统误差突然增大导致改进高斯核函数取值过小而造成算法收敛过于缓慢的弊端。不同于文献[13]中的改进方式,本文基于卡方分布将经典高斯核修改为改进的卡方核,改进卡方核的定义如下:

$$\kappa_\sigma[\zeta_k(i)] = \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(n/2)} \|\zeta_k(i)\|_2^{n/2-1} \exp\left(-\frac{\|\zeta_k(i)\|_2}{\sigma}\right) \quad (1)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 表示伽玛函数, n 为自由度,为了便于分析,本文设置 $n=4$ 。

对比改进卡方核与改进高斯核,在相同的峰值前提下(可通过参数调整实现),当 $e_k^2(i) > \sigma^2$ 时卡方核取值比改进高斯核更大,而当 $e_k^2(i) < \sigma^2$ 时卡方核比改进高斯核减小得更快,并在原点附近以一个较小的值减小至 0。在收敛初期,我们希望算法能以一个较大的步长收敛以获取较快的初始收敛速度,同时在即将达到稳态时以一个较小的步长进行收敛以获取较低的稳态误差。因此,应用改进卡方核的基于最大相关熵准则的变步长算法可以达成比改进高斯核更低的稳态误差以及发生系统突变后拥有更快的收敛速度。

文献[13]对式(1)计算加权移动平均(Weighted Moving Average)近似估计相关熵的期望值如下:

$$\hat{V}[e_k(i)] = \beta \hat{V}[e_k(i-1)] + (1-\beta) \kappa_\sigma[\zeta_k(i)]$$

其中, $0 \ll \beta < 1$ 表示混合因子。最后为了提高算法的灵敏度,采取如下处理以扩展其动态范围:

$$\mu_k(i) = \gamma \hat{V}[e_k(i)]^\eta \quad (2)$$

其中, γ 表示平滑因子, η 表示阶数。本文提出了一种自适应动态范围方法,能够动态调整核函数当前的动态范围。自适应动态范围方法的具体计算式如下式所示,得到动态范围因子 $\rho_k(i)$ 为:

$$\begin{cases} a_k(i) = \min(|\zeta_k(i)|) \\ \tau_k(i) = \alpha \tau_k(i) + (1-\alpha) B a_k(i) \\ \rho_k(i) = k_a (1 - \exp[-\tau_k(i)]) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\min(\cdot)$ 表示取向量的最小元素, $0 \ll \alpha < 1$ 是遗忘因子, $B = 1.483 k_a [1 + 5/(K-1)]$ 是校正因子, k_a 和 k_σ 是一个大于 0 的系数。应用了自适应动态范围方法后,算法的动态范围随着迭代过程自适应调整,因此可以达到比固定动态范围更好的收敛性能。结合式(2)和式(3),可得到自适应动态范围的变步长计算公式为:

$$\psi_k(i) = \mu_k(i) \rho_k(i) \quad (4)$$

综上所述,令 $\mu_k = \psi_k(i)$ 并代入文献[10]中的 DAPSA 的权值向量迭代公式,得到扩散式最大相关熵准则变步长仿射投影符号算法的权值更新公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{p}_k(i-1) = \sum_{l \in N_k} c_{lk} \mathbf{w}_l(i-1) \\ \mathbf{w}_k(i) = \mathbf{p}_k(i-1) + \psi_k(i) \\ \frac{\mathbf{X}_k(i) \operatorname{sgn}[\zeta_k(i)]}{\sqrt{\{\mathbf{X}_k(i) \operatorname{sgn}[\zeta_k(i)]\}^T \{\mathbf{X}_k(i) \operatorname{sgn}[\zeta_k(i)]\}} + \delta} \end{cases}$$

4 仿真实验与分析

为了利用基于最大相关熵准则的变步长方法对传统固定步长的 DAPSA 收敛性能的改善作用,以及提出的自适应动态范围方法对 DMCCVSS-APSA 收敛性能的优化作用,共设置 3 组仿真实验:1)应用改进高斯核的 DMCCVSS-APSA 和应用改进卡方核的 DMCCVSS-APSA 的对比;2)DMCCVSS-APSA, DAPSA 和 DMCC 的对比;3)不同脉冲噪声环境下 DMCCVSS-APSA 和 DAPSA 的对比。

为确保仿真实验与分析的准确性,表述实验环境参数的设置如下:1)所有节点的自适应滤波器和未知系统的权值阶数设置为 $M=32$,节点数设置为 $N=32$,所有算法的投影阶数设置为 $K=8$;2)输入信号 x_k 由零均值、方差为 $\sigma_k^2(v)$ 的高斯白噪声随机序列通过系统 $G(z) = (1 + 0.6z^{-1}) / (1 + z^{-1} + 0.21z^{-2})$ 产生;3)仿真过程中添加的脉冲噪声 $\theta_k(i) = z_k(i) \chi_k(i)$ 为伯努利-高斯噪声模型。其中, $z_k(i)$ 为伯努利过程,发生概率为 P ; $\chi_k(i)$ 是零均值高斯过程,方差为 $\sigma_{\chi_k}^2 = 1000\sigma_{d_k}^2$ 。

为评价 DMCCVSS-APSA 的收敛性能,实验采用归一化均方偏差(Normalized Mean Square Deviation, NMSD)作为评价标准。均方偏差(Mean Square Deviation, MSD)可通过下式计算:

$$MSD = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N 20 \lg[\|\mathbf{w}_k(i) - \mathbf{w}_o\|]$$

本次仿真实验设置 \mathbf{w}_o 为单位长度(即 $\|\mathbf{w}_o\|_2 = 1$),此时网络均方偏差就等价于归一化网络均方偏差(NMSD)。仿真实验中使用的信噪比(Signal-Noise Ratio, SNR)定义为:

$$SNR = 10 \lg(E[\|\mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k\|^2] / \sigma_{v,k}^2)$$

其中, $\sigma_{v,k}^2$ 为节点 k 处的高斯噪声方差。

最后,本次实验建立在 300 次仿真实验的基础上,最终结果取所有实验结果的平均值。实验中的参数设置分别在相应的实验中列出,部分参数在各实验中取值相同,统一设置如下:遗忘因子 $\alpha = 0.99$,混合因子 $\beta = 0.99$,正则化因子取值 $\delta = 0.01$,参数 $k_a = 10$,参数 $k_\sigma = 4$ 。

4.1 应用改进高斯核的 DMCCVSS-APSA 和应用改进卡方核的 DMCCVSS-APSA 的对比

第一组实验在发生概率 $P = 0.1$ 的脉冲噪声下分别测试

了 DMCCVSS-APSA 和 DAPSA 在固定动态范围和自适应动态范围下的收敛性能。表 1 列出了本组实验核长 σ 、平滑因子 γ 和阶数 η 的参数设置。

表 1 实验一中的参数设置

Table 1 Parameter setting of experiment one

算法	参数设置
Gaussian I	$\sigma=1, \gamma=0.050, \eta=0.5$
Gaussian II	$\sigma=1, \gamma=0.010, \eta=0.5$
Chi-square I	$\sigma=1, \gamma=0.065, \eta=0.5$
Chi-square II	$\sigma=1, \gamma=0.010, \eta=0.5$

实验设置在 $i=1000$ 处系统发生突变。由图 2 可知,在系统突变发生后,采取自适应动态范围和改进卡方核的 DMCCVSS-APSA 取得比固定动态范围更低的稳态误差。对比采取自适应动态范围的改进高斯核的 DMCCVSS-APSA,改进卡方核函数因其在系统误差较大时的取值比改进高斯核稍大,既使得采取自适应动态范围和改进卡方核的 DMCCVSS-APSA 不会收敛过慢,又不会造成性能退化,因此在系统突变后两者差异明显。

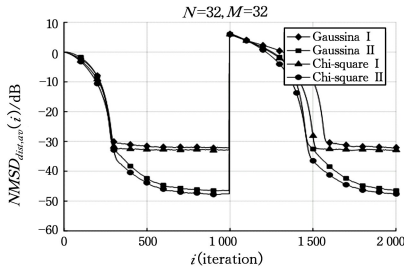


图 2 改进高斯核和改进卡方核对比

Fig. 2 Comparison of improved Gaussian kernel and improved chi-square kernel

图 2 中, I 表示固定动态范围, II 表示自适应动态范围。可以看出,自适应动态范围方法能够自适应调整动态范围,取得比固定动态范围更好的收敛性能。与固定步长会造成算法存在收敛速度和稳态误差之间的矛盾类似,固定的动态范围也会造成收敛速度和稳态误差之间的矛盾,而本文中提出的自适应动态范围在收敛初期保持较大值以达到较快的初始收敛速度,而在即将达到稳态时调整为较小的动态范围以保证取得较低的稳态误差。另外,改进的卡方核函数在 $e_k^2(i) > \sigma^2$ 时取得比改进高斯核更大的值(相同最大值的情况下),可以保证算法在收敛初期和冲击噪声发生时(即系统误差较大时)具有更快的收敛速度;在 $e_k^2(i) < \sigma^2$ 时,改进卡方核函数比改进高斯核更陡峭,即在 $e_k^2(i) = \sigma^2$ 附近函数取值更小因而具有更低的稳态误差。

综上所述,改进卡方核比改进高斯核的表现更好,且系统突变后的一段时间内改进高斯核存在取值过小造成算法收敛过慢的缺陷,最终选取改进卡方核作为核函数。

4.2 DMCCVSS-APSA, DAPSA 和 DMCC 的对比

第二组实验测试了二者在发生概率 $P=0.1$ 的脉冲噪声下的收敛性能。表 2 列出了本组实验核长 σ 、平滑因子 γ 和阶数 η 的参数设置。

表 2 实验 2 的参数设置

Table 2 Parameter setting of experiment two

算法	参数设置
DAPSA	$\sigma=1, \psi_k(i)=0.010$
DMCC	$\sigma=1, \psi_k(i)=0.020$
DMCCVSS-APSA	$\sigma=1, \gamma=0.01, \eta=0.5$

由图 3 可知, DMCCVSS-APSA 达到比 DAPSA, DMCC 更低的稳态误差,说明了所提出的基于最大相关熵准则的变步长方法对 DAPSA 稳态误差的改进作用。在 $i=1500$ 时发生系统突变后,可以看出 DMCC 的收敛速度比 DAPSA 和 DMCCVSS-APSA 更慢,发生系统突变后系统误差突然增大,此时高斯核取值过小导致算法缓慢收敛。

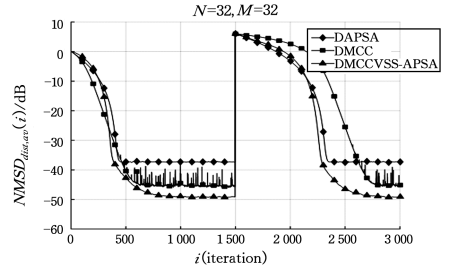


图 3 DAPSA, DMCCVSS-APSA 和 DMCC 的对比

Fig. 3 Comparison of DAPSA, DMCCVSS-APSA and DMCC

表 3 各算法计算复杂度的对比

Table 3 Computational complexity comparison of algorithms

算法	加法	乘法	指数
DAPSA	$2M+1$	$2M+1$	0
DMCC	$2M$	$2M+4$	1
DMCCVSS-APSA	$2M+3$	$2M+10$	1

如表 3 所列,在每一次增量步骤中对于每一个节点 k (本文假设各算法采取相同的扩散步骤,为了便于分析, K 取值为 1), DAPSA 需要 $2M+1$ 次加法和 $2M+1$ 次乘法; DMCC 需要 $2M$ 次加法、 $2M+4$ 次乘法和 1 次指数运算; DMCCVSS-APSA 需要 $2M+3$ 次加法、 $2M+10$ 次乘法和 1 次指数运算,说明在 DMCCVSS-APSA 中以可接受的计算复杂度的增加换取了收敛性能的较大提升。

4.3 不同脉冲噪声下的 DMCCVSS-APSA 和 DAPSA 的对比

第三组实验分别测试了两者在发生概率 P 为 0.05, 0.1 和 0.2 情况下的收敛性能。表 4 列出了本组实验核长 σ 、平滑因子 γ 和阶数 η 的参数设置。

图 4 为不同脉冲噪声发生概率下各算法的对比,分别测试了冲击噪声发生概率为 0.05, 0.1 和 0.2 的情况下 DAPSA 和 DMCCVSS-APSA 的收敛性能。

表 4 实验 3 的参数设置

Table 4 Parameter setting of experiment three

算法	参数设置
DAPSA ($P=0.05$)	$\sigma=1, \psi_k(i)=0.010$
DMCCVSS-APSA ($P=0.05$)	$\sigma=1, \gamma=0.008, \eta=0.5$
DAPSA ($P=0.1$)	$\sigma=1, \psi_k(i)=0.013$
DMCCVSS-APSA ($P=0.1$)	$\sigma=1, \gamma=0.010, \eta=0.5$
DAPSA ($P=0.2$)	$\sigma=1, \psi_k(i)=0.015$
DMCCVSS-APSA ($P=0.2$)	$\sigma=1, \gamma=0.015, \eta=0.5$

由图 4 可知,随着脉冲噪声发生概率的增加, DAPSA 和

DMCCVSS-APSA 的稳态误差均增大;同一脉冲噪声发生概率下,DMCCVSS-APSA 的稳态误差比 DAPSA 更小,说明 DMCCVSS-APSA 达到比 DAPSA 更低的稳态误差,具有更强的鲁棒性。

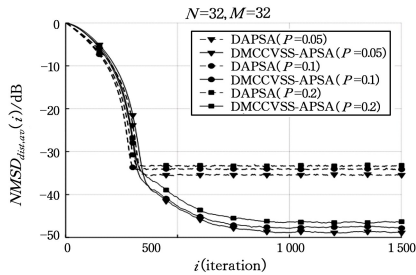


图 4 不同冲击噪声下 DAPSA,DMCCVSS-APSA 的对比

Fig. 4 Comparison of DAPSA,DMCCVSS-APSA under different impulsive noises

结束语 本文对脉冲噪声下传统固定步长的扩散式仿射投影符号算法在以较大初始速度收敛的同时,无法取得较低的稳态误差的问题进行了深入的分析与研究,提出了一种扩散式最大相关熵准则变步长仿射投影符号算法。首先,该算法以最大相关熵准则作为计算变步长的依据,在每一次迭代更新中能够自适应地更新步长取值,算法的稳态误差明显低于 DAPSA,并且利用本文所提的改进卡方核替换改进的高斯核可以进一步提高收敛性能,尤其是系统突变后算法的收敛速度。另外,该算法利用系统的先验误差,提出了一种自适应动态范围方法,可以自适应调整算法对收敛误差的敏感度,算法的稳态误差明显低于固定动态范围的 DMCCVSS-APSA。仿真结果表明,DMCCVSS-APSA 在快速收敛和较低的稳态误差之间取得了较好的平衡,极大地降低了 DAPSA 算法的稳态误差。

DMCCVSS-APSA 未来的研究方向如下:1)本文提出了该算法的 CTA 版本,ATC 式的 DMCCVSS-APSA 需要进一步推导;2)本文提出的改进卡方核中,不同的灵敏度 n 将对算法产生不同的影响,尝试确定最优的灵敏度取值,或者推导出自适应灵敏度方法,以进一步提升算法的性能。

参考文献

- [1] SAYED A H. Adaptive Networks[J]. Proceedings of the IEEE, 2014,102(4):460-497.
- [2] CHEN J,RICHARD C,TING S K,et al. Multitask Learning Over Adaptive Networks With Grouping Strategies[M]// Cooperative and Graph Signal Processing. Academic Press,2018:107-129.
- [3] HU J P,ZHENG W X. Adaptive tracking control of leader-follower systems with unknown dynamics and partial measurements [J]. Automatica,2014,50(5):1416-1423.
- [4] YUAN D W,KANHERE S S,HOLLICK M. Instrumenting Wireless Sensor Networks—A survey on the metrics that matter [J]. Pervasive and Mobile Computing,2017,37(3):45-62.
- [5] CATTIVELLI F S,SAYED A H. Modeling Bird Flight Formations Using Diffusion Adaptation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2011,59(5):2038-2051.
- [6] SHAO T,ZHENG Y R,BENESTY J. An Affine Projection Sign Algorithm Robust Against Impulsive Interferences [J]. IEEE Signal Processing Letters,2010,17(4):327-330.
- [7] NI J G,FENG L. Efficient Implementation of the Affine Projection Sign Algorithm[J]. IEEE Signal Processing Letters,2011,19(1):24-26.
- [8] REN C,WANG Z,ZHAO Z. A New Variable Step-Size Affine Projection Sign Algorithm Based on A Posteriori Estimation Error Analysis[J]. Circuits Systems and Signal Processing,2017,36(5):1989-2011.
- [9] HUANG F Y,ZHANG J S,ZHANG S. Combined-Step-Size Affine Projection Sign Algorithm for Robust Adaptive Filtering in Impulsive Interference Environments[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs,2016,63(5):493-497.
- [10] NI J G,MA L S. Distributed Affine Projection Sign Algorithms Against Impulsive Interferences [J]. Acta Electronica Sinica, 2016,44(7):1555-1560.
- [11] CHEN B D,LEI X,LIANG J. Steady-State Mean-Square Error Analysis for Adaptive Filtering under the Maximum Correntropy Criterion[J]. IEEE Signal Processing Letters,2014,21(7):880-884.
- [12] WANG S Y,FENG J C,TSE C K. Kernel Affine Projection Sign Algorithms for Combating Impulse Interference[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs,2013,60(11):811-815.
- [13] MA W T,CHEN B D,DUAN J D,et al. Diffusion maximum correntropy criterion algorithms for robust distributed estimation[J]. Digital Signal Processing,2016,58(2):10-19.
- [14] WANG W,ZHAO J H,QU H,et al. A correntropy inspired variable step-size sign algorithm against impulsive noises[J]. Signal Processing,2017,141(7):168-175.
- [15] WANG Y,LI Y,BERMUDEZ M,et al. An adaptive combination constrained proportionate normalized maximum correntropy criterion algorithm for sparse channel estimations[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing,2018,58(1):1-13.
- [16] MA W T,ZHENG D Q,ZHANG Z Y. Sparse Aware Bias-Compensated Adaptive Filtering Algorithms Using the Maximum Correntropy Criterion for Sparse System Identification with Noisy Input[J]. Entropy,2018,20(6):407-421.
- [17] SHI L,ZHAO H Q. Adaptive Combination of Distributed Incremental Affine Projection Algorithm with Different Projection Orders[J]. Circuits Systems & Signal Processing,2018,37(2):1-17.
- [18] TAKAHASHI N,YAMADA I,SAYED A H. Diffusion Least-Mean Squares with Adaptive Combiners: Formulation and Performance Analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010,58(9):4795-4810.



LIN Yun, Ph. D, associate professor, postgraduate supervisor. His main research interests include adaptive filtering and compression sensing filtering.



HUANG Zhen-hang, postgraduate. His main research interests include adaptive filtering, distributed adaptive filtering.