

# 一种基于峭度累积量比例微分控制的 盲源分离学习率

陈国钦

(福建师范大学福清分校电子与信息工程学院,福建福清 350300)

**摘要:** 自然梯度算法由于良好的分离性能在盲源分离中占有重要的地位,但该算法基于固定步长时,无法很好兼顾收敛速度和稳态误差.本文借鉴自动化控制的PID(Proportion Integration Differentiation)算法,提出一种与分离状态紧密结合的变步长学习率算法.由于完成分离的信号峭度累积量是一个固有值,分离过程的信号峭度累积量与固有值将有一个不断减小的误差值.该算法以指数函数值来体现该误差值.再利用该误差构成比例微分的变步长算法,其中的步长初始值就相当于控制误差的比例值,而误差的微分项则得到加速的调整值.该算法仿真实验结果与固定步长自然梯度盲源分离算法的仿真实验结果对比:对应于初始步长的一个最大值和一个最小值,该算法的两次迭代次数均低于采用固定步长算法的迭代次数,并且对于不同类型信号在两次迭代次数间的差值约10~40次,而两种算法的稳态误差是相同的.

**关键词:** 盲信号分离; 峭度累积; 比例微分控制; 变步长学习率

**中图分类号:** TN911      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2015)05-0929-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.05.015

## A Learning Rate in Blind Source Separation Based on Proportional Differential Control of Kurtosis Cumulative

CHEN Guo-qin

(School of Electronic and Information Engineering, Fuqing Branch of Fujian Normal University, Fuqing, Fujian 350300, China)

**Abstract:** Natural gradient algorithm occupies an important position in blind source separation due to its good separation performance, but when the algorithm is based on a fixed-step size, a good balance will impossibly be achieved between the convergence rate and steady-state error. This article drew PID (Proportion Integration Differentiation) algorithm of automation control as a reference and proposed an algorithms in variable-step learning rate closely integrated with the state of separation. Due to the fact the cumulative amount of the signal kurtosis was an intrinsic value after the complete separation, there arose a gradually decreasing error value between the cumulative amount of the signal kurtosis of the separation process and the inherent value. The exponential function value of  $e$  in the algorithm was applied to reflect the error value. Then the error was used to constitute proportional differential variable-step algorithm, among which the initial value of the step was equivalent to proportional value of the error control, and the differential term of the error gained the adjusted values in acceleration. The simulation results show that corresponding to a maximum and a minimum of step initial value, the number of iterations of the algorithm in two times was lower than that of iterations with fixed-step algorithm, and the difference between the two iterations was about 10 to 40 times for signals of different type, however, the steady-state error of the two algorithms was the same.

**Key words:** blind signal separation; kurtosis cumulative; proportion differential control; variable-step size in learning rate

### 1 引言

独立分量分析是当前盲信源分离的主流方法.已经有很多有效的算法,这些算法的形式不同,它们都可以

归类于LMS(Least Mean Square)型算法.这些算法都存在一个学习率参数的优选问题,如何提高算法的收敛速度和改进算法的稳态性能一直是盲源分离研究的热点之一[1,6~12].

注意到在盲源分离中,与分离程度紧密相关的峭度(绝对值)是随着正常分离过程增大,直至分离完成时达到稳定值.其反映的是与最大稳定值之间的误差越来越小的过程.该文借鉴自动化中比例积分微分的PID(Proportion Integration Differentiation)控制算法理论,利用这种误差的比例调节和微分调节,构成了一种自适应步长的自然梯度盲源分离算法.它与固定步长自然梯度盲源分离算法比较,具有既收敛速度更快也保持较小稳态误差的特点.并且针对不同类型的独立信号混合,该方法只要取得一个合适的微分作用参数,初始步长在一定范围取值时,均可以获得几乎近似的快速收敛效果.

## 2 盲源分离学习率问题

典型独立分量分析算法有:如 Amari 等人的自然梯度算法<sup>[2]</sup>、Cardoso 和 Laheld 的 EASI 算法<sup>[3]</sup>、迭代求逆 ICA 算法等<sup>[4]</sup>.其中,自然梯度算法为:

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \eta_k [\mathbf{I} - \varphi(\mathbf{y}_k) \mathbf{y}_k^T] \mathbf{W}_k \quad (1)$$

$\eta_k$  为学习率,  $\varphi(\mathbf{y}_k)$  为非线性函数向量,  $\mathbf{W}_k$ 、 $\mathbf{W}_{k+1}$  分别为第  $k$  和  $k+1$  次迭代的变换矩阵.由于其几乎不受混合矩阵的影响,从而使算法更有效.

盲信号分离的目的在于搜索满足获得最优矩阵  $\mathbf{W}_{\text{opt}}$ , 最终获得:  $\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k = \mathbf{W}_{\text{opt}}$ . 这些算法的形式不同,但都可以归类于 LMS 型算法<sup>[1]</sup>. LMS 型算法的稳态误差与步长成反比,收敛时间与步长成反比,因此  $\eta_k$  采用固定步长时,使得收敛速度和稳态误差特性不能同时满足.

$\eta_k$  采用自适应步长是该问题的解决方向,即学习率从某一固定步长值开始按倒数递减.但这些自适应步长的选择所取决的辅助变量,若与神经网络输出之间的分离状态无关,则有效性有限<sup>[1]</sup>. 由各种文献<sup>[1,6-12]</sup>提出了与分离相关联的各种应用分析,表明它们是解决盲源分离问题的有效方向.因此,由与分离程度相关联的方法构成的自适应变步长学习率才是有效的.

## 3 峭度 PD 控制的变步长学习率

### 3.1 与盲源分离程度相关的峭度

分离信号的互信息是一个反映信号分离状态又便于参数估计的物理量.当输出变量是统计独立的,输出的互信息为 0 时,分离达到稳定状态,而这时输出的边缘负熵达到最大.假设概率密度函数是对称的,则边缘负熵近似为如下的四阶边缘累积量<sup>[1]</sup>:

$$J_i(\mathbf{y}_i) = \frac{1}{48} k_4^2(i) \quad (2)$$

$K_4^2(i)$  表示神经网络输出矢量  $\mathbf{y}$  的第  $i$  个分量的四阶累

积量的平方.四阶边缘累积量  $k_4(i)$  的归一化计算<sup>[1]</sup>称作信号的峭度,用于衡量信号偏离高斯的程度.其中,高斯信号的峭度等于 0,欠高斯信号的峭度小于 0,超高斯信号的峭度大于 0.所以可通过计算分离信号边缘负熵总和代替互信息,用于控制学习率的自适应变化<sup>[1]</sup>:

$$J_{\text{all}}(k) = \sum_{i=1}^N \frac{1}{48} k_4^2(i) \quad (3)$$

在盲源分离过程,  $J_{\text{all}}(k)$  是非负的,且从小到大变化,最后达到稳定值,反映了完成分离的状态.另外,文献<sup>[5]</sup>提出了一种采用高阶累积量为独立准则的盲源分离算法,该算法对高斯噪声具有良好的抑制作用,改善了信噪比.可见,峭度累积量是一个调整步长的理想辅助量.

### 3.2 改进的变步长学习率

在自动化 PID 算法中,利用预设值和输出反馈值间的差值,比例项是把调节器的输入偏差乘以一个系数,作为调节器的输出;加大比例值可以减少从非稳态到稳态的时间.积分项部分其实就是对预设值和反馈值之间的差值在时间上进行累加;当累加到一定值时,再进行处理,避免了振荡,但调节存在明显的滞后.微分项是根据差值变化的速率,提前给出相应的调节动作;它能预测误差的变化趋势,超前给出调整<sup>[13,14]</sup>.

在盲源分离算法中,峭度累积值随分离程度提高而增大,达到完全分离时的稳定值相当于预设值,而分离过程的峭度累积值相当于输出反馈.因为不同类型的信号具有不同的固有峭度值,混合信号在达到完全分离时,每个信号将达到其固有的峭度值(实际情形是达到一个很小稳定误差下分离时的峭度值),则各个分离信号峭度的累积量也就达到了稳定值;不同的信号混合,其达到的稳定值将不一样.那么,该自然隐性固有存在的稳定值即为本方法的预设值.并且注意到分离信号的峭度累积量是由小到大直至稳定的单向变化过程,而变步长的目的是为了稳定地加速这个过程.因此,若构成 PD(Proportion Differentiation)控制的变步长学习率,则可以在比例作用基础上,给出一个提前预测调节,那么由于它与分离程度紧密相关,则既可加快分离速度又兼顾稳定性.图 1 所示即为 PD 控制的变步长学习率的实现示意框图.

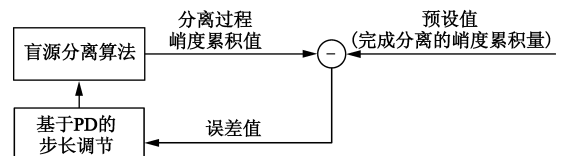


图1 PD步长调节示意框图

因为计算机的多次迭代运算过程,只能根据两次迭代之间的相关分离信号峭度累积值的分析获得对下

次迭代运算的影响,是一种离散的过程.峭度累积值不断变大的过程,反映的是分离输出峭度累积量与预设值(隐性固有存在的稳定值)越来越小的偏差.而以该偏差信息的一阶后向差分则可近似代替微分.因此,若两次迭代之间的步长表示为  $\Delta K$ ,并取  $\Delta K$  等于步长初始值  $\eta_0$ ,则在两次迭代之间,比例项  $e(k)$ (预设值与输出值的误差)和微分项(误差变化速率)可以近似用下面式(4)、(5)作为替代,反映比例和微分的变化:

$$e(k) = e^{J_{\text{am}}(k)} \quad (4)$$

$$\frac{de(t)}{dt} = \left| \frac{e(k) - e(k-1)}{\gamma \Delta K} \right| = \frac{1}{\gamma} m(k) \quad (5)$$

$m(k)$ 是从大到小变化,并随分离完成而稳定于 0(或近于 0 的很小值).由此,可构造一种新的变步长学习率:

$$\eta_k = \eta_0(e^{J_{\text{am}}(k)} + \beta e^{m(k)}) \quad (6)$$

其中,第一项是误差比例项,步长初始值  $\eta_0$  决定了比例调节程度;第二项是微分项,系数  $\beta$  ( $\beta > 0$ ) 与步长初始值共同影响微分项的作用程度.

考虑到两个情况:(1)步长初始值  $\eta_0$  取越大时,对误差反映速度将越大,这时微分作用系数  $\beta$  就应相应减小,否则可能引起过大的超调,而出现振荡;(2)由于微分项是取指数变化,因此  $\beta$  也依据步长初始值  $\eta_0$  取其指数值.综合考虑之, $\beta$  的取值为:

$$\beta = e^{-\alpha \eta_0} \quad (7)$$

$\alpha$  ( $\alpha > 0$ ) 为经验常数,与待分离信号的偏离高斯信号类型有关.

## 4 计算机仿真与分析

### 4.1 模拟实验条件说明

为了验证上述算法的有效性,分别使用欠高斯信号源和超高斯信号源在 Matlab 中做仿真.

(1)5 个欠高斯信号源如下:

①  $s_1 = \text{sign}(\sin(2 \times \pi \times 280 \times t))$ (方波信号).

②  $s_2 = \sin(2 \times \pi \times 1000 \times t)$ (高频信号).

③  $s_3 = \sin(2 \times \pi \times 90 \times t)$ (低频信号).

④  $s_4 = \sin(2 \times \pi \times 20 \times t) \times \cos(2 \times \pi \times 600 \times t)$ (调幅信号).

⑤  $s_5 =$  区间  $[-1, +1]$  内均匀分布的噪声.

欠高斯信号源实验中取非线性函数为  $\varphi(y_k) = y_k^3$ .

(2)超高斯信号源为 5 个语音信号(16kHz 采样率/16bit,15000 个数据点,有 3 个男声信号 2 个女声信号),通过电脑声卡采集得到的数字信号.超高斯信号源实验中取非线性函数为  $\varphi(y_k) = \tanh(y)$ .

实验以随机混合矩阵  $\mathbf{A}$  对源信号混合.为评价盲分离算法的性能,以“串音”误差为评价指标<sup>[1]</sup>.

### 4.2 有效性分析

分别用欠高斯信号源和超高斯信号源的混合信号进行

实验.其他参数:初始学习率  $\eta_0 = 0.1$ ,初始矩阵  $\mathbf{W}(0) = 0.1\mathbf{I}$ .算法的实验分离结果分别如图 2 和图 3 所示.欠高斯源信号和分离信号的峭度值如表 1 所示,分离后的性能矩阵为  $\mathbf{G}_1 = \mathbf{W}_1\mathbf{A}_1$ ;超高斯源信号和分离信号的峭度值如表 2 所示,分离后的性能矩阵为  $\mathbf{G}_2 = \mathbf{W}_2\mathbf{A}_2$ .

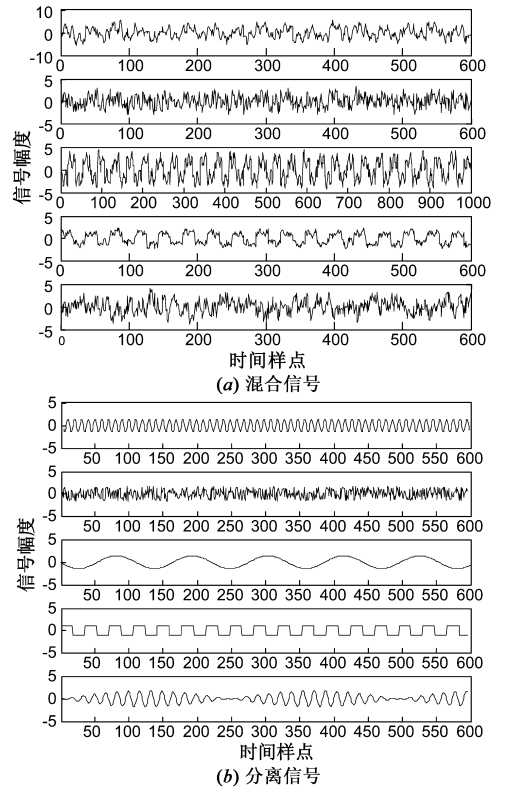


图2 欠高斯信号的混合信号和分离信号

欠高斯信号源实验的分离信号与源信号的对应关系是:  $y_1 \rightarrow s_5, y_2 \rightarrow s_1, y_3 \rightarrow s_2, y_4 \rightarrow s_3, y_5 \rightarrow s_4$ ;超高斯信号源实验的分离信号与源信号的对应关系是:  $y_1 \rightarrow s_4, y_2 \rightarrow s_3, y_3 \rightarrow s_2, y_4 \rightarrow s_5, y_5 \rightarrow s_1$ .从  $\mathbf{G}_1$  矩阵和  $\mathbf{G}_2$  矩阵中看出,每行每列仅有一个元素的绝对值远大于其他元素,表明较好地恢复了源信号,只是分离信号有幅度、顺序和相位的变化(负号为反相).且从表 1 和表 2 看出,分离信号与源信号的峭度比较接近,达到了分离目的.

$$\mathbf{G}_1 = \begin{bmatrix} -0.0113 & -0.0014 & -0.0025 & 0.0191 & \underline{0.9554} \\ \underline{1.1068} & 0.0008 & 0.0001 & -0.0004 & -0.0015 \\ 0.0002 & -0.0001 & \underline{1.0001} & 0.0005 & 0.0063 \\ -0.0104 & \underline{1.0002} & 0.0000 & 0.0001 & 0.0036 \\ -0.0026 & 0.0000 & 0.0010 & -\underline{0.9036} & 0.0198 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} -0.0226 & -0.0059 & -0.0287 & \underline{0.9273} & 0.0006 \\ 0.0696 & -0.0386 & -\underline{0.9470} & -0.0283 & -0.0212 \\ -0.0066 & -\underline{0.9085} & 0.0187 & -0.0065 & -0.0289 \\ -0.0035 & 0.0265 & -0.0099 & -0.0172 & -\underline{1.0127} \\ -\underline{0.9491} & -0.0003 & 0.0095 & -0.0369 & 0.0072 \end{bmatrix}$$

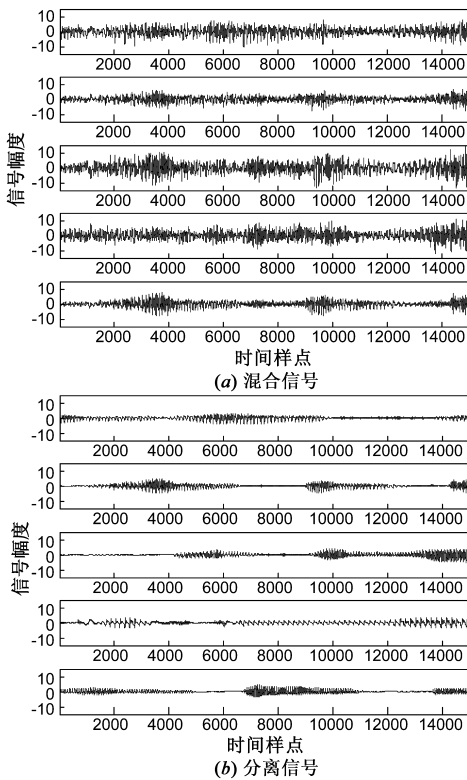


图3 超高斯信号的混合信号和分离信号

表 1 欠高斯源信号和分离信号的峭度对比

| 源信号序列  | $s_1(n)$ | $s_2(n)$ | $s_3(n)$ | $s_4(n)$ | $s_5(n)$ |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 对应峭度   | -1.9992  | -1.4994  | -1.4994  | -0.7497  | -1.1961  |
| 分离信号序列 | $y_1(n)$ | $y_2(n)$ | $y_3(n)$ | $y_4(n)$ | $y_5(n)$ |
| 对应峭度   | -1.1905  | -1.9999  | -1.4995  | -1.5010  | -0.7949  |

表 2 超高斯源信号和分离信号的峭度对比

| 源信号序列  | $s_1(n)$ | $s_2(n)$ | $s_3(n)$ | $s_4(n)$ | $s_5(n)$ |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 对应峭度   | 1.8390   | 2.8505   | 1.8201   | 1.4489   | 3.0873   |
| 分离信号序列 | $y_1(n)$ | $y_2(n)$ | $y_3(n)$ | $y_4(n)$ | $y_5(n)$ |
| 对应峭度   | 1.1866   | 1.4852   | 2.6628   | 3.2611   | 1.5842   |

### 4.3 与固定步长自然梯度算法比较

**实验 1** 采用欠高斯信源混合信号进行以下两个盲源分离实验 (1) 本文的变步长自然梯度算法. 以式 (6) 作为步长调整项,  $\eta_0$  分别取 0.05 和 0.25 作为步长初值的实验结果是, 取得理想分离效果时, 应取  $\alpha \geq 6$ , 本次取得数据的仿真时取  $\alpha = 9.5$ , 完成分离时的稳态误差为 0.0009; (2) 固定步长自然梯度算法. 分别取固定步长为 0.05 和 0.25 的实验结果是, 完成分离时的稳态误差为 0.0009.

两个实验分别在 Matlab 平台迭代运算的核心代码 (函数) 运算 400 次 (所需时间设为  $T_1$ ), 其中分离完成

都达到 0.0009 稳定误差时的迭代次数设为  $n_1$ , 可换算出完成分离时所经历的时间  $t_1 = T_1 \times n_1 / 400$ , 则完成分离时的相关结果如表 3 所示. 实验 1 同时获得本文变步长自然梯度算法和固定步长自然梯度算法分离过程的串音误差 PI 的变化曲线如图 4 所示.

**实验 2** 采用超高斯信源混合信号进行以下两个盲源分离实验 (1) 本文的变步长自然梯度算法. 以式 (6) 作为步长调整项,  $\eta_0$  分别取 0.1 和 0.4 作为步长初值的实验结果是, 取得理想分离效果时, 应取  $\alpha \geq 3$ , 本次取得数据的仿真时取  $\alpha = 3$ , 完成分离时的稳态误差为 0.0282; (2) 固定步长自然梯度算法. 分别取固定步长为 0.1 和 0.4 的实验结果是, 完成分离时的稳态误差为 0.0282.

两个实验分别在 Matlab 平台迭代运算的核心代码 (函数) 运算 1000 次 (所需时间设为  $T_2$ ), 其中分离完成都达到 0.0282 稳定误差时的迭代次数设为  $n_2$ , 可换算出完成分离时所经历的时间  $t_2 = T_2 \times n_2 / 1000$ , 则完成分离时的相关结果如表 4 所示. 实验 2 同时获得本文变步长自然梯度算法和固定步长自然梯度算法分离过程的串音误差 PI 的变化曲线如图 5 所示.

从表 3、表 4 结果表明: (1) 本文方法只是在固定步长自然梯度算法基础上, 采用与分离输出信号相关的峭度累积量变化作为依据, 增加了由其构成变步长调整算法的计算, 最后完成分离时两种算法的稳定误差是一致的; 并且稳定误差达到了  $10^{-2}$  的较好数量级; (2) 采用本文变步长自然梯度算法时, 欠高斯信源混合信号分离实验的步长初值分别取 0.05 和 0.25,  $\alpha$  取得合适值 (9.5 左右) 时, 以及超高斯信源混合信号分离实验的步长初值分别取 0.1 和 0.4,  $\alpha$  取得合适值 (3 左右) 时, 完成分离的速度表现为比较接近一致的快速; 而固定步长自然梯度算法对两种混合信号分别取与本文算法步长初值相同值作为固定步长时, 则完成分离的速度差别很大, 且均比本文算法慢; (3) 完成分离时, 本文算法所需迭代次数比固定步长自然梯度算法减少了, 运算时间也比固定步长自然梯度算法短; 两者步长 (初始值和固定值) 取值越小时差别越大.

表 3 欠高斯源混合信号完成分离的迭代次数、经历时间及最后的稳定误差

|                  | 迭代次数<br>$n_1$ | 经历时间<br>$t_1$ (s) | 稳定误差   |
|------------------|---------------|-------------------|--------|
| 0.05 固定步长学习率     | 358           | 0.794             | 0.0009 |
| 0.25 固定步长学习率     | 71            | 0.156             | 0.0009 |
| 初始步长 0.05 的本文学习率 | 53            | 0.136             | 0.0009 |
| 初始步长 0.25 的本文学习率 | 61            | 0.151             | 0.0009 |

表 4 超高斯源混合信号完成分离的迭代次数、经历时间及最后的稳定误差

|                 | 迭代次数<br>$n_2$ | 经历时间<br>$t_2$ (s) | 稳定误差   |
|-----------------|---------------|-------------------|--------|
| 0.1 固定步长学习率     | 767           | 2.471             | 0.0282 |
| 0.4 固定步长学习率     | 190           | 0.590             | 0.0282 |
| 初始步长 0.1 的本文学习率 | 95            | 0.322             | 0.0282 |
| 初始步长 0.4 的本文学习率 | 135           | 0.433             | 0.0282 |

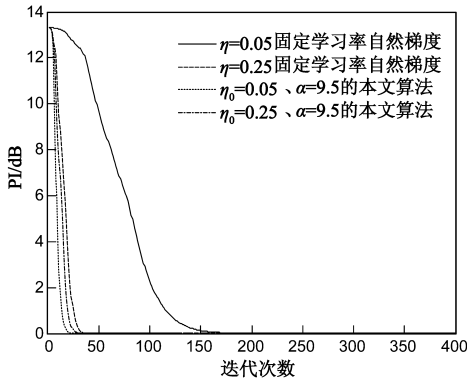


图 4 实验 1 结果的串音误差 PI 的变化曲线

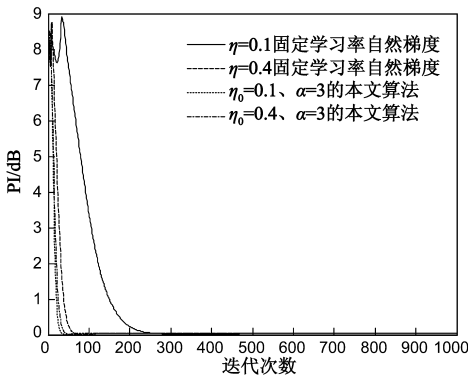


图 5 实验 2 结果的串音误差 PI 的变化曲线

综上实验结果分析如下:(1)初始步长在一定范围取值,并取得合适参数  $\alpha$  时,本文算法虽然在自然梯度迭代计算中增加了变步长计算,但由于采用比例微分控制变步长的迭代过程,根据迭代过程的峭度累积量与稳定值间的差值变化趋势,微分项给出提前预测调节动作,使步长调整达到最佳的状态值,所以完成分离所需的迭代次数减少了,结果达到了比固定步长自然梯度算法更快完成分离的效果;(2)本文算法取不同步长初值时,分离速度接近一致的快速,而固定步长自然梯度算法的固定步长越小时,分离速度与本文算法的分离速度差距越大.说明本文算法是一种速度和稳定性能较好兼顾的变步长优化;(3)本文算法是固定步长自然梯度算法基础上的变步长改进,而且变步长是基于与分离信号密切相关的峭度变化构成,反映的就是

与分离状态密切相关的步长调整,结果本文算法和固定步长自然梯度算法完成分离时的稳态误差表现一致.说明本文算法也是一种对固定步长自然梯度算法的较佳优化.

显然,本文变步长自然梯度算法是一种兼顾分离速度和稳定性的有效方法.从图 4 和图 5 的串音误差性能曲线也完整显示了上述分析结论的效果.

#### 4.4 本文算法的相关系数对完成分离过程的影响

**实验 3** 取上述 5 个语音混合信号在不同参数下进行分离实验  $\eta_0$  分别取 0.1 和 0.4 作为步长初值,分别取  $\alpha$  为 3、15、20,实验结果完成分离时的迭代次数、运算时间和稳态误差如表 5 所示.

综观表 5 实验数据, $\eta_0$  与  $\alpha$  是共同起作用的,当  $\alpha$  值合适时,在一定步长初始值范围内,有接近一致的分离速度;在步长初值 0.1 和 0.4 时, $\alpha$  取值在一定范围均获得同样稳态误差,只是分离速度不同.可见,这些参数只对分离速度有影响,而对最后的稳态误差没有影响.同时也一定程度验证了式(7)的构造设想.

表 5 超高斯源混合信号完成分离的迭代次数、经历时间及最后的稳定误差

|               |                | 迭代次数 | 经历时间 (s) | 稳定误差   |
|---------------|----------------|------|----------|--------|
| $\alpha = 3$  | $\eta_0 = 0.1$ | 97   | 0.317    | 0.0282 |
|               | $\eta_0 = 0.4$ | 137  | 0.467    | 0.0282 |
| $\alpha = 15$ | $\eta_0 = 0.1$ | 186  | 0.605    | 0.0282 |
|               | $\eta_0 = 0.4$ | 196  | 0.719    | 0.0282 |
| $\alpha = 20$ | $\eta_0 = 0.1$ | 352  | 1.185    | 0.0282 |
|               | $\eta_0 = 0.4$ | 267  | 0.863    | 0.0282 |

## 5 结论

自适应步长是解决自然梯度盲源分离的分离速度和稳定性矛盾的有效途径<sup>[1]</sup>,而采用与分离情况本身相关的物理量等作为参考来解决盲源分离问题才是有效的方向<sup>[1,6-12]</sup>.本文采用与分离程度相关的峭度累积量构成改变步长的比例微分项(PD)控制因子.仿真实验表明,针对不同类型信号,采用本文算法,步长初始值在一定范围内取任意值时,取得该方法中的参数合适值  $\alpha$ ,均能达到几乎近似的快速分离,并达到与固定步长自然梯度算法相同的稳态误差.结果说明本文算法是对盲源分离自然梯度算法的一种有效变步长方法.

#### 参考文献

[1] 孙守宇,郑君里,吴里江,赵莹.峭度自适应学习率的盲信源分离[J].电子学报,2005,33(3):473-476.

Sun Shou-yu, Zheng Jun-li, Ww Li-jiang, Zhao Ying. Blind

- source separation with kurtosis adaptive learning rate[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(3): 473 – 476. (in Chinese)
- [2] Yang H H, Amari S. Adaptive on-line learning algorithms for blind separation-maximum entropy and minimum mutual information[J]. *Neural Computations*, 1997, (9): 1457 – 1482.
- [3] Cardoso J F, Laheld B. Equivariant adaptive source separation [J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 1996, 44: 3017 – 3030.
- [4] Cruces S, Cichocki A, Castedo L. An iterative inversion approach to blind source separation [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 11(6): 1423 – 37.
- [5] 付绍军, 赵国栋, 卓琨. 一种新的多信号卷积混合信号盲分离算法[J]. *电讯技术*, 2012, 52(3): 328 – 332.  
Fu Shao-jun, Zhao Guo-dong, Zhuo Kun. A new blind source separation algorithm for convolved multiple source signals[J]. *Telecommunication Engineering*, 2012, 52(3): 328 – 332. (in Chinese)
- [6] 柯维, 张永祥, 吕博. 基于微分进化算法的盲源分离[J]. *海军工程大学学报*, 2012, 24(5): 12 – 17.  
Ke Wei, Zhang Yong-xiang, Lu Bo. Blind source separation based on differential evolution algorithm[J]. *Journal of Naval University of Engineering*, 2012, 24(5): 12 – 17. (in Chinese)
- [7] 张银雪, 田学民, 邓晓刚. 基于改进人工蜂群算法的盲源分离方法[J]. *电子学报*, 2012, 40(10): 2026 – 2030.  
Zhang Yin-xue, Tian Xue-min, Deng Xiao-gang. Blind source separation based on modified artificial bee colony algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(10): 2026 – 2030. (in Chinese)
- [8] 陈琛, 马庆伦, 李灯熬, 赵菊敏. NGA 实现互信息量最小化的盲源分离[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(4): 121 – 124.  
Chen Chen, Ma Qing-lun, Li Deng-ao, et al. NGA achieves blind source separation with mutual information minimum[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(4): 121 – 124. (in Chinese)
- [9] 刘俊良, 于凤芹. 基于分离度变步长的自然梯度算法的语音分离[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(21): 216 – 219.  
Liu Jun-liang, Yu Feng-qin. Speech separation based on variable step size natural gradient algorithm depending on separation degree[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(21): 216 – 219. (in Chinese)
- [10] 李思怡, 王永威, 黄琰, 陈惠娟. 一种基于自然梯度的两步盲源分离算法[J]. *微电子学与计算机*, 2013, 30(6): 169 – 172.  
Li Si-yi, Wang Yong-wei, Huang Yan, Chen Hui-juan. Blind source separation based on two-segment natural gradient algorithm[J]. *Microelectronics & Computer*, 2013, 30(6): 169 – 172. (in Chinese)
- [11] 吕淑平, 祝捷. 一种改进的自适应混合神经网络盲分离算法[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(4): 1055 – 1057.  
Lv Shu-ping, Zhu Jie. Improved self-adaptive mixing neural network algorithm for blind source separation[J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(4): 1055 – 1057. (in Chinese)
- [12] Zeng T J, Feng Q Y. A parallel dual matrix method for blind signal separation[J]. *Neural Computation*, 2013, 26(3): 592 – 610.
- [13] 胡剑峰. PID 参数继电自整定方法的研究[J]. *仪表技术*, 2012, (06): 39 – 41, 44.  
Hu Jian-feng. The PID parameter self-tuning method research [J]. *Instrumentation Technology*, 2012, (06): 39 – 41, 44. (in Chinese)
- [14] 焦嵩鸣, 赵潇明, 侯晓宁. 自整定 PID 控制算法在优化控制站中的应用[J]. *计算机仿真*, 2014, 31(1): 412 – 415.  
Jiao Song-ming, Zhao Xiao-ming, Hou Xiao-ning. Self-tuning PID control algorithm in application of optimal control station [J]. *Computer Simulation*, 2014, 31(1): 412 – 415. (in Chinese)

#### 作者简介



陈国钦 男, 1962 年生于福建永春. 现为福建师范大学福清分校电子与信息工程学院副教授. 主要研究方向为方向电子、通信和信号处理.  
E-mail: cgg6203@163.com