

## 噪声中的复信号盲源分离算法\*

冯平兴<sup>1</sup>, 张洪波<sup>2</sup>, 李文翔<sup>1</sup>

(1.成都工业学院 网络与通信工程学院, 四川 成都 611731; 2.成都信息工程大学 通信工程学院, 四川 成都 610103)

**摘要:** 复信号分析是信号处理技术常见的问题之一, 在盲信号分离及处理技术中特别是卷积混合问题或频域分析等均需要建立与之相应的复值分析模型。然而在以往的分析中, 由于此类问题往往是基于无噪声的约束条件, 因此局限了该技术在实际中的应用。针对这一问题, 将复值盲源分离问题推广到含噪声的一般环境中。通过分析高斯噪声协方差的一般特征, 利用高斯噪声协方差的参数信息, 导出了一种在噪声环境下盲源分离的不动点算法, 该算法可以在噪声环境中通过观测信号估计与之对应的有效分离矩阵, 使得复值信号在噪声环境中混合中仍然能成功分离出源信号。仿真结果表明了所研究方法的可行性与有效性。

**关键词:** 盲源分离; 复信号处理; 高斯噪声; 信号恢复

中图分类号: TN95

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.212012

中文引用格式: 冯平兴, 张洪波, 李文翔. 噪声中的复信号盲源分离算法[J]. 电子技术应用, 2022, 48(4): 67-70, 75.

英文引用格式: Feng Pingxing, Zhang Hongbo, Li Wenxiang. Blind source separation algorithm for complex signals in noise[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(4): 67-70, 75.

## Blind source separation algorithm for complex signals in noise

Feng Pingxing<sup>1</sup>, Zhang Hongbo<sup>2</sup>, Li Wenxiang<sup>1</sup>

(1.School of Network and Communication Engineering, Chengdu Technological University, Chengdu 611731, China;

2.School of Communication and Information Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610103, China)

**Abstract:** Complex signal analysis is one of the common problems in signal processing technology. In blind signal separation technology, especially convolution mixing problem or frequency domain analysis, it is necessary to establish the corresponding complex value analysis model. In the previous analysis, such problems are often based on a noise free constraint, which limits the application of this technology in practice. In order to solve this problem, this research extends the complex valued blind source separation to the more general environment that with noise. By analyzing the general characteristics of Gaussian noise and using the parameter information of Gaussian noise covariance, a fixed point algorithm for blind source separation in noisy environment is derived. The algorithm can estimate the corresponding effective separation matrix through observed signals in noisy environment. The simulation results show the feasibility and effectiveness of the proposed method.

**Key words:** blind source separation; complex signal processing; Gaussian noise; signal recovery

## 0 引言

盲源分离(Blind Source Separation, BSS)是信号处理技术的一个分支, 它已经引起了许多的研究及应用<sup>[1-9]</sup>。鉴于复值盲源分离在频域分析上的特点, 它在无线通信、雷达、数据分析等领域有着广泛的应用。以往的研究中, Bingham 和 Hyvärinen<sup>[10]</sup>提出的复值快速 BSS 算法是分离复值信号的重要方法之一。在文献[10]中, 作者提出了一种无噪声的定点算法, 并推导了假设源的局部稳定条件, 而当信号存在高斯噪声时, 该算法的性能会失效。本研究给出了一般的盲源分离问题, 将其推广到噪声环境, 通过对复值 BSS 混合模型, 利用偏差去除技术

的方法对噪声进行修正, 实现对噪声的抑制, 在此基础上结合复值 BSS 分离算法, 从而有效分离在噪声环境下的复值信号。

## 1 复随机变量的基本概念与复值噪声 BSS 模型

复随机变量可以表示为  $y = y^R + iy^I$ 。复随机向量  $\mathbf{y}$  的统计量由联合概率密度函数  $p_y(y^R, y^I)$  定义。相应地复随机向量  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$  的协方差矩阵可以表示为:

$$E(\mathbf{y}\mathbf{y}^H) = \begin{bmatrix} C_{11} & \cdots & C_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & \cdots & C_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

为简化问题, 本研究所讨论的复值信号具有以下约束: 零均值, 单位方差, 实部和虚部之间不相关, 也即  $E(\mathbf{y}\mathbf{y}^H) = \mathbf{I}$  和  $E(\mathbf{y}\mathbf{y}^T) = \mathbf{O}$ 。

\* 基金项目: 成都工业学院博士基金科研项目(190576)

此外为了满足盲源分离要求,对噪声做了如下约束:  
 (1) 噪声的维数等于信号的维数;  
 (2) 噪声是高斯噪声;  
 (3) 噪声协方差矩阵已知或者通过测量得到,即:

$$E(N) = E(N^R) + iE(N^I) = 0 \quad (2)$$

$$D(N) = |N^R + iN^I|^2 = \sigma_R^2 + \sigma_I^2 = 2 \quad (3)$$

然后可以表示复高斯噪声的联合概率密度函数:

$$p(N^R, N^I) = \frac{1}{2\pi|C|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}N^H C^{-1}N} \quad (4)$$

其中,  $C$  是  $N^R$  和  $N^I$  的协方差, 表示为:

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & \sigma_I^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在 BSS 中, 混合模型可以表示为:

$$x = As \quad (6)$$

其中,  $s = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$  是一个  $n$  维复值随机向量,  $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  是一个观测的  $m$  维向量,  $A$  是一个要估计的混合矩阵。于是源信号的估计为:

$$y = Wx \quad (7)$$

其中,  $W$  是估计的  $n \times n$  分离矩阵。当噪声在源信号中混合时, 观测信号可由下式给出:

$$\tilde{x} = A(s + N) \quad (8)$$

或者:

$$\tilde{x} = As + N \quad (9)$$

如果噪声向量被单独地添加到独立分量<sup>[11-12]</sup>, 即  $\tilde{s}_i = s_i + N_i$ , 噪声分量可以被写为  $\tilde{x} = A\tilde{s}$ 。在实际中, 如果噪声是高斯的, 其协方差具有形式:

$$\Sigma = AA^T C = I \begin{bmatrix} \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & \sigma_I^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

于是分离出的噪声向量可以变换成另一种形式  $\tilde{N} = A^{-1}N$ , 从而式(9)可改写为  $\tilde{x} = A(s + \tilde{N})$ 。

由于在经典的复 BSS 模型中并未考虑噪声的影响, 而噪声对 BSS 的分离性能影响交大, 当噪声达到一定程度时甚至导致分离算法失去其原有的性能。

## 2 复值信号的带噪快速 ICA 算法

因为白化可以使得 BSS 问题变得简单, 假设  $C_x = xx^T$  和  $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$  是协方差矩阵  $C_x$  的特征值和对角矩阵。于是白化矩阵可以表示为:

$$V = D^{-\frac{1}{2}} E^T \quad (11)$$

因此, 白化向量  $z$  可以写成:

$$z = Vx \quad (12)$$

相应地  $E[zz^H] = I$ , 此时, 通过找到一个向量  $w$  来分别估计每个源  $y_k$ :

$$y_k = w_k^H z \quad (13)$$

其中,  $w_k$  是  $W$  一列。本研究选择高阶统计量通过任意非

线性函数映射到算法中, 在复快速 BSS 的普通无噪声 (Noise Free, NF) 中, 目标函数可以表示为:

$$J_G(w) |_{NF} = E\{G(|w^H x|^2)\} \quad (14)$$

其中,  $G$  是一个光滑的偶数函数,  $w$  是一个  $n$  维复数向量, 且有  $|w^H x|^2 = 1$ 。在极大化负熵的约束条件下, 可以得到优化问题:

$$w_{opt} = \max E\{G(|w^H x|^2)\} \quad (15)$$

结合约束条件:

$$E\{(w_k^H x)(w_k^H x)^*\} = \delta_{jk} \quad (16)$$

其中,  $\delta_{jk} = 1, j=k, \delta_{jk} = 0$ 。为了获得对比度函数  $G$  对野值具有鲁棒性, 非线性映射函数应该是有界或者尽可能缓慢地增长。此时, 随着参数的增加估计量的增长越慢估计量就越稳健。本研究中给出了文献[10]中提出的 3 种不同的函数, 并给出了它们的导数:

$$\begin{cases} G_1(y) = \sqrt{a_1 + y} \\ g_1(y) = \frac{1}{2\sqrt{a_1 + y}} \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} G_2(y) = \log(a_2 + y) \\ g_2(y) = \frac{1}{a_2 + y} \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} G_3(y) = \frac{1}{2} y^2 \\ g_3(y) = y \end{cases} \quad (19)$$

其中,  $a_1$  和  $a_2$  是一些任意的常数, 在这项研究中选取  $a_1 \approx 0.1$  和  $a_2 \approx 0.2$ 。 $C_x = E\{\tilde{x}\tilde{x}^H\}$  是噪声观测数据的协方差矩阵。文献[12]表示, 噪声协方差矩阵可以表示为:

$$\tilde{\Sigma} = E\{NN^H\} = (C_x - \Sigma)^{-\frac{1}{2}} \Sigma (C_x - \Sigma)^{-\frac{1}{2}} \quad (20)$$

因此, 本文提出了一种通过一般的目标函数形式来考虑观测数据投影的统计量表示法:

$$J_G(|w^H y|^2) = |E\{G(|w^H y|^2)\} - E\{G(|N|^2)\}| \quad (21)$$

式中,  $G$  是式(17)~式(18)中表示的非线性函数,  $N$  是复高斯向量。对于式(4), 复高斯密度函数可以表示为:

$$\begin{aligned} \varphi(|N|^2) &= \frac{1}{|\sigma_{N^R} \sigma_{N^I}|} \varphi\left(\frac{|N|^2}{|\sigma_{N^R} \sigma_{N^I}|}\right) \\ &= \frac{1}{2\pi |\sigma_{N^R} \sigma_{N^I}|} e^{-\left(\frac{(N^R - \mu^R)^2}{2\sigma_{N^R}^2} + \frac{(N^I - \mu^I)^2}{2\sigma_{N^I}^2}\right)} \end{aligned} \quad (22)$$

在式(2)和式(3)的约束下可以得到:

$$\varphi_C(|N|^2) = \frac{1}{|C|} \varphi\left(\frac{|N|^2}{|C|}\right) = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{(N^R)^2 + (N^I)^2}{2}} \quad (23)$$

其中, 矩阵  $C$  如式(5)所示。利用文献[8]中的结论, 给出了任意非高斯随机向量  $Z$ , 对于任意矩阵  $|\xi| > |C|$  有:

$$E\{\varphi_\xi(Z)\} = E\{\varphi_D(Z + N)\} \quad (24)$$

其中,  $|D| = |\xi| - |C|$ , 于是可以通过最大化以下目标函数来估计噪声中的复值 BSS 信号:

$$\max_{||w=1||} \left| E\{\varphi_{d(w)}(|w^H \tilde{x}|^2)\} - E\{\varphi_C(|N|^2)\} \right| \quad (25)$$

其中,  $|d(\mathbf{w})| = |\mathbf{C}| - |\mathbf{w}^H \tilde{\Sigma} \mathbf{w}|$ 。为了得到式(25)中的解, 通过在迭代时调整值可以大大简化算法:

$$\mathbf{w}^+ = E \{ \mathbf{x}(\mathbf{w}^H \mathbf{x})^* g(\mathbf{w}^H \mathbf{x})^2 - \mathbf{w} E \{ g(\mathbf{w}^H \mathbf{x})^2 + (\tilde{\Sigma} + (\mathbf{w}^H \mathbf{x})^2) g'(\mathbf{w}^H \mathbf{x})^2 \} \} \quad (26)$$

其中,  $\mathbf{w}^+$  是  $\mathbf{w}$  的新值, 在每次迭代后归一化为单位范数, 可以发现如果噪声协方差为零(无噪声), 式(26)将变为文献[10]中给出的普通无噪声复值 BSS 不动点算法。

### 3 仿真实验

为了分析该方法的有效性, 本文使用了 3 种不同的非高斯信号与高斯噪声混合, 观测信号由式(8)给出, 高斯噪声协方差为:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & \sigma_I^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (27)$$

仿真中采用了 3 种不同的信号: (1) 由复锯齿信号构成的复超高斯信号; (2) 复正弦构成的亚高斯信号; (3) BPSK 信号。混合矩阵  $\mathbf{A}$  随机生成, 用式(12)白化所有的观测信号。非线性函数可选择为式(17)~式(19)。为了判定分离的性能, 本研究使用了 Amari 参数<sup>[13]</sup>, 它的定义是:

$$I_A = \frac{1}{2n(n-1)} \cdot \left[ \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^n \left( \sum_{i=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{kj}|} - 1 \right) \right] \quad (28)$$

其中,  $p_{ij}$  是矩阵  $\mathbf{P} = \mathbf{W}\mathbf{A}$  的第  $i$  行  $j$  列个元素, 当  $10 \log I_A < -10$  时可以有效分离混合信号。所有实验均进行了 100 次蒙特卡罗模拟验证。

首先, 比较了实值含噪 ICA 和本文提出的复数含噪 ICA 在不同样本数情况下的分离性能, 如图 1 所示。

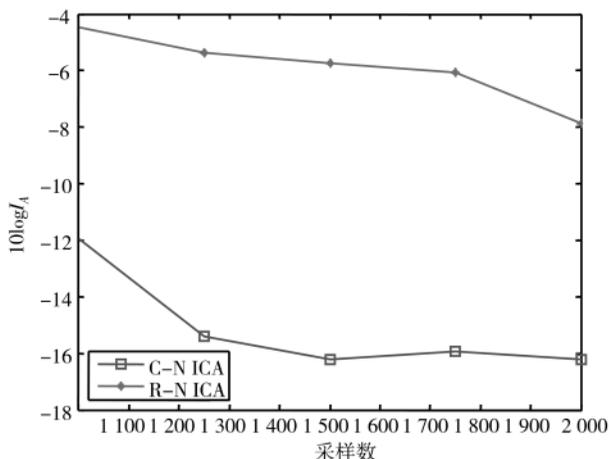


图 1 传统方法和提出方法的分离结果 (C-N ICA 和 R-N ICA 分别对应于复噪声 ICA 和实值噪声 ICA)

图 1 表明, 随着样本的增加, 传统实值噪声快速 BSS 方法不能分离出复值信号, 而相比之下, 本文的方法可以成功地分离出信号。图 2 给出了在不同信噪比下源信号与高斯噪声混合的普通方法的结果。

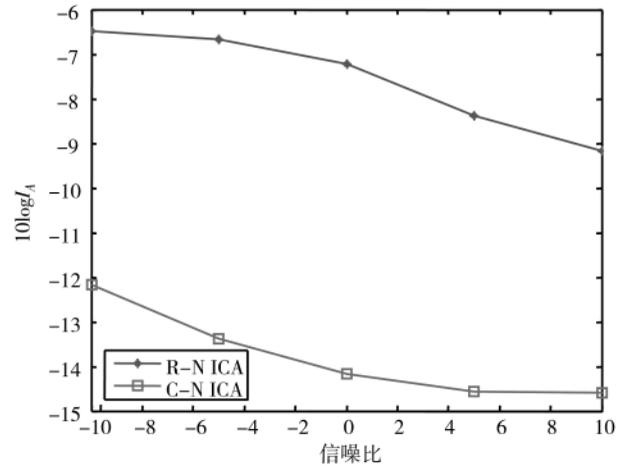


图 2 不同信噪比下复值 ICA 分离的性能 (C-N ICA 和 R-N ICA 分别对应于复噪声 ICA 和实值噪声 ICA)

图 2 显示, 随着信噪比的增加, 本文的方法具有更好的分离性能。虽然随着信噪比的提高, 普通方法的分离效果会提高, 但却不能成功地实现信源的分离。此外, 图 3 的仿真结果显示了非线性函数对不同的复值非高斯源的分离结果, 这个结果表明非线性估计函数对不同特性的源信号混合其分离的结果是有差异的, 究其原因, 非线性函数的估计性能随不同特性的非高斯信号会有所不同。因此在某些应用中, 可以通过选择不同的非线性函数来改善复值 ICA 混合分离效果。

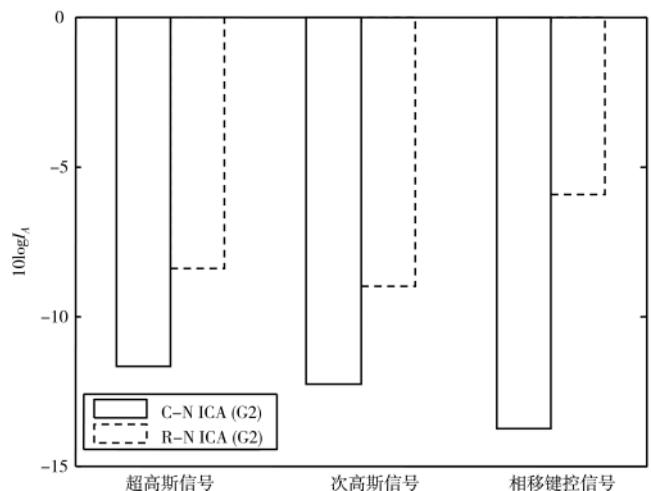


图 3 非线性函数在超高斯、次高斯和 BPSK 信号中 (C-N ICA 和 R-N ICA 分别对应于复噪声快速 ICA 和实值噪声快速 ICA) 原来方法和提出方法的性能比较

### 4 结论

本文介绍了一种利用偏差去除方法, 基于高斯噪声协方差矩阵的特性, 从 ICA 中的噪声观测值估计复值混合分量。将实噪声中的 BSS 方法推广到复值的一般情形, 扩展了 BSS 方法的应用。仿真结果表明, 当源信号混入高斯噪声时, 该方法能有效分离噪声混合环境中的复

值成分。

参考文献

- [1] MIAO F, ZHAO R, JIA L, et al. Multisource fault signal separation of rotating machinery based on wavelet packet and fast independent component analysis[J]. International Journal of Rotating Machinery, 2021(5): 1-17.
- [2] FENG P, LI L. On extending the noisy independent component analysis to impulsive components[J]. Wireless Personal Communications, 2016, 88(3): 415-427.
- [3] YAO J, XIANG Y, QIAN S, et al. Noise source identification of diesel engine based on variational mode decomposition and robust independent component analysis[J]. Applied Acoustics, 2017, 116: 184-194.
- [4] TIAN X, CAI L, CHEN S. Noise-resistant joint diagonalization independent component analysis based process fault detection[J]. Neurocomputing, 2015, 149(PB): 652-666.
- [5] KAWAKAMI H, SAMATSU T, SONODA Y. Application of independent component analysis to improvement of signal-to-noise ratio in optical wave microphone[J]. ICIC Express Letters, Part B: Applications, An International Journal of

Research & Surveys, 2016, 7(2): 469-474.

- [6] YOSHIDA Y, NAKAGAWA D, KARASHIMA A, et al. Reduction of light source noise from optical intrinsic signals of mouse neocortex by using independent component analysis[C]// Conf. Proc. IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2015: 5587-5591.
- [7] MOULINES E, CARDOSO J, GASSIAT E. Maximum likelihood for blind separation and deconvolution of noisy signals using mixtures models[C]// Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1997: 3617-3620.
- [8] CARDOSO J F, SOULOUMIAC A. Blind beamforming for non-Gaussian signals[J]. Proc. Inst. Elect. Eng. - Radar Signal Process, 1993, 140(6): 362-370.
- [9] ANEMULLER J. Complex spectral-domain independent component analysis of electroencephalographic data[C]// Proc. of 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation(ICA2003), Nara, Japan, 2003.
- [10] BINGHAM E, HYVÄRINEN A. A fast fixed-point algorithm

(下转第 75 页)

(上接第 66 页)

- [6] SAMANTA A, CHANG Z. Adaptive service offloading for revenue maximization in mobile edge computing with delay-constraint[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 6(2): 3864-3872.
- [7] AL-SHUWAILI A, SIMEONE O. Optimal resource allocation for mobile edge computing-based augmented reality applications[J]. IEEE Wireless Communication Letters, 2016, 6(3): 398-401.
- [8] WANG Y, SHENG M, WANG X, et al. Mobile-edge computing: partial computation offloading using dynamic voltage scaling[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(10): 4268-4282.
- [9] ZHANG J, GUO H, LIU J, et al. Task offloading in vehicular edge computing networks: a load-balancing solution[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(2): 2092-2104.
- [10] PU L, CHEN X, MAO G, et al. Chimera: an energy-efficient and deadline-aware hybrid edge computing framework for vehicular crowdsensing applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(1): 84-99.
- [11] 王正强, 成彙, 樊自甫, 等. 非正交多址系统资源分配研究综述[J]. 电信科学, 2018(8): 136-146.

- [12] 高东, 梁子林. 基于能量效率的双层非正交多址系统资源优化算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(5): 192-198.
- [13] PAN Y, CHEN M, YANG Z, et al. Energy-efficient NOMA-based mobile edge computing offloading[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(2): 310-313.
- [14] QIAN L P, SHI B, WU Y, et al. NOMA-enabled mobile edge computing for Internet of Things via joint communication and computation resource allocations[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(1): 718-733.
- [15] WU Y, QIAN L P, MAO H, et al. Optimal power allocation and scheduling for non-orthogonal multiple access relay-assisted networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(11): 2591-2606.
- [16] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2004.

(收稿日期: 2021-04-22)

作者简介:

冯韶华(1997-), 通信作者, 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机网络及应用, E-mail: 1046314213@qq.com。

陈青华(1981-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 装备信息化。

欧阳中辉(1966-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 兵器科学与技术。



扫码下载电子文档

效率,增强了网格生成处理计算用户体验的友好性。

#### 参考文献

- [1] CFD(计算流体动力学)[EB/OL].(2021-01-25)[2021-03-15].<https://baike.baidu.com/item/CFD/10927966?fr=aladdin>.
- [2] 李国强.基于CFD的网格絮凝池中过栅紊流特性数值模拟研究[D].武汉:武汉科技大学,2010.
- [3] 魏淑贤,沈跃,黄延军.计算流体力学的发展及应用[J].河北理工学院学报,2005,27(2):115-117,122.
- [4] 尚华娟.有限元分析[EB/OL].(2021-01-25)[2021-03-15].[http://www.baidu.com/link?url=ZS98TSX5yvekGYlviSKmBp1-YDAJr7uA-7jF5\\_YFagpbIThTdTbHIdf65HMaczohBdd-pV7-4dNL\\_r9sfBEsd244ChfptWayMD1JISuZg1\\_LkbCOMSh7ey2N-98L5tNRVgmTcUgKWjfmkkGZAcT6K4\\_&wd=&eqid=eb568-db500037b4b00000035ffa97f](http://www.baidu.com/link?url=ZS98TSX5yvekGYlviSKmBp1-YDAJr7uA-7jF5_YFagpbIThTdTbHIdf65HMaczohBdd-pV7-4dNL_r9sfBEsd244ChfptWayMD1JISuZg1_LkbCOMSh7ey2N-98L5tNRVgmTcUgKWjfmkkGZAcT6K4_&wd=&eqid=eb568-db500037b4b00000035ffa97f).
- [5] 古成中,吴新跃.有限元网格划分及发展趋势[J].计算机科学与探索,2008,2(3):248-259.
- [6] 金隽.网格生成算法研究和软件实现[D].上海:复旦大学,2008.
- [7] 龚光彩,张文宏,孙培雷,等.网格自动生成技术进展综述[J].建筑热能通风空调,2006,25(1):26-31,74.
- [8] 夏健,田书玲,王江峰,等.三维动态非结构重叠网格 Navier-Stokes 方程并行算法[J].航空学报,2008,29(5):1118-1124.
- [9] 郭成昊,刘凤玉.自适应网格计算模型与分析[J].计算机工程,2008,34(8):117-119.
- [10] 董亮.非结构化网格生成技术研究及应用[D].镇江:江苏大学,2010.
- [11] 丁云霄.多种岩石油藏数值模拟自适应网格法的研究[D].合肥:中国科学技术大学,2015.
- [12] 李峰,张涛,何鹏辉,等.圆柱面过盈连接包容体内外孔过盈量分析[J].中州煤炭,2014(4):82-84.
- [13] 姜新春,曾劲松,黄煌.CFD技术在流体机械中的应用与发展[J].轻工机械,2014,32(3):108-111.
- [14] The open source CFD toolbox[EB/OL].(2021-03-17)[2021-03-15].<https://www.openfoam.com/>.
- [15] 李东岳.OpenFOAM用户指南(PDF)[DB/OL].(2020-04-07)[2021-03-15].<http://www.dyfluid.com>.

(收稿日期:2021-03-15)

#### 作者简介:

高若辰(1996-),通信作者,女,硕士研究生,主要研究方向:智能信息处理,E-mail:grc582535298@qq.com。

淮晓永(1973-),男,博士,高级工程师,主要研究方向:智能软件工程、云计算。

张志达(1994-),男,硕士研究生,主要研究方向:智能信息处理。



扫码下载电子文档

(上接第70页)

for independent component analysis of complex valued signals[J].Int. J. Neural Syst.,2000,10:1-8.

- [11] HYVÄRINEN A.Fast independent component analysis with noise data using Gaussian moments[C]//Proc. Int. Symp. on Circuits and Systems,1999.
- [12] HYVÄRINEN A.Gaussian moments for noisy independent component analysis[J].IEEE Signal Processing Letters,1999,6(6):145-147.
- [13] AMARI S, CICHOCKI A, YANG H H.A new learning

algorithm for blind signal separation[C]//Proceedings of the 8th International Conference on Neural Information Processing Systems,1996:757-763.

(收稿日期:2021-08-09)

#### 作者简介:

冯平兴(1981-),男,博士,副教授,主要研究方向:盲信号技术处理及应用。

张洪波(1983-),男,博士,讲师,主要研究方向:通信系统与信号传输技术。

李文翔(1991-),女,硕士,助教,主要研究方向:信号检测、流量控制算法。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所