

## 基于 MMSE 准则的鲁棒 ICA-R 算法初始化轻量化设计

熊锦添<sup>1,2</sup>, 叶淦华<sup>1,2</sup>, 谢世珺<sup>1,2</sup>, 邓文<sup>2,3</sup>, 魏鹏<sup>1,2</sup>, 梁豪<sup>1,2</sup>

(1. 国防科技大学第六十三研究所, 江苏 南京 210007; 2. 电磁空间安全试验评估全国重点实验室, 江苏 南京 210007;  
3. 中国人民解放军 63892 部队, 河南 洛阳 471003)

**摘要:** 为提升参考独立分量分析 (ICA-R) 在通信频谱共享应用中的盲信号分离性能, 并降低其硬件实现复杂度, 提出一种基于最小均方误差 (MMSE) 准则的非随机分离向量初始化简化方法, 以实现鲁棒 ICA-R 算法的轻量化设计。该方法直接将观测信号矩阵与参考信号相乘, 计算得到分离向量的初始值。理论分析与硬件仿真结果表明, 相比现有方法, 该方法兼具分离精度高、鲁棒性强、收敛速度快及硬件开销低等综合优势。基于 ICA-R 算法实现的频谱重叠通信信号分离提取实验结果表明, 所提方法在强共信道干扰场景下仍能实现高效、鲁棒的目标信号分离提取, 并有效降低算法运行时间, 适用于对实时性、鲁棒性与计算效率均要求严苛的资源受限通信设备。

**关键词:** 频谱共享; 盲信号分离; 参考独立分量分析; 分离向量初始化

中图分类号: TN97

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026037

## Lightweight initialization design for robust ICA-R algorithm using MMSE criterion

Xiong Jintian<sup>1,2</sup>, Ye Ganhua<sup>1,2</sup>, Xie Shijun<sup>1,2</sup>, Deng Wen<sup>2,3</sup>, Wei Peng<sup>1,2</sup>, Liang Hao<sup>1,2</sup>

1. The Sixty-third Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing 210007, China

2. National Key Laboratory of Test&Evaluation for ElectroMagnetic Space Security, Nanjing 210007, China

3. The 63892 Unit of the Chinese People's Liberation Army, Luoyang 471003, China

**Abstract:** To enhance the blind signal separation performance of independent component analysis with reference (ICA-R) in communication spectrum-sharing applications and to reduce its hardware implementation complexity, a simplified non-random separation vector initialization method based on the minimum mean square error (MMSE) criterion was proposed, aiming at a lightweight design of a robust ICA-R algorithm. In this method, the observation signal matrix was directly multiplied by the reference signal to compute the initial value of the separation vector. Theoretical analysis and hardware simulation results show that, compared with existing methods, the proposed approach offers comprehensive advantages including high separation accuracy, strong robustness, fast convergence, and low hardware overhead. Experimental results on the separation and extraction of spectrally overlapped communication signals using the ICA-R algorithm demonstrate that the proposed method can still achieve efficient and robust target signal separation and extraction under strong co-channel interference, while effectively reducing the algorithm runtime. Thus, it is suitable for resource-constrained communication devices with stringent requirements for real-time performance, robustness, and computational efficiency.

**Keywords:** spectrum sharing, blind signal separation, independent component analysis with reference, separation vector initialization

收稿日期: 2025-11-30; 修回日期: 2026-02-01

通信作者: 谢世珺, xsjxsj\_520@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62201596); 国防科技大学自主科研基金资助项目 (No.ZK22-45)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62201596), The Innovation Research Foundation of National University of Defense Technology (No.ZK22-45)

## 0 引言

随着现代信息技术的迅猛发展,无线通信设备数量呈指数级增长,频谱资源的稀缺性日益凸显,已成为未来通信系统演进的核心瓶颈。动态频谱共享(dynamic spectrum sharing, DSS)<sup>[1]</sup>技术通过允许次级用户在授权频段中机会式地占用已授权的频谱空穴或以底层共存(underlay)模式与主用户共存,被公认为是提升频谱效率、缓解资源紧张的根本途径。然而,该技术的实际部署,尤其是在underlay模式下,高度依赖一项核心能力:在存在强主用户信号干扰的复杂电磁环境中,能否可靠且高效地提取微弱的次级用户信号。当待分离信号间存在显著功率差异和频谱重叠时,传统的基于功率差异或频率选择的信号检测与分离技术面临严峻挑战,亟须开发先进的信号处理方法来解决这一信号分离提取难题。

基于独立分量分析(independent component analysis, ICA)<sup>[2]</sup>的盲信号分离(blind signal separation, BSS)算法作为一种经典的数字信号处理技术,受到了广泛的关注,已在语音分离<sup>[3]</sup>、生物电信号处理<sup>[4]</sup>、光谱数据分析<sup>[5]</sup>及振动信号处理<sup>[6]</sup>等众多领域成功应用,在无线通信领域也有广泛的研究<sup>[7-11]</sup>。不过ICA在无线通信应用中仍存在若干不足:首先,ICA需已知信号源数目作为先验信息,这在实际的无线通信场景中往往难以获取;其次,分离结果存在幅度与顺序的模糊性,需进一步开展后续的信号识别工作;第三,多数基于ICA的BSS算法计算复杂度较高,在含噪声环境下分离精度有限,难以满足无线通信对高实时性与高可靠性的要求。这些因素限制了ICA在无线通信系统中的实际应用。

值得关注的是,无线通信是一种遵循既定协议的信息交互过程,接收端通常仅关注通信信号,并具备该信号的部分先验信息。文献[12]提出的参考独立分量分析(ICA with reference, ICA-R)算法利用目标信号的先验信息构造参考信号,并构建约束条件以引导分离向量朝目标信号方向收敛,从而实现更快速、更精确的信号分离提取。此外,ICA-R算法不需要如传统ICA那样分离全部源信号后再进行识别,可显著降低算法耗时与系统复杂度。更为重要的是,ICA-R算法不要求预知混合信号中的源数目,因而更适用于无线通

信场景。这些优势使ICA-R成为一种优选的通信BSS算法。

然而,基于传统梯度下降类算法优化非凸目标函数的ICA-R算法对分离向量初始值较为敏感,不恰当的初始值将导致算法收敛速度缓慢、易陷入局部最优甚至发散等问题,因此ICA-R算法在实际应用中准确分离提取目标信号的效率不高、鲁棒性不强。为此,研究人员从两个方向提出了改进策略。

一是采用全局搜索能力更强的优化算法替代传统梯度下降类算法,以提升ICA-R算法的全局收敛能力。人工鱼群<sup>[13]</sup>、改进粒子群<sup>[14]</sup>、约束差分进化<sup>[15]</sup>、带电系统搜索与遗传算法<sup>[16-17]</sup>、人工蜂群<sup>[18]</sup>等元启发式优化算法先后被用于优化ICA-R算法的非凸目标函数。这类方法通常能有效改善算法避免局部最优的能力,增强收敛稳定性,并提升信号分离精度与鲁棒性;但其普遍存在计算复杂度高、参数调节依赖经验、收敛速度较慢以及缺乏严格理论收敛保证等问题,因而难以适用于对实时性与资源效率要求较高的通信场景。

二是利用目标信号的先验信息设置更为精准的非随机初始值,以引导算法更快、更准确地收敛。传统ICA-R算法常采用随机初始值<sup>[12]</sup>,虽易于实现,但因缺乏先验引导,在强干扰与低信噪比条件下容易陷入局部最优,导致分离性能与鲁棒性显著下降。文献[19]提出将参考信号视作目标信号的初步估计,从而将其融入初始化过程。因为在约束条件和分离向量初始化两个环节都利用了先验信息,所以取得了比随机初始化更快的收敛速度和更强的鲁棒性。然而,该方法需计算观测信号矩阵的伪逆,不仅耗时较长,在现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)等硬件平台上实现时还需大量计算资源和复杂控制逻辑,给算法的实际工程应用带来显著挑战。

本文基于估计信号与参考信号间的最小均方误差(minimizing the mean square error, MMSE)准则,提出一种非随机分离向量初始化的简化方法,通过将观测信号矩阵与参考信号直接相乘以计算分离向量初始值。为论证所提方法的优势所在,本文从理论计算复杂度和硬件实现复杂度两个维度对两种不同的非随机初始化方法进行比较分析,结果表明所提方法具有更低的计算复杂度,也更易于硬件

实现。此外还构建了基于ICA-R算法的频谱共享通信系统,对比不同的分离向量初始化策略对ICA-R算法分离提取目标信号的性能影响。实验结果表明,ICA-R算法可从功率差异显著且频谱重叠的两个源信号混合的混合物中提取出与参考信号更为接近的源信号,所提方法兼具计算效率高、分离精度高和鲁棒性强等优点,更适用于要求高实时性与高鲁棒性的无线通信系统。本文的主要工作如下。

1) 将ICA-R算法用于underlay模式的频谱共享通信系统,通过基于ICA-R算法实现对功率差异显著且频谱重叠的通信信号的分离提取,验证了ICA-R算法可作为一种频谱共享技术。

2) 为解决随机初始化分离向量导致ICA-R算法收敛速度慢、分离精度低和鲁棒性差的问题,以及基于伪逆运算的非随机初始化分离向量需要计算观测信号矩阵的伪逆、硬件实现复杂的问题,基于估计信号与参考信号间的MMSE准则,推导得到了一种简化的分离向量初始化方法。该方法直接将观测信号矩阵与参考信号相乘来计算分离向量初始值,不需要再进行复杂的矩阵求逆运算,显著降低计算复杂度,更易于硬件实现。

3) 为验证所提方法的有效性,从3个方面展开了实验与分析:首先,对两种非随机初始化方法进行理论计算复杂度对比;其次,基于FPGA仿真,比较两者在核心硬件资源消耗和时钟周期上的实现开销;最后,构建频谱重叠通信信号分离提取实验,评估3种分离向量初始化条件下ICA-R算法对目标信号的分离提取性能。结果表明,所提方法在计算速度、分离精度、鲁棒性及硬件易实现性方面均具备综合优势。

## 1 ICA-R算法的分离向量初始化方法

文献[20]描述了一单元ICA-R算法的简化模型。算法执行前需完成多项预处理步骤,包括确定参考信号形式与接近度量函数,并合理初始化拉格朗日乘子 $\mu$ 、惩罚因子 $\gamma$ 、阈值参数 $\xi$ 以及分离向量 $\omega$ 等关键参数。其中,分离向量初始值 $\omega_0$ 对算法性能具有决定性影响。恰当的初始值可为迭代过程提供良好的起点,有助于算法快速、准确地收敛至全局最优,避免陷入局部极小,从而提升对目标信号的分离精度。

### 1.1 随机初始化方法

常规的分量初始化采用随机方式生成,其表达式为

$$\omega_0 = \text{randn}(m,1) \quad (1)$$

其中, $m$ 为传感器数量, $\text{randn}(m,1)$ 表示生成一个 $m$ 维的服从标准正态分布的随机向量。

该方法的主要优点在于实现简单,且不需要任何信号先验信息,适用于对源信号特性缺乏了解的场景,因此被广泛用于各类BSS算法中。但其也存在明显缺陷:首先,初始值随机生成,算法需在可行域内进行大量探索,导致收敛速度较慢;其次,仅当初始值足够接近全局或局部最优解时,算法才能保证收敛;第三,对噪声较为敏感,在低信噪比条件下分离性能波动大,鲁棒性较差。

文献[21]指出,即便在无噪声条件下,原始ICA-R算法[12]的准确率也低于65%,难以满足无线通信系统对高鲁棒性的要求。虽可通过修改不等式约束提升算法在无噪声环境中的准确率至90%以上,但在噪声环境中其鲁棒性仍然较差。

### 1.2 基于伪逆运算的方法

文献[19]提出了一种基于伪逆运算的初始化方法。该方法假设参考信号 $r(t)$ 为ICA-R算法的收敛目标,根据信号提取关系 $r = \omega_0^T X$ ,通过穆尔·彭罗斯(Moore-Penrose, M-P)广义逆推导出分离向量 $\omega$ 的初始值为

$$\omega_0 = (X^\dagger)^T \cdot r^T \quad (2)$$

其中, $X^\dagger = X^T(XX^T)^{-1}$ 为观测信号矩阵 $X$ (经白化处理后)的M-P广义逆,将其代入式(2)可得

$$\omega_0 = (XX^T)^{-1} X r^T \quad (3)$$

与随机初始化相比,该方法在约束条件和初始化中均引入参考信号的先验信息。人工数据与声学信号实验表明,该方法可获得更稳定的性能。

文献[15]采用相同表达式优化约束差分进化算法中的种群初始化策略,显著提高了ICA-R算法的收敛速度和鲁棒性,改善了整体性能。

然而,从工程实现角度看,式(3)需计算观测信号自相关矩阵的逆,计算复杂度较高。当传感器数量较多或观测信号的样本数较大时,矩阵求逆的运算量将显著增加,不利于实时处理。此外,在FPGA等硬件平台实现时,该运算需占用大量计算与逻辑控制资源。若自相关矩阵 $XX^T$ 接近奇异,求

逆稳定性下降, 还将导致初始化精度降低甚至算法发散。

### 1.3 基于乘积运算的方法

针对上述问题, 本文提出一种基于 MMSE 准则的轻量化初始化方法, 将分离向量初始方法简化为白化后的观测信号矩阵与参考信号的乘积。推导过程如下。

首先建立关于  $\omega_0$  的优化问题, 以估计信号  $\mathbf{y} = \omega_0^T \mathbf{X}$  与参考信号  $\mathbf{r}$  的均方误差 (mean square error, MSE) 作为目标函数, 并约束估计信号具有单位方差。

$$\begin{cases} \min \text{MSE}(\omega_0) = \mathbb{E}\left\{\left(\omega_0^T \mathbf{X} - \mathbf{r}\right)^2\right\} \\ \text{s.t. } h(\omega_0) = \mathbb{E}\left\{\left(\omega_0^T \mathbf{X}\right)^2\right\} - 1 = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\mathbb{E}$  表示数学期望。通过拉格朗日乘子法构建的增广拉格朗日函数为

$$\mathbf{L}(\omega_0, \lambda) = \text{MSE}(\omega_0) - \lambda h(\omega_0) - \frac{\sigma}{2} \|h(\omega_0)\|^2 \quad (5)$$

其中,  $\lambda$  为约束  $h(\omega_0)$  的拉格朗日乘子,  $\sigma$  为惩罚因子,  $\|\cdot\|$  为欧几里得范数,  $\|h(\omega_0)\|^2$  为二次惩罚项, 用于确保优化问题满足局部凸优化的假设。根据优化理论, 当式(5)对  $\omega_0$  的偏导数为 0 时可获得  $\mathbf{L}$  的最优值, 即

$$\frac{\partial \text{MSE}(\omega_0)}{\partial \omega_0} - \lambda \cdot \frac{\partial h(\omega_0)}{\partial \omega_0} - \sigma \cdot \|h(\omega_0)\| \cdot \frac{\partial h(\omega_0)}{\partial \omega_0} = 0 \quad (6)$$

将  $\text{MSE}(\omega_0)$  和  $h(\omega_0)$  的表达式代入并整理可得

$$\mathbb{E}\{2\omega_0 - 2\mathbf{X}\mathbf{r}^T\} - \lambda \cdot \mathbb{E}\{2\omega_0\} = 0 \quad (7)$$

进一步推导可得式(4)所述优化问题的分离向量初始化解为

$$\omega_0 = \frac{\mathbf{X} \cdot \mathbf{r}^T}{1 - \lambda} \quad (8)$$

对  $\omega_0$  进行缩放处理可得最终的分离向量初始化公式为

$$\omega_0 = \mathbf{X} \cdot \mathbf{r}^T \quad (9)$$

与随机初始化方法相比, 本文所提方法充分利用了目标信号的先验信息。通过参考信号的相关性引导, 初始向量能更准确地指向目标信号方向, 避免随机搜索的盲目性, 从而提高收敛速度与分离鲁棒性。

与基于伪逆运算的方法相比, 本文所提方法

不需要进行矩阵求逆的复杂运算, 仅需执行一次矩阵-向量乘法, 显著降低了计算复杂度, 更易于硬件实现。同时, 因仍引入与目标信号高度相关的参考信号, 其在分离精度与鲁棒性方面不低于基于伪逆运算的方法, 远优于随机初始化方法, 特别适用于计算资源受限且对实时性和精准性都要求较高的频谱共享通信场景。

## 2 两种非随机初始化方法的复杂度比较

考虑到随机初始化方法的计算复杂度是线性的, 且收敛速度慢、鲁棒性差, 所以本文仅对比两种非随机初始化方法的计算复杂度和硬件实现复杂度。

### 2.1 计算复杂度分析

假设观测信号矩阵  $\mathbf{X}$  的维度为  $m \times n$ , 参考信号向量  $\mathbf{r}$  的维度为  $1 \times n$ , 其中  $m$  表示传感器数量,  $n$  为样本数。表 1 对比了式(3)与式(9)两种非随机初始化方法的计算复杂度。

表 1 两种非随机初始化方法的计算复杂度对比

计算步骤	式(3)		式(9)	
	计算内容	计算复杂度	计算内容	计算复杂度
1	$\mathbf{X}\mathbf{X}^T$	$\mathcal{O}(m^2n)$	$\mathbf{X}\mathbf{r}^T$	$\mathcal{O}(mn)$
2	$(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-1}$	$\mathcal{O}(m^3)$	—	—
3	$\mathbf{X}\mathbf{r}^T$	$\mathcal{O}(mn)$	—	—
4	$(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-1} \cdot (\mathbf{X}\mathbf{r}^T)$	$\mathcal{O}(m^2)$	—	—
总体复杂度	$\mathcal{O}(m^2n + m^3 + mn + m^2)$		$\mathcal{O}(mn)$	

如表 1 所示, 式(3)的计算需分解为 4 个步骤来完成。假设采用高斯消元法进行矩阵求逆, 其总体计算复杂度为  $\mathcal{O}(m^2n + m^3 + mn + m^2)$ , 与  $m$  呈三次方关系, 与  $n$  呈二次方关系。相比之下, 式(9)仅需进行一次矩阵-向量乘法运算, 计算复杂度为  $\mathcal{O}(mn)$ , 与  $m$  和  $n$  均呈线性关系。可见, 式(9)的计算效率远优于式(3)。随着频谱共享用户规模扩大或接收信号数据量增长 (即  $m$ 、 $n$  维度提升), 式(3)的三次方与二次方复杂度会导致计算时间和硬件资源消耗呈指数级增长, 式(9)凭借线性复杂度可保持稳定高效的运算性能, 大幅提升该算法在实际频谱共享应用中的工程可行性, 更能适配频谱共享场景中大规模数据处理或边缘节点等资源受限设备的应用需求。

图1展示了两种方法随传感器数量 $m$ 和样本数 $n$ 增加时计算复杂度的变化趋势。当固定 $m=20$ 时,两者均随 $n$ 线性增长,但式(3)的斜率更大,为式(9)的 $m+1$ 倍。当固定 $n=1\ 000$ 时,式(9)仍与 $m$ 呈线性增长关系,而式(3)与 $m$ 则呈近似二次函数曲线增长关系。无论在何种情况下,式(9)的计算复杂度均显著低于式(3),且该优势随 $m$ 、 $n$ 的增大愈加明显。

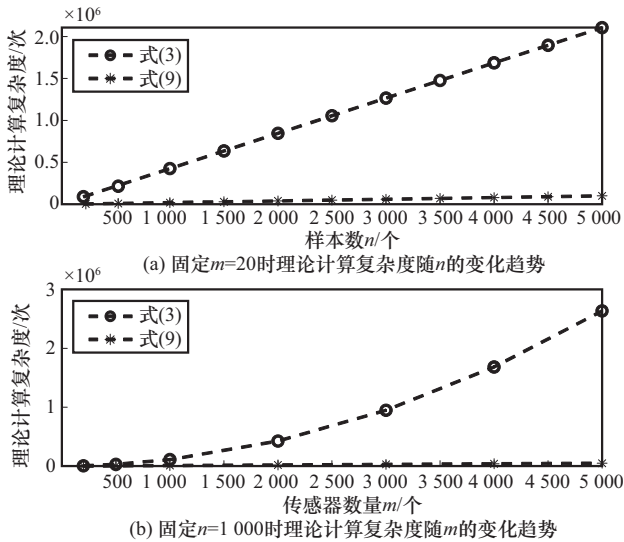


图1 不同 $m$ 、 $n$ 条件下两种初始化方法的计算复杂度

## 2.2 硬件实现复杂度分析

需特别指出的是,与式(3)相比,式(9)在FPGA硬件实现中具有明显优势。因其避免了复杂的矩阵求逆运算,有效降低了计算负载、时延、硬件资源开销及控制逻辑复杂度,从而能够实现更高的吞吐率和更优的实时性能。

图2展示了使用Vitis HLS 2020.2仿真得到的两个非随机初始化公式在FPGA上实现时各类核心硬件资源的使用需求情况。可以看出,式(9)所需各类硬件资源均处于较低水平,且随传感器数量 $m$ 和样本数 $n$ 的增加变化不大。式(3)除数字信号处理器(digital signal processor, DSP)资源外,块随机存取存储器(block random access memory, BRAM)、触发器(flip-flop, FF)和查找表(look-up table, LUT)的占用均显著高于式(9),且随 $m$ 和 $n$ 增大呈近似线性增长。

图3展示了使用Vitis HLS 2020.2仿真得到的两种非随机初始化方法在FPGA上实现时的核心硬件资源需求。图3所需时钟周期的变化趋势与图1中的理论计算复杂度表现一致,进一步验证了所提方法在硬件实现上的计算效率与可实现性方面的优越性。

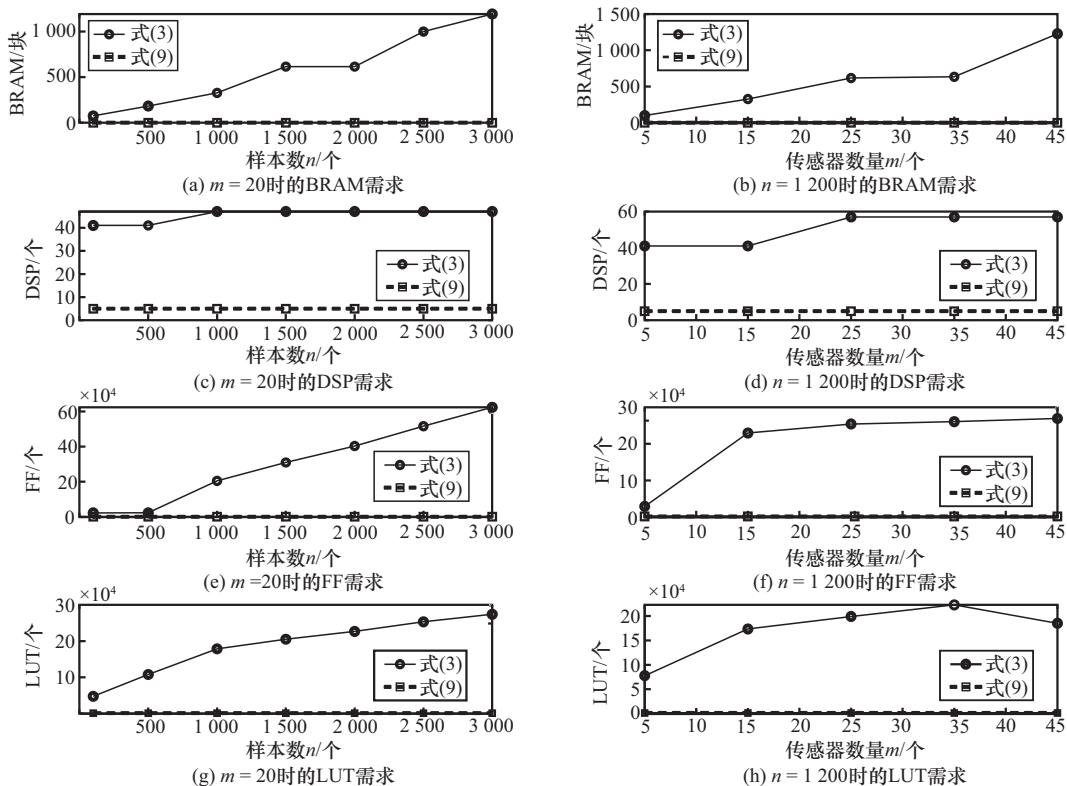


图2  $m=20$ 和 $n=1200$ 时,两种非随机初始化方法在FPGA上实现时的核心硬件资源需求

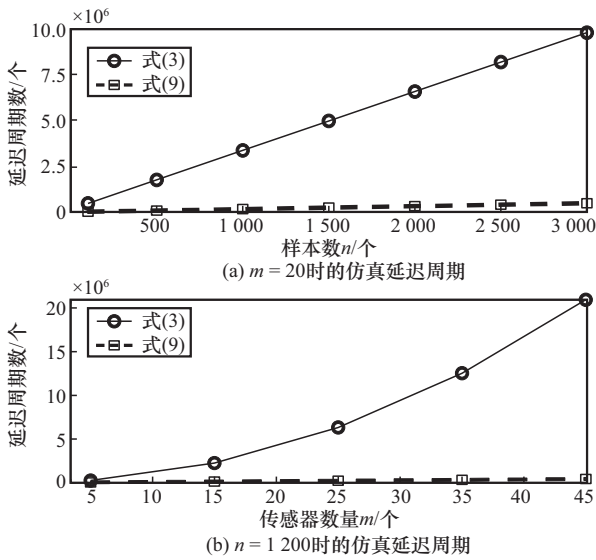


图 3 两种非随机初始化方法在 FPGA 平台实现时所需的时钟周期数

### 3 不同初始化方法对算法性能的影响

为探究不同分离向量初始化方法对 ICA-R 算法分离性能的影响, 本节构建了一个基于 ICA-R 算法实现的功率差异显著的频谱共享通信场景, 并进行仿真实验。实验以混合信号中功率较弱的源信号作为目标提取对象, 分别采用基于 3 种不同分离向量初始化方法 (对应式(1)、式(3)和式(9)) 的 ICA-R 算法进行分离提取, 以对比其性能差异。

#### 3.1 仿真系统与参数设置

基于 ICA-R 算法的频谱共享通信系统组成如图 4 所示。假设信号源 2 的频谱完全重合在信号源 1 的频谱范围内。信号源 1 采用正交相移键控 (quadrature phase shift keying, QPSK) 调制的数字带通信号, 载波频率  $f_c = 40$  kHz, 信息速率为 8 kbit/s,

上采样及下采样倍数均为 16。为抑制码间串扰, 发射端采用滚降因子为 0.35 的根升余弦滤波器进行脉冲成形, 接收端采用相同滤波器进行匹配接收。信号源 2 采用二进制相移键控 (binary phase shift keying, BPSK) 调制的数字带通信号, 载波频率  $f_c = 41.5$  kHz, 信息速率为 4 kbit/s, 上采样及下采样倍数均为 16, 采用滚降因子为 0.5 的根升余弦滤波器进行脉冲成形。信号源 1 与信号源 2 的功率比设为 -30 dB, 用以模拟功率差异显著的信号混合场景。两个信号源通过混合矩阵  $A = [0.645 \ 98 \ 0.932 \ 28; 0.936 \ 47 \ 0.159 \ 80]$  进行线性混合。接收端采样率为 128 kHz, 比特能量与噪声功率谱密度的比值 ( $\frac{E_b}{N_0}$ ) 设为 7 dB, 该值对应于加性高斯

白噪声信道下语音信号传输所需的解调门限。接收信号送入信号提取模块进行信号分离与提取, 提取出的信号经过下变频、匹配滤波及下采样后, 进行数字解调以恢复原始比特信息, 用于后续的性能评估。

信号提取模块采用文献[20]所述的一单元 ICA-R 算法模型, 分别使用式(1)、式(3)和式(9)这 3 种方法初始化分离向量。观测信号首先进行中心化与白化预处理, 学习过程中对分离向量进行正则化以降低计算复杂度。参考信号设置为与目标信号载频相同的余弦脉冲信号, 即  $r(t) = \cos(2\pi f_c t)$ 。由于数字调制信号通常具有超高斯特性, 因此选择非二次函数  $f(y) = \exp(-\frac{y^2}{2})$  作为非线性函数。

根据文献[21], MSE 函数作为接近度量具有较好的适应性, 因此本文选用  $\varepsilon(y, r) = E\{(y-r)^2\}$  作

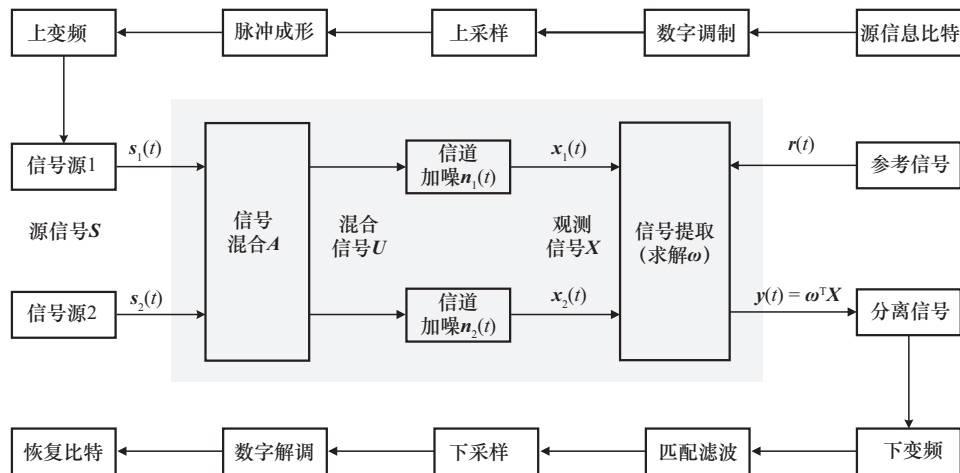


图 4 基于 ICA-R 算法的频谱共享通信系统

为接近度度量函数。其余关键参数设置为: 阈值参数  $\zeta = 0.1$ , 初始拉格朗日乘子  $\mu_0 = 0.4$ , 初始惩罚因子  $\gamma_0 = 1$ , 学习率  $\eta = 0.8$ 。算法收敛条件设为  $\|\omega_{k+1} - \omega_k\| < \zeta$ , 其中  $\zeta = 10^{-3}$ ,  $\|\cdot\|$  表示欧几里得范数。

### 3.2 性能评估指标

在含噪通信信道环境中, 传统的信号分离评估指标 (如相关系数或均方误差等) 难以准确衡量 ICA-R 算法的实际分离精度。因为观测信号  $\mathbf{x}(t)$  叠加上有信道噪声, 即使 ICA-R 算法已成功提取出目标源信号  $\mathbf{y}(t)$ , 其输出仍不可避免地包含残余干扰与噪声成分, 导致提取信号在波形或幅度层面与理想源信号  $\mathbf{s}(t)$  实现高度一致。因此, 仅依赖波形相似性度量无法准确反映算法在实际通信场景下的信号提取能力。

考虑到 ICA-R 算法在无线通信系统中的核心应用目标在于正确恢复调制信息, 本文提出一种功能导向的评估策略, 以提取信号的解调误比特率 (bit error rate, BER) 作为衡量分离精度的核心判据, 并将其与相同信道条件下的 BER 理论值作为性能基准进行比较。若提取信号的解调 BER 不超过相同信道条件下 BER 理论值的 10 倍 (即性能恶化控制在一个数量级以内), 则可认为 ICA-R 算法在功能意义上实现了高精度分离, 有效抑制了混合的干扰信号与背景噪声, 满足实际通信系统对可靠信息恢复的要求。

为进一步定量评估 ICA-R 算法在特定信道条件下准确分离提取目标信号的鲁棒性, 本文在 BER 评估基础上引入提取准确率 (extraction success rate, ESR) 作为量化指标。该指标定义为在  $N_t$  次独立传输实验中, 解调 BER 不高于相同信噪比条件下 BER 理论值的 10 倍的实验次数占总实验次数的比例, 具体数学表达式为

$$ESR = \frac{N_s}{N_t} \times 100\% \quad (10)$$

其中,  $N_t$  和  $N_s$  分别表示总测试次数和解调 BER 满足性能要求的实验次数。ESR 的取值范围为 [0, 100%], 其值越大, 表明 ICA-R 算法在当前信道环境下准确提取目标信号的鲁棒性越强。

与此同时, 本文采用个体性能指标 (IPI) 来同步评估 ICA-R 算法对分离向量的估计精度。一单元 ICA-R 算法的 IPI 计算式为<sup>[20]</sup>

$$IPI(\text{dB}) = 10 \lg \left( \frac{\sum_{j=1}^K |p_j|}{\max_k (|p_k|)} - 1 \right), k = 1, \dots, K \quad (11)$$

其中,  $k$  为信源数,  $p_j$  表示全局向量  $\mathbf{G} = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{V} \mathbf{A}$  的第  $j$  个元素,  $\mathbf{V}$  为白化矩阵。IPI 值越小, 表明分离向量估计越准确, 分离效果越佳。

最后, 从算法达到收敛准则所需的迭代次数和耗费时间两个维度衡量算法的计算效率。

### 3.3 仿真结果与分析

首先, 对基于 ICA-R 算法的频谱共享方案进行可行性验证, 如图 5 所示。根据 3.1 节的仿真系统与参数设置, 运行仿真程序后可以得到系统各个节点的信号功率谱密度 (power spectral density, PSD)。

观察图 5(a) 和图 5(b) 可知, 两个信号源是频率重叠的, 且信号源 2 的频谱完全重合在信号源 1 的频谱范围内, 功率也比信号源 1 大很多。观察图 5(c) 和图 5(d) 可知, 经过信号混合及叠加噪声, 两个观测信号的 PSD 都含有两个信号源的频谱特征, 且以功率更大的信号源 2 为主。观察图 5(e) 和图 5(f) 可知, 提取信号的 PSD 分别与两个信号源高度相似, 可见 ICA-R 算法已成功根据参考信号从混叠的频谱重叠信号中分离提取出目标信号源, 验证了基于 ICA-R 算法的频谱共享方案的可行性。

然后, 对采用不同分离向量初始化方法的 ICA-R 算法性能进行比较研究, 如图 6 所示, 其结果为 10 万次蒙特卡罗实验的统计值。3 种初始化方法分别为: 方法 1 (随机初始化方法, 对应式(1))、方法 2 (基于伪逆运算的方法, 对应式(3)) 和方法 3 (本文提出的基于乘积运算的方法, 对应式(9))。

从图 6 可以看出, 分离向量的初始化方式对 ICA-R 算法的分离性能具有显著影响。其中, 随机初始化方法实现的 ICA-R 算法其各项性能指标表现都是最差的, 而本文所提方法与基于伪逆运算的方法各项性能指标基本持平, 且全面优于随机初始化方法。相较于随机初始化方法, 它们的 IPI 降低了 18 dB 以上、运行时间减少了 78% 以上、迭代次数减少了 10 次以上、准确提取概率提升了 90%。统计结果表明, 基于先验信息引导的非随机分离向量初始化方法可大幅度提升 ICA-R 算法分离提取目

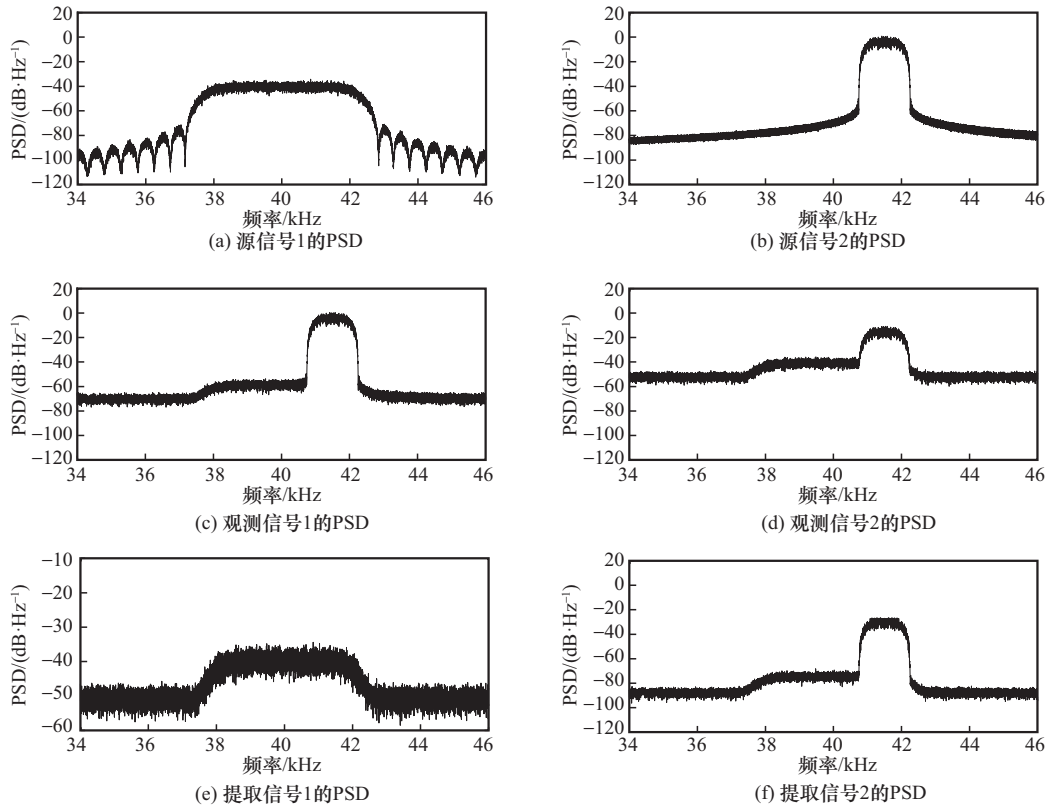


图5 各个节点的信号 PSD

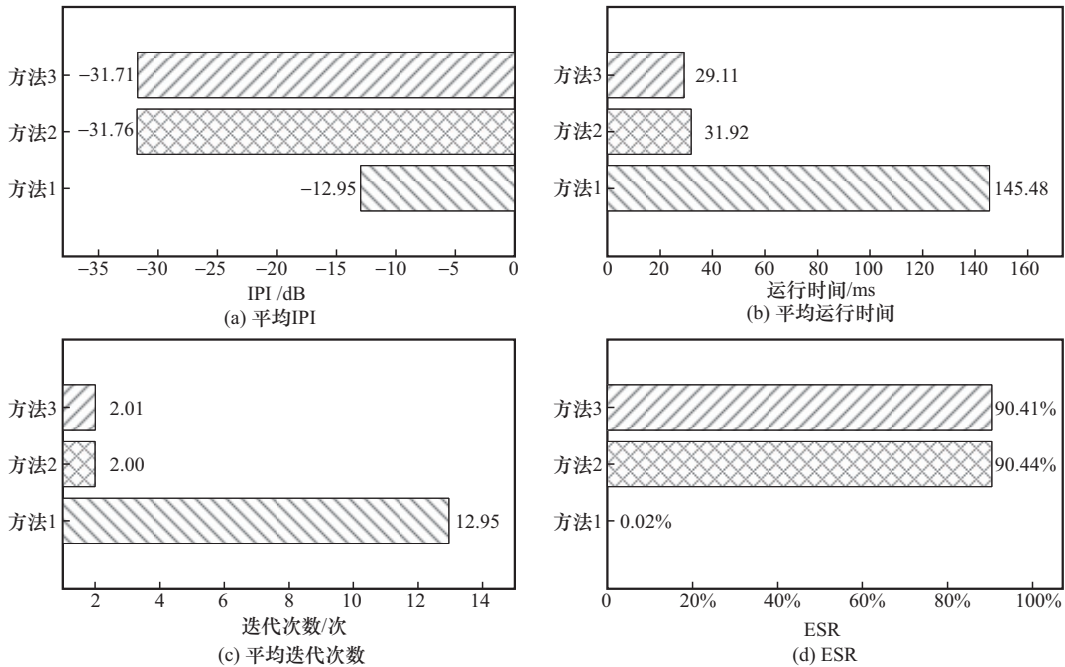


图6 采用不同分离向量初始化方法的ICA-R算法性能对比

标信号的效率、精度和鲁棒性。

对比图 6(b)中式(3)与式(9)的实测平均运行时间可知, 本文所提方法比基于伪逆运算的方法平均耗时减少了 2.81 ms。这个节省量是 ICA-R 算法在

纯初始化阶段的增益, 约占基于伪逆运算的方法的总时间的 8.81%, 效率提升显著, 证明了式(9)的有效性。此外, 尽管绝对数值不大, 但对于 ICA-R 算法的硬件实现而言, 这一改进具有重要意义。众所

周知,式(3)所涉及的矩阵求逆属于高复杂度运算。以高斯-约旦消元法为例,其时间复杂度为 $\mathcal{O}(m^3)$ ,空间复杂度为 $\mathcal{O}(m^2)$ ,其中 $m$ 表示传感器数量。这意味着随着矩阵维度增加,求逆操作的计算开销呈立方增长,存储需求呈平方增长。相比之下,式(9)仅需一次矩阵乘法运算,该操作可通过高度并行的硬件结构(如专用乘法器阵列)高效实现,可显著提高计算速度并降低处理延迟。因此,当观测信号矩阵 $\mathbf{X}$ 的维度越大(即传感器数量越多),本文所提方法在硬件实现中的优势越突出。

进一步分析可知,图6(b)中式(3)与式(9)的实测平均运行时间并未与表1中的理论计算复杂度同比例缩放,这主要源于两个方面的原因:一是实验参数规模较小,仿真中设定 $m=2$ 、 $n=80\ 256$ ,此时基于伪逆运算的方法中高阶项 $\mathcal{O}(m^3)$ 的影响很弱,其计算主要由 $\mathcal{O}(m^2n)$ 项主导,与本文所提方法的 $\mathcal{O}(mn)$ 量级差异有限;二是测量环境包含固定开销,实测时间涵盖了软件调度、数据I/O等与算法计算量无关的环节,且MATLAB对内置矩阵运算的高效优化进一步缩小了实际执行差距。因此,在总运行时间约30 ms的条件下,本文所提方法仅取得2.81 ms的加速,但这与“本文所提方法更快”这一理论趋势一致。可以预见,当系统规模扩大( $m$ 显著增加)时,本文所提方法避免 $\mathcal{O}(m^3)$ 复杂度的优势将更加凸显,实测时间差距也将显著扩大。

需要说明的是,尽管均采用随机初始化方法,本文所提方法提取准确率(0.02%)与文献[21](超过90%)差异显著,这源于二者在仿真模型与评价标准上的根本区别。文献[21]在无噪声理想环境下采用源信号的符号函数作为参考信号,不仅没有噪声影响,还提供了“完美先验”,使得算法准确收敛较为容易,且源信号波形差异明显,可依据波形相似度来判断提取是否准确。而本文模拟的是真实的通信频谱共享场景,信号经过 $\frac{E_b}{N_0}=7$  dB的高斯白噪声信道,接收端无法预知发射符号,仅能使用与目标信号载波同频的余弦脉冲作为参考信号,属于“弱相关”先验;此外,本文处理的源信号为调制方式相近的BPSK/QPSK信号,波形相似度高,需依赖解调误码率来判定提取准确性,评判标准更为严苛。因此,在本文设定的工作条件和评价方式下,随机初始化方法难以有效收敛到目标信

号。该结果也从侧面说明,在实际频谱共享这类复杂通信场景中,采用本文提出的非随机、高精度初始化方法具有更强的必要性与实用性。

## 4 结束语

为降低ICA-R算法的硬件实现复杂度,并保证其兼具良好的计算效率、分离精度和鲁棒性,本文基于MMSE准则推导出一种形式简洁、易于实现的分离向量初始化表达式。基于Vitis HLS软件的硬件仿真结果表明,与已有非随机初始化方法相比,所提方法在FPGA实现中不仅计算效率更高,而且对BRAM、DSP、FF、LUT等各类核心硬件资源的需求也显著降低,更适用于计算资源受限的小型通信终端。这些优势主要源于本文所提方法避免了复杂的矩阵伪逆运算,将计算复杂度从 $\mathcal{O}(m^2n + m^3 + mn + m^2)$ 显著降低至 $\mathcal{O}(mn)$ 。

为验证本文所提方法对ICA-R算法分离性能的提升效果,本文构建了基于ICA-R算法的频谱共享通信系统并进行仿真验证。首先对基于ICA-R算法的频谱共享方案进行可行性验证,然后在不同初始化条件下对同一目标信号进行分离提取。仿真结果表明,采用ICA-R算法可以将功率差异达30 dB的两个频率重叠的通信信号进行分离。进一步地,采用本文所提方法初始化的ICA-R算法在综合性能上表现最优,不仅在学习步数、耗费时间、IPI和提取准确率等指标上全面优于随机初始化方法,与现有基于伪逆运算的非随机初始化方法相比也展现出几乎一致的性能水平,且表现出更高的计算效率。这些优势对推动基于ICA-R算法的BSS方法在频谱共享领域的实际工程应用具有重要意义。

## 参考文献:

- [1] Li Z Q, Han S, Meng W X, et al. Realistic cooperative strategies based on dynamic spectrum sharing for integrated satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2026, 12: 74-87.
- [2] Comon P. Independent component analysis, a new concept? [J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287-314.
- [3] Gu J J, Yao D D, Li J F, et al. A novel semi-blind source separation framework towards maximum signal-to-interference ratio[J]. Signal Processing, 2024, 217: 109359.
- [4] Rohlén R, Lundsberg J, Malesevic N, et al. A fast blind source separation algorithm for decomposing ultrafast ultrasound images into spatio-temporal muscle unit kinematics[J]. Journal of Neural Engineering, 2023, 20(3): 034001.

- [5] Wu D S, Yang Z B, Ruan Y, et al. Blind single-channel lamb wave mode separation using independent component analysis on time-frequency signal representation[J]. Applied Acoustics, 2024, 216: 109810.
- [6] Yang Y X, Xie R L, Li M, et al. A review on the application of blind source separation in vibration analysis of mechanical systems[J]. Measurement, 2024, 227: 114241.
- [7] Wang X, Huang Z T, Zhou Y Y, et al. Approaches and applications of semi-blind signal extraction for communication signals based on constrained independent component analysis: the complex case[J]. Neurocomputing, 2013, 101: 204-216.
- [8] Fouda M E, Shen C G, Eltawil A E. Blind source separation for full-duplex systems: potential and challenges[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2021, 2: 1379-1389.
- [9] Cheng J H, Chang T M, Shen C G, et al. High-throughput independent component analysis processor for full duplex systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(9): 2821-2832.
- [10] 姚富强, 于淼, 郭鹏程, 等. 盲源分离通信抗干扰技术与实践[J]. 通信学报, 2023, 44(10): 1-12.
- Yao F Q, Yu M, Guo P C, et al. Blind source separation communication anti-jamming technology and practice[J]. Journal on Communications, 2023, 44(10): 1-12.
- [11] 姚富强. 通信抗干扰工程与实践[M]. 3版. 北京: 电子工业出版社, 2025.
- Yao F Q. Communication Anti-jamming Engineering and Practice[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2025.
- [12] Lu W, Rajapakse J C. ICA with reference[J]. Neurocomputing, 2006, 69(16/17/18): 2244-2257.
- [13] Jia Y F, Zhao L Q, Xu L Y, et al. An ICA with reference based on artificial fish swarm algorithm[C]//Proceedings of the 2015 IEEE 14th International Conference on Cognitive Informatics & Cognitive Computing (ICCI\*CC). Piscataway: IEEE Press, 2015: 84-89.
- [14] Li C T, Jiang Y Z, Liu F J, et al. Blind source separation algorithm based on improved particle swarm optimization under noisy condition[C]//Proceedings of the 2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communication, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 398-401.
- [15] Kavuri S, Veluvolu K, Chai Q. Evolutionary based ICA with reference for EEG  $\mu$  rhythm extraction[J]. IEEE Access, 2018, 6: 19702-19713.
- [16] Eilbeigi E, Setarehdan S K. Detecting intention to execute the next movement while performing current movement from EEG using global optimal constrained ICA[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018, 99: 63-75.
- [17] Eilbeigi E, Setarehdan S K. Global optimal constrained ICA and its application in extraction of movement related cortical potentials from single-trial EEG signals[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2018, 166: 155-169.
- [18] 张守成. 一种基于蜂群优化算法的ICA-R算法[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(3): 246-249.
- Zhang S C. An ICA-R algorithm based on bee colony optimization algorithm[J]. Intelligent Computer and Applications, 2023, 13(3): 246-249.
- [19] Sun Z L, Shang L. An improved constrained ICA with reference based unmixing matrix initialization[J]. Neurocomputing, 2010, 73(4/5/6): 1013-1017.
- [20] Lin Q H, Zheng Y R, Yin F L, et al. A fast algorithm for one-unit

ICA-R[J]. Information Sciences, 2007, 177(5): 1265-1275.

- [21] Huang D S, Mi J X. A new constrained independent component analysis method[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(5): 1532-1535.

### [作者简介]



熊锦添 (1986-), 男, 福建龙岩人, 博士, 国防科技大学助理研究员, 主要研究方向为微波光子、卫星通信、盲信号处理等。



叶淦华 (1977-), 男, 安徽黄山人, 国防科技大学副研究员, 主要研究方向为卫星通信抗干扰。



谢世珺 (1980-), 女, 贵州凯里人, 国防科技大学副研究员, 主要研究方向为卫星通信抗干扰。



邓文 (1997-), 男, 广西桂林人, 博士, 63892 部队助理研究员, 主要研究方向为智能电子对抗与评估。



魏鹏 (1983-), 男, 山西长治人, 博士, 国防科技大学副研究员、硕士生导师, 主要研究方向为卫星通信、信号处理、智能决策。



梁豪 (1993-), 男, 山东泰安人, 博士, 国防科技大学副研究员, 主要研究方向为信息与信号处理、纠错编码、卫星抗干扰通信等。