

空间同频电子侦察信号的盲分离

周治宇 陈豪

(中国空间技术研究院, 西安 710100)

摘要 空间电子侦察等应用中,经常会遇到如何分离同频信号的问题,传统的时域和频域处理方法很难解决这一难题。文中提出了利用并行 FastICA(快速独立分量分析)盲信号分离技术解决这一难题的方法,该方法利用盲信号分离技术不需要知道信号及信道环境先验信息的特性,符合电子侦察的实际情况,具有广泛的适用范围。通过仿真实验证明,文中介绍的并行 FastICA 盲分离算法,不仅能分离功率相差十万倍以上的频域混叠信号,而且收敛速度快,分离效果良好,在多个领域具有较好的应用前景。

关键词 同频信号分离 盲信号分离 独立分量分析 空间电子侦察

1 引言

随着电子通信技术的不断发展,大量民用和军用电子设备得到了广泛应用。导致空间电子侦察接收机接收到的信号,往往时域高度密集,频域严重重叠,传播途径复杂多变,如何在这种复杂的环境下对信号进行分离,特别是对同频信号进行分离,是电子侦察等应用中遇到的一个急需解决而又复杂的问题。

现阶段多信号分离方法主要有两种,第一种是基于时频分析的各种信号处理方法,包括固定系数滤波器、自适应滤波器、信号的功率谱及谱相关分析等技术^[1-2]。这些方法往往需要对所处理的信号或多或少需要知道一定的先验知识,而且对同频信号不能有效分离。第二种是研究较多的波束形成技术,其主要利用信号空间位置不同进行信号分离,对同频信号具有一定的分离能力^[3]。虽然通过波束形成能得到理论上较窄的波束,然而由于卫星位置较高,实际一个波束覆盖的地面范围仍然很大,地面上通过地域分割的许多同频信号都可以通过同一个波束进入侦察接收机(对战时热点地区更是如此),导致通过波束形成进行信号分离的方法失效;再者由于波束形成往往需要基于阵列模型的天线并且对通道幅相一致性等要求较高,因此在星上应用也有一些难题。近年来迅速发展起来的盲信号分离技术,为同频信号的分离提供了一种全新的解决思路。

盲信号分离也称为盲源分离,在医学信号分析与处理、地球物理数据处理、语音增强、图像识别等领域应用较多^[4],在频域混叠信号分离方面应用还较少。盲信号分离在未知信源和通道的先验信息的情况下,仅通过对接收信号进行处理,就能恢复原始的源信号^[5]。因此采用盲信号分离技术解决频域混叠信号分离问题,具有适用范围广,处理能力强的先天特点。文献[6]介绍了盲信号分离算法在频域混叠通信信号分离中的应用,但是所采用的分离算法收敛速度慢,对幅度差别较大的信号分离性能并不理想,且没有性能分析;文献[7]使用串行 FastICA(快速独立分量分析)算法进行频域混叠通信信号分离,然而文中缺乏必要的算法性能分析,且算法收敛速度还不够好。本文采

国家重点实验室基金项目(9140C5305020705 与 9140C5306030707)资助课题

收稿日期:2008-09-23。收修改稿日期:2008-12-09

用并行 FastICA 算法解决频域混叠信号盲分离问题，不仅算法收敛速度比串行 FastICA 算法收敛速度快，而且对幅度差别较大的多个频域混叠信号都有良好的分离性能。

2 盲信号分离的基本理论

盲信号分离技术发展至今只有不到 20 年的时间，由于它具有重要的应用前景，所以这个课题一直是神经网络、信号处理以及生物医电等领域的一个研究热点。1997 年芬兰学者 Hyvarinen 等人首次提出基于四阶累积量的固定点独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 算法^[8]，为盲信号分离技术应用于实际奠定了坚实的基础。此后，他又于 1999 年提出了基于负熵的改进固定点 ICA 算法^[9]。由于固定点 ICA 算法收敛速度特别快，因此也被称为“快速 ICA 算法” (即 FastICA)。

设 $s(k)=[s_1(k), s_2(k), \cdots, s_n(k)]^T$ 表示源信号矢量 (k 表示离散时间变量)， A 为列满秩的 $m \times n (m > n)$ 阶混合矩阵， $x_i(k) (i=1, 2, \cdots, m)$ 是接收到的混合信号，则： $x(k)=As(k)$ 。“盲”的含义是源信号 $s(k)$ 与混合矩阵 A 都是未知的。目前盲信号分离大部分都采用独立分量分析的方法，即将接收到的混合信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干独立分量，这些独立分量作为源信号的一种近似估计。设 $y(k)=[y_1(k), y_2(k), \cdots, y_n(k)]^T$ 是恢复后的信号，分离矩阵为 U ，则 $y(k)=U^T x(k)$ 。

在盲信号分离中，为了简化处理过程，降低计算量，一般要在分离开始前对接收信号进行零均值预处理和白化预处理^[10]。零均值预处理就是用信号减去自己均值即可。白化预处理一般使用主分量分析 (Principal Component Analysis, PCA) 的方法完成。设白化矩阵为 V ，白化后的信号为 z ，则 $z=Vx$ 。白化的目的是使 $E[zz^T]=I$ ，其中 I 是单位矩阵。在 PCA 的过程中可以同时进行降维处理，使源信号的个数与传感器的个数相同，因此后面只讨论源信号个数与传感器个数相同的情况。

由以上讨论可知，整个盲信号分离过程可以用图 1 表示。从中可以看到，分离后的信号为： $y(k)=U^T z(k)=U^T Vx(k)=U^T VAs(k)=Gs(k)$ ，其中 $G=U^T VA$ ，定义为全局传输矩阵。当调节分离矩阵 U 使 G 为置换阵 (即每行每列只有一个元素为 1，其它元素为 0) 时，则 $y(k)$ 就是源信号 $s(k)$ 的估计。只是分离信号的振幅和排列顺序存在不确定性，但波形保持不变。幸运的是，信号的有效信息往往只包含在波形中，因此上述分离结果的不确定性并不影响实际使用。

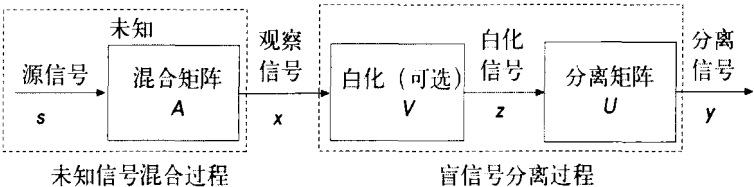


图 1 盲信号分离系统模型

采用 ICA 进行盲信号分离虽然无需信号和通道的先验信息，但是还是需要满足一些很弱的条件：1) 源信号是相互独立的，由于源信号往往来自不同的发射源，因此相互独立的条件在实际中很容易满足；2) 传感器的个数不少于源信号的个数，这个条件在实际中也容易满足；3) 源信号之间是线性混合，而实际中许多情况都可以简化为线性模型加以解决，因此对实际应用影响也不大。

3 FastICA 盲信号分离算法

基于 ICA 的盲信号分离是根据源信号间的相互独立性来达到信号分离的目的，也就是说只要恢复了源信号之间的相互独立性，就分离了信号。中心极限定理表明，在一定条件下，一组独立随

机变量和的分布趋向于高斯分布,独立随机变量的和比原始随机变量中的任何一个更接近于高斯分布。因此在盲信号分离中,源信号经混合后其高斯性增强,若调节分离矩阵,使输出各分量的非高斯性减弱,就可以达到分离的效果。

峭度和负熵都可以作为非高斯性的度量,但是峭度不是一个鲁棒的度量,因为样本中某个不准确的值会使峭度发生非常大的变化;而负熵则能很好克服这一缺点,是一个鲁棒的度量。本文主要讨论基于负熵的 FastICA 算法^[9]。负熵可以近似为

$$J[y_i] = \{E[F(y_i)] - E[F(v)]\}^2 \quad (1)$$

式中 v 是与 y_i 具有相同方差(都为1)的零均值高斯随机变量; $F(y_i)$ 是非二次的非线性函数(可以取为 $\frac{1}{a_1} \log \cosh(a_1 y_i)$ 、 $-\exp(y_i^2/2)$ 、 y_i^4 之一,其中 $1 \leq a_1 \leq 2$,为了计算方便,一般取 $a_1=1$); $E[\cdot]$ 表示期望值。

经过一系列的数学推导后,可以得到下述的固定点迭代 ICA 算法:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{u}_i(l+1) &= E\{\mathbf{z}f[\mathbf{u}_i^T(l)\mathbf{z}]\} - E\{f'[\mathbf{u}_i^T(l)\mathbf{z}]\}\mathbf{u}_i(l) \\ \mathbf{u}_i(l+1) &\leftarrow \frac{\mathbf{u}_i(l+1)}{\|\mathbf{u}_i(l+1)\|_2} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 l 是迭代次数变量,符号“ \leftarrow ”表示将右边赋值给左边, \mathbf{u}_i 是 \mathbf{U} 的列矢量,即 $\mathbf{U}=[\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n]$, f 是 F 的导数, f' 是 f 的导数。上面迭代收敛后可以得到一个分离矢量 \mathbf{u}_i , 进而得到一个分离信号 $y_i(k)=\mathbf{u}_i^T \mathbf{z}(k)$ 。

以上是单个信号源的提取算法,如要估计多个独立信号源,必须在每次迭代后对 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n$ 进行正交化,从混合信号中将被分离出的信号排除。实现正交化有两个途径:一是采用 Gram-Schmidt 方式的串行正交化方法,即一个接一个地将独立成分估计出来,缺点是先估计出来的向量的估计误差会累积到后面的向量估计中;二是采用并行正交化方法,即向量 \mathbf{u}_i 不是一个接一个地被估计出来,而是并行地全部估计出来。即:

$$\mathbf{U} \leftarrow (\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1/2}\mathbf{U} \quad (3)$$

其中逆平方根 $(\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1/2}$ 通过对 $\mathbf{U}\mathbf{U}^T = \mathbf{E} \text{diag}(d_1, \dots, d_n) \mathbf{E}^T$ 进行特征分解得到(\mathbf{E} 是 $\mathbf{U}\mathbf{U}^T$ 的特征向量矩阵, d_i 是特征值): $(\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1/2} = \mathbf{E} \text{diag}(d_1^{-1/2}, \dots, d_n^{-1/2}) \mathbf{E}^T$ 。

由于并行的方法收敛速度快,且没有误差累积,因此本文采用并行 FastICA 算法,其步骤如下所示:

1) 把 \mathbf{x} 进行零均值及白化预处理得到 \mathbf{z} 。

2) 初始化所有的 $\mathbf{u}_i, i=1, 2, \dots, n$, 使每一个 \mathbf{u}_i 都有单位范数。用步骤 4) 方法对矩阵 \mathbf{U} 进行正交化。

3) 对每个 $i=1, 2, \dots, n$, 更新 $\mathbf{u}_i: \mathbf{u}_i(l+1) = E\{\mathbf{z}f[\mathbf{u}_i^T(l)\mathbf{z}]\} - E\{f'[\mathbf{u}_i^T(l)\mathbf{z}]\}\mathbf{u}_i(l)$, 其中集平均 $E[\cdot]$ 用时间平均代替。

4) 对 $\mathbf{U}=[\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n]$ 进行并行正交化

$$\mathbf{U} \leftarrow (\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1/2}\mathbf{U}$$

5) 如未收敛,回到步骤 3), 否则就结束。

该算法一方面由于采用牛顿法,收敛性有保证;另一方面由于无需引入调节步长的参数,因而使用更简单方便。理论分析和实际仿真都证明该算法是以立方阶次收敛的。

4 利用 FastICA 对同频信号分离的仿真

4.1 仿真条件

仿真中假设采样频率为 500Hz,信号持续时间为 1s。源信号有 5 个,其中 s_1 是一个幅度为 1,

起始频率为 75Hz，带宽为 20Hz 的线性调频信号； s_2 是一个幅度为 0.1，起始频率为 75Hz，带宽为 50Hz 的线性调频信号； s_3 是一个幅度为 10，频率为 30Hz 的正弦信号； s_4 是一个幅度为 100，频率为 30Hz 的余弦信号； s_5 是一个功率为 10dBW 的高斯白噪声信号。源信号的时域及频域图如图 2 所示。由图可见 s_1 的频谱完全落在 s_2 频谱内， s_3 和 s_4 是完全的同频信号。且这些信号功率差别很大，其中，功率最大信号的功率是功率最小信号的十万倍。

混合矩阵 A 为一个 5×5 的矩阵，其元素是由 Matlab 随机产生的、在 $[-1, +1]$ 之间的随机数。

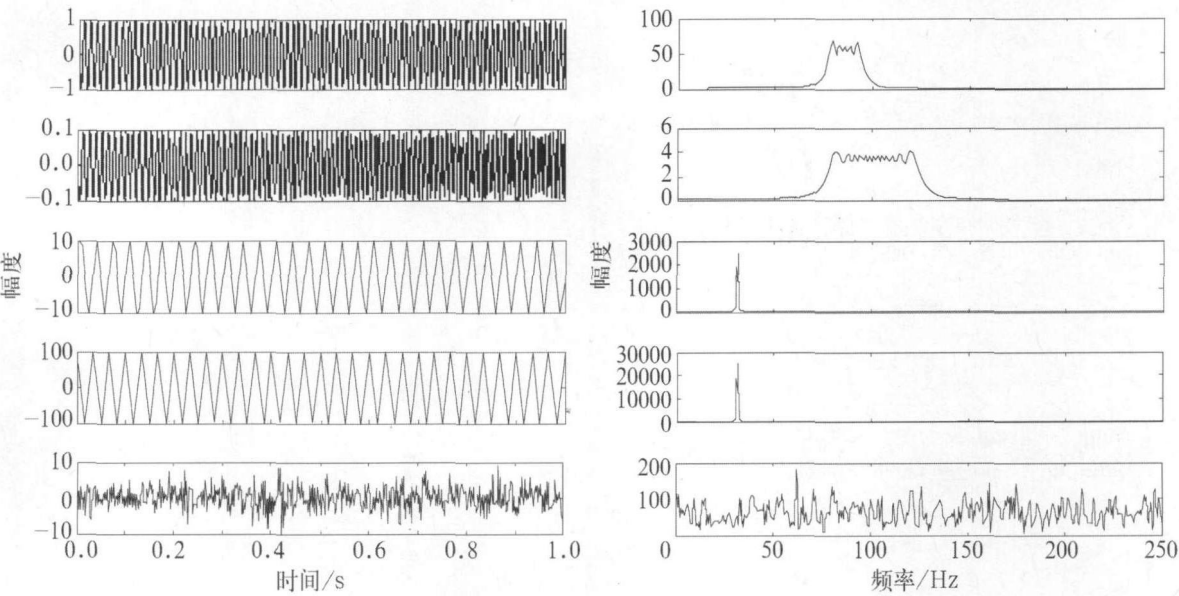


图 2 同频源信号时域及频域图

4.2 仿真结果

5 个源信号经过混合矩阵 A 的作用后，变为如图 3 所示的接收混合信号。由图可以看出，经过混合后的源信号基本为一余弦信号，频域也基本为 40Hz 的一根谱线，这是余弦信号功率远远大于其他几个源信号的功率导致的结果。如果高斯噪声功率远远大于其它源信号功率，则得到的混合接收信号主要表现为杂乱无章的噪声信号。在这种情况下，传统的信号处理方法往往会出错。

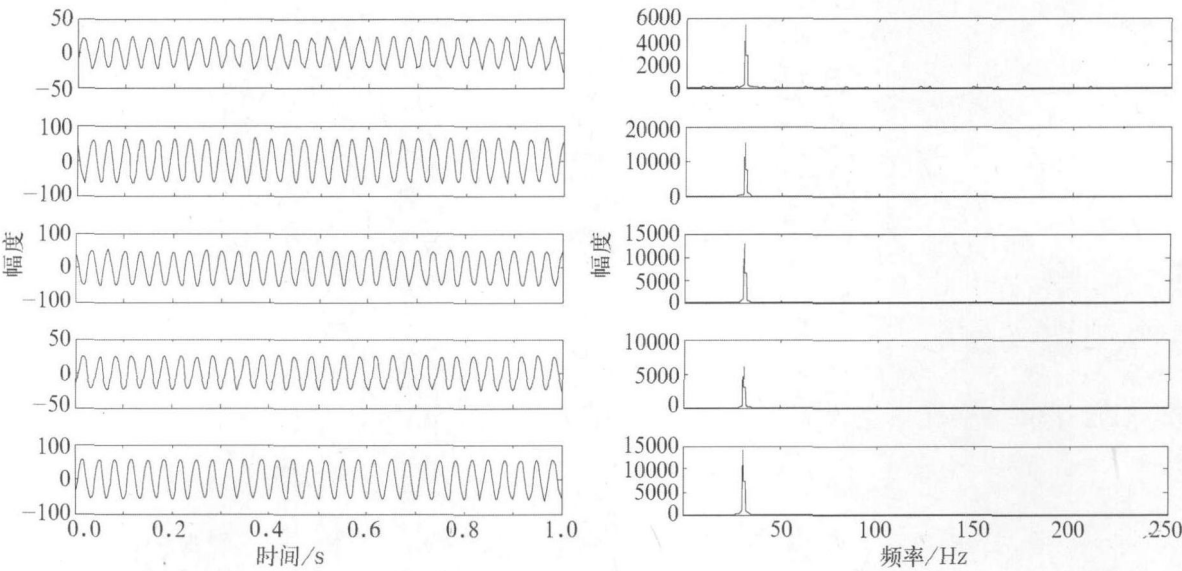


图 3 混合后的同频信号时域及频域图

通过对接收到的混合信号进行零均值及白化预处理后,利用并行 FastICA 盲分离算法对 5 个源信号进行分离,其中非线性函数选为 $\text{logcosh}(y_i)$,这时的分离结果如图 4 所示。从时域波形上看,几个源信号基本被恢复出来,只是幅度或符号上发生变化,这并不影响对信号的利用。从频域看,带宽重叠的线性调频信号被完全分离,高斯噪声也作为一个独立源被分离,同频的正弦和余弦信号也被分离(可以通过时域波形观察得出)。

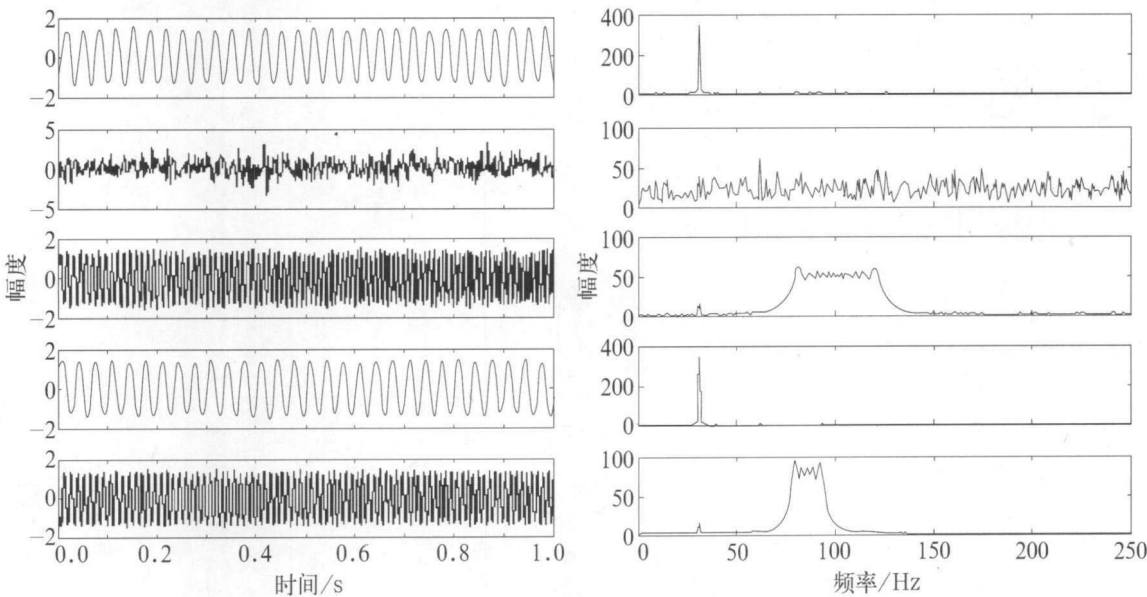


图 4 分离后的同频信号的时域及频域图

4.3 算法性能

相似系数是衡量盲信号分离算法性能的一个指标,定义为

$$\xi_{ij} = \xi(y_i, s_j) = \left| \sum_{n=1}^M y_i(n) s_j(n) \right| / \sqrt{\sum_{n=1}^M y_i^2(n) \sum_{n=1}^M s_j^2(n)} \tag{4}$$

相似系数是用来度量两个信号之间的相似程度的量,它抵消了分离结果在幅值上存在的差异,从而避免了幅值不确定性的影响。当由相似系数构成的相似系数矩阵每行每列都有且仅有一个元素接近于 1,其他元素都接近于 0 时,则可以认为算法分离效果较为理想。并行 FastICA 得到的相似系数矩阵为

$$\begin{bmatrix} -0.0373 & -0.0096 & -0.0288 & 0.0234 & 0.9986 \\ 0.0304 & -0.0637 & -0.9967 & 0.0108 & 0.0398 \\ -0.0976 & -0.0600 & 0.0119 & 0.9929 & -0.0280 \\ -0.9903 & 0.0896 & -0.0428 & -0.0923 & -0.0308 \\ 0.1363 & 0.9781 & -0.0888 & 0.0504 & -0.0942 \end{bmatrix}$$

分离后的信号与源信号之间的相似系数大于 0.97,说明分离效果比较理想。从相似系数矩阵还可以得到分离后的信号与源信号之间的对应关系,即 $s_1 \leftarrow y_5, s_2 \leftarrow -y_3, s_3 \leftarrow y_4, s_4 \leftarrow -y_1, s_5 \leftarrow y_2$ 。

性能指数^[11](Performance Index:PI)是衡量盲信号分离算法性能的另一个指标,定义

$$PI = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \left\{ \left(\sum_{k=1}^n \frac{|g_{ik}|}{\max_j |g_{ij}|} - 1 \right) + \left(\sum_{k=1}^n \frac{|g_{ki}|}{\max_j |g_{ji}|} - 1 \right) \right\} \tag{5}$$

式中 g_{ij} 为全局传输矩阵 $G(G=U^TVA)$ 的元素; $\max_j |g_{ij}|$ 表示 G 的第 i 行元素中绝对值最大的; $\max_j |g_{ji}|$ 表示第 i 列元素中绝对值最大的。当 G 为置换阵时,说明分离信号与源信号波形完全相

同,此时性能指数为最小值0。

由于每迭代一次可以得到一个分离矩阵 U ,从而可以得到相应的 G ,然后可以由公式(5)得PI值,据此可以画出PI值与迭代次数的曲线(即算法性能曲线)如图5所示。可以看到算法经过3~4次迭代基本就收敛了,而文献[2]中的串行FastICA算法分离4个混合信号所需的最小迭代次数为33次(最多为73次),由此可见本文采用的并行FastICA算法收敛速度更快。

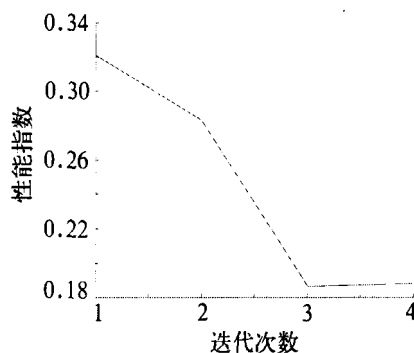


图5 算法性能指数曲线

5 结论

传统的时频域信号处理方法很难对同频信号进行有效分离,而以波束形成为代表的空域方法也存在多种不足,利用基于ICA的盲信号分离技术,由于几乎不需要任何信号和通道的先验信息,因此在分离频域混叠信号时具有广泛的适应性,是一种比较普适的分离方法。论文利用并行FastICA盲分离算法分离频域重叠信号,仿真结果发现,该算法不仅能分离功率相差很大的信号,而且算法收敛速度特别快,分离性能好。本文的结果可以推广到星载电子对抗、电子侦察等领域,甚至可以尝试用来解决频谱拥挤等问题。

参 考 文 献

- [1] 王磊,陈鹏举,陈乾.修正平均周期图法在通信信号分选识别中的应用[J].电讯技术,2002,42(4):30-33.
- [2] 朱德君.谱相关理论在电子侦察中的应用[J].电子对抗,1995,2(4):30-33.
- [3] 贾朝文,张学帅.基于数字波束合成的空间信号分离研究[J].中国电子科学研究院学报,2006,1(1):86-89.
- [4] CICHOCKI A S A.自适应盲信号与图像处理[M].吴正国,译.北京:电子工业出版社,2005.
- [5] 张贤达,保铮.盲信号分离[J].电子学报,2001,29(12):1766-1771.
- [6] 许士敏,陈鹏举.频谱混叠通信信号分离方法[J].航天电子对抗,2004,5:53-55.
- [7] 赵斌,杨俊安,王晓斌.混叠通信信号的盲分离处理[J].电讯技术,2005,1:81-84.
- [8] HYVARINEN A, OJA EA. Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis [J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492.
- [9] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [10] HYVARINEN A, KARHUNEN J. 独立成分分析[M].周宗潭,董国华,徐昕,译.北京:电子工业出版社,2007:102-105.
- [11] 史习智.盲信号处理——理论与实践[M].上海:上海交通大学出版社,2008:46.

作者简介

周治宇 1979年生,2006年获西安空间无线电技术研究所通信与信息系统专业硕士学位,现在于中国空间技术研究院西安分院攻读飞行器设计博士学位,主要研究方向为盲信号处理、电子对抗技术。

陈豪 1944年生,中国空间技术研究院研究员,博士生导师,享受政府特殊津贴专家,主要从事卫星通信、星上信号处理等领域的研究。

(下转第22页)

该院控制理论与控制工程专业博士研究生, 研究方向为移动机器人路径规划与控制。

陈建新 1969 年生, 1996 年获中国空间技术研究院控制理论与控制工程专业博士学位, 研究员, 研究方向为空间机器人运动控制, 移动机器人路径规划。

Traversability Based Path Planning Algorithm for Lunar Rovers

Liu Jianjun^{1,2} Chen Jianxin^{1,2}

(1 Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190)

(2 National Laboratory of Space Intelligent Control, Beijing 100190)

Abstract It is very necessary for a path planning algorithm of a planetary rover to utilize the rover's mobility and terrain characteristics better. A path planning algorithm, which is based on the traversability of a lunar rover and terrain information, was proposed. The grid based world model was subdivided and four statistical parameters were analyzed which implied the security as the rover holding still or moving along predetermined arcs, and the path search algorithms were based on A* and D* algorithms. The flow charts were presented and simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithms.

Key words Lunar rover Traversability Path planning Algorithm Planetary probe

(上接第 15 页)

Blind Separation of Space Radio Reconnaissance Signals with Same Frequency

Zhou Zhiyu Chen Hao

(China Academy of Space Technology, Xi'an 710100)

Abstract The problem of separating several signals with same frequency is very common in space radio reconnaissance, but it is difficult to deal with it by traditional signal processing. A new blind signal separation method of parallel FastICA to solve the problem was proposed, which didn't need any information of the source signals and could correctly separate the signals mixed in the frequency-domain. The method is fit for radio reconnaissance and can be used widely. The simulations demonstrate that the FastICA can separate the signals mixed in the frequency-domain whose power has 10 000 times difference. The FastICA not only has a good performance under gauss white noise condition, but also has a fast convergence. The proposed method will have a good application prospect.

Key words Separation of signals with same frequency Blind signal separation Independent component analysis Space electronic reconnaissance