K-ICA 算法的舰船直扩通信信号检测

张晓林[1,2], 顾学迈[1], 国 强[2]

(1. 哈尔滨工业大学 通信技术研究所, 哈尔滨 150001, zhangxiaolin@hrbeu.edu.cn;
2. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 根据舰船通信系统的多天线阵结构,提出一种适合舰船通信的新的非合作直扩信号检测方法,与传统多信号检测方法不同,新方法在预处理部分引入了核独立分量分析技术,克服了多个信号频段重叠、频谱交叉时信号难以分离的难题,提高了后续部分直扩信号的检测与识别准确率,通过仿真分析,验证了该检测方法的有效性. 如对决策参数做适当调整,该检测方法同样适用于其他通信信号的检测.

关键词: 舰船通信;核独立分量分析;直扩信号
中图分类号: TN914.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 0367-6234(2010)01-0041-05

Detection of DS signals based on K-ICA in ship communication

ZHANG xiao-lin[1,2], GU Xue-mai[1], GUO Qiang[2]

(1. Research Institute of Communication Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China, zhangxiaolin@hrbeu.edu.cn; 2. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: According to the multiple-antenna matrix structure of ship communications, we present a new method for the detection of non-cooperative DS signals which are suitable for the ship communications and different from traditional methods for the detection of multiple signals. The kernel independent component analysis is employed to the pretreatment of DS signals in this method to solve the problem that it is difficult to be separated for the signals when the overlapping of several signal frequency bands and the spectrum crossing occur. Thus the accuracy of detection and recognition of DS signals in the subsequent parts is improved. Simulation results show that the presented detection method is effective.

Key words: ship communication; kernel independent component analysis(K-ICA); DS signal

随着现代通信技术的快速发展,舰船通信接收机需要接收和处理的通信信号日趋复杂,种类繁多,范围从极低频的对潜通信信号到极高频的卫星通信信号,其中既有合作方发射的各种通信信号,又有非合作方通信信号和其发布的各种干扰[1]. 如何在收到的众多信号中检测出期望信号,是舰船通信中必须解决的难点问题,这对保证舰船的正常工作,提升生存能力至关重要. 对于合作的直扩信号,要想获得其携带的通信信息,必须事先掌握载波频率,码元速率,伪随机码型等诸多参数. 而对于非合作的直扩信号,由于其功率谱密度很低,伪随机码型未知等因素,再加上复杂的环境背景噪声,要想截获十分困难. 因此针对直扩信号的检测和侦听一直是研究的热点,也提出了一些算法,典型的有能量检测法[2],高阶累积量检测法[3],循环谱相关检测法[4]. 但是这些方法没有充分利用目前舰船通信广泛采用天线阵列的技术优势. 本文根据现代舰船这一特点,提出一种基于核独立分量分析(K-ICA)的直扩信号检测方法. 仿真结果表明该方法能够有效检测直扩信号,克服了传统方法中当多信号频段重叠时不易分离的难题,并且当信源信号分布具有不同峭度时,仍能保持较好的鲁棒性. 如果改变相应决策策略,该方法同样可以检测其他通信信号.

收稿日期: 2008-10-22.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872108).
作者简介: 张晓林(1971—),男,博士后;
顾学迈(1956—),男,教授,博士生导师.

1　基于独立分量分析的直扩信号检测方法

通信信号的常规检测系统一般包括3个部分:信号预处理部分;特征参数提取部分;通信信号识别部分. 其中信号预处理部分一般实现模拟信号数字化(A/D转换)、下变频等任务,有时还要进行载频估计和载频分量的消除. 在多信道多发射源的环境中,信号预处理部分还要能有效地分离各个信号,传统的分离方法多采用滤波器方式. 特征参数提取部分主要负责提取信号的各种数字特征,包括信号的时域特征或变换域特征,供后续的判别使用. 通信信号识别部分要利用前一模块提取的参数,识别信号的调制方式,并进一步估计其一些参数.

但是常规检测系统有一个缺点,当到达接收机的多个信号频段交叉、频谱重叠时,在信号预处理部分只采用滤波器不能完全在频域上分离信号,这必然会降低信号检测和识别概率. 本文提出一种适合舰船通信环境的直扩信号检测方法,与传统的检测方式最大不同是在信号预处理部分引入了K-ICA技术. 具体系统框架结构如图1所示. 由于在预处理部分采用K-ICA技术,故需要接收端有多个独立的传感器,这对于常规的接收机不是很容易,但对于舰船通信来说却是切合实际的,因为目前的舰船通信系统已广泛采用了天线阵技术,可以保证有多个独立的传感器(天线).

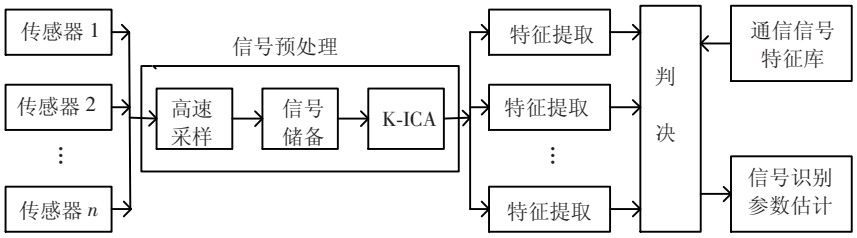

图1　基于独立分量分析的直扩信号检测结构

预处理模块包括高速采样、信号存储和ICA分离,其中K-ICA模块完成接收通信信号的分离. 经过信号预处理之后,各路信号成功实现盲分离,但是每路输出信号的模式与参数还是未知的,需要继续处理. 特征提取模块的任务是提取能够代表各路信号时域、频域特征的多个参数,为后续参数估计和模式识别提供信息. 检测方案中采用决策理论完成信号识别任务.

需要说明的是,本文所提检测方法同样适合除直扩信号之外其他信号的检测与识别,只要在决策树部分做相应修改即可.

2　核独立分量分析

2.1　核典型性相关与对比函数

与常规独立分量分析FastICA和JADE等算法不同[5-6],核独立分量分析运用典型性相关的思想在非线性函数空间—核希尔伯特空间中计算对比函数[7],可以适应多种信源分布,当信源分布变化时算法的鲁棒性好于常规ICA算法.

设 $x, y \in \boldsymbol{X} = \mathbf{R}^N$, $\boldsymbol{K}_1$ 和 $\boldsymbol{K}_2$ 是在特征空间 $\boldsymbol{F}_1$ 和 $\boldsymbol{F}_2$ 上采用映射 $\boldsymbol{\Phi}_1$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_2$ 的Mercer核. $\boldsymbol{F}$ 是从 $\mathbf{R}$ 到 $\mathbf{R}$ 的矢量空间函数,定义 $\boldsymbol{F}$ 的相关系数 ρ_F 为

$$\rho_F = \max_{f_1, f_2 \in F} corr[f_1(x), f_2(y)] = \max_{f_1, f_2 \in F} \frac{cov[f_1(x), f_2(y)]}{[var\, f_1(x)]^{1/2}[var\, f_2(y)]^{1/2}}. \quad (1)$$

由(1)式可知,如果变量 x 和 y 是独立的,则 ρ_F 等于0. 而且,如果集合 $\boldsymbol{F}$ 足够大,反之也成立.

定义正则化 $\boldsymbol{F}$ 相关系数为

$$\rho_F^k = \max_{f_1, f_2 \in F} \frac{cov(f_1(x_1) f_2(x_2))}{(var\, f_1(x_1) + k \| f_1 \|_F^2)^{1/2} (var\, f_2(x_2) + k \| f_2 \|_F^2)^{1/2}}.$$

其中:k 是一小的正常数. 为了从有限样本中估计 ρ_F^k,将 $var\, f_1(x_1) + k \| f_1 \|_F^2$ 扩展到二阶,得到

$$var\, f_1(\boldsymbol{x}_1) + k \| f_1 \|_F^2 = \frac{1}{N} \boldsymbol{a}_1^{\mathrm{T}} \boldsymbol{K}_1^2 \boldsymbol{a}_1 + k \boldsymbol{a}_1^{\mathrm{T}} \boldsymbol{K}_1 \boldsymbol{a}_1 \approx \frac{1}{N} \boldsymbol{a}_1^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{K}_1 + \frac{N k}{2} \boldsymbol{I} \right)^2 \boldsymbol{a}_1.$$

于是得到正则化的核典型性相关问题:

$$\hat{\rho}_F^k(\boldsymbol{K}_1, \boldsymbol{K}_2) = \max_{\alpha_1, \alpha_2 \in R^N} \frac{\boldsymbol{a}_1^{\mathrm{T}} \boldsymbol{K}_1 \boldsymbol{K}_2 \boldsymbol{a}_2}{(\boldsymbol{a}_1^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{K}_1 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 \boldsymbol{a}_1)^{1/2} (\boldsymbol{a}_2^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{K}_2 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 \boldsymbol{a}_2)^{1/2}}.$$

其广义特征值的等效形式如下:

$$\begin{pmatrix} 0 & \boldsymbol{K}_1 \boldsymbol{K}_2 \\ \boldsymbol{K}_2 \boldsymbol{K}_1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{a}_1 \\ \boldsymbol{a}_2 \end{pmatrix} = \rho \begin{pmatrix} (\boldsymbol{K}_1 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 & 0 \\ 0 & (\boldsymbol{K}_2 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{a}_1 \\ \boldsymbol{a}_2 \end{pmatrix}.$$

将正则化核典型性相关推广到两个以上变量,得到下面的广义特征值问题:

$$\begin{pmatrix} (\boldsymbol{K}_1 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 & \boldsymbol{K}_1\boldsymbol{K}_2 & \cdots & \boldsymbol{K}_1\boldsymbol{K}_m \\ \boldsymbol{K}_2\boldsymbol{K}_1 & (\boldsymbol{K}_2 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 & \cdots & \boldsymbol{K}_2\boldsymbol{K}_m \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \boldsymbol{K}_m\boldsymbol{K}_1 & \boldsymbol{K}_m\boldsymbol{K}_2 & \cdots & (\boldsymbol{K}_m + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{a}_1 \\ \boldsymbol{a}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}_m \end{pmatrix} =$$

$$\lambda \begin{pmatrix} (\boldsymbol{K}_1 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & (\boldsymbol{K}_2 + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & (\boldsymbol{K}_m + (N_k/2)\boldsymbol{I})^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{a}_1 \\ \boldsymbol{a}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}_m \end{pmatrix}. \tag{2}$$

式(2)可简单表示为 $\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{a} = \lambda\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{a}$. 参照第一典型性相关，最小特征值可表示为 $\hat{\lambda}_F^k(\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m)$，是第一核典型性相关系数.

定义 KICA－KCCA(核典型相关分析)经验对比函数为

$$\boldsymbol{C}_1(\boldsymbol{W}) = \boldsymbol{I}_{\lambda_F}(\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m) = 0.5\log\lambda_F^k(\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m). \tag{3}$$

定义 KICA－KGA(核广义方差)经验对比函数为

$$\boldsymbol{C}_2(\boldsymbol{W}) = \boldsymbol{I}_{\delta_F}(\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m) = -0.5\log\delta_F^k(\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m). \tag{4}$$

其中：$\delta_F^k(\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m) = \det\boldsymbol{K}_K/\det\boldsymbol{D}_K$.

2.2　核独立分量分析算法

给定一组数据矢量 $\boldsymbol{y}^1,\boldsymbol{y}^2,\cdots,\boldsymbol{y}^N$ 和参数矩阵 $\boldsymbol{W}$，令 $\boldsymbol{x}^i = \boldsymbol{W}\boldsymbol{y}^i$，对于每一个 i，形成一组估计源矢量 $\{\boldsymbol{x}^1,\boldsymbol{x}^2,\cdots,\boldsymbol{x}^N\}$. 这组矢量的 m 个分量产生一组依赖 $\boldsymbol{W}$ 的 m 个 Gram 矩阵 $\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2\cdots,\boldsymbol{K}_m$.

输入：数据矢量 $\boldsymbol{y}^1,\boldsymbol{y}^2,\cdots,\boldsymbol{y}^N$.

处理：

1)白化数据；

2)根据式(3)或式(4)在 $\boldsymbol{W}$ 方向最小化对比函数 $\boldsymbol{C}_1(\boldsymbol{W})$(KICA－KCCA 算法)，或 $\boldsymbol{C}_2(\boldsymbol{W})$(KICA－KGA 算法). 计算估计源 $\{\boldsymbol{x}^1,\boldsymbol{x}^2,\cdots,\boldsymbol{x}^N\}$ 的中心化 Gram $\boldsymbol{K}_1,\boldsymbol{K}_2,\cdots,\boldsymbol{K}_m$ 矩阵，其中 $\boldsymbol{x}^i = \boldsymbol{W}\boldsymbol{y}^i$.

输出：解混矩阵 $\boldsymbol{W}$.

3　直扩信号的检测方案

3.1　特征参数的选取

为了识别采用 2PSK 调制的直扩信号，有目的地选取下面几个特征参数进行分析.

1)信号频谱上单峰数量. 对一个信号做 FFT 变换，变换后频谱上若在某个很窄范围内有一分量与其他分量的差值大于某个阈值，则认为有一单峰. 若有两个分量与其他分量的差值均大于阈值，且这两个分量间有一定的距离，则认为频谱上有两个峰，以此类推. 该参数反映的是信号频谱中单频分量情况，可区分有载波分量信号和无载波分量信号.

2) R 参数. R 参数反映的是信号包络的变化程度.

$$R = \sigma^2/\mu^2,$$

其中：μ 和 σ 分别是信号包络的平方的均值和均方差.

Y. T. Chan 在理论上证明[8]，所有的幅度调制信号可以利用信号包络的方差与均值平方之比 R 来加以识别.

3)信号平方谱. 信号平方谱是信号平方后的功率谱，在忽略掉零频分量后，平方谱反映的是调制信号倍频后频谱特征. 对于载波只有 π 跳变的信号如 2PSK 信号和 DSB 信号，平方谱在二倍载频处有很强的单频分量，而其他的 PSK 信号和 MSK 信号却没有这个特征.

3.2　非合作直扩信号的提取

在检测和侦听情况下，期望信号是非合作的，此时信号的载频是未知的，因此首先估计信号的载波频率. 这里采用边带相关算法估计直扩信号载频[9]. 具体算法描述见式(5). 边带相关算法可以表述为

$$\boldsymbol{F}(f)_{\Delta f} = \frac{1}{MN^2}\sum_{x=1}^{M} S\left(f + \frac{x}{NT_s}\right)S\left(f - \frac{x}{NT_s}\right). \tag{5}$$

其中：$S(f) = \sum_{n=0}^{N-1} r(nT_s)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\frac{2\pi}{N}kn}$ 是待检测信号 $r(t)$ 的频谱. $r(nT_s)$ 是 $r(t)$ 的时域采样值，采样周期为 T_s，N 代表时域样本数，M 代表时域窗口宽度.

本文假设信源信号有 4 个，分别是高斯噪声、AM 信号、MSK 信号和 2PSK 调制的直扩信号，得到直扩信号检测算法流程如表 1. 具体步骤如下：

1)判断信号频谱中是否包含单载波分量，将 4 种信号分为有载波信号和无载波信号两类.

2)对于无载波信号，按照式(5)估计信号的载波频率.

3) 计算无载波信号的 R 参数,高斯噪声的 R 值大于其他信号,可以识别出高斯噪声.

4)计算信号的平方功率谱,结合步骤2)得到的信号载频,便可识别出直扩信号.

表1　直扩信号识别流程

盲信号	单载波估计	载波估计	R 参数	平方谱单载波估计	识别结果
信号1	无	f_1	<0.4	$f_2=2f_1$	直扩信号
信号2	无	f_1'	<0.4	$(f'_2\neq 2f'_1)^*$	
信号3	无	无*	$(>0.4)^*$		
信号4	有*				

注:表中带*部分表示对应信号被排除掉

4　仿真实验

4.1　交叉误差的仿真结果

实际的信号源盲分离算法只能做到使混合-分离矩阵尽量地接近一个广义排列矩阵. 因此,为了定性评价一种盲分离算法的性能,一个合理的方法是利用实际的混合-分离矩阵和广义排列矩阵之间的差别来作为分离效果的评价指标. 由此定义交叉误差如下:

$$P_1(\boldsymbol{P})=\frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j=1}^{n}\frac{|p_{ij}|}{\max\limits_{j}|p_{ij}|}-1\right)+\frac{1}{2n}\sum_{j=1}^{n}\left(\sum_{i=1}^{n}\frac{|p_{ij}|}{\max\limits_{i}|p_{ij}|}-1\right). \tag{6}$$

其中:p_{ij} 为混合-分离矩阵 $\boldsymbol{P}$ 的第 i 行第 j 列的元素. 不难看出,盲分离的性能指标是一个不小于零的数,即 $P_1(\boldsymbol{P})\geqslant 0$,当且仅当 $\boldsymbol{P}$ 为一个广义排列矩阵时有 $P_1(\boldsymbol{P})=0$.

在直扩信号检测方案中,要求盲分离算法对不同信源分布具有鲁棒性,实验中可以通过计算交叉误差来分析这一性能. 在本文的实验仿真中,选择了12种不同的信号作为输入信源,其峭度值如表2.

表2　不同算法的交叉误差

峭 度	KCCA	KGV	F-ICA	JADE
6.00	0.018 4	0.018 0	0.057 5	0.040 0
3.00	0.059 6	0.033 4	0.062 9	0.049 0
1.11	0.023 7	0.015 8	0.040 7	0.026 6
-0.47	0.076 2	0.043 6	0.128 6	0.077 4
-0.53	0.015 0	0.041 7	0.079 8	0.063 5
-0.67	0.039 4	0.034 7	0.069 1	0.047 9
-0.74	0.066 8	0.045 6	0.057 1	0.039 3
-0.77	0.045 1	0.035 8	0.040 1	0.030 3
-0.80	0.093 7	0.050 9	0.043 8	0.032 4
-0.82	0.083 0	0.067 8	0.038 8	0.028 4
-1.20	0.038 0	0.022 9	0.023 1	0.016 7
-1.68	0.014 6	0.013 8	0.017 9	0.014 3
平均值	0.047 8	0.035 3	0.055 0	0.038 8

盲源分离完成后,根据式(6)计算两种算法的交叉误差. 表2所示是仿真了100次的实验结果平均值. 由于通信信号多为亚高斯信号,即其峭度值为负值,因此表2所列信号多为亚高斯信号. 仿真时采用每次产生峭度值相同但相互独立的4路信号作为输入,然后利用KCCA算法与KGA算法进行独立分量分析.

为了比较K-ICA算法与常规算法的鲁棒性,实验对常规的FastICA算法和JADE算法做了相同仿真,并计算了他们的交叉误差,所得结果也一并列入表2中.

由表2所得数据可以看出,相对于其他算法,K-KGV算法对每种峭度信源的交叉误差都比较小,因此平均值最小,可见KGV的鲁棒性最好. 而KCCA算法则要小于JADE算法,但仍优于FastICA算法.

4.2　相关系数的仿真结果

为了衡量两种K-ICA算法对信源信号的还原程度,实验中对4路通信信号进行了仿真,并计算了已分离信号与4路信源信号的相关系数. 4路信源信号分别为载频为100 Hz的最小频移键控(MSK)信号;载频为20 Hz的调幅(AM)信号;载频为60 Hz采用2PSK调制的直扩信号,伪码速率为10 bit/s;高斯噪声.

图2是两种K-ICA算法的分离信号波形. 在实验中对每种算法仿真了100次,表3是两种算法的相关系数的平均值,为了与FastICA算法和JADE算法两种算法比较,也将他们的相关系数值一并列出. 由表3可见,KGV和KCCA两种算法的相关系数平均值都高于其他两种算法,尤其对于高斯噪声和AM信号,K-ICA分离效果更好.

表3　不同算法的相关系数

信源信号	KCCA	KGV	F-ICA	JADE
MSK信号	0.99	-0.99	-0.99	-0.99
直扩信号	-0.99	0.99	0.99	-0.99
高斯噪声	-0.98	-0.99	-0.97	-0.98
AM信号	0.97	-0.99	-0.96	-0.96

4.3　直扩信号识别的仿真结果

为了验证图1提出的非合作直扩信号检测方案,实验中按照3.2提出的检测流程进行了仿真. 本次仿真信源信号为3.2节的4路信号,采用KGV算法完成盲源分离. 实验中进行了100次仿真,结果如表4所示,值得注意的是,由于KGV算法的性能要优于其他算法,分离出的各路信号与其源信号之间的相关系数绝对值接近1,因此在对单载波参数的估计时准确率达到了100%. 直扩信号的检测正确率也达到了100%.

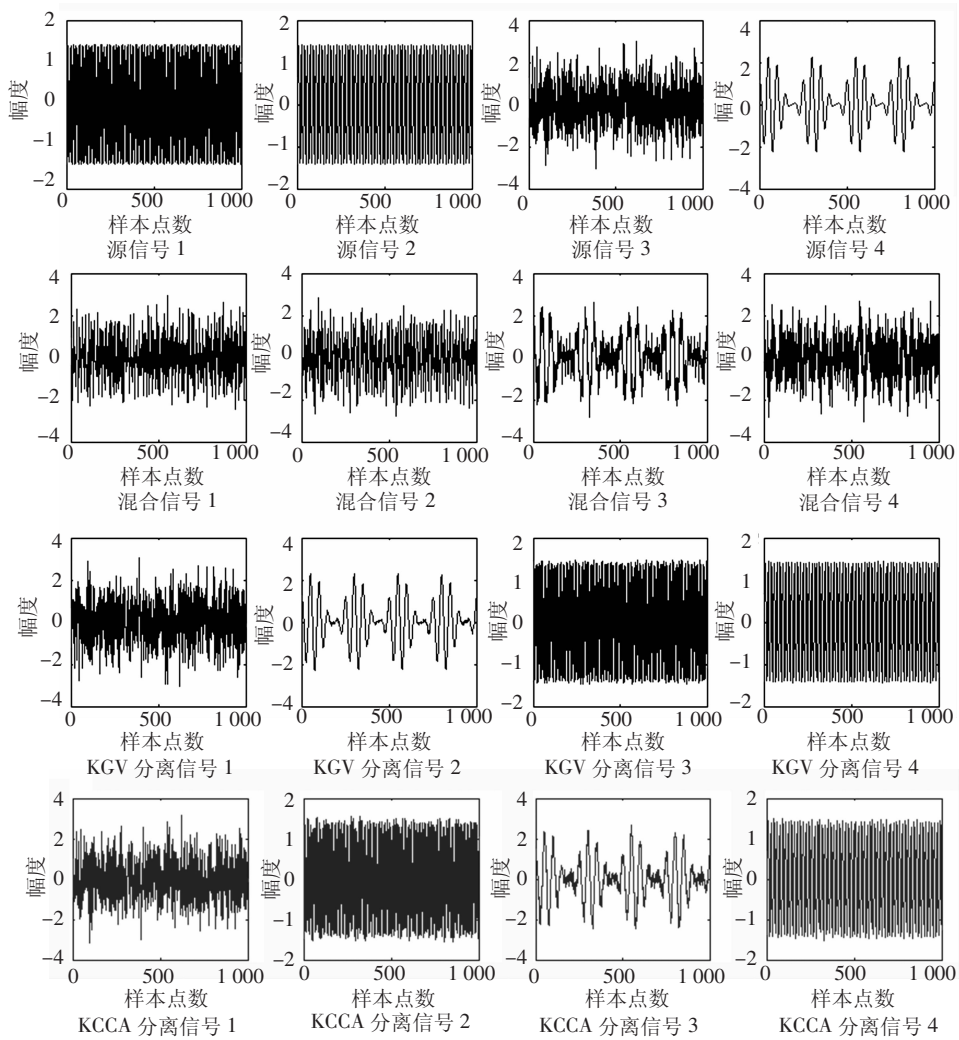

图 2　K-ICA 算法分离结果

表 4　直扩信号检测结果

盲信号	单载波估计/%	R 值（KGV）	R 值（KCCV）	载波估计/Hz	平方谱估计/Hz	识别结果/%
信号 1	100	0.232 3	0.233 8	60	120	100
信号 2	100	0.234 7	0.252 4	100		
信号 3	100	0.573 1	0.554 2			
信号 4	100	0.668 5	0.845 7			

5　结　论

在信号预处理部分引入了 K-ICA 技术，克服了传统检测方法中信号频谱重叠时检测概率降低问题，并能够适应实际环境中通信信号的多种分布（峭度值不同）情况. 该方法结合决策理论实现了直扩信号的识别，仿真结果表明该方法切实有效. 本文所提检测方法不仅适用于采用 2PSK 调制的直扩信号，对于采用其他调制方式的非合作信号同样适用，只需调整决策策略即可.

参考文献：

[1] 黄福贵，益晓新，刘恩洋. 基于软件无线电的舰船通信系统硬件平台[J]. 中国修船，2006，19(2)：36－38.

[2] DILLARD R A，DILLARD G M. Detectability of Spread－Spectrum Signals[M]. Norwood：Artech House，1989.

[3] 韩高莉，田红心. 基于高阶累积量的低信噪比直扩信号盲检测的实现[J]. 空间电子技术，2006，2：24－28.

[4] 董占奇，胡捍英. 基于延迟相乘－相关及谱分析的直扩信号检测与符号周期、码片时宽估计分析[J]. 电子与信息学报，2008，30(4)：840－842.

[5] BINGHAM E，HYVARINEN A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex－valued signals[J]. International Journal of Neural Systems，2000，10(1)：1－8.

[6] CARDOSO J F. Higher order contrasts for independent component analysis[J]. Neural Computation，1999，11(1)：157－192.

[7] BACH F R，JORDAN M I. Kernel independent component analysis[J]. Journal of Machine Learning Research，2002，3：1－48.

[8] CHAN Y，GADBOIS L. Identification of the modulation type of a signal[C]//Acoustics，Speech，and Signal Processing，IEEE International Conference on ICASSP ´85. Tampa：[s. n.]，1985：838－841.

[9] 张晓林，郭黎利. 检测直扩信号载波频率的边带相关算法[J]. 弹箭与制导学报，2006(2)：968－910.

（编辑　张　宏）