

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2014.10.008

引用格式:何永亮,陈西豪,许华,等.利用信号围线积分双谱分形特征实现电台识别[J].电讯技术,2014,54(10):1354-1359.[HE Yong-liang, CHEN Xi-hao, XU Hua, et al. Individual Transmitter Identification Based on Fractal Feature of Surrounding-Line Integral Bispectrum[J]. Telecommunication Engineering, 2014, 54(10):1354-1359.]

利用信号围线积分双谱分形特征实现电台识别*

何永亮**,陈西豪,许华,江汉,刘潇文

(空军工程大学信息与导航学院,西安710077)

摘要:信号的双谱能反映信号的细微特征,可用于电台识别中,但将它直接应用于电台识别需要计算复杂的匹配模板,增加分类器的复杂度,影响识别效率。针对此问题,提出了一种将信号围线积分双谱的分形特征作为电台特征参数的识别方法。首先由信号双谱估计值求出围线积分双谱,然后利用盒维数和信息维数定量描述围线积分双谱波形的复杂度,并将这两种分形维数作为特征向量,最后利用支持向量机(SVM)实现电台分类识别。对两部实际电台所发射的2FSK信号利用所提方法进行分析,结果表明在信噪比为7 dB及以上时,电台正确识别率能达到94.29%以上,验证了所提方法的可行性。

关键词:个体识别;细微特征;双谱估计;分形特征;围线积分;支持向量机

中图分类号:TN911.72 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2014)10-1354-06

Individual Transmitter Identification Based on Fractal Feature of Surrounding-Line Integral Bispectrum

HE Yong-liang, CHEN Xi-hao, XU Hua, JIANG Han, LIU Xiao-wen

(School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Bispectrum which can be used for transmitter identification reflects the fine features of signals, but it will lead to the work of computing the complex matching templates, adding the complexity of classifier and influencing the recognition efficiency when applied to the transmitter identification directly. To solve this problem, a novel approach treating the fractal features of surrounding-line integral bispectrum as the feature parameters of transmitters is proposed. Surrounding-line integral bispectrum is obtained by the bispectrum estimator, and the complexity of its wave shape can be quantitatively described by box dimension and information dimension which are selected as the eigenvector. Then the support vector machine(SVM) is applied for individual transmitter identification. Finally, the 2FSK signals sent by two different transmitters are analyzed, and the results show that the recognition accuracy is over 94.29% when signal-to-noise ratio(SNR) is more than 7dB, which proves that the introduced method is effective.

Key words: individual identification; fine feature; bispectrum estimation; fractal feature; surrounding-line integral; support vector machine

1 引言

实际通信电台所发射的都是调制信号,即使是

同批次、同型号的电台之间也会因为制造工艺、电路参数、物理元器件之间的不同而导致调制信号随电

* 收稿日期:2014-04-30;修回日期:2014-07-15 Received date:2014-04-30;Revised date:2014-07-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61001111)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China(No. 61001111)

** 通讯作者:sacrifice007@163.com Corresponding author:sacrifice007@163.com

台个体产生差异,这些差异称为信号的细微特征,如数字信号中的码元速率、FSK 信号的频移间隔、跳频信号的跳速等。电台识别就是通过提取信号的以上细微特征,由分类器对电台信号进行分类,实现电台的身份认证或者由此分析出电台活动规律,这对于通信对抗和通信安全都具有十分重要的意义^[1-3]。

而可检测的、稳定的且又能充分表征电台之间个体差异的细微特征一直是电台识别研究的重点问题。由于信号细微特征基本是非平稳的、非线性的,而常规的分析手段大多以二阶统计量为基础,无法深入揭示特征的本质,且此类方法对加性噪声敏感,导致利用该类方法进行分类识别的效果不理想。而高阶谱中的双谱(即三阶谱)具有时移不变性、尺度变化性、相位保持性和能抑制高斯噪声等特点,是很好的非平稳信号分析工具。文献[4]指出双谱可理解为信号的偏态在双谱域的分解,一定意义上解释了双谱的意义。双谱直接运用于分类识别时需要计算复杂的二维匹配模板^[5], 解决该问题主要有两种方法:一是利用径向积分双谱、圆周积分双谱等将二维双谱变换为一维矩阵,减少运算量,但是这类方法可能会丢失部分分类信息;二是将 Walsh 变换^[6]、Fisher 信息可分离度^[7]、B 距离^[8]等作为频率点的选择准则,选取对分类贡献较大的频率点从而实现双谱数据的压缩和优化,但这类方法对于噪声的免疫性没有积分双谱强^[9]。针对以上两种方法存在的问题,本文提出了一种新的电台识别方法,首先计算信号的围线积分双谱,该积分双谱能在保证不丢失分类信息的基础上有效抑制噪声;其次引入盒维数和信息维数两种分形维数描述围线积分双谱估计波形的复杂度,然后将两种分形维数作为信号的细微特征,最后由支持向量机对信号进行分类。仿真结果表明,所提方法能有效实现电台分类。

2 特征提取

2.1 信号的双谱分析

对于零均值信号 $x(t)$, 若其高阶累积量 $c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1})$ 是绝对可求和的, 即

$$\sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} |c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1})| < \infty \quad (1)$$

则 k 阶累积量谱定义为 k 阶累积量的 $(k-1)$ 维离散 Fourier 变换, 当 $k=3$ 时可得到三阶累积量谱, 即双谱:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} c_{3x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)} \quad (2)$$

假设接收机接收到的信号为 $x(t) = s(t) + n(t)$, $s(t)$ 为电台发射信号, $n(t)$ 为高斯白噪声, $x(t)$ 与

$n(t)$ 相互独立, 设高斯噪声均值为 0, 方差为 σ^2 , 如果信号也是零均值的, 则 $x(t)$ 的三阶累积量可表示为

$$c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E\{[s(t) + n(t)][s(t + \tau_1) + n(t + \tau_1)][s(t + \tau_2) + n(t + \tau_2)]\} =$$

$$c_{3s}(\tau_1, \tau_2) + c_{3n}(\tau_1, \tau_2) + E[n(t)] \cdot [c_{2s}(\tau_1) + c_{2s}(\tau_2) + c_{2s}(\tau_2 - \tau_1)] +$$

$$E[s(t)][c_{2n}(\tau_1) + c_{2n}(\tau_2) + c_{2n}(\tau_2 - \tau_1)] \quad (3)$$

由于信号和噪声的均值为零, 则上式后两项为零, 则 $c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = c_{3s}(\tau_1, \tau_2) + c_{3n}(\tau_1, \tau_2)$ 。由高斯噪声的矩生成函数 $\Phi(\omega) = e^{-\sigma^2\omega^2/2}$ 可得噪声的累积量生成函数 $\Psi(\omega) = \ln\Phi(\omega) = -\sigma^2\omega^2/2$, 显然其三阶导数 $\Psi^{(3)}(\omega) = 0$ 。由三阶累积量定义式 $c_{3n} = (-j)^3\Psi^{(3)}(0)$ 可知, 噪声的三阶累积量为零, 则式(3)的最终表达式为

$$c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = c_{3s}(\tau_1, \tau_2) = E[s(t)s(t + \tau_1)s(t + \tau_2)] \quad (4)$$

由式(4)可知含高斯白噪声的信号三阶累积量最终与高斯白噪声无关, 故接收信号的双谱仅包含发射信号的信息, 分析信号的双谱时可以有效抑制高斯白噪声的影响。图 1 和图 2 分别为 2FSK 信号的归一化双谱值和对应的双谱等高线, 其中 f_1 和 f_2 为归一化频率。

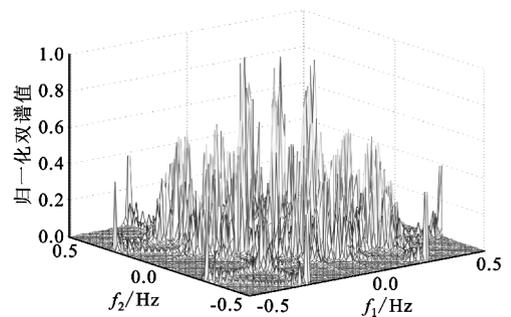


图 1 归一化双谱值

Fig. 1 Normalized bispectrum value

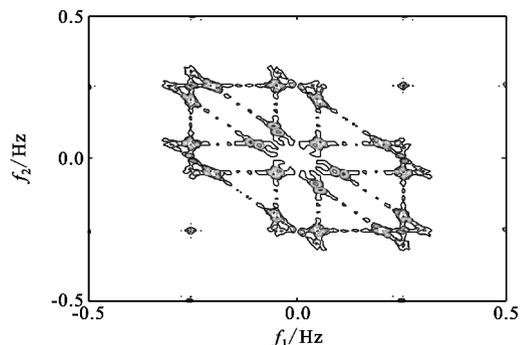


图 2 双谱等高线

Fig. 2 The contour plot of bispectrum

2.2 围线积分双谱波形的分形特征

将双谱直接作为信号特征计算量太大,引入积分双谱将二维矩阵转换为二维,能很好解决这一问题。

本文按照图 3 所示路径提取信号的围线积分双谱,图中每个黑点代表一个双谱值,每条虚线代表一条路径,按照所示路径能保证不遗漏任何一个双谱值,既保持了双谱信息的完整性,又不会造成部分双谱值被重复利用。对于得到的积分双谱值,通常的做法是将其作为信号特征直接用于分类识别。但从图 4 中不难看出,不同信号之间的积分双谱波形存在一定的差异,这些波形本身包含了信号的特征,不应被忽略,所以本文选择积分双谱波形作为研究对象,利用两种分形维数分别从几何尺度、分布疏密两个方面去描述积分双谱波形的复杂度,并将分形维数作为最终的信号特征。

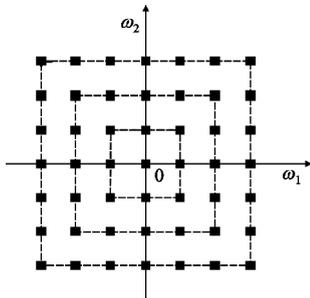


图 3 围线积分路径

Fig. 3 The surrounding-line integral path

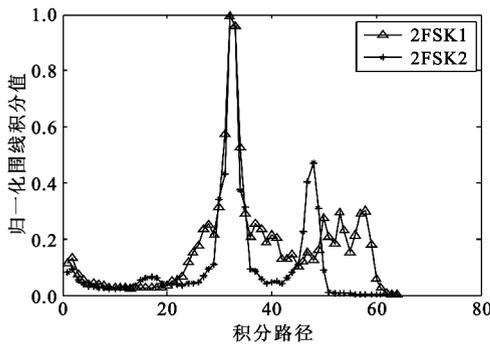


图 4 围线积分双谱波形

Fig. 4 Waveform of surrounding-line integral bispectrum

分形维数是分形理论中的重要参数,可以定量地描述分形集的复杂程度。设 A 是 R^n 空间的任意非空有界子集,对于任意的一个 $r>0$, $N_r(A)$ 表示用来覆盖 A 所需边长为 r 的 n 维立方体(盒子)的最小数目。如果存在一个数 D_b ,使得当 $r \rightarrow 0$ 时,有

$$N_r(A) \propto 1/r^{D_b} \tag{5}$$

则称 D_b 为 A 的盒维数。当且仅当存在一个正数 k ,使得

$$\lim_{r \rightarrow 0} \frac{N_r(A)}{1/r^{D_b}} = k \tag{6}$$

对上式整理可得

$$D_b = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lg N_r(A)}{\lg(1/r)} \tag{7}$$

将积分双谱波形 $B(i), i=1,2,\dots,N$ 进行预处理,将其置于单位正方形内, $q=1/N$ 为横坐标间隔,令

$$N(q) = N + \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} \max \{ B(i), B(i+1) \} q - \sum_{i=1}^{N-1} \min \{ B(i), B(i+1) \} q \right\} / q^2 \tag{8}$$

于是可用下式计算盒维数:

$$D_b = - \frac{\lg N(q)}{\lg q} \tag{9}$$

盒维数只描述了 A 的几何尺度情况,下面用信息维数反映它的分布疏密程度。设 ε 为进行分形维数测量时所使用的格子的边长, $N(\varepsilon)$ 是利用格子对 A 进行有限覆盖所需的格子数目, $P_i(\varepsilon)$ 表示 A 的元素落在第 i 个盒子中的概率,定义信息熵方程为

$$I_i(\varepsilon) = - \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} P_i(\varepsilon) \lg P_i(\varepsilon) \tag{10}$$

则信息维数 D_i 定义为

$$D_i = - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} I(\varepsilon) / \lg \varepsilon \tag{11}$$

实际计算时用下式得到信息维数:

$$D_i = \frac{I(\varepsilon) - I(2\varepsilon)}{\lg 2} \tag{12}$$

由盒维数和信息维数组成的特征向量包含了积分双谱波形的变化特征,这些特征对于电台分类是有意义的,是有效的特征。

综合以上,本文提出的电台识别方法具体步骤如下:

(1) 将观测样本零均值化并分为 K 段,每段含 M 个样本,记为 $x_i(0), x_i(1), \dots, x_i(M-1), i=1,2,\dots,K$,两段之间允许有重叠;

(2) 计算离散 Fourier 变换系数:

$$X_i(\lambda) = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n) e^{-j2\pi n \lambda / M}, \lambda=0,1,\dots,M/2; i=1,2,\dots,K \tag{13}$$

(3) 计算离散 Fourier 变换系数的三重相关:

$$b_i(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{m_1=-L_1}^{L_1} \sum_{m_2=-L_1}^{L_1} x_i(\lambda_1+m_1) x_i(\lambda_2+m_2) x_i(-\lambda_1-\lambda_2-m_1-m_2) \tag{14}$$

其中, $\Delta_0 = f_s / N_0, N_0$ 和 L_1 满足 $M = (2L_1 + 1)N_0, \lambda_1, \lambda_2$ 满足 $0 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1$ 且 $\lambda_1 + \lambda_2 \leq f_s / 2$;

(4) 双谱估计值为

$$\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K b_i(\omega_1, \omega_2) \tag{15}$$

式中, $\omega_1 = 2\pi f_s \lambda_1 / N_0, \omega_2 = 2\pi f_s \lambda_2 / N_0$;

(5) 根据积分路径求出围线积分双谱;

(6) 由式(9)和式(12)求出围线积分双谱的盒维数和信息维数,构建信号的特征向量: $T = [D_b(i), D_i(i)]$ 。

3 SVM 分类器

在实际电台识别中,能获得的信号样本是有限的,传统的基于统计学的识别方法理论上只有样本趋于无穷大的情况下才能保证有效性,对于样本少的情况很难取得理想的效果。基于统计学习理论的支持向量机(SVM)能根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,在解决小样本的识别问题上有其独特的优势。对于线性可分的样本,SVM 思想是寻找一个最优超平面,不但能将两类样本准确分开,而且要使两类的分类空隙最大,在二维平面中这个最优超平面就是一条线。

线性可分的样本的特征集表示为 $(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, N, N$ 为特征集所包含元素个数, $y \in \{1, -1\}$ 分别代表两种信号的类型。空间中线性判别函数的一般形式为 $g(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b$,用超平面 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$ 将特征集分为两类,即要求满足

$$y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

式中, \mathbf{w} 为超平面权系数向量, b 为常数项。寻找分类面的问题可转化为二次规划问题,即在式(16)的约束下求如下函数的最小值:

$$\phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (17)$$

最终得到最优分类函数

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \{ (\mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x}) + b^* \} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^N a_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^* \right\} \quad (18)$$

其中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数; a_i 为 Lagrange 乘子,使式(16)中等号成立的样本称为支持向量,其对应的 a_i 不为零,其余非支持向量对应的 a_i 均为零,SVM 在学习过程中利用训练样本选择权系数和支持向量,最终的支持向量个数要比样本数量少很多,故大部分的 a_i 都为零; b^* 为分类的域值,可由任一支持向量求得。

4 实验仿真

实验由两部同型号的电台发射相同的 2FSK 信

号,信号固定频偏为 5 kHz,滚降系数为 0.15,码速率为 2.5 kb/s,采用上海复高公司生产的 FGP93C 接收机在室内进行接收,对接收到的信号人为地加入高斯白噪声,以模拟现实传输信道中的噪声。每类信号采集 100 个样本,随机选取各类中的 30 个样本作为训练样本,剩余 70 个作为待检测样本。将每个样本分为 310 段,每段 256 个点,两段之间重复 128 个点,对每个样本用本文所提方法提取特征向量,然后将盒维数作为横坐标,信息维数作为纵坐标构建一个二维平面。

图 5 所示是在信噪比为 10 dB 情况下提取的两部电台信号特征,由图可知两个信号的训练样本之间有清晰的边界,但同一信号不同样本之间离散度却很小,仿真结果说明由本文所提方法得到的特征能反映信号的细微差别。如图 6 所示,SVM 在学习过程中利用 3 个支持向量确定了最优超平面,图中中间的直线为所得最优超平面。最后,将待检测信号特征送入 SVM 中,根据之前得到的超平面对待检测信号进行分类决策。

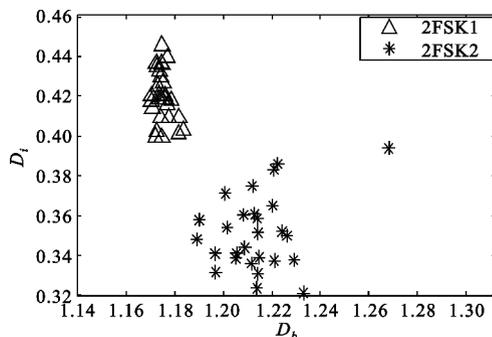


图 5 信号特征分布

Fig. 5 The distribution of signal feature

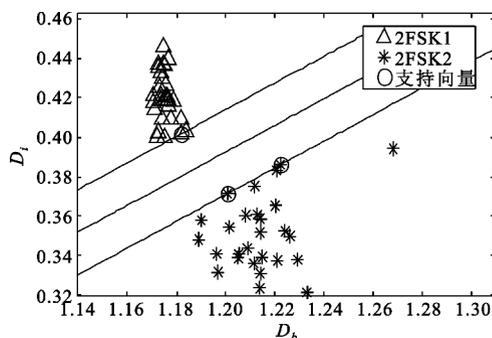


图 6 最优超平面

Fig. 6 Optimal separating hyperplane

不同信噪比下的正确识别率如表 1 所示,由表可知随着信噪比的增大正确率逐渐增大,在 10 dB 及

以上的时候两部电台都能达到 100% 的正确识别率。

表 1 不同信噪比下电台正确识别率
Table 1 Recognition accuracy under different SNR

信噪比/dB	正确识别率/(%)	
	电台 1	电台 2
6	62.86	45.71
7	97.14	94.29
8	100	97.14
9	100	98.57
10	100	100
11	100	100
12	100	100
13	100	100

图 7 给出了本文方法与文献[10]所提的矩形积分双谱(SIB)方法的识别性能比较,由图可知,本文方法在正确识别率上有较大的性能优势。

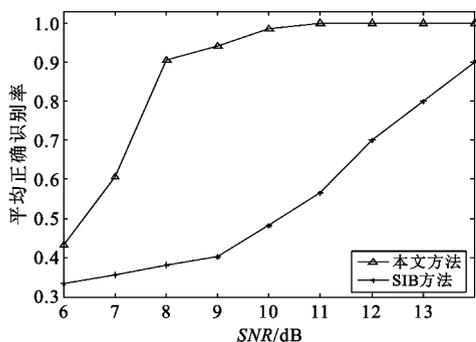


图 7 本方法和 SIB 方法比较

Fig. 7 Performance comparison between the proposed approach and the SIB approach

由于实际条件所限,以上结果仅是在室内所得,在实际信号传输过程中的噪声也许会更复杂,信噪比可能会更低,所得到的电台正确识别率相应地也会有所下降。

5 结 语

针对信号双谱不便直接用于分类识别的问题,本文提出了一种新的电台识别方法。该方法将研究重点放在围线积分双谱波形的复杂度上,而不是普遍关注的积分双谱值上,将信号围线积分双谱波形的分形维数作为信号的特征,在降低了特征维数的同时又保证了双谱信息的完整性。利用所提方法对两部电台发射的 2FSK 信号进行了分析,实验结果

表明了信号围线积分双谱波形的分形维数能一定程度上表征电台的细微特征,利用该方法能实现对 2FSK 电台的分类识别。本文研究对象是 2FSK 信号,对更复杂的复合调制信号的电台识别,是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] Polak A C, Dolatshahi S, Goeckel D L. Identifying wireless users via transmitter imperfections[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(7): 1469-1479.
- [2] Liu Mingwei, John F. Nonlinearity estimation for specific emitter identification in multipath channels [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2011, 6(3): 1076-1085.
- [3] Ureten O, Serinken N. Wireless security through RF finger-printing[J]. IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, 2007, 32(1): 27-33.
- [4] 陈涛, 姚文杨, 翟孝霏, 等. 雷达辐射源信号双谱估计的物理意义及其辐射源个体识别[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(1): 179-187.
CHEN Tao, YAO Wen-yang, ZHAI Xiao-fei, et al. Bispectrum physical meaning and emitter individual recognition of radar emitter signal[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2013, 44(1): 179-187. (in Chinese)
- [5] 周斌, 王秀敏, 果然, 等. 辐射源个体特征提取技术综述[J]. 电讯技术, 2011, 51(6): 162-168.
ZHOU Bin, WANG Xiu-min, GUO Ran, et al. An overview of individual feature extraction techniques[J]. Telecommunication Engineering, 2011, 51(6): 162-168. (in Chinese)
- [6] 陈昌孝, 何明浩, 朱元清, 等. 基于双谱分析的雷达辐射源个体特征提取[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(6): 1046-1049.
CHEN Chang-xiao, HE Ming-hao, ZHU Yuan-qing, et al. Specific emitter features extraction based on bispectrum and Walsh transform[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(6): 1046-1049. (in Chinese)
- [7] 蔡忠伟, 李建东. 基于双谱的通信辐射源个体识别[J]. 通信学报, 2007, 28(2): 75-79.
CAI Zhong-wei, LI Jian-dong. Study of transmitter individual identification based on bispectra [J]. Journal on Communications, 2007, 28(2): 75-79. (in Chinese)
- [8] 王世强, 张登福, 毕笃彦, 等. 双谱二次特征在雷达信号识别中的应用[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2012, 39(2): 127-132.
WANG Shi-qiang, ZHANG Deng-fu, BI Du-yan, et al. Research on recognizing the radar signal using the bispectrum cascade feature [J]. Journal of Xidian University

(Natural Science Edition), 2012, 39 (2): 127 - 132. (in Chinese)

- [9] 马君国,肖怀铁,李保国,等. 基于局部围线积分双谱的空间目标识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(8): 1490-1493.

MA Jun-guo, XIAO Huai-tie, LI Bao-guo, et al. Space target recognition algorithm based on local surrounding-line integral bispectrum[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(8): 1490-1493. (in Chinese)

- [10] Xu Shuhua, Huang Benxiong, Huang Yuchun, et al. Identification of individual radio transmitter based on selected surrounding-line integral bispectra [C]// Proceedings of the 9th International Conference on Advanced Communication Technology. Phoenix Park; IEEE, 2007: 1147-1150.

作者简介:



何永亮(1990—),男,四川成都人,2012年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为通信与信息处理;

HE Yong-liang was born in Chengdu, Sichuan Province, in 1990. He received the B. S. degree in 2012. He is now a graduate student. His research concerns communications and information processing.

Email: sacrifice007@163.com

陈西豪(1964—),男,湖北黄冈人,2007年获博士学位,现为副教授、硕士生导师,主要研究方向为通信与信息处理、通信抗干扰技术;

CHEN Xi-hao was born in Huanggang, Hubei Province, in 1964. He received the Ph. D. degree in 2007. He is now an associate professor and also the instructor of graduate students. His research concerns communications and information processing, anti-jamming communications.

许华(1976—),男,湖北宜昌人,2005年获博士学位,现为副教授、硕士生导师,主要研究方向为通信与信息处理;

XU Hua was born in Yichang, Hubei Province, in 1976. He received the Ph. D. degree in 2005. He is now an associate professor and also the instructor of graduate students. His research concerns communications and information processing.

江汉(1990—),男,安徽六安人,2012年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为通信与信息处理;

JIANG Han was born in Lu'an, Anhui Province, in 1990. He received the B. S. degree in 2012. He is now a graduate student. His research concerns communications and information processing.

刘潇文(1991—),男,陕西咸阳人,2013年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为通信与信息处理。

LIU Xiao-wen was born in Xianyang, Shaanxi Province, in 1991. He received the B. S. degree in 2013. He is now a graduate student. His research concerns communications and information processing.



简讯

本刊连续三届入选中国科技核心期刊

9月26日,中国科学技术信息研究所在北京召开“2014年中国科技论文统计结果发布会”,并发布了《2014年版中国科技期刊引证报告(核心版)》。经多项严格的学术指标综合评定及同行专家评议推荐,本刊继续被收录为“中国科技核心期刊”(中国科技论文统计源期刊),副总编赵勇出席会议并领取了收录证书。至此,本刊已连续三届入选,继续保持了“双核心期刊”的地位。

在本刊编委会的正确领导下,编辑部以提高稿件质量为中心,积极采取措施提升期刊影响力,取得了一定的成绩,收到了明显的效果。但是,我们清醒地看到,与公布的“百种杰出学术期刊”和“精品科技期刊”甚至兄弟单位主办的期刊相比,本刊仍有较大差距,部分指标甚至还未达到平均值。为此,编辑部一定会认真分析,努力提升办刊质量和办刊水平,进一步打造和增强期刊的核心竞争力,争创行业内的“精品科技期刊”。

(本刊编辑部)