

文章编号: 2095-4980(2018)01-0081-06

基于多维特征的雷达信号脉内调制识别技术

徐 伟^{1,2}, 余建宇¹, 陈 矛¹

(1.西安电子工程研究所, 陕西 西安 710100; 2.国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 为了在复杂信号环境下能够稳定、准确地识别出信号, 使用 Choi-Williams 时频分布作为信号描述方式, 选取信号时频图像特征、信号波形复杂度和瞬时量特征组成特征矢量输入到以支持向量机(SVM)为主分类器的组合分类器中得到信号类型, 并估计出信号各项参数。仿真实验表明该算法性能优良, 在低信噪比(SNR)与信号参数变化的情况下可以以较高的识别率得到稳定的识别结果。

关键词: 调制识别; 特征提取; 分类器设计; 时频图像特征; 复杂度特征; 瞬时量特征

中图分类号: TN971

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201801.0081

Intra-pulse modulation recognition of radar signal based on multi-dimensional features

XU Wei^{1,2}, YU Jianyu¹, CHEN Mao¹

(1.Xi'an Electronic Engineering Research Institute, Xi'an Shaanxi 710100, China;

2.College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China)

Abstract: In order to obtain the ability of identifying radar signals robustly and precisely in the complicated signal circumstance, radar signals are represented by using radar feature vectors consisting of the time frequency image feature, complexity feature and instantaneous quantity feature. The feature vectors are input into a combinational classifier whose main classifier is Support Vector Machine(SVM), and the signal parameters are estimated. Simulation result shows that the method has good performance, even in the rapid changing signal circumstance of low Signal to Noise Ratio(SNR).

Keywords: modulation classification; feature extraction; classifier design; time frequency image feature; complexity feature; instantaneous quantity feature

在信息化战争条件下, 电磁域的对抗越来越成为决定性因素。其中, 雷达辐射源识别既是侦察系统信号处理的目的, 又是敌方辐射源威胁情况判断和干扰方式选择的主要依据。雷达信号调制类型的识别是辐射源识别的核心, 设计的关键在于找到性能优良信号的特征量和分类器。研究人员详细研究了相像系数特征、熵特征、复杂度特征、能量分布特征、高阶累积量等来得到信号的特征矢量^[1-4]。即使这些特征有良好的特性, 但繁多的信号脉内调制形式、较大的信号噪声比(SNR)范围, 使得通过单个特征仍然无法提取到信号的本质特征, 因此文献[5]提出从不同角度采用不同方法来探索复杂雷达信号的特性才有可能保证特征的稳健性和分类的质量。文献[6]对7种调制方式的通信信号求取它们的信号复杂度, 包括以 Lempel-Ziv 复杂度和分形维数作为特征量, 并且设计一种分层结构的组合分类器进行分类来解决大信噪比条件下的识别率偏低问题。但这些方法大多是基于样本数据充足, 在较高的 SNR 环境下, 或者在 SNR 固定不变的条件下进行雷达信号识别问题研究的。然而, 实际中雷达侦察系统的信号识别部分不得不面对小样本环境, SNR 较低, 且 SNR 变化范围较大的情况。

1 雷达信号分析

信号侦察系统接收到的雷达信号经过混频到达中频, 在中频接收到的信号可表示为:

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad 0 \leq t \leq T \quad (1)$$

式中: $n(t)$ 是均值为零, 方差为 σ^2 的平稳白高斯噪声过程; T 为信号持续时间; $s(t)$ 为雷达信号, 用解析信号形式表示为:

$$s(t) = a(t) \cdot \exp\{j[2\pi f_0 t + c(t) + \varphi_0]\} \quad (2)$$

式中: $a(t)$ 为幅度函数; f_0 为信号载频; φ_0 为初相; $c(t)$ 为相位函数。雷达信号的脉内信息大都体现在相位函数 $c(t)$, 表现为调频或者调相。

本文讨论的信号类型包括以下 6 种: 常规信号(Normal Signal, NS)(这里的常规信号专指点频信号)、线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号、非线性调频(Non-LFM, NLFM)信号、二相编码(Binary Phase Shift Keying, BPSK)信号、四相编码(QuadriPhase Shift Keying, QPSK)信号和频率编码(Frequency Shift Keying, FSK)信号。

2 雷达信号脉内调制识别

考虑到雷达侦察的应用背景, 本文基于模式识别方法解决该问题, 主要包括特征提取和分类器设计 2 部分。其中, 特征提取完成的是从信号空间到低维特征空间的非线性变换, 是完成信号识别关键性的环节。分类器完成的是从特征空间到判决空间的变换, 最终完成对该模式的分类或识别任务。

2.1 特征提取

2.1.1 时频图像特征

Choi-Williams 分布(Choi-Williams Distribution, CWD)在对交叉项进行抑制的同时最大限度地保证不损失信号项的能量, 有利于分辨不同调制类型的雷达信号。图 1 是 6 种类型信号在信噪比为 0 dB 时的 Choi-Williams 分布图, 可以发现这种情况下信号的特性依然很清晰地表现在时频图中, 说明基于信号时频分布的特征相对于噪声是稳健的。

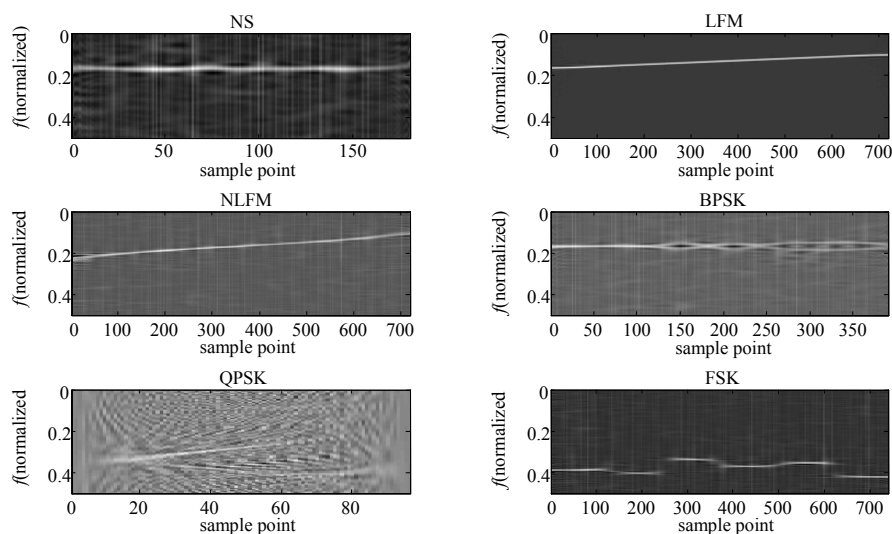


Fig.1 CWD of six kinds of modulation signals when SNR is 0 dB

图1 信噪比为 0 dB 时 6 种调制类型信号的 CWD 图

通过观察信号的时频图可以轻易地在强噪声环境下(信噪比 0 dB 时)得到信号的调制类型和调制参数, 但是工程中需要的是自动识别, 即机器识别。因此, 从作为信号描述方式的时频图中提取那些可供分类的特征变成了解决问题的关键。借鉴人脸识别算法, 本文采用主分量提取法(Principal Component Analysis, PCA)从时频图中提取有效特征。结合特定的应用背景和雷达信号的特性^[7], 本文对该提取方法做以下 2 点改进:

1) 在信号时频图像处理上使用各种方法提取出图像边缘信息。这里使用的就是图像的边缘信息, 本文对信号时频图像特征进行处理的步骤如下:

Step1: 将信号的时频分布矩阵变成灰度图像。

Step2: 对该灰度图像进行中值滤波以滤除图像中的噪声。

Step3: 分别从信号的起始时间点和结束时间点出发检测图像, 当某个时刻所有频率上的幅值都小于一个固定门限则认为该时刻不存在信号; 当其高于固定门限时则结束检测。这是用于去除信号图像中的无信号区。

Step4: 进行图像分割, 本文采用基于最大熵的图像分割法, 并采用 Canny 算子提取图像轮廓。

Step5: 为了得到连续的图像轮廓, 本文采用数学形态学中闭合算法来处理。采用闭合算法起到了填充轮廓内细小空洞、连接邻近点、在不明显改变总体面积的情况下平滑其边界的作用, 经过处理得到的图像如图 2 所示。经过一系列图像变换后, 信号的时频二维分布图变成对图像轮廓信息最大程度强化的图像, 变换后的图像轮廓特征对噪声不敏感。

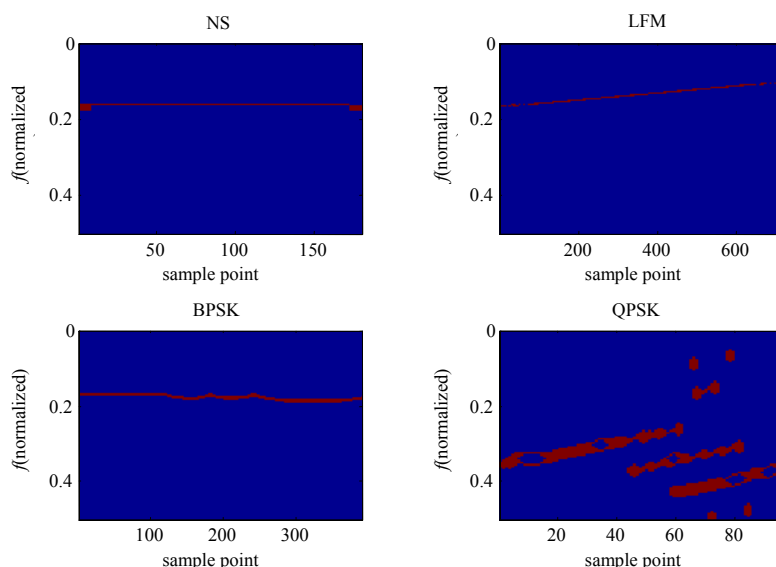


Fig.2 Signal images after closed operation

图2 经闭合运算后的信号图像

2) 使用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)代替 PCA 得到特征矢量。假设经过处理后的图像为 $A^{N \times M}$, 因为处理中去除了不存在信号的时间段, 因此时间采样点 M 对应的可能与处理前不同, 故有 $M \leq N$ 。

2.1.2 复杂度特征

对于一定信噪比以上的信号波形, 通过观察信号的时域波形就能识别信号的脉内调制类型^[8-9]。复杂性测度正是这种能刻画信号波形特征的数学工具。关于复杂度的定量描述, 主要有 2 种方法: 一种是 Lempel-Ziv 定义的复杂度, 简称为 L-Z 复杂度; 另一种是分形维数, 分形在一定程度上反映与体现着整体系统的特性与信息。分形维数定量描述了信号的变化特性。这 2 种复杂度以不同数学描述给出了信号波形所蕴含的内部规律, 二者之间互为补充。

针对这种情况, 本文根据对这 2 种分形维数的定义把信号序列变成类似图形的形式得到它们的计算过程:

- 1) 先对 N 点信号序列 $x(n)$ 进行重构得到 $x'(n) = x(n+1) - x(n), n=1, 2, \dots, N-1$, 以减弱部分带内噪声的影响;
- 2) 把信号长度 $N-1$ 扩展成比 $N-1$ 大的最接近的 2^M , 并对信号重采样;
- 3) 对信号幅值进行重新量化, 量化级数为 2^M , 此时信号有 2^M 个点, 且有 2^M 级幅值, 可以理解为 1 个 $2^M \cdot 2^M$ 的图形, 每个点相当于 1 个图形像素, 每个像素点取其对应的量化幅值;
- 4) 这时集合 $A(i)$ 可理解为一个有效 δ -覆盖格子, 将格子的大小从大到小变化, 记录格子大小 δ 与对应的在信号图形上非空覆盖的格子数, 以 $\ln N(\delta)$ 为纵坐标, $\ln(1/\delta)$ 为横坐标, 由做出的双对数图的斜率来得到盒维数;
- 5) 在格子大小为 δ 时, 对各格子进行编号, 记录信号分形集中的点落入第 i 个格子的数目, 从而得到 P_i 和 $S_i(\delta)$ 。以 $S_i(\delta)$ 为纵坐标, $\ln(1/\delta)$ 为横坐标, 由做出的双对数图的斜率来得到信息维数。

文献[6]详细讨论了分形维数相对于 SNR 的稳定性, 可以得到: 当 SNR 在一定范围内变化时, 噪声对盒维数和信息维数的影响较小, 可使各种雷达辐射源信号盒维数和信息维数特征值在分类模式空间中出现较少的交叠现象, 从而提高信号识别率。

通过以上分析可以得到信号波形复杂度特征矢量, 由信号的 L-Z 复杂度、盒维数和信息维数构成, 可记为 $\{C_{LZ}, D_b, D_i\}$ 。

2.1.3 瞬时量特征

在时频图像特征中通过图像处理提取出图像轮廓, 并使用 SVD 得到图像边缘信息。为了算法的高效性, 时频图上的细节信息被舍弃, 这部分信息对于识别信号脉内调制方式同样有效。

在低信噪比条件下信号的瞬时频率很好地体现出不同调制类型信号间的差异, 可以将其特征作为图像边缘信息的补充, 得到信号的细节信息。由于 AR(Auto Regression)模型对信号序列按最小均方误差准则进行拟合, 对信号的瞬时频率进行自回归建模, 二阶 Yule-Walker 方程如下:

$$\begin{pmatrix} r_x(0) & r_x(-1) \\ r_x(1) & r_x(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} r_x(1) \\ r_x(2) \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$P_e = r_x(0) + \sum_{i=1}^2 a_i r_x(-i) \quad (4)$$

式中: $r_x(k) = E(f_i^*(n) \cdot f_i(n+k))$ 为序列的自相关函数; P_e 为估计的均方误差。通过 AR 建模得到一组特征参数 a_1, a_2, P_e 。

2.2 分类器设计

对于信号识别技术应用而言, 分类器面临以下 3 点挑战: 一是特征矢量较复杂, 维数较大, 对分类器的识别能力提出了更高的要求; 二是雷达信号识别作为侦察系统的一部分, 接收到信号可能持续时间很短, 分类器必须具有在小样本条件下得到稳定识别结果的能力; 三是截获到的雷达信号的信噪比变化范围大。

前 2 个问题可以通过选择性能优良的分类器来解决, 本文选择的是支持向量机(SVM)分类器。在特征提取时通过选择那些对 SNR 相对不敏感的特征量来尽量避免 SNR 的大范围变化对分类器稳定性的影响, 但是对于个别类型的信号识别率仍随 SNR 有较大变化。为了解决这个问题, 本文使用组合分类器, 其中主分类器为 SVM, 对于分类效果不佳的个别类型使用门限判决法设计的第 2 级分类器进行再识别。

通过仿真发现, SVM 分类器的识别结果中 QPSK 和 FSK 在大 SNR 范围内会出现一定程度的分类交叠问题, 于是通过后续设计一个次分类器来单独解决这 2 种信号的分类问题, 实现框图见图 3。

下面对图 3 中的次分类器进行设计, 实现的方法为门限判决法。问题的关键变成了找到一个在大范围 SNR 内都有效的、可以很好区分这 2 类信号的特征量。根据 QPSK 信号和 FSK 信号在瞬时频率突变点的不同特征可以得到特征量, 求解过程非常简单, 如下所述:

1) 使用式(5)求得这 2 类信号的瞬时频率序列的平均频率;

2) 分别统计出这 2 类信号的瞬时频率中大于各自平均频率的点数, 为 l_{qpsk} 和 l_{fsk} , 定义 $t = l/L$ 为特征量;

3) 将求得的特征量与门限值 t_{th} 对比做出类型判决, 大于门限值的为 FSK 信号, 小于门限值的为 QPSK 信号。

$$f_i = \frac{\sum_{i=1}^L f_i}{L} \quad (5)$$

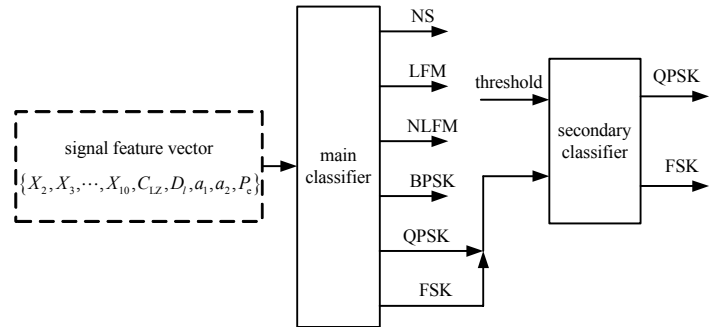


Fig.3 Design block diagram of ensemble classifier
图 3 组合分类器设计框图

3 仿真试验验证

上文分别对雷达调制识别所提取的特征和分类器这 2 个信号识别中最重要的部分进行了仿真实验与性能分析, 验证了各自的性能。这里将针对信号脉内调制识别整个部分在 Matlab 软件上进行仿真, 观察提取出的特征能否在设计好的分类器中得到良好的识别效果, 并设计出不同的信号环境来做信号调制识别的仿真实验以得到该部分的性能。与特征量仿真一致, 这里的信号环境主要包括 3 点: 一是信号参数的变化, 二是不同的 SNR 变化范围, 三是 SNR 的绝对大小, 因为当噪声较大时部分特征的性能也会出现下降, 从而导致识别效果不佳。

这里的仿真是针对参数在一定范围变化的雷达信号设计的, 变化的参数包括信号的持续时间、载频、带宽、编码信号的编码序列和码元长度等。

仿真参数: 信号采样率为 60 MHz, 信号载频 f_c 在 7~13 MHz 内均匀变化, 常规信号的持续时间在 1~5 μs 之

间均匀变化,调频信号(包括 LFM 和 NLFM)的持续时间在 $8\sim 16\ \mu\text{s}$ 之间均匀变化,带宽在 $2\sim 6\ \text{MHz}$ 之间均匀变化,相位编码信号的码元宽度在 $0.25\sim 1\ \mu\text{s}$ 之间均匀变化,在 100 次仿真中二相编码信号的编码序列 30 次使用 7 位 Baker 码,30 次使用 11 位 Baker 码和 40 次使用 13 位 Baker 码,四相编码信号的编码序列 30 次使用 9 位 Frank 码,30 次使用 16 位 Frank 码和 40 次使用 25 位 Frank 码,频率编码信号的频率码元在 $1\sim 3\ \mu\text{s}$ 之间均匀变化。这里仿真次数为 120 次,其中 20 次实验的信号特征量作为主分类器的训练样本,其余 100 次实验结果用于测试算法的识别成功率。识别成功率 k 可由下式给出

$$k = M/N \quad (6)$$

式中: N 为蒙特卡洛试验次数; M 为成功识别的次数。

实验 1: 信噪比中点设为 15 dB, 信噪比变化范围大小分别为 0 dB, 5 dB, 10 dB 和 15 dB。

表 1 实验 1 中各类型信号的识别成功率

R_{SN}/dB	Table1 Recognition success rate of various types of signals in experiment 1					
	recognition success rate/%					
	NS	LFM	NLFM	BPSK	QPSK	FSK
0	100	97	95	92	98	100
5	100	99	98	98	100	99
10	100	100	99	97	98	100
15	100	100	100	99	100	96

实验 2: 信噪比中点设为 10 dB, 信噪比变化范围大小分别为 0 dB, 5 dB, 10 dB 和 15 dB。

表 2 实验 2 中各类型信号的识别成功率

R_{SN}/dB	Table2 Recognition success rate of various types of signals in experiment 2					
	recognition success rate/%					
	NS	LFM	NLFM	BPSK	QPSK	FSK
0	100	100	100	99	97	99
5	100	99	99	99	95	99
10	100	98	100	95	96	98
15	100	100	100	91	97	98

实验 3: 信噪比中点设为 5 dB, 信噪比变化范围大小分别为 0 dB, 5 dB, 10 dB 和 15 dB。

表 3 实验 3 中各类型信号的识别成功率

R_{SN}/dB	Table3 Recognition success rate of various types of signals in experiment 3					
	recognition success rate/%					
	NS	LFM	NLFM	BPSK	QPSK	FSK
0	100	100	99	94	97	96
5	100	100	99	91	95	95
10	100	99	99	87	92	93
15	100	100	91	84	82	87

以上 3 个实验得到的实验结果分别见表 1、表 2 和表 3, 可以从中得到关于该调制识别离线算法的性能特性:

1) 对于参数可变的雷达信号, 调制识别方法识别性能依然优良, 这里的 3 个实验都是针对参数变化的雷达信号, 较高的识别成功率说明综合二者的设计使得整个离线方法具备在信号参数变化的条件下稳定、准确地完成识别的能力。

2) 3 个实验都设计成 SNR 中心不变, SNR 的范围逐渐变大。可以看出 SNR 变化范围变大, 识别成功率都没有发生明显下降, 说明该方法具备在大 SNR 变化范围内稳定、准确地完成识别的能力。

3) 从实验 1 到实验 3, SNR 变化的中心分别是 15 dB、10 dB 和 5 dB, 逐渐下降, 通过这种设计可以看出 SNR 对该方法的识别效果的影响。通过观察实验数据可以得出, 该方法的识别性能和 SNR 有一定关系, 随着 SNR 的下降, 部分类型信号识别效果会出现变差的情况, 但是该方法具备在较低 SNR 条件下稳定并准确识别的能力。

与之前学者的工作对比, 该方法在以下方面有突出的性能: 首先, 选用的雷达信号脉内调制的类型较多, 大致覆盖了常用雷达信号类型; 其次, 该方法的稳定性得到了很好的验证, 在信号自身特征(调制的种类和调制参数)与信号环境特征(信噪比和信噪比变化范围)都有较大变化时识别性能依然稳定, 其中 SNR 变化范围的影响评估在其他关于雷达信号识别的文献中涉及较少; 其三, 该方法的识别成功率较高, 可以在信号参数变化、SNR 变化范围为 15 dB 并且 SNR 低至 2.5 dB 时以高于 91% 的识别成功率识别出 6 种调制类型信号。

4 结论

本文提出一种基于多维特征的雷达信号脉内调制识别方法, 该方法结合了时频图像特征、复杂度特征和瞬时量特征, 并采用二级分类器进行调制识别。通过仿真表明, 采用该方法可以在截获雷达的信号参数、信号强度时变时, 对 6 种脉内调制方式信号以 91% 以上的成功率进行稳健识别。

参考文献:

- [1] SCHLEHER D C. Introduction to electronic warfare[J]. IEEE Proceedings of Communications Radar & Signal Processing, 1986,129(3):113-132.
- [2] 韩俊,何明浩,朱振波,等. 基于复杂度特征的未知雷达辐射源信号分选[J]. 电子与信息学报, 2009,31(11):2552-2556. (HAN Jun, HE Minghao, ZHU Zhenbo, et al. Sorting unknown radar emitter signal based on the complexity characteristics[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009,31(11):2552-2556.)
- [3] 张葛祥,胡来招,金炜东. 基于熵特征的雷达辐射源信号识别[J]. 电波科学学报, 2005,20(4):440-445. (ZHANG Gexiang, HU Laizhao, JIN Weidong. Radar emitter signal recognition based on entropy feature[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2005,20(4):440-445.)
- [4] 戴幻尧,蒋鸿宇. 基于滤波器组和高阶累积量技术的 LPI 信号特征检测的新方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(6):1336-1340. (DAI Huanyao, JIANG Hongyu. Research on LPI signals feature detection based on parallel filter bank and higher order cumulants[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2009,31(6):1336-1340.)
- [5] 张葛祥. 雷达辐射源信号智能识别方法研究[D]. 成都:西南交通大学, 2005. (ZHANG Gexiang. Intelligent recognition methods of radar emitter signals[D]. Chengdu, China: Southwest Jiaotong University, 2005.)
- [6] 吕铁军,郭双冰,肖先赐. 基于复杂度特征的调制信号识别[J]. 通信学报, 2002,23(1):111-115. (LYU Tiejun, GUO Shuangbing, XIAO Xianci. Modulation signals recognition based on the complexity measure[J]. Journal of Communications, 2002,23(1):111-115.)
- [7] 计科峰. SAR 图像目标特征提取与分类方法研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2003. (JI Kefeng. Target feature extraction and classification of SAR images[D]. Changsha, China: National University of Defense Technology, 2003.)
- [8] 王培培,徐才宏. 瞬时频率雷达信号脉内调制识别技术[J]. 现代电子技术, 2016,39(13):30-34. (WANG Peipei, XU Caihong. Instantaneous frequency based intra-pulse modulation recognition technology of radar signal[J]. Modern Electronics Technique, 2016,39(13):30-34.)
- [9] 朱健东,张玉灵,赵拥军. 基于时频图像处理提取瞬时频率的雷达信号识别[J]. 系统仿真学报, 2014,26(4):864-868. (ZHU Jiandong, ZHANG Yuling, ZHAO Yongjun. Instantaneous frequency based radar signals recognition using time frequency image processing[J]. Journal of System Simulation, 2014,26(4):864-868.)

作者简介:



徐 伟(1986-),男,安徽省巢湖市人,在读博士研究生,主要研究方向为雷达对抗系统设计与信号处理.email:xuweibeall@126.com.

余建宇(1981-),男,山西省怀仁县人,研究员,主要研究方向为电子对抗系统设计.

陈 矛(1953-),男,西安市人,研究员,主要研究方向为电子对抗系统设计.

2018 年第十九届全国图象图形学学术会议征文

由中国图象图形学学会主办,扬州大学承办的“第十九届全国图象图形学学术会议”将于2018年5月11~13日在江苏省扬州市举行.全国图象图形学学术会议(NCIG)是中国图象图形学学会主办的最高级别的系列国内会议,每两年举办一届,迄今已经成功举办了18届.根据国家新一代人工智能发展规划的精神,本次会议继续开来,主题为“AI时代的图像图形新技术”,将邀请国内外著名的图像图形学领域的专家与会并作大会报告,集理事前沿学术论坛、顶刊顶会论文报告、创新产品展示于一体,并将评选优秀论文奖和产品创新奖.

征文范围(包括但不限于):图像处理与编码、图像分析与识别、图像理解与计算机视觉、计算机图形学与可视化、虚拟现实和增强现实、人工智能与图像图形、图像图形应用领域

重要日期: 征文截稿日期:2018年1月31日

论文录用日期:2018年3月15日

论文终稿日期:2018年3月30日

会议注册日期:2018年3月15日~4月15日

大会网址: <http://ncig2018.csig.org.cn>

投稿网址: <https://easychair.org/conferences/?conf=ncig2018>

联系方式: 主办单位: info@csig.org.cn

洪 森 中国图象图形学学会, 010-82544661

骆岩峰 中国图象图形学学会, 010-82544676

承办单位: ncig2018@yzu.edu.cn

胡学龙 扬州大学信息工程学院, 0514-87993068

陈舒涵 扬州大学信息工程学院, 18662386487