

雷达信号的扩散特征及其 在特定辐射源识别中的应用

韩 韬,周一宇

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 本文利用 Yoyos 直观系统模型与随机微分几何,分析特定辐射源识别问题,为该问题建立了一种有意义的几何学描述.通过上述模型及分析,指出辐射源个体所辐射信号的瞬时参数中包含具有内蕴性质的指纹特征信息,且由产生信号的系统低维状态流形决定.扩散映射是一种新兴的流形学习算法,已有研究与实践证明该算法可以在提取高维数据蕴含的低维流形的同时较完整地保持采样点之间的几何性质.本文利用扩散映射的这一良好特性,结合所建立的直观模型,提取信号瞬时参数的扩散特征,用于特定辐射源识别,取得了较好的效果.最后通过外场实验,验证了上述模型与特征的正确性和有效性.

关键词: 雷达; 特定辐射源识别; 扩散映射; 特征

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013)03-0502-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.014

Diffusion Features in Radar Specific Emitter Identification

HAN Tao, ZHOU Yi-yu

(School of Electronics Science and Technology, National University of Defence Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: An intuitive systemic model based on the systemic Yoyos and stochastic differential geometry is provided for finding a meaningful geometric description of radar specific emitter identification (SEI) in this paper. We show that there is a lower dimensional state manifold which generates signals with intrinsic signatures in every emitter. Geometric significances of the manifold go far towards solving SEI problems. A recently popularized manifold learning technique, called Diffusion Maps, is said to preserve the local proximity among sampling data points by first representing the underlying manifold. So this paper examines SEI using the technique to extract diffusion features of signal instantaneous parameters for experiments on actual intercepted radar signals with several same type emitters. Finally, results illuminate the validity of features and correctness of the proposed model.

Key words: radar; specific emitter identification; diffusion maps; feature

1 引言

特定辐射源识别 (Specific Emitter Identification, SEI) 是一种仅利用截获信号的指纹特征测量量,实现对特定雷达辐射源、或其它任何感兴趣的无线射频辐射源个体进行识别的新技术.该技术在电子情报 (Electronic Intelligence, ELINT)、电子支援 (Electronic Support Measurement, ESM)、认知无线电以及无线网络安全等诸多方面,都有着广泛而深入的应用^[1-4].

精确定义并测量信号所蕴含的正确、有效的指纹特征,是 SEI 领域中的关键技术课题.针对此课题,国内、外已进行了一定的研究.其中,文献[5]利用基本雷达参数的精确估计,通过聚类识别算法,实现了特定辐射源

识别.文献[1]对雷达信号到达方向 (Direction-of-Arrival, DOA)、载波频率 (Radio Frequency, RF)、脉冲到达时间 (Time-of-Arrival, TOA)、脉冲重复间隔 (Pulse Repetition Interval, PRI) 等参数在 SEI 中的应用做了较为全面的分析与研究.除此之外,雷达信号脉内无意调制 (Unintentional Modulation on Pulse, UMOP) 特征的提出^[6],显著提高了 SEI 系统的性能,并为发掘、提取信号的指纹特征提供了物理学依据^[7].文献[8]进一步指出了,信号中的有意调制对雷达 SEI 同样具有重要意义,并给出了一种同时利用 UMOP 及有意调制的 SEI 方法.

在国内研究方面,文献[9]分别利用辐射源个体时钟系统的相位噪声与信号包络特征,实现了对相同型号、相同工作模式的雷达个体的识别.文献[10]提取信

号的双谱特征,并利用 Bhattacharyya 距离以及支持向量机完成了特定辐射源识别.文献[11]针对 SEI 实现中的分类器进行了相应研究,提出了一种基于最大分类间隔 SVDD 算法,一定程度上提高了识别概率.近年来国内的研究紧跟国外,在特征提取、机理分析和分类器设计上都取得了相应成果.

在现有的公开文献中,虽然对信号的指纹特征已有了较为多样的分析与研究,但是其产生的机理与本质却并未被系统、深入揭示;而且 SEI 技术缺少统一的理论框架与研究方法,也成为该领域目前亟需解决的问题之一.根据 SEI 问题本身的非线性特点,本文试图采用非线性模型方法对其进行分析,以求初步解决上述问题.

在 2008 年, Yoyos 模型作为一种新的系统建模工具被正式提出^[12],实践证明该模型在分析非线性结构问题上具有较好性能^[13].本文即是采用 Yoyos 系统模型针对 SEI 问题进行建模,利用随机微分几何对信号指纹特征机理进行分析,指出了辐射源个体所辐射信号的瞬时参数中具有内蕴的指纹特征,这些特征由产生信号的低维状态流形的几何性质决定,并推导了相应的指纹特征有效性判据.

基于上述观点,本文假设辐射源个体指纹特征提取,即是对非合作接收的信号中所蕴涵的特定辐射源系统低维状态流形的几何性质提取.采用扩散映射(Diffusion Maps)^[14,15],拉普拉斯特征映射(Laplace Eigenmaps, LE)^[16],局部线性嵌入(Local Linear Embedding, LLE)^[17]与局部切空间校准(Local Tangent Space Alignment, LTSA)^[18]等流形学习方法都可以提取信号集合所蕴涵的几何结构,尤其是扩散映射,能够在更好地反应产生雷达信号的状态流形的几何学特征的同时,较完整地保留原始信号样点间的几何性质.

2 SEI 的直观系统模型

2.1 直观系统模型

对于电子情报或是电子支援而言,接收机所截获、测量到的信号是唯一承载特定目标辐射源个体信息的信息载体.由于特定辐射源系统、传输空间以及电子情报侦察系统中非线性的客观存在,从非合作接收信号中提取唯一与特定辐射源个体相关的指纹特征成为极其困难又特别关键的课题.建立恰当的系统模型和数学模型,分析指纹特征产生的机理,正是研究这一课题的基础.文献[19]指出,辐射源系统的非线性是指纹特征产生的原因.根据 Yoyos 系统模型理论,系统的非线性是由构成系统的物质本身的非均匀特性所决定.基于这一联系,本文首先运用 Yoyos 系统,建立雷达辐射源的直观系统模型如图 1 所示.

图 1 所示的雷达辐射源直观系统模型,并不同于一般的灰盒模型,而是一个演化模型^[20].其意义在于从系统与动力学的角度描述了雷达辐射源个体的非线性工作过程.一个独立的雷达辐射源个体,由于其独特的非均匀系统构成与非线性动力学过程的客观存在,其输出信号中必然蕴涵与这些非线性特性相关的个体信息.根据图 1 所示模型与 Yoyos 系统理论可知,特定辐射源系统所蕴含的低维状态流形产生的信号中,包含有内蕴的指纹特征.如果能够通过分析、测量,得到信号的内蕴信息,就可以描述辐射源个体低维状态流形独特的几何性质,进而获得与既该辐射源个体相关、又区别于其它辐射源个体的指纹特征,实现 SEI.

在已有的雷达辐射源直观系统模型基础上,结合电子情报侦察的过程特点,针对 SEI 问题建立相应的直观模型如图 2 所示.

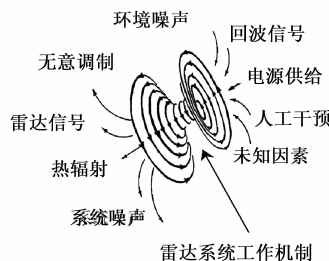


图1 雷达辐射源的直观系统模型^[12]

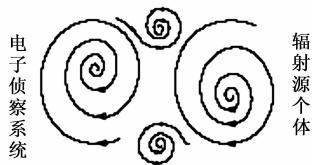


图2 SEI的直观系统模型^[12]

图 2 中左边的 Yoyos 模型代表电子侦察系统,右边的则代表某一特定辐射源个体.因为辐射源、信号传输空间以及电子侦察系统都呈现复杂非线性,所以左边系统最终截获的信号中所蕴涵的指纹信息很难被直接定义与测量.根据 Yoyos 系统模型的相关知识,在从信号产生、传输到截获的整个非线性过程当中,其搅动能是守恒的^[20].因而只有那些与信号搅动能相关、且经历非线性变换后仍然有可能保持不变的信息量,才能作为辐射源个体的指纹特征.在下一节中,基于以上直观系统模型分析,我们利用随机微分几何这一数学工具对信号进行数学建模,分析其中所蕴涵的指纹信息.

2.2 直观系统模型的数学描述

假设 对特定雷达辐射源所产生的信号,由脉冲开始至脉冲结束为信号状态流形 S 上的一个状态过程;当针对信号所取的时间间隔 $[0, \delta]$ 足够小时,该时间间隔的信号片段可以用一扩散过程表示;某一时刻

的雷达脉冲信号仅由其瞬时幅度 A_t 、瞬时相位 φ_t 和瞬时频率 f_t 所组成的状态变量 $\mathbf{X}_t = (A_t, \varphi_t, f_t)$ 惟一表示, 其相互之间满足数学约束

$$s_t = A_t \exp\{j(\varphi_t + 2\pi f_t t)\} \quad (1)$$

基于以上假设, 辐射源个体产生信号的状态过程可用下式表述

$$d\mathbf{X}_t^{(i)} = \boldsymbol{\alpha}^{(i)}(\mathbf{X}_t)dt + \sum_{j=1}^3 \sigma^{(i,j)}(\mathbf{X}_t)d\mathbf{W}_t^{(j)} \quad (2)$$

上式中, $\mathbf{X}_t^{(i)}$ 表示信号在 t 时刻的第 i 个状态变量; $\sum \boldsymbol{\alpha}^{(i)}(\partial/\partial x^{(i)})$ 是信号状态流形 S 的矢量空间; $\sigma^{(i,j)}(x) \in L(\mathbb{R}^3, T_x S)$, $T_x S$ 表示状态流形 S 在点 x 处的切空间; \mathbf{W}_t 是 \mathbb{R}^3 (\mathbb{R}^3 为三维欧式空间) 中的 Wiener 过程. 在本文中, 如果没有特殊说明, 都假设 $\boldsymbol{\alpha}^{(i)}$ 与 $\sigma^{(i,j)}$ 是 \mathbb{C}^2 -连续(二阶连续可导)的, 且一阶导数有界.

上述的 $\sigma^{(i,j)}$ 定义了信号扩散方差, 同时也定义了一个 \mathbb{C}^2 -连续半定度量, 记作扩散方差半定度量^[21]

$$\langle dx^i | dx^j \rangle = (\sigma \cdot \sigma)^{(i,j)} = \sum_{k=1}^3 \sigma^{(j,k)} \sigma^{(i,k)} \quad (3)$$

根据随机微分几何的相关知识可知, 该半定度量是内蕴的. 换言之, 变换不同的坐标系描述该信号模型时, 虽然因坐标系选择的差异而得到不同的扩散方差矩阵 $\sigma^{(i,j)}$, 但是其定义的半定度量 $(\sigma \cdot \sigma)^{(i,j)}$ 是不变的. 综上所述, 结合上一节中对 SEI 直观系统模型的分析, 可以得到以下三条结论. 其中结论(3)可以作为信号指纹特征有效性的判据.

(1) 特定辐射源个体所产生信号的瞬时参数所定义的扩散方差半定度量具有内蕴性, 是一种有效的指纹信息;

(2) 上述指纹信息涵盖了组成雷达信号模型的所有三个参数, 是完全的;

(3) 如果某一信号指纹特征集合中所定义的特征包涵上述指纹信息, 那么该信号指纹特征是有效的.

在现有公开发表的文献中, 已提出了大量的信号指纹特征, 其中一些在工程应用中被证明具有较好的性能, 比如瞬时幅度、相位与频率^[22], 脉冲形状^[23], 时频变换域特征^[24]以及脉间指纹特征^[25]等. 产生这些指纹特征的物理机理有较为明显的差别, 其中一部分甚至难以分析确定, 但在本节的直观系统模型下却可以找到统一的解释, 尤其是利用上述结论(3), 能够较为直接地从理论上判定这些特征的有效性, 具有较为重要的理论与工程意义.

根据以上分析, 如果能够在信号的瞬时参数(瞬时幅度、瞬时相位以及瞬时频率)的测量数据中正确提取产生该信号的状态流形的几何特征, 就可以将该特征作为指纹信息, 实现 SEI.

3 扩散映射与信号的扩散特征

3.1 扩散映射

扩散映射是一种将低维欧式空间嵌入复杂数据集成的新技术, 其本质上也是一种核主元分析技术. 利用扩散映射, 可以提取给定数据集上相应的规范随机游动特征矢量. 因此, 在数据降维、流形学习、复杂数据几何特征分析和随机动力系统仿真等方面都有理论和实际应用价值^[14, 15].

扩散映射可以较完整地保持原始样点之间的局部几何性质. 首先, 通过建立数据集中所隐含的状态流形的图表示, 以图的顶点表示相应的数据点, 图中的边表示相邻顶点之间的相似性, 边的权重即表示由某一点随机游动到另一顶点的概率. 然后利用图的矩阵表示以及该矩阵的谱性质, 可以寻找到适当的低维欧式空间嵌入该数据集, 从而实现数据降维以及对数据集内蕴几何特征的提取.

文献[14]与[15]分别从理论与实际应用的角度, 详细推导了针对给定数据几何构建随机游动及其马尔可夫矩阵并通过谱分解提取其特征函数的过程. 通过运用该特征函数, 完成了扩散映射坐标系的构造以及扩散距离的定义, 最终给出了数据的多尺度几何特征, 并完成了数据的参数化和数据降维.

3.2 信号的扩散特征

对于信号 $\mathbf{X}_t = (A_t, \varphi_t, f_t)$, 假设采样频率为 f_s , 则完成采样后的第 n 个数据集可以表示为

$$\mathbf{X}_n = (\mathbf{A}_n^T, \boldsymbol{\varphi}_n^T, \mathbf{f}_n^T) \quad (4)$$

其中 $\mathbf{A}_n = (A_i)_{i=1,2,\dots,N_s}$, N_s 为第 n 次采集所得到的雷达脉冲信号瞬时幅度的样点数; $\boldsymbol{\varphi}_n, \mathbf{f}_n$ 分别表示瞬时相位与瞬时频率数据. 假设数据集 \mathbf{X}_n 上存在一个核函数 k 满足

$$\forall x, y \in \mathbf{X}_n, k(x, y) = k(y, x); \quad (5)$$

$$\forall x, y \in \mathbf{X}_n, k(x, y) \geq 0 \quad (6)$$

则在信号瞬时参数的原始样点集合上定义了一个图 (\mathbf{X}_n, k) . 若假设集合服从某一随机分布 μ , 则可以定义任意两点之间的单步转移概率

$$p(x, y) = k(x, y)/c(x), \forall x, y \in \mathbf{X}_n \quad (7)$$

其中 $c(x) = \int_{\mathbf{X}_n} k(x, y) d\mu(y)$.

基于式(7)可以构建一个 $N_s \times N_s$ 的马尔可夫状态转移矩阵 \mathbf{P} , 该矩阵的 t 次幂表示了数据集中任意两点之间的 t 次转移概率, 包含有数据集的几何特征信息. 下面定义扩散距离与扩散映射.

上述马尔可夫扩散过程的稳态分布由下式给出

$$\Pi(y) = c(y) / \sum_{z \in \mathbf{X}_n} c(z) \quad (8)$$

X_n 上的扩散距离为

$$D(x, y) = \int_{X_n} (p(x, u) - p(y, u))^2 d\mu(u) / \Pi(u) \quad (9)$$

扩散距离为数据集中的任意两点之间的连接性提供了有效度量. 确切的说, 如果两数据点之间存在大量较短路径时, 扩散距离就会较小; 反之, 就会较大. 也就是说, 两数据点之间的扩散距离随着其相似程度的增大而减小. 扩散距离不需要直接按照定义计算, 利用矩阵谱分析方法, 式(9)中所定义的扩散距离可以通过马尔可夫矩阵 P 的左、右特征矢量计算得到^[14,15]

$$p(x, y) = \sum_{i \geq 0} \lambda_i \psi_i(x) \phi_i(y) \quad (10)$$

其中 λ_i 为状态转移矩阵 P 特征值, 不失一般性, 假设 $1 \geq |\lambda_0| \geq |\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq \dots \geq 0$; $\psi_i(x)$ 与 $\phi_i(y)$ 即分别为 P 的双正交左、右特征矢量. 联合式(9)、(10), 可得

$$D(x, y) = \left(\sum_{i \geq 0} \lambda_i^2 (\psi_i(x) - \psi_i(y))^2 \right)^{1/2} \quad (11)$$

由于扩散距离涵盖了两数据点之间所有路径, 故具有较好的鲁棒性. 为了使式(11)更易被计算, 文献[14]中给出了一种近似方法, 即对于任意给定的计算精度 δ , 定义正整数 s 满足

$$s(\delta, \epsilon) = \max\{i \in \mathbb{N} \mid |\lambda_i|' > \delta |\lambda_i|'\} \quad (12)$$

因此, 扩散距离的近似计算公式为

$$D(x, y) = \left(\sum_{i=1}^s \lambda_i^2 (\psi_i(x) - \psi_i(y))^2 \right)^{1/2} \quad (13)$$

特别地, 在采用高斯核函数时, 式(13)所对应的扩散距离等效为式(2)所对应的半定扩散方差度量. 在此基础上, 定义扩散映射为 $\Psi_i: X_n \rightarrow \mathbb{R}^s$ 满足

$$\Psi_i: x \mapsto (\lambda_i \psi_i(x))_{i=1,2,\dots,s} \quad (14)$$

由扩散映射所得到的特征矢量 $(\psi_i(x))_{i=1,2,\dots,s}$ 记为信号数据集 X_n 的指纹特征矢量. 综上所述, 本节所定义的信号指纹特征矢量, 既满足第二节中的所提出的 SEI 直观系统模型与指纹有效性判据, 又能较好的反应辐射源个体产生信号的状态流形的几何特征. 在下一节中, 将利用外场实验数据对此进行验证.

4 外场实验结果

本节实验数据来自某 SEI 外场实验, 信号为单载频脉冲, 依照第二节提出的直观系统模型对其建模, 以第三节提出信号内蕴指纹特征作为原始特征. 图 3 所示为同一实验中同一 EINT 接收机采集的两部辐射源所发射的单载频脉冲信号波形, 采样频率为 250MHz.

利用信号的瞬时参数估计值, 计算其扩散映射, 提取信号的扩散特征, 其中状态转移矩阵的特征值 λ_i ($i = 1, 2, \dots, 10$) 的结果如图 4(a) 中所示, 特征值 λ_i 随着 i 的增大逐渐趋近于 0. 图 4(b) 表示了扩散特征在维度等于 2 时的分布情况, 由于扩散特征有效体现了辐射源个

体产生信号的状态流形的几何特征, 其分布有着明显的可分性, 上述数据也同时证明了本文所提出的模型与特征的正确性.

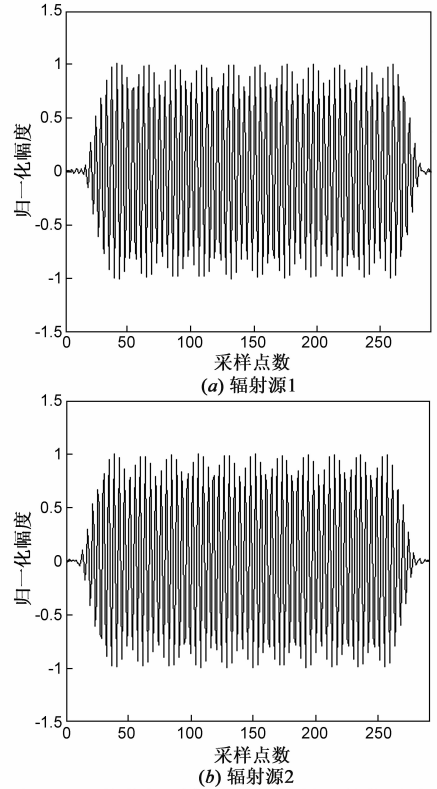


图3 同一接收机采集的两部辐射源的信号波形

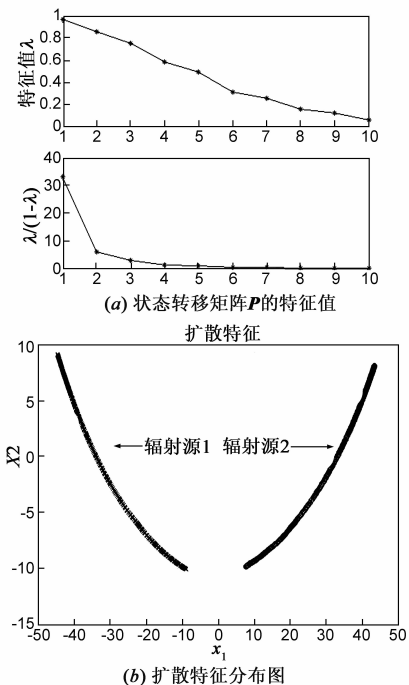


图4 两部辐射源的信号内蕴指纹特征

在上述实验结果的基础上, 进一步对同一天采集

的 4 部辐射源个体(每个辐射源个体选取 100 个脉冲)信号进行基于本文方法的 SEI 实验,并与采用瞬时频率作为原始特征的两种核主元分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)^[19]方法进行对比,同样信噪比条件下,都使用 K-最近邻分类器进行分类,性能结果如图 5 所示.其中径向基核函数(RBF-kernel)与非对称子空间(AF-SKT)的错误识别概率均高于本文方法.从结果可知,采用本文所提出的扩散特征可以获得较已有核主元分析方法更好的 SEI 性能,当特征维度足够大时,本文所以提出的特征用于 SEI 的识别性能较瞬时频率特征提高接近 14%.

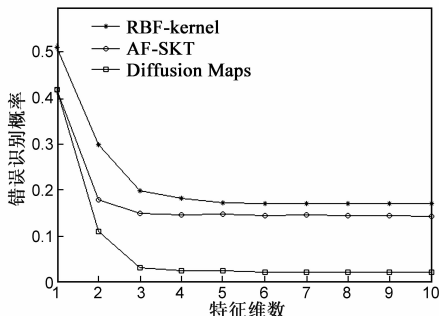


图5 扩散映射与已有核主元方法的性能比较

5 结束语

本文首先利用 Yoyos 系统模型建立了 SEI 问题的直观系统模型,使用随机微分几何的数学方法分析了信号内蕴指纹特征信息与辐射源个体状态流行之间的关系.借助扩散映射这一流形学习算法分析了辐射源个体产生信号的状态流形的几何结构,针对雷达信号提出了一种扩散指纹特征.从系统学与几何学的角度简明、直观的为 SEI 及其指纹特征提取问题提供了理论支持,最终利用外场实验验证了本文所提出的模型与信号扩散特征的有效性,具有一定的理论与工程意义.但由于同型号辐射源个体,在相同工作状态下状态流形几何结构的差异性不大,因此扩散指纹特征差别也较为细微,准确提取这一特征并将其用于 SEI,对截获信号的信噪比提出了一定的要求.由于目前可用实测数据信号样式有限等限制,本文仅采用简单雷达脉冲实测信号对所提出的模型与算法进行了原理验证,在下一步的研究中,将对现代复杂调制的雷达信号进行深入的探索.

参考文献

- [1] Wiley, R G. ELINT: The interception and analysis of radar signals[M]. Norwood, MA: Artech House, Inc. 2002.
- [2] Spezio A E. Electronic warfare systems[J]. IEEE Trans Microwave Theory Tech, 2002, 50(3): 633 - 644.
- [3] Goodman G. New horizons for shipboard EW[J]. JED, 2009, 32(1): 25 - 32.
- [4] Jackson E A. Detecting Intrusions at Layer One: Device Fingerprinting for Network Access Authorization[D]. Ames, Iowa: Iowa State University, 2006.
- [5] Shieh C S, Lin C T. A vector neural network for emitter identification[J]. IEEE Trans Antennas Propag, 2002, 50(8): 1120 - 1127.
- [6] Langley L E. Specific emitter identification (SEI) and classical parameter fusion technology[A]. Holtz K. WESCON/'93. Proc. IEEE Western Electron Show Conf[C]. San Francisco, CA: IEEE, 1993. 377 - 381.
- [7] Dagostino S, Foglia G, Pistoia D. Specific emitter identification: Analysis on real radar signal data[A]. Ligthart L P. Proc 6th Eur Radar Conf[C]. Rome, Italy: IET, 2009. 242 - 245.
- [8] Kawalec A, Owczarek R. Specific emitter identification using intrapulse data[A]. Ligthart L P. Microwaves, Radar and Wireless Communications. Proc Eur Radar Conf[C]. The Netherlands: IEEE, 2004. 249 - 252.
- [9] 刘旭. 雷达辐射源无锡调制分析及识别研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
- [10] 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研究[J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(2): 127 - 132.
Wang Shi-qiang, Zhang Deng-fu, Bi Du-yan et al. Radar signal recognition using bispectrum cascade features[J]. Journal of Xidian University, 2012, 39(2): 127 - 132. (in Chinese)
- [11] 骆振兴, 楼才义, 陈仕川, 等. 基于最大分类间隔 SVDD 算法的辐射源个体确认[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(9): 2268 - 2272.
Luo Zhen-xing, Lou Cai-yi, Chen Shi-chuan. Specific emitter verification based on maximal classification margin SVDD [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(9): 2268 - 2272. (in Chinese)
- [12] Lin Y. Systemic Yoyos: Some Impacts of the Second Dimension[M]. London: Taylor and Francis, 2008. 1 - 47.
- [13] Diego Rapoport. Systemic Yoyos: Some impacts of the second dimension[J]. Kybernetes: The International Journal of Systems, Cybernetics, and Management Science, 2010, 39(6): 1075 - 1078.
- [14] R Coifman, S Lafon. Diffusion maps[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2006, 21(1): 5 - 30.
- [15] R Coifman, S Lafon, A Lee, M Maggioni, B Nadler, F Warner, S Zucker. Geometric diffusions as a tool for harmonics analysis and structure definition of data: Multiscale methods [J]. Proc National Academy of Sciences, 2005, 102(21): 7432 - 7437.
- [16] M Belkin, P Niyogi. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation,

2003, 15(6): 1373 – 1396.

- [17] S Roweis, L Saul. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. *Science*, 2000, 290: 2323 – 2326.
- [18] Zhang Zhengyue, Zha Hongyuan. Principal manifolds and nonlinear dimension reduction via local tangent space alignment [J]. *SIAM Journal of Scientific Computing*, 2004, 26(1): 313 – 338.
- [19] 许丹. 辐射源指纹机理及识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.
- [20] Lin Y, OuYang Shoucheng. Irregularities and Prediction of Major Disasters[M]. Boca Raton, FL: CRC Press, 2010. 23 – 109
- [21] Darling R W R. Intrinsic location parameter of a diffusion process, Report 493 [DB/OL]. <http://www.stat.berkeley.edu/tech-reports/>, 1997-10-11
- [22] Song Chunyun, Zhan Yi, Guo Lin. Specific emitter identification based on intrinsic time-scale decomposition[A]. Zhiang Jin. Proc IEEE Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM) Conf[C]. Chengdu: IEEE, 2010. 1 – 4.
- [23] Lunden J, Koivunen V. Scaled conjugate gradient method for RADAR pulse modulation estimation[A]. Soong F K. Acoustics, Speech and Signal Processing. Proc IEEE ICASSP[C]. Hawai'i, USA: IEEE, 2007. 297 – 300.
- [24] Li L, Ji H B, Jiang L. Quadratic time-frequency analysis and sequential recognition for specific emitter identification[J].

IET Signal Processing, 2011, 5: 568 – 574.

- [25] 刘海军, 柳征, 姜文利, 等. 基于云模型和矢量神经网络的辐射源识别方法[J]. *电子学报*, 2010, 38(12): 2797 – 2804.

Liu Hai-jun, Liu Zheng, Jiang Wen-li et al. Approach based on cloud model and vector neural network for emitter identification [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(12): 2797 – 2804. (in Chinese)

作者简介



韩 韬 男, 1984 年生于山东济南. 2006 年毕业于国防科技大学电子科学与工程学院, 2009 年获得国防科学技术大学信息与通信工程工学硕士学位, 其后在国防科学技术大学攻读工学博士学位, 从事特定辐射源识别与雷达信号处理方面的有关研究.

E-mail: dr. hannibal. h@gmail.com



周一宇 男, 1948 年生. 教授、博士生导师. 现为国防科学技术大学教授, 研究方向为综合电子战系统理论、信息战理论与效能评估、空间信息处理、无源定位等.