

文章编号: 2095-4980(2018)02-0233-06

认知雷达对抗中的未知雷达状态识别方法

李 岩, 高梅国, 崔双洋

(北京理工大学 信息与电子学院, 北京 100081)

摘 要: 相比于传统的雷达对抗系统, 认知雷达对抗引入了闭环行为学习过程, 使得干扰方可以通过对雷达信号进行状态辨识, 进而进行干扰效果评估, 经过自主学习优化干扰策略, 从而使得干扰更具有主动性和针对性。雷达状态识别是认知雷达对抗的基础, 而在对抗过程中, 目标雷达随时可能激活先前“隐藏”的“未知状态”, 这就要求干扰方能够快速对未知雷达状态做出响应。本文重点研究认知雷达对抗中的未知雷达状态识别, 利用机器学习理论相关算法, 提出了基于有监督分类与基于无监督聚类的 2 种未知状态识别方法, 并通过仿真实验分别验证了 2 种方法的有效性。

关键词: 认知雷达对抗; 未知雷达状态识别; 有监督分类; 无监督聚类

中图分类号: TN959

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201802.0233

Unknown radar state recognition method for Cognitive Radar Countermeasure

LI Yan, GAO Meiguo, CUI Shuangyang

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In comparison to traditional radar countermeasure system, the closed-loop behavior learning is introduced into Cognitive Radar Countermeasure(CRCM), which conducts state recognition and jamming effect evaluation through radar signals, and then jamming strategy is optimized by autonomy making jamming more initiative and pertinent. Radar state recognition is the basis of CRCM, but the target radar may activate previously hidden unknown states in the opposed process, which compels CRCM to react to the unknown states rapidly. In consequence, unknown radar state recognition is focused on for CRCM, and two recognition methods are proposed based on supervised classification and unsupervised clustering respectively utilizing related machine learning algorithms. The simulation results validate the effectiveness of the two approaches.

Keywords: Cognitive Radar Countermeasure; unknown radar state recognition; supervised classification; unsupervised clustering

在传统雷达对抗系统中, 干扰方遵循着固定的干扰策略, 依据一定的先验信息, 结合对抗中雷达信号的测量参数, 对雷达进行干扰资源的调度。在这种情况下, 干扰方无法动态地根据对抗环境与雷达状态的变换, 做出相应的干扰策略的变化。因此, 干扰方的对抗是相对静止的, 干扰效率较低。另一方面, 随着新体制雷达的不断涌现, 尤其是认知雷达概念的提出与研究, 使得雷达抗干扰能力不断增强。另外, 不同体制的雷达系统还具有多种不同的工作模式与相应的抗干扰措施, 在没有对抗交互的情况下, 很多工作模式可以一直被隐藏。传统雷达对抗系统面对这些未知雷达状态时, 可能会手足无措, 效能尽失。

认知雷达对抗系统在传统雷达对抗技术的基础上, 引入了闭环的行为学习过程, 使得干扰方可以通过对接收到的雷达信号进行参数测量与状态辨识, 掌握当前所用干扰信号的反馈情况与目标雷达不同状态之间的转移情况, 进而对干扰效果进行评估, 经过干扰策略优化后, 可对后续的干扰资源调度进行引导, 从而使得对抗更具有主动性和针对性^[1]。

雷达状态识别是上述闭环行为学习过程的首要步骤。雷达状态是指以干扰方所接收的信号参数为基本依据

而界定的目标雷达所处的状况。一方面,雷达状态自身是干扰方进行干扰措施选择的基本依据;另一方面,雷达状态的变化情况也是后续干扰效果评估的依据,干扰方可通过目标雷达受干扰前后的状态变化,评估干扰效果的好坏,进而对所采取的干扰措施进行强化或弱化,实现行为学习过程的闭环。认知雷达对抗过程中的状态识别强调对抗双方之间的动态博弈,在没有对抗交互的情况下,目标雷达的一些工作模式或抗干扰措施可能会被隐藏,这意味着干扰方可能在后期对抗过程中碰到之前未遇到的雷达状态,即未知雷达状态。因此,本文重点研究认知雷达对抗中的未知雷达状态识别。

雷达状态识别的本质是模式分类问题,在机器学习理论中,模式分类方法可分为有监督学习与无监督学习两类。有监督学习需要首先对初始数据集中的每个样本标注类别标签,然后将其作为训练样本集并根据机器学习算法生成分类器,最后利用该分类器判断未标注数据样本的类别;无监督学习不需要事先对样本进行类别标注,而是根据样本在特征空间上的相似程度,通过相应的算法直接进行类别划分,聚类分析就是这样一种典型的无监督学习方法。本文在已有机机器学习算法的基础上,分别提出了基于有监督分类与基于无监督聚类的未知雷达状态识别方法,并通过仿真实验验证了 2 种方法的有效性。

1 研究现状

1.1 有监督及无监督的机器学习方法

常用的有监督分类算法包括:K-近邻算法、朴素贝叶斯算法、决策树、人工神经网络、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等。其中, SVM 在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,并能够推广到函数拟合等其他机器学习问题中,因此得到广泛的研究与应用。但是,传统的 SVM 只能识别训练样本集中已有的类别(已知类别),而对训练集中未出现的类别(未知类别)则无能为力。为解决此问题,文献[2-3]将初始样本看成属于一个类别,从而训练生成单类别 SVM 模型,并据此分析当前数据在特征空间中的分布情况,然后利用该单类别模型判断新样本是否属于新类别。该方法假设新样本中只能存在一种新类别,具有一定的局限性。除此之外, M. D. Muhlbaier 等将已有的增量式集成分类器 Learn++^[4]进行改进,提出了 Learn++.NC,它通过一种改进的投票方式,使得模型可以用更少的基分类器(base classifiers)对新出现的类别实现增量式学习^[5]。G. Ditzler 等进一步解决了 Learn++.NC 面临的各类别样本数不均衡的问题^[6]。

无监督学习方法可分为 2 大类,即基于概率密度函数估计的直接方法与基于样本间相似性度量的间接聚类方法。本文重点讨论聚类方法,聚类结果把样本集划分为若干个子集(类别)后,可以直接用它解决分类问题。常用的聚类算法包括:K-均值聚类、K-中心点聚类、谱聚类、层次聚类、模糊聚类等,这些方法往往需要事先确定聚类个数。吸引力传播算法(Affinity Propagation, AP)是 B. J. Frey, D. Dueck 于 2007 年提出的一种新颖的聚类算法^[7],它不需要事先确定聚类个数,且聚类效果好,效率高,在近年来得到广泛研究。虽然聚类算法可以在理论上解决未知状态识别,但识别精确度是这类算法的一个普遍瓶颈。为此,很多研究工作都提出了分类与聚类相结合的算法。文献[8-10]提出了一种用于在线无监督分类的自组织神经网络。其中文献[8]是一种双层神经网络,第 1 层对输入数据构建拓扑结构,第 2 层以第 1 层结果作为输入,完成节点的聚类和分类。文献[9]将该模型改进为单层网络,通过定义节点“密度”对节点进行聚类,并将其分割为多个子类。文献[10]进一步将其改进为半监督模型,利用输入数据的类别标签信息标记网络中的“教师节点(teacher nodes)”,并利用这些节点对其他未标注节点进行分类。

1.2 认知雷达对抗中的状态识别方法

目前国外有关可应用于认知雷达对抗领域的状态识别方法的文献较少,美国的国防专利^[11]对认知电子对抗中的信号分类问题进行了研究,利用贝叶斯分类器对信号类型进行分类,然后再对所有分为未知类别的样本采用 K-均值与 G-均值的混合聚类算法进行聚类,聚类完成后,未知类别被看作是新的已知类别,进而重新构建训练样本集,更新分类模型。文献[12]提出了一种具有认知能力的电子对抗系统架构,该模型首先通过聚类算法对干扰方产生的脉冲描述字进行聚类,从而对辐射源进行识别;然后再利用人工神经网络对未知辐射源自适应地生成干扰策略。另外,文献[13]也提出了一种可应用于电子战的信号调制类型自动分类器;文献[14-15]提出了 2 种自适应的态势感知系统。

国内的相关研究主要集中于应用于电子侦察的信号辐射源识别,主要方法有基于 D-S 证据融合的方法^[16-17]、基于特征参数匹配的方法^[18-19]以及基于神经网络的方法^[20]。

2 基于有监督分类的未知雷达状态识别

本文假设干扰方前端接收机已经事先采集到一定数量的雷达发射信号样本，并对其进行了模数转换、特征提取等处理后标注类别标签；然后分别将这些信号样本及其类别标签看作训练样本集与先验的已知雷达状态，利用模式分类算法进行未知雷达状态的识别。

基于有监督分类进行未知雷达状态识别的关键在于要对已知状态的“分类边界”进行合理的表征。如果干扰方新检测到的信号样本在所有已知状态的分界之外，则认为该样本属于未知状态。表征已知类别的“分类边界”的难点在于：如果完全依照当前训练样本，则会造成“数据过拟合”现象，而如果边界划分过大，则会引入较多错误样本，如图 1 所示。因此，必须考虑各个类别边界的合理“泛化”。本文的基本思想是：对每一个已知状态都训练一个单类别分类模型，用于判断新样本是否属于该类别，如果新样本不属于所有的已知状态，则表明出现未知状态。

支持向量域描述(Support Vector Domain Description, SVDD)就是一种典型的解决单类别分类问题的算法^[21]，其目的是对于单类别的数据样本，训练得到一个最优超球面，使其能够尽可能“紧致地”覆盖当前数据，同时保证其具有一定的泛化能力。当识别一个新的样本时，如果其落在了超球面内，则认为它属于该类别，否则认为不属于该类别。SVDD 的目标函数为：

$$F(R, a, \xi_i) = R^2 + C \sum_i \xi_i \quad (1)$$

使得对于每个样本点 x_i 满足：

$$(x_i - a)^T (x_i - a) \leq R^2 + \xi_i \quad \forall i, \xi_i \geq 0 \quad (2)$$

式中： a 为训练样本的中心向量； R 为超球面的半径； ξ_i 为松弛变量；变量 C 表明了模型在复杂度与容错能力之间的折中。该优化问题可通过拉格朗日乘子法求解，具体步骤参见文献[21]。

3 基于无监督聚类的未知雷达状态识别

有监督的雷达状态识别要求对事先采集到的信号样本进行类别标注，而且不能对属于未知状态的样本做进一步的类别划分。实际上，认知雷达对抗是一种动态的博弈斗争，双方频繁地进行相互识别、相互躲避，对抗系统必须能够快速地对外界环境的变化做出反应，而人工标注数据样本费时费力，难以满足雷达对抗系统的时效性；另一方面，现代电子对抗环境日益复杂，雷达所发射的信号样式也越来越复杂，波形变化越来越频繁，且干扰方采集到的信号数据量很大，这使得对这些信号样本人工地进行类别标注难度增大。因此，本文进一步研究无监督的雷达状态识别方法，即认为干扰方不具备任何有关雷达状态的先验知识，将事先采集到的信号样本均看作属于未知雷达状态，在不对其进行人工类别标注的情况下自动地完成类别划分。

聚类是常用的无监督学习方法，通过某种相似度量方法，自动地将数据对象的集合分为由类似的对象组成的多个类，其目的是使同一类对象的相似度尽可能大，不同类对象之间相似度尽可能小。在众多聚类算法中，吸引子传播算法(AP)是一种较新的聚类算法，它的特点是快速、高效，不必事先指定聚类数目并且能够很好地解决非欧空间问题以及大规模稀疏矩阵计算问题等，因此，本文采用 AP 算法完成无监督的未知雷达状态识别。

AP 算法的基本思想是：将所有的样本点当作是潜在的聚类代表点(exemplars)，然后迭代式地在样本之间传递 2 类信息：吸引度(responsibility)与归属度(availability)，信息更新的方式如下所示：

$$r(i, k) \leftarrow s(i, k) - \max_{k' \in S, k' \neq k} \{a(i, k') + s(i, k')\} \quad (3)$$

$$a(i, k) \leftarrow \begin{cases} \min\{0, r(k, k) + \sum_{i' \in S, i' \neq i} \max\{0, r(i', k)\}\}, & k \neq i \\ \sum_{i' \in S, i' \neq k} \max\{0, r(i', k)\}, & k = i \end{cases} \quad (4)$$

$$\mathbf{R}^{t+1} = (1 - \lambda)\mathbf{R}^t + \lambda\mathbf{A}^{t+1} \quad (5)$$

$$\mathbf{A}^{t+1} = (1 - \lambda)\mathbf{A}^t + \lambda\mathbf{R}^{t+1} \quad (6)$$

式中：吸引度 $r(i, k)$ 用来描述候选代表点 k 从所有样本点中吸收样本 i 作为其类成员的适合程度；归属度 $a(i, k)$ 用

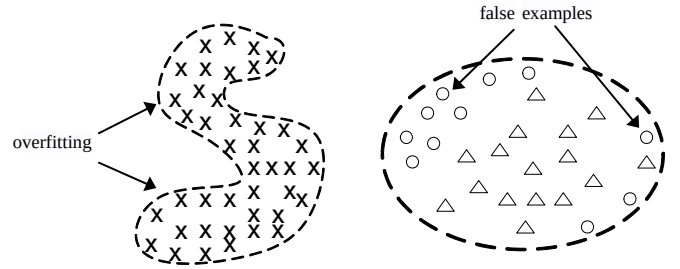


Fig.1 Overfitting and fault-tolerant of class boundary representation

图 1 类别边界表征中的过拟合和容错现象

来描述样本 i 从候选代表点中选择 k 作为其类代表的适合程度; $s(i,k)$ 表示样本点 i 与 k 之间的相似度; $R=\{r(i,k)\}$, $A=\{a(i,k)\}$ 分别为吸引度矩阵和归属度矩阵; t 代表算法的迭代次数。算法收敛后, 每个样本点要么自己成为类别代表点, 要么以其他某个样本点作为自己的类别代表点。

4 仿真验证

4.1 仿真设置

以机载多功能阵列雷达作为目标雷达, 设定其在空-空作战任务下的工作模式包括: 非合作目标识别、校准/AGC、气象规避、火炮测距、空中数据链、中重频, 共 6 种状态。干扰方对接收到的雷达信号进行相应的处理, 形成样本特征向量; 考虑 5 种信号特征参数, 包括: 脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequency, PRF)、脉宽、占空比、脉冲压缩比和瞬时带宽。雷达在各个状态下的特征参数取值范围如表 1 所示:

表 1 雷达状态特征模板
Table1 Feature template of radar state

radar state	feature				
	PRF/kHz	pulse width/ μ s	duty ratio/%	pulse compression ratio	instantaneous bandwidth/MHz
non-cooperative target recognition(S1)	2-20	1-200	0.1-10	1-16 384	0.2-100.0
calibration/AGC(S2)	2-300	0.1-60	0.01-50	1-16 384	0.2-500.0
meteorology circumvention(S3)	0.5-5	1-50	1-10	1-13	0.1-1.0
artillery ranging(S4)	10-20	0.1-0.5	0.1-1	1-5	1-10
aerial data chain(S5)	10-300	1-20	1-33	1-16	0.1-1.0
MPRF(S6)	6-20	1-20	1-25	5-526	1-10

在仿真过程中, 根据表 1 所示的特征模板, 对每种雷达状态均随机生成 150 个样本, 共 900 个样本, 每个样本为 5 维的特征向量, 之后再对其进行归一化处理, 形成最终的数据矩阵。

4.2 有监督的未知雷达状态识别仿真验证

分别选择 6 种雷达状态中的一种作为未知状态, 将其 150 个信号样本均作为测试样本, 同时分别从其余 5 种已知状态的样本中各随机抽取 30 个也作为测试样本, 因此测试集共包含 150 个已知状态的样本与 150 个未知状态的样本。将 5 种已知状态的剩余样本作为训练样本, 分别利用 SVDD 算法生成单类别 SVM 分类模型。将 SVDD 与传统的 SVM 算法进行比较, 对于每种未知状态, 分别进行 10 次仿真, 10 次测试结果的平均准确率如表 2 所示。

由表 2 可以看出, 本文提出的基于有监督分类的未知状态识别方法对每种未知状态的识别准确率均能达到 80% 以上, 甚至是 90% 以上, 对 6 种未知状态的平均识别准确率为 89.02%; 而传统的 SVM 算法对大多数未知状态的识别准确率都在 80% 以下, 这说明了本文方法的有效性。

4.3 无监督的未知雷达状态识别仿真验证

本文提出的基于无监督聚类的未知雷达状态识别方法不需要关于雷达状态的任何先验知识, 因此只需将归一化后的数据矩阵作为 AP 聚类算法的输入即可。聚类结果如图 2 所示, 横坐标为聚合类的编号, 纵坐标为该类别下的样本个数。可以看出, AP 算法将数据样本聚合为 23 类, 其中第 14, 15, 21, 22, 23 这 5 类的样本数较多, 说明干扰方所识别的雷达状态与雷达的工作模式不是一一对应的, 这与前文提到的“雷达状态的界定是以干扰方接收到的雷达信号特征参数为依据的”相一致, 只要干扰方能从自身的角度正确感知不同的雷达状态, 就能通过后续的强化学习算法优化干扰策略, 最终针对每种状态形成最优干扰样式。

表 2 有监督的未知雷达状态识别的测试结果(%)

Table2 Results of supervised unknown radar state recognition(%)

state	SVM	SVDD
S1	81.40	93.20
S2	79.60	89.80
S3	90.60	92.60
S4	76.40	91.20
S5	78.40	85.80
S6	75.80	81.50
average accuracy	80.37	89.02

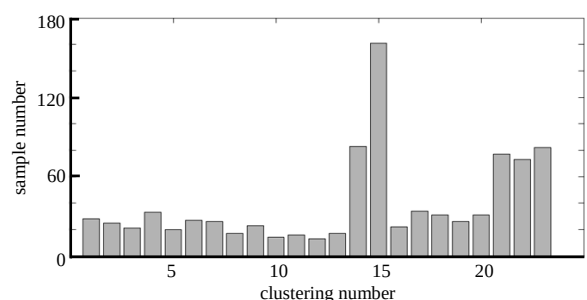


Fig.2 Clustering results of AP

图 2 AP 聚类结果

另外, 可以通过纯度(purity)与随机标号(Rand Index, RI)来评价聚类效果, 其中 purity 表示正确聚类的样本数占总样本数的比例, 其计算公式为:

$$\text{purity}(R, C) = \frac{1}{N} \sum_k \max_j (R_k \cap C_j) \quad (7)$$

式中: $R = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_k\}$ 是聚类结果的集合; R_k 表示第 k 个聚合类; $C = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_j\}$ 是样本类别集合; C_j 表示第 j 个样本类别; N 为样本总数。

RI 是一种利用排列组合原理来对聚类进行评价的手段, 其计算公式为:

$$RI = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (8)$$

式中: TP 表示属于同一类的样本被聚合为一类的样本对个数; FP 表示不同类的样本被聚合为一类的样本对个数; TN 表示不同类的样本被聚合为不同类的样本对个数; FN 表示属于同一类的样本被聚合为不同类的样本对个数。

根据式(7)~式(8)对本文的聚类结果进行测试, purity 为 88.33%, RI 为 87.85%, 二者均在 80%以上, 验证了本文方法的有效性。

5 结论

认知雷达对抗在传统的雷达对抗系统中引入了闭环行为学习过程, 可以使得干扰更具有主动性和针对性。雷达状态识别是认知雷达对抗的基础, 本文重点研究了未知雷达状态识别方法, 分别提出了基于有监督分类与基于无监督聚类的识别算法, 仿真结果表明, 有监督分类算法对未知状态样本的识别准确率可以达到 90%左右, 而无监督聚类算法的聚类纯度和 RI 指标均能达到 85%以上, 证明了 2 种算法的有效性。

参考文献:

- [1] 李云杰, 朱云鹏, 高梅国. 基于 Q-学习算法的认知雷达对抗过程设计[J]. 北京理工大学学报, 2015, 35(11): 1194–1199. (LI Yunjie, ZHU Yunpeng, GAO Meiguo. Design of cognitive radar countermeasure based on Q-learning[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2015, 35(11): 1194–1199.)
- [2] JIA H, MURPHEY Y L, GUTCHESS D, et al. Identifying knowledge domain and incremental new class learning in SVM[C]// IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Montreal, Que., Canada: IEEE, 2005(5): 2742–2747.
- [3] XIE M Q, JIANG H, HUANG Y L, et al. New class recognition based on support vector data description[C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Dalian, China: IEEE, 2006: 1149–1152.
- [4] POLIKAR R, UPDA L, UPDA S S, et al. Learn++: an incremental learning algorithm for supervised neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics–Part C: Applications & Reviews, 2001, 31(4): 497–508.
- [5] MUHLBAIER M D, TOPALIS A, POLIKAR R. Learn ++.NC: combining ensemble of classifiers with dynamically weighted consult-and-vote for efficient incremental learning of new classes[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(1): 152–168.
- [6] DITZLER G, ROSEN G, POLIKAR R. Incremental learning of new classes from unbalanced data[C]// International Joint Conference on Neural Networks. Beijing, China: IEEE, 2014: 1–8.
- [7] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972–976.
- [8] FURAO S, HASEGAWA O. An incremental network for on-line unsupervised classification and topology learning[J]. Neural Networks, 2006, 19(1): 90–106.
- [9] FURAO S, OGURA T, HASEGAWA H. An enhanced self-organizing incremental neural network for on-line unsupervised learning[J]. Neural Networks, 2007, 20(8): 893–903.
- [10] FURAO S, YU H, SAKURAI K. An incremental on-line semi-supervised active learning algorithm based on self-organizing incremental neural network[J]. Neural Computing & Applications, 2011, 20(7): 1061–1074.
- [11] KADAMBE S L. Cognitive networked electronic warfare. US8494464B1[P]. 2013.
- [12] ARIK M, AKAN O B. Enabling cognition on electronic countermeasure systems against next-generation radars[C]// Military Communications Conference. Tampa, Florida, USA: IEEE, 2015: 1103–1108.
- [13] GRAJALR J, YESTE-OJEDA O, SANCHEZ M A, et al. Real time FPGA implementation of an automatic modulation classifier for electronic warfare applications[C]// the 19th European Signal Processing Conference. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 1514–1518.

- [14] ROSSE E, JOUSSELME A L, MAUPI P. The application of belief functions in a situation analysis process[R]. DRDC TN-2011-xx, DRDC Valcartier, 2011.
- [15] DITZEL M, KESTER L, BROEK S V D. System design for distributed adaptive observation systems[C]// Proceedings of the International Conference on Information Fusion. Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2011: 1-8.
- [16] 刘海军. 雷达辐射源识别关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010. (LIU Haijun. Researches on identification key technology for radar emitter[D]. Changsha, China: National University of Defense Technology, 2010.)
- [17] 陈凯. 基于 D-S 证据融合的相控阵雷达状态识别[J]. 电子科技, 2012, 25(10): 67-69. (CHEN Kai. Phased array radar state identification based on Dempster-Shafer evidence fusion[J]. Electronic Science & Technology, 2012, 25(10): 67-69.)
- [18] 丁军, 刘志成. 基于特征参数匹配的雷达辐射源识别方法研究[J]. 现代雷达, 2011, 33(9): 29-33. (DING Jun, LIU Zhicheng. A study of radar emitter recognition based on characteristic parameter matching method[J]. Modern Radar, 2011, 33(9): 29-33.)
- [19] 刘凯, 王杰贵, 吴建飞. 基于区间灰关联的未知雷达辐射源智能识别[J]. 现代防御技术, 2013, 41(6): 25-31. (LIU Kai, WANG Jiegui, WU Jianfei. Intelligent recognition method based on interval grey association for unknown radar emitter[J]. Modern Defence Technology, 2013, 41(6): 25-31.)
- [20] 刘凯, 王杰贵. 基于神经网络的未知雷达辐射源智能识别技术[J]. 电子信息对抗技术, 2013, 28(6): 18-22. (LIU Kai, WANG Jiegui. An intelligent recognition method based on neural network for unknown radar emitter[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2013, 28(6): 18-22.)
- [21] TAX D M J, DUIN R P W. Support vector domain description[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(11/12/13): 1191-1199.

作者简介:



李 岩(1987-), 男, 山西省临汾市人, 讲师, 主要研究方向为认知电子对抗 .email: liyan726@bit.edu.cn.

高梅国(1965-), 男, 湖南省郴州市人, 教授, 主要研究方向为雷达信号处理、电子对抗。

崔双洋(1988-), 女, 河南省平顶山市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理。

智能无人系统大会

2018.5.21~22, 北京

会议主席: 樊邦奎 院士, 吕跃广 院士, 陈志杰 院士, 龚惠兴 院士, 刘永坚 院士

主办单位: 中国光学工程学会, 中国无人机产业创新联盟 (筹)

承办单位: 中国无人机产业创新联盟 (筹)

联办单位: 远望智库

支持媒体: 无人争锋, 海鹰资讯

重点研讨议题: 反无人机技术与城市安防、军民融合发展的未来——智能化无人化战争、智能无人系统领域军民通用技术标准、无人机关键技术、无人系统行业标准与法律法规、传感器技术与无人机、精准农业与植保、陆面无人驾驶、电力巡检与光伏运维

征文方向 (包含不限于): 协同化技术、自主化技术、通信技术、导航与路径规划技术、能量推进技术、传感器技术、释放回收技术、模块化、任务载荷技术、反无人机技术、智能化技术

联合征稿: 《无人系统技术》、《太赫兹科学与电子信息学报》科技核心、《飞航导弹》中文核心、《战术导弹技术》中文核心、《现代防御技术》中文核心、《电光与控制》中文核心、《信息与控制》中文核心、《红外与激光工程》EI、《光学精密工程》EI、spie 会议论文集 (EI 全文收录)

火热征文中, 截稿时间: 3 月 31 日 (第一轮)

投稿请登录在线投稿系统 <http://events.kjtxw.com/tougao/US2018.html>,

- 中英文兼收, 论文经组委会初审后, 择优推荐到合作期刊。论文格式无严格要求, 收到组委会发的录用通知后, 请按推荐期刊格式要求修改论文并将论文全文提交至推荐期刊网站, 由期刊编辑部审核录用后正式发表。
 - 若文章希望发表在 SPIE 文集 (EI 全文收录), 截止日期前提交英文摘要即可。收到录用通知后提交英文全文至 spie 官网, 会后半年左右全文可在 EI 数据库检索到。
 - 若不发表文章, 只希望做粘贴/口头交流, 可在投稿系统上传报告摘要, 题目后注明交流类型 (粘贴/口头交流)
- 组委会联系方式: 吴迪, wudi@csoc.org.cn, 022-58168520