

基于粗糙集和神经网络的无人机侦察效能评估*

何媛¹,甘旭升²,涂从良²,孟祥伟²

(1. 西京学院, 西安 710123; 2. 空军工程大学空管领航学院, 西安 710051)

摘要:针对无人机在多条件下的侦察效能评估问题,提出一种基于粗糙集和神经网络的无人机侦察效能评估方法。在该方法中,寻找影响因素构建无人机侦察效能评估指标体系;结合粗糙集理论去除当中的冗余因素;并在处理因素基础上利用遗传优化的BP神经网络构建无人机侦察效能的评估模型,以提高预测精度。仿真结果表明:该模型不仅能够克服传统BP神经网络容错性差,收敛速度慢的缺点,而且可以较好地完成无人机侦察效能评估。

关键词:无人机,效能评估,粗糙集,BP神经网络

中图分类号: TJ01

文献标识码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1002-0640.2021.03.004

引用格式: 何媛,甘旭升,涂从良,等.基于粗糙集和神经网络的无人机侦察效能评估[J].火力与指挥控制,2021,46(3):20-25.

UAV Reconnaissance Effectiveness Evaluation Based on Rough Set and Neural Network

HE Yuan¹, GAN Xu-sheng², TU Cong-liang², MENG Xiang-wei²

(1. XiJing University, Xi'an 710123, China;

2. Air Traffic Control and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: For the evaluation of UAV reconnaissance effectiveness under multiple conditions, an UAV reconnaissance effectiveness evaluation method based on rough set and neural network is proposed. In the method, the influencing factors are determined to construct the UAV reconnaissance effectiveness index system, then the redundant factors are removed combined with rough set theory, finally on the basis of the simplified factors BP neural network optimized through genetic algorithm is used to build an evaluation model of UAV reconnaissance effectiveness for improving the prediction accuracy. The simulation result shows that the method can not only overcome the shortcomings of the traditional BP neural network, such as poor fault tolerance and slow convergence speed, but also better evaluate the UAV reconnaissance effectiveness.

Key words: UAV, performance evaluation, rough set, BP neural network

Citation format: HE Y, GAN X S, TU C L, et al. UAV reconnaissance effectiveness evaluation based on rough set and neural network[J]. Fire Control & Command Control, 2021, 46(3): 20-25.

0 引言

信息收集是现代战争的关键环节。尽快确定对方的兵力、装备、目标的准确位置,已经成为影响战争的因素之一。无人机较强的侦察、机动能力以及

较高的成本效益使其受到各国追捧^[1-3]。如何在不同环境下正确评估无人机的侦察性能,对于充分发挥无人机的战斗力具有重要意义。

目前,对于无人机作战效能的研究比较多,而对于无人机侦察效能的研究比较少,国内外均没有

收稿日期:2019-12-25

修回日期:2020-02-09

* 基金项目:国家自然科学基金资助项目(11726624)

作者简介:何媛(1987-),女,陕西西安人,硕士研究生,讲师,研究方向:数值分析。
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

系统的方法与准则。无人机的侦察能力会受到多种条件的制约和影响。因此,建立一套真实条件下的侦察效能评估模型,有利于在执行侦察任务之前选择一套较优的侦察方案,从而确保无人机的侦察效果。

当前无人机的效能评估大多是针对作战效能的研究,对于其侦察效能的研究较少。2016年,徐冠华等人根据时敏目标的不同特点,分析了察打一体无人机在不同任务模式下的作战使用,将无人机的侦察能力与打击能力进行了相关性的分析,并构建了相应的无人机效能评估模型^[4]。2018年,陈侠等人利用粒子群算法来改进支持向量机的侦察无人机的作战效能评估模型,从而可以准确有效地进行无人机作战效能评估研究^[5]。2019年,庞强伟等人优化了 K-means 聚类算法的评价标准,然后利用改进的离散粒子群算法来求解侦察序列,进而降低任务的时间代价,从而生成一条多目标侦察的任务航迹来提高侦察效果^[6]。2018年,张海峰等在分析无人机侦察载荷性能特点基础上,设计了多种侦察载荷协同使用的方法,并构建了相应的无人机侦察效能评估模型^[7]。2017年,王光辉等人以 CCD 摄像机作为机载侦察设备,对无人机在不同导航方式和不同干扰强度情况下,对给定区域的侦察效能进行了评估,并给出了不同导航方式下侦察效能的评估曲线^[8]。2015年,王庆江等人对无人机搭载 CCD 摄像机的侦察效能,建立了相应的侦察模型,并改进了无人机光栅式的侦察方式^[9]。2014年,张旺等根据不同侦察设备的侦察特点,分析了影响多载荷协同侦察效能的因素,利用线性加权算法建立了相应的侦察效能模型,最后对两两协同的侦察效能进行了计算和分析,验证了模型的可用性^[10]。无人机的侦察效能是多种因素综合作用的结果。而目前学者是从单一的角度来对无人机的侦察效能作出评估,或者是从某一技术角度来改进无人机的侦察效能,缺乏在多种条件综合作用下的效能评估研究。

为解决上述问题,本文提出一种基于粗糙集和改进的 BP 神经网络的无人机侦察效能评估模型。由于无人机的侦察效能往往是多种因素共同作用的结果,因此,选用某部无人机近年来的最新案例并咨询专家,得到影响无人机侦察效能的原因属性,利用粗糙集来对原因属性进行约简找出核元素。在找出主要影响因素的同时进一步简化神经网络的结构。将得出的主要因素输入到神经网络,通过对神经网络的不断训练,得到最终的无人机侦察效能评估模型。通过两种方法的结合,解决了神经网络

由于输入参数过多引起的泛化能力下降的问题。

1 相关理论

1.1 粗糙集理论

粗糙集是一种用来处理不确定、不完整数据的分析工具,是与概率、模糊理论具有一定的互补性。粗糙集是利用信息表来表征论域中的每个对象。利用这些外部信息来进行知识约简,找出数据内部潜在的规律。相较于其他方法,该方法的最大优势在于不需要任何额外的信息,进而能够避免主观判断带来的失误,使影响无人机侦察效能的因素更加复杂多样化。同时,利用粗糙集能够更好地进行数据分类,从而在有限的数据中找出影响侦察效能的主要因素。

1.2 BP 神经网络

人工神经网络是利用类似于人脑神经的结构来进行信息加工的数学模型。通常是由训练过程和测试过程组成,其具有较强的自学习性和鲁棒性,能够逼近任意的非线性函数。因此,在数据挖掘、模式识别、信号处理等多个领域都得到广泛应用。而 BP 神经网络是一种多层的反馈型前向网络,其结构较为简单,并且具有良好的操作性。其主要是通过不断训练来改变连接权值的数值,最终使得输出的结果与期望值之间的误差最小化。由于无人机侦察效能与影响因素之间的关系是非线性的映射关系,因此,利用 BP 神经网络能够找出二者之间的相关关系,从而避免人在效能评估中产生的主观影响。同时,BP 神经网络较好的鲁棒性和自学习性能可更快得到所需评估结果。

2 无人机侦察效能评估模型

为了更好地对无人机进行侦察效能预先评估,本文提出一套评估模型,主要是由 3 部分组成。

1) 建立影响无人机侦察效能的指标体系。通过与某无人机部队了解和与专业人员的咨询,对影响侦察效能的因素进行全面的分析,并按照人-机-环-管的理论对其进行分类,确定影响无人机侦察效能的相关因素。

2) 结合粗糙集理论来对影响因素进行约简,筛选出主要因素。通过约简来简化网络结构,进而提高下一步中神经网络的信息处理能力,提高网络的泛化能力。

3) 利用改进的 BP 神经网络,构建无人机侦察效能的评估模型。由于 BP 神经网络能够以任意精

度来拟合任意函数,因此,利用神经网络来寻找侦察效能和各因素之间的非线性关系。但由于传统的神经网络在训练过程中容易陷入局部最优解当中,且收敛速度较慢,容错性差。因此,通过结合遗传算法来对网络中的权值进行优化,缩短训练时间,提高训练精度。

2.1 无人机侦察效能指标体系的建立

无人机侦察效能通常是多种因素共同作用的结果。本文定义:如果无人机能够清晰侦察到所有目标的信息,视为此次侦察效果为良好,记作 1;如果只能侦察到部分目标或者侦察效果模糊,则视此次侦察效果一般,记作 0.7;如果无法获取相关的目标信息,则视为侦察效果不佳,记作 0.1。通过对无人机侦察效能的分析,得出影响侦察效果的因素大致可以分为以下几类:人员因素、机械因素、环境因素、管理因素。通过记录侦察效果不佳的飞行可以发现:机械因素和环境因素占据了大部分,人员因素次之,管理因素所占比例最小。具体的比例如表 1 所示。

表 1 影响侦察效果成因比例

类别	人员因素	机械因素	环境因素	管理因素
百分比	15.1	35.8	43.4	5.6

分别从人-机-环-管的角度出发,分析统计了在一定时期内飞行实例,选取其中具有代表的飞行作为此次评估的实例,并通过咨询相关的飞行、管制及机务等相关人员对影响因素进一步细化,筛选出其中具有普遍共性的因素构建评估无人机侦察效能的指标体系。

2.2 基于粗糙集指标体系约简

无人机的侦察效能是由多种因素共同作用的结果。但在该系统中每个因素并不是同等重要,甚至有些是冗余的。因此,必须对其进行约简来寻找能够保证分类正确的最小属性集。本文中将侦察效能作为决策属性,而将其影响因素作为条件属性。通过对条件属性的约简来求核。但是要求解论域中所有最小属性集本质上属于 NP 问题,求解时间和计算复杂度过高,采用定义法求解难度较大,因此,利用分辨函数和分辨矩阵来对问题进行求解。图 1 是对影响因素的约简流程。其中 $S=(U,A,V,f)$ 为整个信息系统, U 是由飞行实例构成的整个论域; A 是对象的属性,即侦察效能的影响因素; V 是影响因素 a 的值域; f 是一个映射函数,为每个对象的属性给予属性值; num 为论域中的对象数。

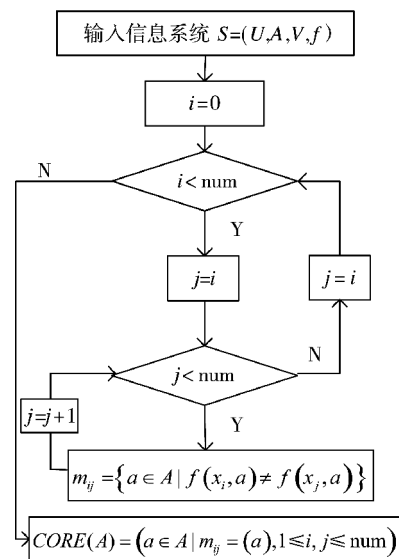


图 1 影响因素约简流程

2.3 遗传算法优化的 BP 神经网络模型

采用遗传算法优化 BP 神经网络的参数的训练过程如下。

1) 神经网络输入节点数的确定:为保证神经网络的泛化能力,将经过粗糙集约简后的主要影响因素的维数作为网络的输入节点数。

2) 网络输出参数的确定。将无人机的侦察效能分为 1、0.7、0.1 这 3 个等级,分别代表获得全部目标信息、获得部分目标信息以及无法获得目标信息。

3) 网络的构建。利用一个三层的神经网络来预测无人机的侦察效果。隐含层的节点数一般选择遵从 Kolmogorov 定理,即 $s=2n+1$ 。本文中隐含层节点数的安排主要是根据经验式 (1) 以及运用试凑法来确定个数。其中, n 为输入层的节点数, m 为输出层的节点数, 本文将侦察效果作为输出结果, 因此, $m=1$ 。

$$s = \sqrt{0.43mn + 0.12m^2 + 2.54n + 0.77m + 0.35} + 0.51 \quad (1)$$

具体的网络结构图如图 2 所示。其中, p 为输入参数, w_{ij} 为输入层与隐含层之间的连接权值; v_j 为隐

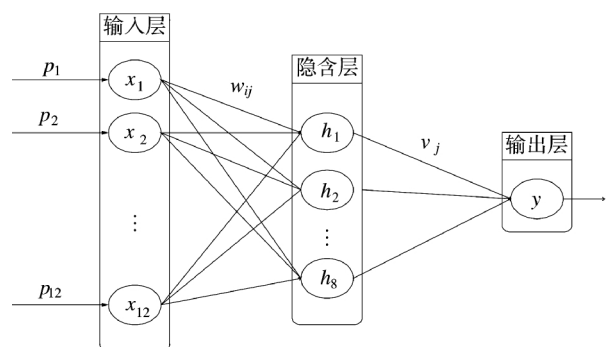


图 2 BP 神经网络结构图

含层与输出层之间的连接权值; θ_j 为隐含层中第 j 个神经元的阈值; θ_3 为输出层中神经元的阈值; y 为最后的输出结果,即对侦察效果的预测结果。

4) 神经网络的训练。将统计到的 40 组飞行数据作为训练样本来训练神经网络,得到相应的侦察效果预测模型。

5) 神经网络的精度验证。利用已经得到的侦察效果预测模型对 3 组训练样本进行预测研究,进而验证利用神经网络得出的预测结果与实际结果的误差,如果误差过大,则需要对神经网络进行改动至满意的吻合度。

6) 结合遗传算法来对神经网络中各层之间连接权值与阈值进行优化。主要分为以下步骤:a)个体的编码:将神经网络中各层之间的连接权值与阈值编作一组实数码,作为一条染色体。b)初始种群的生成:随机生成 20 条染色体作为初始种群。c)适应度的计算:将每条染色体对应的连接值和阈值解码到神经网络当中,计算所有个体的平均总误差作为该条染色体的适应度值。即

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |d_i - y_i| \quad (2)$$

其中, n 为训练神经网络的样本数, d_i 是实际的侦察效果值, y_i 是神经网络的预测值。d)染色体的交叉与变异:设定初始的交叉概率为 0.2,变异概率为 0.1,然后不断递增至适应度值最优或者达到最大进化代数 200 代,将此时染色体的数值作为最终的连接权值与阈值。

3 仿真算例

为使预测更能贴合实际情况,跟踪统计了 2019 年 5 月-11 月之间某无人机部侦察飞行情况,并对每次的飞行情况作了细致的分析,同时通过咨询相关专业人员,确定出了与无人机侦察效果有关的 17 个因素。图 3 为影响无人机侦察效果的指标体系。

对于指标体系中的各个要素,记作 $p_1 \sim p_{17}$,其中包括定性因素和定量因素。针对定性因素,规定如果对侦察效果有利则属性值为 1,反之为 0。如机组人员的身体状况良好为 1,不佳为 0;机组人员操纵水平熟练为 1,反之为 0。针对定量因素,无法直接判定该因素与侦察结果之间的关系,故用整数来表示实际情况。如无人机的侦察导航方式可以分为 GPS,无线电、惯性导航。用 1~3 之间的整数来表示侦察飞行时可用的导航方式数。分析每次侦察飞行的实施情况得到下面的决策表,如下页表 2 所示。

利用分辨矩阵和分辨函数对影响无人机侦察

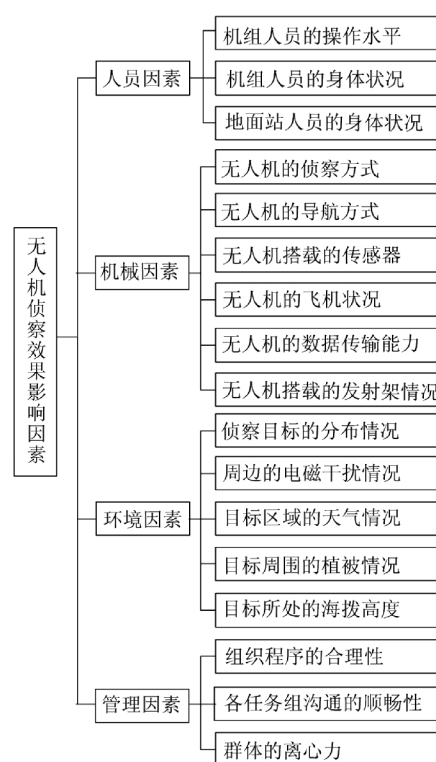


图3 无人机侦察效果影响因素

效果的因素进行约简和求核,得到影响侦察效果的主要因素是 $p_1, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8, p_{11}, p_{12}, p_{13}, p_{16}$, 分别代表:机组人员的操作水平,无人机的侦察方式,无人机的导航方式,无人机搭载的传感器,无人机的飞机状况,无人机的数据传输能力,周边的电磁干扰情况,目标区域的天气情况,目标周围的植被情况,各任务组沟通的顺畅性。

针对定量因素,为了确保不同属性值之间的可比性,防止小值的信息被掩盖,因此,需要对其进行归一化处理,本文采用的是最小最大归一化方法来进行处理。由于变化是线性的,因此,可以较好地体现原始意义。具体公式如下:

$$\bar{p}_{ij} = 0.1 + \frac{0.9 \times (p_{ij} - p_{i\min})}{p_{i\max} - p_{i\min}} \quad (3)$$

经过约简后,主要因素为 10 个,因此,输入神经元个数为 10 个。根据 2.3 节中的方法,可以确定隐含层神经元的个数为 7 个。而输出结果为此次飞行的侦察效果,因此,输出的神经元个数为 1 个。BP 神经网络构建完成以后,需要利用统计的数据对网络进行训练以得到最终的模型,本文用前 50 组数据来进行训练,用后面 3 组数据来进行预测。选取的训练参数为: Sigmoid 函数作为传递函数; Traingdx 作为训练函数;各层之间的初始连接权值和阈值均为 $[0, 1]$ 之间的随机数;最大训练次数为 500 次,训练误差为 10^{-4} 。表 3 是经过归一化处理以后得到用

表 2 侦察效果影响因素属性表

序号	条件属性																
	人员因素				机械因素					环境因素					管理因素		
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}	p_{15}	p_{16}	p_{17}
1	1	0	1	3	2	2	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0
2	0	1	0	4	3	3	1	1	2	0	1	1	1	0	1	1	1
3	1	0	1	4	3	3	1	1	2	0	1	1	1	0	0	1	0
4	0	1	0	3	2	2	0	1	4	0	1	0	1	0	0	1	1
5	0	1	1	1	1	1	1	1	4	1	0	1	0	1	1	0	1
⋮	⋮					⋮						⋮				⋮	
48	1	1	0	3	2	2	0	1	2	1	1	0	1	0	0	1	0
49	0	1	1	2	1	1	1	0	4	1	0	1	0	1	0	1	1
50	0	0	1	2	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1
51	1	0	0	4	3	3	0	1	2	0	1	1	1	0	1	1	1
52	0	1	0	2	1	3	1	0	4	1	1	0	1	1	0	0	1
53	1	0	0	3	0	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	1	0

表 3 侦察效果训练样本属性决策表

序号	条件属性																	决策属性
	人员因素			机械因素					环境因素				管理因素					
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}	p_{15}	p_{16}	p_{17}	
1	1	0	1	0.7	0.55	0.55	1	1	0.1	1	1	0	1	0	1	1	0	0.7
2	0	1	0	1	1	1	1	1	0.4	0	1	1	1	0	1	1	1	1
3	1	0	1	1	1	1	1	1	0.4	0	1	1	1	0	0	1	0	1
4	0	1	0	0.7	0.55	0.55	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0.7
5	0	1	1	1	0.1	0.1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0.1
⋮		⋮				⋮						⋮				⋮		
48	1	1	0	0.7	0.55	0.55	0	1	0.4	1	1	0	1	0	0	1	0	0.7
49	0	1	1	0.4	0.1	0.1	1	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0.1
50	0	0	1	0.4	0.0	0.1	0	0	0.1	0	0	1	1	0	0	0	1	0.1

于训练神经网络的样本数据。

结合上述 50 个实例,使用 MATLAB 神经网络工具箱来对设计好的神经网络进行训练。通过训练

发现:在经过 117 次训练以后,BP 神经网络预测值与实际值之间的误差开始满足训练要求,即认为已经获得了较为合理的预测模型。图 4 是训练过程中

的误差变化曲线。

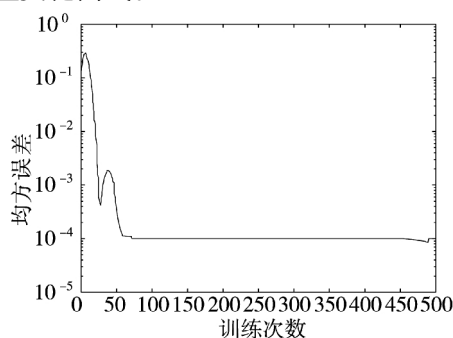


图 4 训练过程误差曲线图

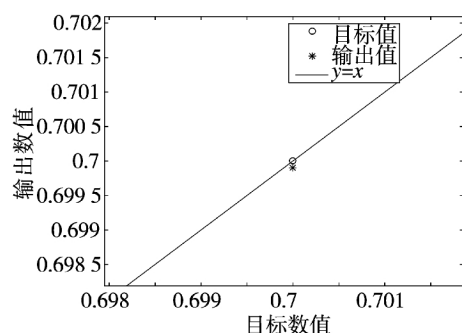


图 5 检验结果示意图

将 51~53 号实例输入到得出的神经网络进行检验,检验结果如图 5 所示,得到预测值与实际值基本重合。而具体的验证数据如表 4 所示。可以看出,误差均小于 10^{-3} ,因此,说明得到的神经网络是有效可行的。

表 4 预测结果及其误差

编号	目标输出	目标结果	实际输出	预测结果	误差(经验值)
1	1	良好	0.999 8	良好	0.000 2
2	0.1	不佳	0.100 5	不佳	0.000 5
3	0.7	一般	0.699 9	一般	0.000 1

为验证改进 BP 神经网络的有效性,利用传统的 BP 神经网络来进行训练,结果如图 6 所示。通过与图 4 比较可知,利用遗传算法改进后的神经网络收敛速度更快。而利用 51~53 号实例获得的检验结果如表 5 所示。通过比较发现,改进后的网络得出预测值误差在 10^{-3} 以内,而传统算法在 10^{-2} 以内,因此,利用改进后网络预测的精度更高。

4 结论

1) 提出的基于粗糙集和改进 BP 神经网络无人机侦察效能预测模型,能够充分发挥两种方法的优点。该模型能够在众多影响无人机侦察效能的因素中去除冗余因素,找到影响的主要因素。通过实例证明该模型能够较为准确地预测无人机的侦察效果。

2) 相较于传统神经网络,改进后的方法能够更

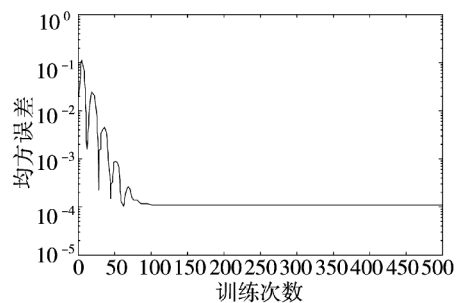


图 6 传统 BP 神经网络训练误差图

表 5 同种方法的检验结果

编号	目标值	预测值	
		传统 BP 神经网络	改进 BP 神经网络
1	1	0.997 6	0.999 8
2	0.1	0.098 9	0.100 5
3	0.7	0.701 2	0.699 9

加快速准确地对无人机侦察效能的预测评估,能够帮助无人机部队在实战中选择更为合理的侦察方案,具有一定的应用前景。

3) 由于无人机应用部队时间较短,可供研究的数据较少,且在调查中会受到个人思维局限性的影响,在下一步的研究中需要寻找更多的数据来研究,同时也要多向专家请教,寻找被忽略的影响因素。

参考文献:

- [1] 吴永亮. 美国海军新型情报、监视与侦察飞机发展综述[J]. 飞航导弹, 2012, 42(5): 67-73.
- [2] 林岳峥, 祝利, 王海. 全球鹰无人侦察机的技术特点与应用趋势[J]. 飞航导弹, 2011, 41(9): 21-24.
- [3] 彭辉, 沈林成, 霍霄华. 多 UAV 协同区域覆盖搜索研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(6): 2472-2476.
- [4] 徐冠华, 董彦非, 岳源. 基于察打任务的无人机作战效能评估[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(7): 60-64.
- [5] 陈侠, 胡乃宽. 基于改进型支持向量机的侦察无人机作战效能评估[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(10): 31-34.
- [6] 庞强伟, 胡永江, 李文广. 多无人机多目标协同侦察航迹规划算法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(3): 340-348.
- [7] 张海峰, 韩芳林. 基于任务协同的无人机多侦察载荷使用[J]. 海军航空工程学院学报, 2018, 33(3): 333-339.
- [8] 王光辉, 刘文超, 谢宇鹏. 不同导航方式无人机侦察效能比较研究[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(5): 825-828.
- [9] 王庆江, 彭军, 倪保航, 等. 无人机大区域侦察研究[J]. 电光与控制, 2015, 22(6): 39-43.
- [10] 张旺, 申洋, 陈伟. 多侦察载荷协同侦察效能评估[J]. 电光与控制, 2014, 21(3): 1-4.