

3-15-2024

## Effectiveness Evaluation of Heterogeneous UAV Swarms Based on a Hybrid Model

Yuanjie Lu

*Shenyang Aircraft Design Institute, AVIC, Shenyang 110035, China, nuaanpu@163.com*

Shanshan Long

*Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China*

Hang Zhao

*Shenyang Aircraft Design Institute, AVIC, Shenyang 110035, China*

Guoxu Feng

*Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# Effectiveness Evaluation of Heterogeneous UAV Swarms Based on a Hybrid Model

## Abstract

**Abstract:** This paper presents a hybrid model based on availability dependability capability (ADC) system performance evaluation and back propagation (BP) neural network prediction to realize a rapid performance evaluation of UAV swarms and cope with the diversity of UAV swarm configuration and state and the complexity of performance calculation. By analyzing the components of swarm performance, a capability index system including the general platform capability, system-level capability, and task execution capability of UAVs is established. By using the ADC method, a swarm combat performance sample set is generated, and the BP neural network is used to construct a comprehensive combat performance evaluation model of UAV parameters and capability indexes. The evaluation model is used to evaluate the comprehensive combat performance of heterogeneous UAV swarms. The results show that the evaluation error of this model can reach less than 5%, and the evaluation time based on samples is less than three hours, which verifies the effectiveness and high efficiency of this model in the evaluation of heterogeneous UAV swarm performance. At the same time, by analyzing the influence of quantity and configuration on the comprehensive performance of UAV swarms, feasible suggestions on the configuration of heterogeneous UAV swarms are obtained.

## Keywords

heterogeneous UAV, swarm system, performance evaluation, availability dependability capability-back propagation (ADC-BP) neural network, hybrid model

## Authors

Yuanjie Lu, Shanshan Long, Hang Zhao, Guoxu Feng, and Xiaojia Zhao

## Recommended Citation

Lu Yuanjie, Long Shanshan, Zhao Hang, et al. Effectiveness Evaluation of Heterogeneous UAV Swarms Based on a Hybrid Model[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 700-712.

## 基于混合模型的异构无人机蜂群效能评估

卢元杰<sup>1</sup>, 龙珊珊<sup>2</sup>, 赵航<sup>1</sup>, 冯国旭<sup>2</sup>, 赵晓霞<sup>2\*</sup>

(1. 中国航空工业集团公司 沈阳飞机设计研究所, 辽宁 沈阳 110035; 2. 南京航空航天大学, 江苏 南京 210016)

**摘要:** 为实现无人机蜂群效能的快速评估, 提出一种基于ADC (availability dependability capability) 系统效能评估和BP神经网络预测的混合模型, 以应对无人机蜂群配置和状态的多样性以及效能计算的复杂性。在分析蜂群效能构成要素的基础上, 建立包含无人机通用平台能力, 系统级能力, 以及任务执行能力的能力指标体系。利用ADC法生成蜂群作战效能样本集合, 运用BP神经网络构建关于无人机参数和能力指标的综合作战效能评估模型。利用该评估模型实现异构无人机蜂群实例的综合作战效能评估。结果表明: 该模型评估误差可达5%以下, 基于样本的评估时间可达3 h以内, 验证了该模型在异构无人机蜂群效能评估中的有效性及高效性。同时, 通过分析数量、配置对无人机蜂群综合效能的影响, 获得了异构无人机蜂群配置的可行建议。

**关键词:** 异构无人机; 蜂群系统; 效能评估; ADC-BP神经网络; 混合模型

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)03-0700-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1294

**引用格式:** 卢元杰, 龙珊珊, 赵航, 等. 基于混合模型的异构无人机蜂群效能评估[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(3): 700-712.

**Reference format:** Lu Yuanjie, Long Shanshan, Zhao Hang, et al. Effectiveness Evaluation of Heterogeneous UAV Swarms Based on a Hybrid Model[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 700-712.

### Effectiveness Evaluation of Heterogeneous UAV Swarms Based on a Hybrid Model

Lu Yuanjie<sup>1</sup>, Long Shanshan<sup>2</sup>, Zhao Hang<sup>1</sup>, Feng Guoxu<sup>2</sup>, Zhao Xiaojia<sup>2\*</sup>

(1. Shenyang Aircraft Design Institute, AVIC, Shenyang 110035, China; 2. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** This paper presents a hybrid model based on availability dependability capability (ADC) system performance evaluation and back propagation (BP) neural network prediction to realize a rapid performance evaluation of UAV swarms and cope with the diversity of UAV swarm configuration and state and the complexity of performance calculation. By analyzing the components of swarm performance, a capability index system including the general platform capability, system-level capability, and task execution capability of UAVs is established. By using the ADC method, a swarm combat performance sample set is generated, and the BP neural network is used to construct a comprehensive combat performance evaluation model of UAV parameters and capability indexes. The evaluation model is used to evaluate the comprehensive combat performance of heterogeneous UAV swarms. The results show that the evaluation error of this model can reach less than 5%, and the evaluation time based on samples is less than three hours, which verifies the effectiveness and high efficiency of this model in the evaluation of heterogeneous UAV swarm performance. At the same time, by analyzing the influence of quantity and configuration on the comprehensive performance of UAV swarms, feasible suggestions on

收稿日期: 2022-10-30 修回日期: 2023-01-20

基金项目: 国家自然科学基金(51805440); 航空科学基金(201913053001)

第一作者: 卢元杰(1982-), 男, 高工, 博士, 研究方向为飞机总体设计与系统工程。E-mail: nuaanpu@163.com

通讯作者: 赵晓霞(1985-), 女, 讲师, 博士, 研究方向为飞机全生命周期经济性与效能分析。E-mail: xiaojiazhao@nuaa.edu.cn

the configuration of heterogeneous UAV swarms are obtained.

**Keywords:** heterogeneous UAV; swarm system; performance evaluation; availability dependability capability-back propagation (ADC-BP) neural network; hybrid model

## 0 引言

基于模块化设计理念, 结合无人机通用平台及多类任务载荷并进行集群配置, 形成异构无人机蜂群, 使得低成本无人机蜂群协同作战成为可能。随着侦察干扰、反辐射、察打一体技术的发展, 无人机蜂群能够利用规模效应和互补效应, 克服单机个体不足, 实现集群目标最大化, 以较低代价完成作战任务, 具有灵活性高、体系协同能力强、经济可承受等特点, 成为未来战场对抗的重要手段<sup>[1]</sup>。合理部署无人机体系作战, 需要建立无人机蜂群协同作战效能评估模型, 辅助作战决策和装备发展。由于实际作战环境复杂多变, 影响作战效能的因素众多, 通过大量试验来评估系统效能需要付出较高的经济代价, 不易实现。因此, 在无人机蜂群协同作战系统设计、研制及论证过程中, 采用适用于体系的量化评估模型是实现效能评估的必要手段。体系作战效能是指在特定作战条件下, 武器装备通过遂行作战任务而表现出来的综合效果<sup>[2]</sup>。效能是能力的释放和发挥, 能力是效能产生的前提和基础。作战效能不仅由作战能力决定, 还受到作战过程、战法运用、作战对象等因素的影响<sup>[3]</sup>。

效能的量化评估最初应用于单个武器装备, 早期的研究多关注装备的特征对其作战效能的影响, 如文献[4]利用飞行品质、敏捷性表征作战效能; 文献[5]运用生存力评估方法对易损性和易感性进行评估, 从而分析作战效能; 文献[6]运用目标毁伤概率表征作战效能, 采用蒙特卡洛仿真确定卡尔顿毁伤函数或杀伤概率矩阵进行毁伤概率的计算。由于作战效能往往受到多个因素的影响, 建立效能指标体系需要提取和计算影响效能的指标集合。针对于此, 文献[7]结合灰色关联度分析法和优劣解距离法, 对7种具有不同装备重量、

作战范围、过载特性、反应时间等指标的武器装备进行了效能的对比评估; 文献[8]引入了雷达探测能力、红外探测能力等指标评估飞机隐身性, 以此作为对飞机效能的评价。近年来, 为建立科学的评估机制, 综合效能的量化和仿真方法, 成为研究的关键。文献[9]首先采用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)确定有/无人机协同编队的性能指标权重, 再利用模糊综合评判法获得协同作战效能; 文献[10]在构建电子侦察无人机与反辐射无人机集群的OODA (observation orientation decision action) 环基础上, 采用信息熵对无人机集群作战过程的不确定性进行度量, 以此评估作战效能; 文献[11]提出了基于动态模型的无人机集群效能分析, 将装备分为9个子系统, 通过流率基本入树建模法建立相应数量的入树模型, 基于模型以及无人机集群生存率、任务完成度等特征建立系统动力学模型, 并评估对抗作战场景下的系统效能; 文献[12]使用DoDAF (department of defense architectural framework) 框架构建无人协同作战体系框架, 建立协同作战能力指标体系, 将ADC(availability dependability capability)模型扩展至系统效能评估; 文献[13]构建了基于BPNN(back propagation neural network)的空中无人通信平台作战效能评估模型。对作战效能的评估逐渐从作战单元效能向体系效能演进。

目前, 用于评估武器装备作战效能的方法主要分为以下几类: 解析法, 统计法, 机器学习方法, 和作战模拟仿真方法。解析法通常根据各性能指标与装备参数之间的关系, 通过建立适当的数学模型和理论计算获得性能指标值, 并建立各指标值与综合效能的关系, 获得效能评估结果, 具体的, 包含加权和以及加权积法、AHP<sup>[14]</sup>, 相对值评估法、多参数分析法、ADC法<sup>[15]</sup>等。统计法则根据大量统计数据和随机特性, 评估作战装

<http://www.china-simulation.com>

• 701 •

备的效能,包括回归分析法<sup>[16]</sup>、概率分析法<sup>[17]</sup>等。机器学习方法根据装备效能的样本点建立预测模型,预测装备的效能,例如神经网络法<sup>[18]</sup>等。作战模拟仿真方法的基本思路是通过模拟作战环境和作战过程推演可能的结果,基于推演数据获得效能估计值,包括基于作战环的信息熵法<sup>[19]</sup>,以及衍生到作战体系的联合作战仿真法<sup>[20]</sup>等。

综上,对于无人机蜂群协同作战体系进行效能评估,存在如下挑战:一方面,基于单个武器装备的效能评估方法不再适用,需要考虑蜂群的参数特点进行调整和改进,以保证评估的客观性和准确性;另一方面,针对异构蜂群的效能评估势必占用大量的计算资源以应对数据量的激增,需要根据无人机蜂群的部署和状态优化计算策略,以提高计算效率。在上述作战效能分析方法中,ADC效能模型应用广泛,能够利用无人机参数和能力指标建立关于有效性、可信性和作战能力的乘积度量,较为客观地评估作战效能;神经网络模型则具有强大的非线性并行处理能力,能够解决体系作战评估中数据维数、复杂性以及非线性等问题。然而,ADC方法应用到异构无人机蜂群需要综合集群状态特征进行扩展,涉及大型矩阵运算,需要较长的计算时间;神经网络效能评估模型则需要大量的作战效能样本,而事实上关于无人机蜂群作战效能的样本量往往达不到要求。因此,本文提出了基于ADC-BPNN混合模型的蜂群效能评估方法,利用ADC蜂群效能评估方法获得神经网络需要的大量样本数据,再构建BP神经网络模拟异构无人机蜂群参数与综合效能之间的映射关系,最后利用该网络对特定无人机蜂群案例进行综合效能的量化评估,从而运用混合模型获得优势互补,在保证效能评估客观准确地同时,提高计算效率。

## 1 ADC-BPNN混合模型综合效能评估框架

综合效能评估模型主要包括蜂群效能指标计

算、ADC效能模型样本生成、神经网络、以及效能预测网络模型4个模块,如图1所示。

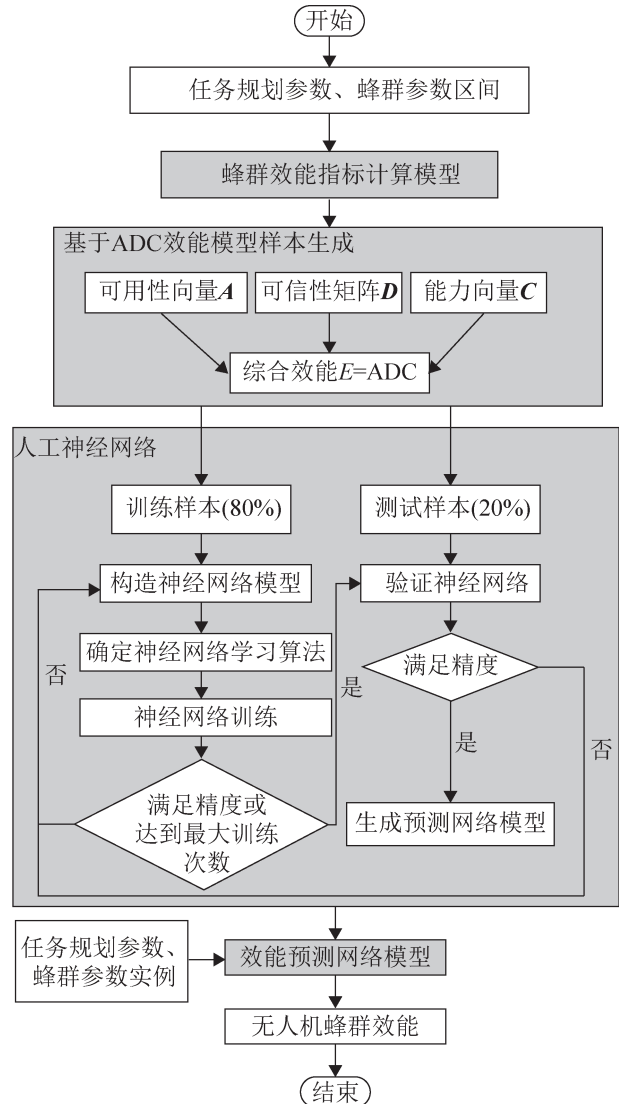


图1 ADC-BPNN混合模型效能评估流程

Fig. 1 Performance evaluation process of ADC-BPNN hybrid model

首先根据作战想定,规划任务,分析任务流程,提取任务规划参数集合,获得无人机蜂群参数区间。任务规划参数主要包括需要的作战任务联盟(即无人机的种类配置)、数量、集群能力要求等。蜂群参数则包括可用的无人机种类、数量、单机性能参数等。以上参数均输入无人机蜂群效能指标计算模块,该模块定义了用以表征无人机蜂群效能的指标以及相应的计算方法,对于不同类型的无人机组合,其效能与各自的可用性、可

信性、以及无人机性能密切相关。下一步, 利用ADC效能模型建立效能样本点, 通过随机生成效能指标输入参数, 将传统的单机ADC效能模型扩展到无人机蜂群, 根据蜂群在作战过程中可能出现的状态, 建立可用性向量, 可信性矩阵以及能力向量, 获得无人机蜂群的综合效能样本。接着, 利用BP神经网络方法构造效能预测网络模型并进行验证。最后, 利用预测网络对特定案例进行效能的评估。

## 2 能力指标体系及计算

### 2.1 能力指标体系

能力作为效能指标中的主要评价标准, 是无人机蜂群作战性能优劣的直接反映, 通过能力评价指标集合计算而得。结合协同侦察、协同打击、协同突防、诱饵等典型作战任务场景, 分析单机

个体与集群之间的相互关联, 形成能力评估指标体系。对于包含具有通用平台、装载不同任务载荷的异构无人机集群, 其能力指标主要包括通用平台能力、系统级能力、以及任务执行能力3个模块。其中, 通用平台能力指以无人机模块化设计为指导的无人机通用模块的性能, 包括飞行能力、经济可承受能力、通信导航能力、生存能力以及环境适应能力; 系统级能力指无人机蜂群体系的性能, 包括蜂群返航率、作战行动能力、任务规划能力和智能自主能力, 是集群能否协同作战的基础; 任务执行能力指相应于任务需求的不同类型无人机组的综合作战能力, 无人机类型可包含侦察干扰、诱饵、反辐射、以及光电察打等, 无人机蜂群据其领受的作战任务不同需要配置不同的任务执行能力, 该项能力是体现蜂群效能的主要指标。如图2所示。

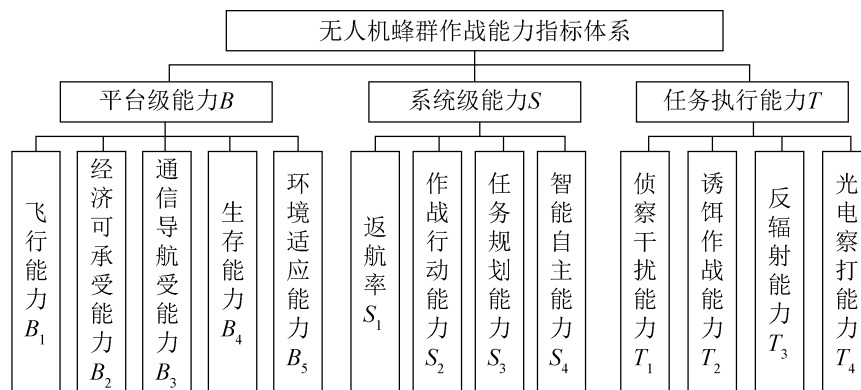


图2 无人机蜂群作战能力指标体系

Fig. 2 Index system of UAV swarm combat capability

### 2.2 能力指标计算模型

基于无人机蜂群作战的三类能力指标, 其作战能力的计算如式(1)所示:

$$C = \omega_B B + \omega_S S + \omega_T T \quad (1)$$

式中:  $C$ 为无人机蜂群作战能力;  $B$ 为无人机通用平台级能力;  $S$ 为蜂群系统级能力;  $T$ 为任务执行能力;  $\omega$ 为各能力指标加权的权值系数。蜂群通用平台能力和系统级能力与无人机数量无关, 而任务执行能力则与无人机的数量相关。具体的,  $B$ ,  $S$ ,

$T$ 则是各自指标集的加权和, 具体表示为

$$B = \sum_{j=1}^5 \omega_{B_j} B_j \quad (2)$$

$$S = \sum_{j=1}^4 \omega_{S_j} S_j \quad (3)$$

$$T = \sum_{k=1}^q \omega_{T_k} T_k \frac{n_k}{N_k} \quad (4)$$

式中:  $B_j, S_j, T_k$ 分别为相应于系统级、通用平台和任务执行能力的指标参数;  $\omega_i$ 分别对应各项评估指标的权值系数; 任务级的评估指标由无人机类

型决定, 设参与作战的无人机类型共 $q$ 类;  $n_k$ 为参与集群的某类无人机数量;  $N_k$ 为各类无人机的数量的上限;  $n_k/N_k$ 为各类无人机的数量当量因子。在任务执行能力加权中运用数量当量因子, 表示无人机数量增加时, 其任务执行能力在该类任务执行能力中的占比增加。

根据无人机蜂群参数, 确定单个能力指标的计算模型。其中,  $B$ 中的飞行能力和生存能力与无人机设计方案参数相关,  $S$ 与无人机的数量配置相关,  $T$ 则与任务载荷相关, 由载荷类型及任务特点直接决定。各能力指标的计算由蜂群实际作战需求, 综合考虑能力指标的度量范围, 同时参考相关文献而获得。设无人机参数均满足设计上下限约束, 则各指标的具体内涵和计算模型如表1所示。

权值系数则根据层次分析法中的九级标度建立判断矩阵来获得。对于顶层能力指标 $B, S, T$ , 建立准则层3因素的成对比较矩阵, 可得判断矩阵为

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1/3 \\ 1 & 1 & 1/2 \\ 3 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

该判断矩阵的最大特征值所对应的归一化特征向量为 $[0.21 \ 0.24 \ 0.55]^T$ 。进行一致性检验得其一致性指标为 $CI=0.009 \ 1$ , 取 $RI=0.58(n=3)$ , 则一致性比率为 $CR=CI/RI=0.015 \ 8 < 1$ , 符合一致性判断。从而归一化特征向量各元素值分别对应无人机平台级能力、蜂群系统级能力、和任务级能力权重。同理可得第二层指标的权重值如表2所示。

表1 无人机蜂群能力指标计算模型  
Table 1 Calculation model of UAV swarm capability index

指标	内涵	模型
飞行能力 $B_1$	飞行速度( $v$ )、飞行高度( $H$ )、飞行距离( $D$ )、飞行时间( $t$ )和载荷( $W_{load}$ )受限于相应门槛值(用上标 $\wedge$ 表示)	$B_1 = \beta_{Ma} \frac{v}{\hat{v}} + \beta_H \frac{H_{\max}}{\hat{H}_{\max}} + \beta_D \frac{D}{\hat{D}} + \beta_t \frac{t}{\hat{t}} + \beta_{W_{load}} \frac{W_{load}}{\hat{W}_{load}} + \beta_H \left( \frac{H_{\min}}{\hat{H}_{\min}} \right)^{-1}$
通用平台能力 $B$	经济可承受能力 $B_2$ 平台价格( $P$ )不应高于与之对抗的地空导弹价格( $M$ )的50%	$B_2 = (P/0.5M)^{-1}$
通信导航能力 $B_3$	由抗干扰( $b_1$ )、加密通信( $b_2$ )、导航装置( $b_3$ )决定。其中, $b_i$ 由无人机所装载的通信导航技术对应的评分决定	$B_3 = \sum_{i=1}^3 \omega_{b_i} b_i$
生存能力 $B_4$	平台需要具备低可探测性,与翼展( $b$ )、机身长度( $l$ )、雷达反射截面积( $RCS$ )相关 <sup>[21]</sup>	$B_4 = \left( \frac{\hat{b}}{b} \frac{\hat{l}}{l} \frac{\hat{RCS}}{RCS} \right)^{0.0625}$
环境适应能力 $B_5$	多种环境条件下的使用能力,由温度( $T$ )、风速( $v_{wind}$ )、电磁环境( $E_c$ )的影响程度决定	$B_5 = \omega_T T + \omega_{V_{wind}} v_{wind} + \omega_{E_c} E_c$
返航率 $S_1$	可回收无人机( $N_{recycle}$ )的百分比	$S_1 = \frac{N_{recycle}}{N} \times 100\%$
作战行动能力 $S_2$	单位时间内的出动架次,与出动架次( $N_{launch}$ )和发射时间( $t_{launch}$ )相关	$S_2 = \frac{N_{launch}}{t_{launch}} / \left( \frac{\hat{N}_{launch}}{\hat{t}_{launch}} \right)$
任务规划能力 $S_3$	单位规划时间所对应的蜂群规模,与蜂群规模( $N$ )和任务规划时间( $t_{plan}$ )相关	$S_3 = \frac{N}{t_{plan}} / \left( \frac{\hat{N}}{\hat{t}_{plan}} \right)$
智能自主能力 $S_4$	由智能决策( $s_1$ )、航路规划( $s_2$ )、协同作战( $s_3$ )能力决定。其中, $s_i$ 由无人机所装载的智能化技术对应的评分决定	$S_4 = \sum_{i=1}^3 \omega_{s_i} s_i$

续表			
指标	内涵	模型	
任务执行能力 $T$	侦察干扰能力 $T_1$	与侦察探测( $C_r$ )、压制干扰( $C_j$ )能力相关。其中: $C_r$ 是探测距离( $R$ )、搜索方位角( $\alpha$ )、发现概率( $P$ )、雷达/红外体制衡量系数( $g$ ),同时跟踪目标数量( $m_1$ ),同时允许攻击目标数量( $m_2$ )的函数 <sup>[21]</sup> ; $C_j$ 是我方无人机生存架次与出动架次的比值,即无干扰时敌方对我方的目标毁伤概率( $P_{k0}$ )和干扰因子( $\lambda$ )的函数	$T_1 = \omega_{C_r} C_r + \omega_{C_j} C_j$ $C_r = \frac{R^2}{4} \frac{\alpha}{360^\circ} P g (m_1 m_2)^{0.05}$ $C_j = 1 - P_{k0} (1 - \lambda)$
	诱饵战能力 $T_2$	与诱骗敌方火力消耗的能力有关,是无诱骗时敌方对我方的目标毁伤概率( $P_{k0}$ )和诱骗因子( $\lambda_d$ )的函数	$T_2 = P_{k0} (1 + \lambda_d)$
	反辐射能力 $T_3$	与反辐射突防能力( $C_s$ )、毁伤能力( $C_k$ )相关。其中: $C_s$ 由我方反辐射无人机的生存能力决定,是敌方对我方反辐射无人机杀伤概率 $P_k$ 函数; $C_k$ 由无人机对目标的命中率及在命中条件下的毁伤概率来决定,是无人机弹着点实际偏离目标雷达的距离( $r$ ),弹着点偏离目标雷达的标准偏差( $\delta$ ),以及杀伤区半径( $r_0$ )的函数 <sup>[22]</sup>	$T_3 = \omega_{C_s} C_s + \omega_{C_k} C_k$ $C_s = 1 - P_k$ $C_k = \left( 1 - \exp\left(-\frac{r^2}{2\delta^2}\right) \right) \left( 1 - \exp\left(-3\frac{r_0}{r^6}\right) \right)$
	光电察打能力 $T_4$	与侦察探测( $C_r$ )、毁伤能力( $C_k$ )能力相关。其中: $C_r$ 与 $C_k$ 的计算分别同前所述 <sup>[21-22]</sup>	$T_4 = \omega_{C_r} C_r + \omega_{C_k} C_k$ $C_r = \frac{R^2}{4} \frac{\alpha}{360^\circ} P g (m_1 m_2)^{0.05}$ $C_k = \left( 1 - \exp\left(-\frac{r^2}{2\delta^2}\right) \right) \left( 1 - \exp\left(-3\frac{r_0}{r^6}\right) \right)$

表2 无人机蜂群能力指标权重  
Table 2 Weight values of UAV swarm capability index

第1层	权重	第2层	权重
平台级能力 $B$	$\omega_B = 0.194$	$B_1$	$\omega_{B_1} = 0.246$
		$B_2$	$\omega_{B_2} = 0.093$
		$B_3$	$\omega_{B_3} = 0.163$
		$B_4$	$\omega_{B_4} = 0.283$
		$B_5$	$\omega_{B_5} = 0.215$
系统级能力 $S$	$\omega_S = 0.225$	$S_1$	$\omega_{S_1} = 0.127$
		$S_2$	$\omega_{S_2} = 0.281$
		$S_3$	$\omega_{S_3} = 0.281$
		$S_4$	$\omega_{S_4} = 0.311$
任务执行能力 $T$	$\omega_T = 0.582$	$T_1$	$\omega_{T_1} = 0.216$
		$T_2$	$\omega_{T_2} = 0.153$
		$T_3$	$\omega_{T_3} = 0.284$
		$T_4$	$\omega_{T_4} = 0.347$

### 3 ADC效能样本模型

根据无人机平台参数,无人机蜂群的种类、数量配置,及相应的约束,计算无人机蜂群可用性、可信性及能力指标。接着利用扩展到集群的ADC效能分析方法,通过随机生成无人机蜂群配置并进行效能分析,获得大量合理的效能样本点,供神经网络模拟使用。

#### 3.1 无人机蜂群系统的状态分析

无人机蜂群在执行任务时,具有不同的初始状态  $i$ ,可能存在的初始状态由无人机数量、种类,以及要求处于正常状态的无人机数量决定<sup>[12]</sup>。设蜂群中无人机的总数为  $n$ ,包含  $k$  类无人( $k=1,2,\dots,q$ ),则

$$n = \sum_{k=1}^q n_k$$

设实际有  $l$  架无人机处于正常状态,对应的,



设各类无人机分别有 $l_k$ 架处于正常状态, 则

$$l = \sum_{k=1}^q l_k$$

若要求至少有 $L$ 架无人机处于正常状态, 对应的, 假设要求各类无人机分别至少有 $L_k$ 架处于正常状态, 则

$$l_k \geq L_k, \quad l \geq L (L = \sum_{k=1}^q L_k)$$

无人机蜂群在执行任务过程中共存在 $m$ 种初始状态。设第1种状态对应该蜂群全部无人机均正常工作状态, 第 $m$ 种状态对应处于正常状态的无人机小于 $L$ 时的状态集合, 即故障状态。 $l_{ki}$ 表示对应于状态 $i$ 时处于正常状态的第 $k$ 类无人机的数量。状态 $i$ 对应 $l_{ki}$ 架无人机正常工作, 而 $(n_k - l_{ki})$ 架无人机故障时的无人机蜂群状态。

例如: 若存在4类无人机, 各类无人机数量配置分别为2, 1, 2, 1架, 集群最多允许1架故障, 单类最多也只允许1架故障, 那么可能的状态如表3所示。

表3 无人机蜂群系统状态示例

Table 3 Example of UAV swarm system status

状态	A	B	C	D
1	2	1	2	1
2	2	1	2	0
3	2	1	1	1
4	2	0	2	1
5	1	1	2	1
6	大于1架无人机故障, 不能作战			

### 3.2 ADC 蜂群综合效能模型

可用性 $A$ 表示无人机蜂群协同作战系统处于正常状态的概率, 是对系统初始状态的描述。具体算式为

$$A = [a_i]_{1 \times m} \quad (6)$$

$$a_i = \begin{cases} \prod_{k=1}^q C_{n_k}^{l_{ki}} a_k^{l_{ki}} C_{n_k}^{n_k - l_{ki}} (1 - a_k)^{n_k - l_{ki}}, & i < m \\ 1 - \sum_{i=1}^{m-1} a_i, & i = m \end{cases} \quad (7)$$

$$a = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \quad (8)$$

式中:  $A$ 为 $1 \times m$ 的向量;  $m$ 为无人机蜂群可能存在的状态数;  $a_i$ 为无人机蜂群在执行任务时在状态 $i$ 的可用度;  $a_k$ 为第 $k$ 类无人机的可用度, 由该类无人机的平均故障间隔时间 $MTBF$ 和故障平均修复时间 $MTTR$ 决定。

可信性 $D$ 表示无人机蜂群系统在开始瞬间处于某一状态而在运行过程中转移到另一状态的概率, 是对系统状态改变的描述。根据无人机蜂群可能的状态转变, 具体算式为

$$D = [d_{ij}]_{m \times m} \quad (9)$$

$$d_{ij} = \prod_{k=1}^q C_{n_k}^{l_{ki}} u_k^{l_{ki}} C_{n_k}^{l_{kj} - l_{ki}} (1 - u_k)^{l_{ki} - l_{kj}} \quad (10)$$

$$u = R(t) = e^{-\frac{t}{MTBF}} \quad (11)$$

式中:  $D$ 为 $m \times m$ 的矩阵;  $d_{ij}$ 为无人机蜂群从状态 $i$ 转变为状态 $j$ 的概率, 表示无人机蜂群在作战过程中发生状态改变的可信性;  $u$ 为该类无人机的可信性;  $t$ 为执行任务所需的飞行时间。假设单个无人机发生故障发生后不可修复, 即无人机蜂群中各类无人机故障状态只增不减。状态变化按单类无人机故障增加排列, 则当 $i > j$ 时,  $d_{ij} = 0$ , 即 $D$ 矩阵左下三角矩阵为0, 表示状态不可逆转。

能力 $C$ 反映无人机蜂群直接作战性能的优劣, 与能力指标集合相关, 其数学模型为

$$C = [C_i]_{m \times 1} \quad (12)$$

$$C_i = \omega_B \sum_{j=1}^5 (\omega_{B_j} B_j) + \omega_S \sum_{j=1}^4 (\omega_{S_j} S_j) + \omega_T \sum_{k=1}^q \left( \omega_{T_k} T_k \frac{l_{ki}}{N_k} \right) \quad (13)$$

式中:  $C$ 为 $m \times 1$ 的向量;  $C_i$ 为无人机蜂群处于状态 $i$ 时的能力。通用平台的能力 $B$ 和系统级能力 $S$ 不受无人机数量的影响, 蜂群状态的变化包含单个无人机数量的变化, 体现在任务执行能力指标中。

从而, 根据ADC效能评估方法, 无人机蜂群的综合效能 $E$ 的数学模型如式(14)所示, 是可用性

向量  $A$ , 可信性矩阵  $D$  和能力向量  $C$  的乘积。

$$E = A_{1 \times m} \times D_{m \times m} \times C_{m \times 1} \quad (14)$$

### 3.3 样本数据的生成

确定了无人机蜂群的数量和种类配置, 即可获得无人机蜂群的状态分布, 结合无人机平台参数, 得到蜂群的可用性  $A$  和可信性  $D$ , 再根据能力指标模型和约束, 得到每项能力指标的取值范围, 在该范围区间按正态分布生成一定数量的随机值, 可获得对应于蜂群各状态的能力向量  $C$ 。利用式(14)获得到无人机蜂群的综合效能  $E$ , 形成关于无人机基本参数、可用性、可信性、能力指标与蜂群综合效能的样本集。本文使用 200 个样本点进行后续的神经网络构建以及效能评估的测试和验证。

## 4 基于 ADC 样本的 BPNN 效能评估

### 4.1 BPNN 基本原理

神经网络通过模仿生物神经网络的结构和功能, 模拟参变量与对应输出之间的映射关系<sup>[13]</sup>。神经元是神经网络的基本处理单元, 其模型如图 3 所示。神经网络则由多个神经元按一定的结构连接而成。

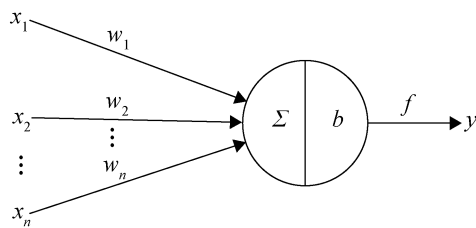


图3 基本神经元模型  
Fig. 3 Basic neuron model

图 3 中,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为该神经元的输入;  $w_1, w_2, \dots, w_n$  为各个输入对应的权重;  $\Sigma$  为各输入的加权和;  $b$  为神经元的偏置, 是激活函数的截距, 用以更好的拟合数据;  $f$  为激活函数, 用于引入非线性因素;  $y$  为神经元的输出。神经元运用激

活函数将输入信号映射到输出端, 具体算式为

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - b\right) \quad (15)$$

BPNN 是一种多层前馈神经网络, 其拓扑结构通常包含 1 个输入层、1 个输出层和 1 个或多个隐含层。研究表明, 包含 1 个隐含层的 BP 神经网络可以实现任意精度的非线性映射<sup>[23]</sup>。图 4 为包含一个隐含层的拓扑结构。

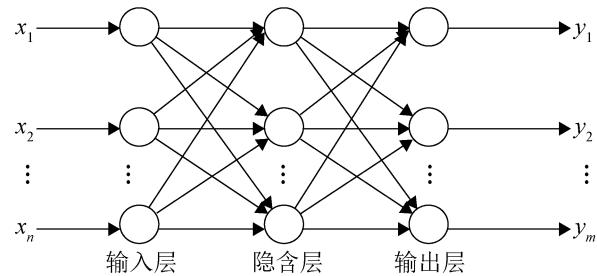


图4 BP 神经网络拓扑结构  
Fig. 4 BP neural network topology

在神经网络的拓扑结构中, 隐含层中第  $s$  个神经元的输出  $h_s$  以及输出层中第  $k$  个神经元的输出  $y_k$ , 具体算式为

$$\begin{cases} h_s = f\left(\sum_{i=1}^n w_{si} x_i - b_s\right) \\ y_k = f\left(\sum_{j=1}^r w_{kj} h_j - b_k\right) \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $w_{sj}$  为隐含层第  $s$  个神经元第  $i$  个输入的权值;  $w_{kj}$  为输出层第  $k$  个神经元第  $j$  个输入的权值;  $b_s$  为隐含层第  $s$  个神经元的偏置;  $b_k$  为输出层第  $k$  个神经元的偏置。

BP 人工神经网络的训练过程分为信号的正向传播和误差的反向传播两个阶段。正向传播时, 样本的特征参数从输入层传入, 信号经隐含层处理后, 值从输出层传出。当网络的实际输出与样本的期望值之间存在误差, 则进入反向传播阶段, 误差信号经隐藏层向前传递。使用梯度下降法使得输出值与期望值之间的误差最小, 通过不断调整各神经元的权值进行循环迭代直至收敛, 形成网络映射。

## 4.2 基于ADC样本的BPNN模型构建

基于ADC样本数据，利用BP神经网络模型进行效能预测。本文将样本数据的80%用于BP神经网络的训练，20%用于检验训练好的网络。若能够达到精度要求，则可运用构建的网络映射对新的无人机参数进行综合效能评估；若不能，则需修改神经网络的超参数以达到期望精度。

根据无人机蜂群能力指标体系中的指标个数，设定输入层神经元个数为13；同时设输出层为综合效能评估结果，神经元个数为1；隐含层神经元个数则根据经验公式获得初始值，设为4个，并在网络构建过程中根据拟合效果进行调整。

## 5 ADC-BPNN效能评估案例分析

### 5.1 神经网络的构建

假设所有案例的无人机蜂群所使用的无人机基于模块化理念设计，即不同类型的无人机使用同一无人机平台，根据作战任务搭载不同的战斗部，那么可以认为不同类型无人机的单机可用度 $a_s$ 相等，可信度 $u_s$ 也相等，这里参考历史数据<sup>[12,15]</sup>取 $a_s=0.8666$ ， $u_s=0.9323$ ，任务执行过程中至少保持70%的无人机处于正常状态，且任务执行过程无人机故障不可修复。

设可用的无人机总数为100架，各类无人机数量不大于25架。对14组具有不同无人机数量和种类配置的蜂群案例进行分析，具体的案例配置如表4所示。其中，案例1~4基于三组能力指标值(表5)对不同配置的无人机蜂群进行分析，验证无人机蜂群效能模型的有效性，同时评估蜂群综合效能，揭示该模型对应的无人机数量与效能的关系。所采用的三组能力指标值依据某型无人机参数及约束确定，根据表1所示的能力模型计算而得，分别对应工程实际中可能出现的高、中、低能力指标集合。案例5~8在无人机总数一致的情况下，突出某类无人机数量进行配置，分析其对综合效能的影响。案例9~14同样是在无人机总数

一致的情况下，突出使用某两类无人机进行蜂群配置，研究其对综合效能的影响。

通过考虑各配置方案可能存在的状态，利用上述蜂群ADC方法生成效能样本。参考BP神经网络超参数的设定<sup>[13]</sup>，设该网络的激活函数为sigmoid函数，采用梯度下降法进行训练，最大训练次数为10 000次，学习效率为0.05，矫正率为0.5，均方误差精度为 $10^{-5}$ 。经过Python编程实现神经网络训练以及预测，获得无人机蜂群系统的综合效能。

表4 无人机蜂群配置案例(14组)

案例	无人机配置				
	侦察干扰	诱饵	反辐射	察打	合计
1	4	2	3	6	15
2	9	4	8	15	36
3	13	22	12	15	62
4	23	12	18	25	78
5	24	4	4	4	36
6	4	24	4	4	36
7	4	4	24	4	36
8	4	4	4	24	36
9	16	16	2	2	36
10	16	2	16	2	36
11	16	2	2	16	36
12	2	16	16	2	36
13	2	16	2	16	36
14	2	2	16	16	36

表5 无人机蜂群能力评估值(3组)

能力	第1组评估值	第2组评估值	第3组评估值
$B_1$	0.795 1	0.567 7	0.276 2
$B_2$	0.961 6	0.422 3	0.390 0
$B_3$	0.944 6	0.632 8	0.247 6
$B_4$	0.882 5	0.546 0	0.153 3
$B_5$	0.782 8	0.462 4	0.263 2
$S_1$	0.825 7	0.663 4	0.349 3
$S_2$	0.881 0	0.622 2	0.285 1
$S_3$	0.748 9	0.599 9	0.358 8
$S_4$	0.814 1	0.471 4	0.280 7
$T_1$	0.944 7	0.463 9	0.110 4
$T_2$	0.837 6	0.635 3	0.258 2
$T_3$	0.806 9	0.560 4	0.316 8
$T_4$	0.784 3	0.418 5	0.343 6

## 5.2 神经网络的评估结果

案例1~4的网络训练及效能评估结果如图5~6所示。其中,图5显示案例1~4神经网络构建过程中样本集的误差迭代结果;图6表示案例1~4的测试样本集的误差验证结果。由图5和6可知,利用BP神经网络得出的评估值与期望值拟合效果能够达到较高的精度,误差能够控制在5%以内,迭代通常在80~120次之间实现收敛,说明利用此模型进行作战效能评估的结果准确且有效,模型构建符合预期。案例1蜂群数量在30架以内,计算在1 min左右即可完成;案例2无人机数量小于50架,计算时间在30 min以内;而当蜂群数量增加到60及以上,包括案例3、4,则需要3 h到近60 h的计算时间。主要原因在于当无人机蜂群数量增

加,则与之相关的状态数剧烈增加,而相应的A、D、C的计算时间也随之增加,在样本生成时花费较长的时间。本文进一步对无人机蜂群参数及综合效能的样本集合进行了存储,形成了效能样本库,以提高样本生成效率,再进行网络模型的构建,计算时间可缩短至3 h以内,大幅提高了效能评估的效率。

案例1~4所对应的4组无人机配置在3组效能指标下的综合效能对比分析如图7所示。可以看出,对于同一无人机配置,能力指标值越大,综合效能越高,能力指标对综合效能有决定作用;而在同一效能指标下,无人机蜂群数量越多,综合效能越高,而随数量增多,异构蜂群配置不同,综合效能增加率也不同,与实际相符。

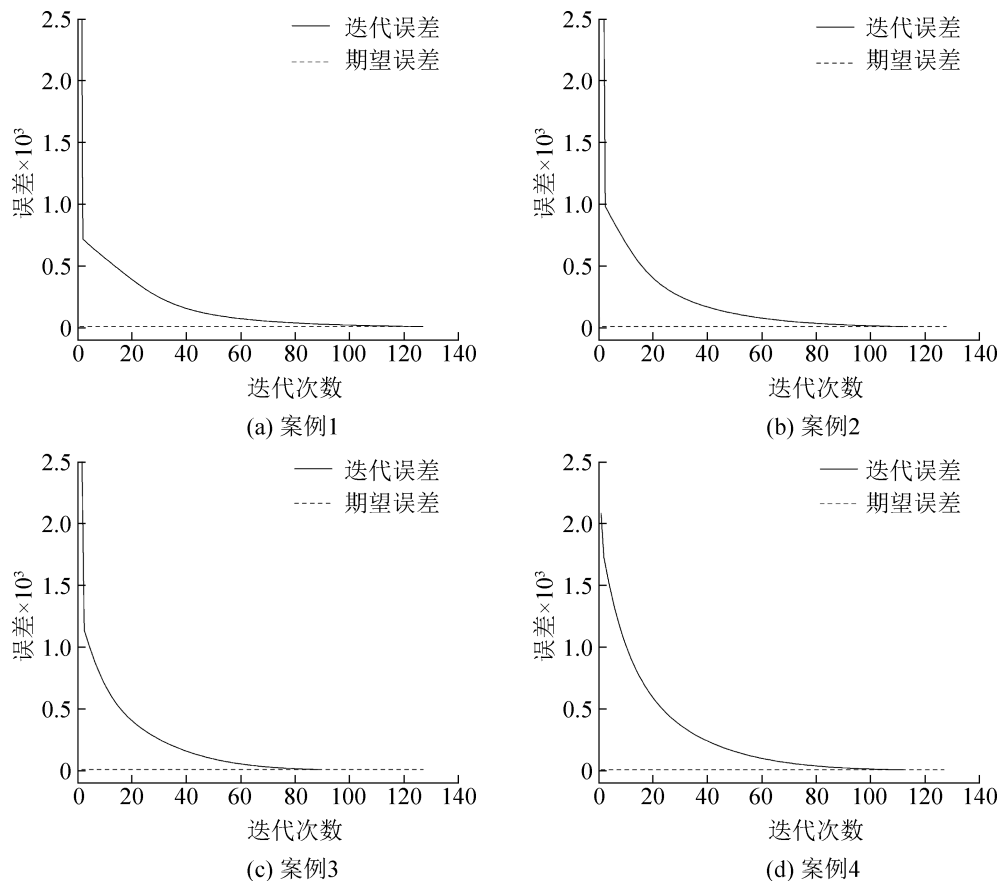


图5 案例训练样本误差迭代图

Fig. 5 Error iteration graph of case training samples

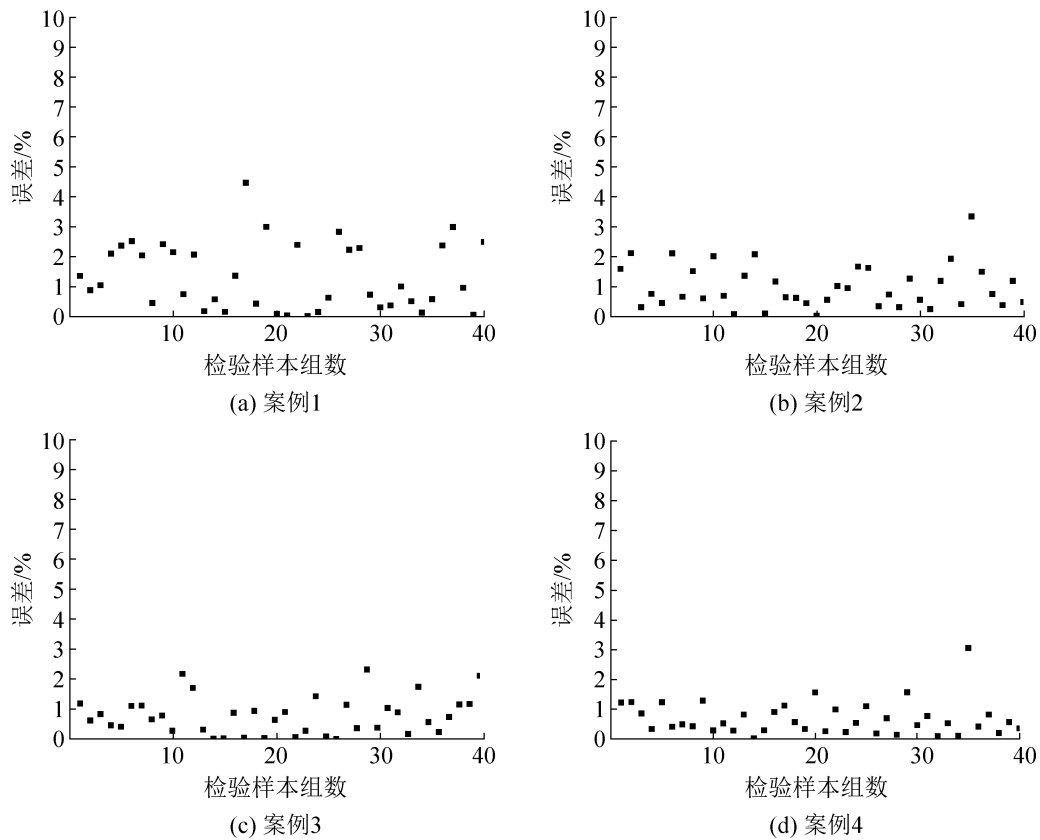


图 6 案例测试样本相对误差  
Fig. 6 Relative error of case testing samples

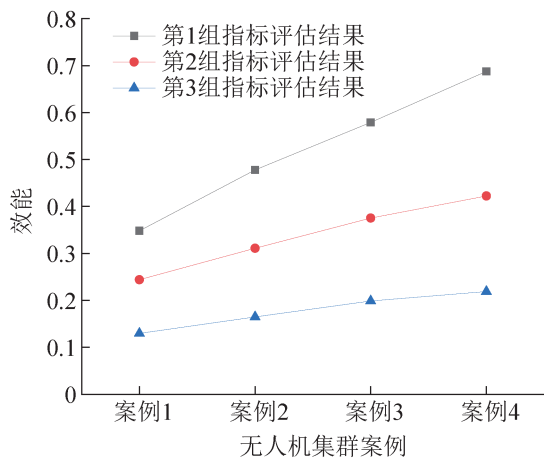


图 7 考虑不同无人机总数的综合效能评估  
Fig. 7 Comprehensive performance evaluation considering the number of UAVs

案例 5~14 所对应的无人机配置在第一组能力指标下的评估结果如图 8 所示。其中，在无人机集群总数、评估指标不变的情况下，案例 5~8 分别突出了单类无人机在蜂群中的配比，案例 9~14

分别突出了某两类无人机在蜂群中的配比。评估结果表明，在第一组效能指标条件下，案例 5 相比于案例 6，突出运用侦察干扰无人机的综合效能优于突出运用诱饵无人机的综合效能；案例 7 相比于案例 8，突出使用察打无人机的综合效能略优于突出使用反辐射无人机的综合效能；总体而言，案例 6 突出使用诱饵无人机的综合效能最小，案例 8 突出使用察打无人机的蜂群效能最大，说明察打无人机对于综合效能的单机贡献率较优。比较案例 8~14 的综合效能评估值，结果表明，在无人机集群总数和能力指标一定的情况下，案例 11 与案例 14 的综合效能评估结果更优，说明突出运用侦察干扰与察打无人机，或突出运用反辐射与察打无人机的蜂群配置较其他配置而言拥有更高的综合效能。而突出使用侦察干扰和诱饵无人机的综合效能则较低。

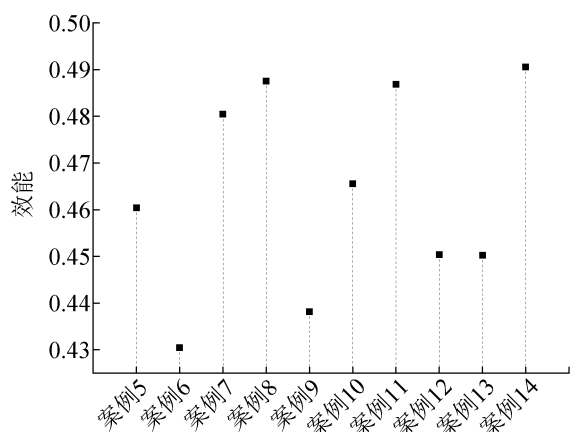


图8 考虑不同无人机配置的综合效能评估

Fig. 8 Comprehensive performance evaluation considering different configurations of UAVs

## 6 结论

该模型根据无人机蜂群特性和状态特征, 利用ADC效能评估方法生成效能样本, 结合BP人工神经网络进行效能预测, 评估准确性可达5%以下, 在形成效能样本的基础上评估时间可达3 h以内, 验证了该模型的有效性和高效性。ADC效能样本解决了样本量不足的问题, BPNN预测提高了评估效率。同时, 运用该模型对不同数量与种类配置的无人机蜂群进行效能评估和影响因素分析, 还能够获得无人机蜂群配置的优化建议。本文使用Python语言进行程序实现, 形成了针对异构无人机蜂群综合效能评估的分析方法和工具。

后续研究将在模型的实际应用过程中积累大量能力指标和综合效能样本, 以补充ADC方法样本生成的单一性。另外, 将进一步优化搜索方法, 解决BPNN利用梯度下降法可能导致收敛过慢或陷入局部极小值的问题, 以获得更加易用的效能评估工具。

### 参考文献:

[1] 胡杰, 陈化良, 刘亮, 等. 无人机蜂群作战效能评估研究[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(4): 164-168.  
Hu Jie, Chen Hualiang, Liu Liang, et al. Research on Operational Effectiveness Evaluation of UAV Swarm[J]. Fire Control & Command Control, 2022, 47(4): 164-168.

[2] 韩月明, 方丹, 张红艳, 等. 智能无人机集群协同作战效能评估综述[J]. 飞航导弹, 2020(8): 51-56.

[3] 张子伟, 郭齐胜, 董志明, 等. 体系作战效能评估与优化方法综述[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(2): 303-313.  
Zhang Ziwei, Guo Qisheng, Dong Zhiming, et al. Review of System of Systems Combat Effectiveness Evaluation and Optimization Methods[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(2): 303-313.

[4] Hodgkinson J, Skow A, Ettinger R, et al. Relationships Between Flying Qualities, Transient Agility, and Operational Effectiveness of Fighter Aircraft[C]//15th Atmospheric Flight Mechanics Conference. Reston, VA, USA: AIAA, 1988: AIAA 1988-4329.

[5] Fielding J P, Nilubol O. A Design Assessment Methodology for Combat Aircraft Operational Effectiveness[C]//2nd AIAA "Unmanned Unlimited" Conf. and Workshop & Exhibit. Reston, VA, USA: AIAA, 2003: AIAA 2003-6551.

[6] Pawat Chusilp, Weerawut Charubhun, Pattadon Koanantachai. Monte Carlo Simulations of Weapon Effectiveness Using Pk Matrix and Carleton Damage Function[J]. International Journal of Applied Physics and Mathematics, 2014, 4(4): 280-285.

[7] Gu Hui, Song Bifeng. Study on Effectiveness Evaluation of Weapon Systems Based on Grey Relational Analysis and TOPSIS[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2009, 20(1): 106-111.

[8] 陈国际, 姜长生, 吴庆宪. 战斗机对空作战效能评估[J]. 光电与控制, 2014, 21(9): 16-18, 25.  
Chen Guoji, Jiang Changsheng, Wu Qingxian. Operational Effectiveness Evaluation of Fighter Aircrafts in Air Combat[J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(9): 16-18, 25.

[9] 张永利, 孙治水, 周荣坤. 基于AHP-模糊综合评判法的有人机/无人机协同作战效能评估[J]. 舰船电子对抗, 2015, 38(6): 80-84, 92.  
Zhang Yongli, Sun Zhishui, Zhou Rongkun. Efficiency Evaluation of Manned/Unmanned Aerial Vehicles Coordinate Operation Based on AHP-fuzzy Synthetic Evaluation Method[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2015, 38(6): 80-84, 92.

[10] 陈士涛, 张海林. 基于作战网络模型的异构无人机集群作战能力评估[J]. 军事运筹与系统工程, 2019, 33(1): 38-43.  
Chen Shitao, Zhang Hailin. Assessment of Fighting Capability of Heterogeneous Unmanned Aerial Vehicles Cluster Based on Operation Network Model[J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2019, 33(1): 38-43.

- [11] Jia Niping, Yang Zhiwei, Yang Kewei. Operational Effectiveness Evaluation of the Swarming UAVs Combat System Based on a System Dynamics Model[J]. IEEE Access, 2019, 7: 25209-25224.
- [12] 王瑛, 史翔宇, 李超. 基于DoDAF的无人机协同作战效能评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(6): 66-72.  
Wang Ying, Shi Xiangyu, Li Chao. Research on Evaluation of UAV Cooperative Combat Effectiveness Based on DoDAF[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2020, 21(6): 66-72.
- [13] 罗杰, 苏兵, 翟乐育. 基于BP神经网络的空中无人通信平台作战效能评估[J]. 指挥控制与仿真, 2021, 43(4): 21-25.  
Luo Jie, Su Bing, Zhai Leyu. Operational Effectiveness Evaluation of Unmanned Aerial Communication Platform Based on BP Neural Network[J]. Command Control & Simulation, 2021, 43(4): 21-25.
- [14] 刘万祥, 滕文志, 杨玉剑, 等. 基于改进AHP和熵权法的新型雷达作战效能评估[J]. 空军预警学院学报, 2020, 34(1): 27-30.  
Liu Wanxiang, Teng Wenzhi, Yang Yujian, et al. Evaluation on Operational Efficiency of New Type Radar Based on Improved AHP and Entropy Weight Method[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2020, 34(1): 27-30.
- [15] 栾孝丰, 温瑞. 基于UML和ADC法的舰载反舰导弹武器系统效能评估[J]. 计算机与数字工程, 2010, 38(8): 135-137, 149.  
Luan Xiaofeng, Wen Rui. Evaluation for Ship-to-ship Missile Weapon System Effectiveness Based on UML and ADC Method[J]. Computer & Digital Engineering, 2010, 38(8): 135-137, 149.
- [16] 李元锋, 刘建平, 石成英, 等. 基于能力测试方法和探索回归分析的体系作战效能评估[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(7): 1339-1345.  
Li Yuanfeng, Liu Jianping, Shi Chengying, et al. System Operational Effectiveness Evaluation Based on Capability Test Methodology and Exploratory Regression Analysis[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(7): 1339-1345.
- [17] 范勇, 李为民. 基于概率分析法的无人攻击机作战效能分析模型研究[J]. 现代防御技术, 2003, 31(6): 60-64.  
Fan Yong, Li Weimin. Combat Effectiveness Analysis Models Research of Unmanned Combat Aerial Vehicle Based on Probabilistic Method[J]. Modern Defence Technology, 2003, 31(6): 60-64.
- [18] 刘帅, 寇英信, 付昭旺, 等. 基于人工神经网络的空战效能评估[J]. 电光与控制, 2010, 17(4): 26-29.  
Liu Shuai, Kou Yingxin, Fu Zhaowang, et al. Effectiveness Evaluation of Air Combat Based on Artificial Neural Network[J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(4): 26-29.
- [19] 卜晓东, 张军. 基于OODA循环的反舰导弹作战效能评估研究[J]. 现代防御技术, 2021, 49(2): 13-19.  
Bu Xiaodong, Zhang Jun. Research on Operational Effectiveness Evaluation of Antiship Missile Based on OODA Cycle[J]. Modern Defence Technology, 2021, 49(2): 13-19.
- [20] 刘强, 薛惠锋. 基于多Agent的指控系统防空作战效能评估仿真研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(2): 126-128, 132.  
Liu Qiang, Xue Huifeng. Study of Simulation and Effect Evaluation for C2 in Air-defense Operation Based on Multi-agent[J]. Microelectronics & Computer, 2008, 25(2): 126-128, 132.
- [21] 朱宝鏊, 朱荣昌, 熊笑非. 作战飞机效能评估[M]. 2版. 北京: 航空工业出版社, 2006: 63-80.
- [22] 周延安, 梅刚. 反辐射无人机作战效能分析[J]. 舰船电子对抗, 2007, 30(1): 42-45.  
Zhou Yanan, Mei Gang. Analysis on Operational Effectiveness of Anti-radiation UAV[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2007, 30(1): 42-45.
- [23] 陈侠, 胡乃宽. 基于APSO-BP神经网络的无人机空地作战效能评估研究[J]. 飞行力学, 2018, 36(1): 88-92.  
Chen Xia, Hu Naikuan. Research on Effectiveness Evaluation of UAV Air-to-ground Attack Based on APSO-BP Neural Network[J]. Flight Dynamics, 2018, 36(1): 88-92.