

无人机自主通信和组网能力评估方法

赵海涛¹, 高士顺¹, 王海军¹, 雍婷², 魏急波¹

(1. 国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 信息系统安全技术国家重点实验室, 北京 100191)

摘要: 为了准确评估无人机系统的自主通信和组网能力以提升其智能化协同水平, 面向复杂环境和对抗任务的中高端无人机系统, 立足于实际需求, 从自适应能力、自主决策能力、指令理解能力、计算和信息物理融合能力以及学习能力等多个角度分析无人机系统的自主通信和组网能力及其相互关系, 建立无人机系统自主通信和组网能力构成模型, 通过构造函数对各个影响要素实现合成计算, 并通过一个范例来说明具体的评估过程。范例评估结果表明, 所提方法比较全面地考虑了各方面的影响因素, 可以对不同无人机系统的自主通信和组网能力进行定量的客观评价。

关键词: 无人机; 自主通信; 自组织网络; 信息物理融合; 能力评估

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2020143

Evaluation method for autonomous communication and networking capability of UAV

ZHAO Haitao¹, GAO Shishun¹, WANG Haijun¹, YONG Ting², WEI Jibo¹

1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

2. National Key Laboratory of Science and Technology on Information System Security, Beijing 100191, China

Abstract: In order to accurately evaluate the autonomous communication and networking capability of these unmanned system which was instructive to the intelligent collaboration of UAV (unmanned aerial vehicle) system, the research of the UAV system which was adapted to the complex environment with countermeasure possibilities was focused on. The autonomous communication and networking capability of UAV system and their relationship from multiple perspectives was analyzed and modeled, including self-adaptation, self-decision, man-UAV interaction, cyber-physical integration and evolution, and an example was provided to illustrate the detailed evaluation process. The example results show that the proposed method comprehensively consider all the key aspects of the performance evaluation, which can be used to quantitatively evaluate the autonomous communication and networking capability of different UAVs or other unmanned systems.

Key words: unmanned aerial vehicle, autonomous communication, self-organizing network, cyber-physical integration, performance evaluation

1 引言

无人机作为一种可装载多种传感器的移动智能体, 已广泛应用于各个领域^[1], 例如安保防护、搜救行动、风力预测、灾难管理、农作物管

理、土地边防监控以及通信。在通信应用中, 无人机可作为地面用户的临时基站。尤其是在临时热点区域或紧急情况下, 无人机不仅能扩大无线网络的覆盖面积, 更能提升网络的传输性能。移动的无人机之间可以构建自组织网络, 而无人机

收稿日期: 2020-04-29; 修回日期: 2020-06-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61931020)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61931020)

和地面用户也可构建高效的通信链路,于是地面上无法直接通信的用户节点可通过无人机网络实现多跳通信。一方面,无人机的飞行高度使其能够尽可能地与地面用户建立视距传输链路;另一方面,无人机移动的灵活性也能够实现快速和按需部署。

无人机系统发展方向由传统的单个无人机向高智能、大规模集群的形态发展。特别是在临时通信或者军事通信领域,无人机将是未来网络的重要组成部分,不仅可作为实时、主动、全天候地探测和收集各类情报的重要手段,更能协助人们完成战略支援、信息对抗和火力攻击等高难度任务。无人机往往工作在复杂而难以预测的环境,因此,为了提升无人机系统的智能化作战水平,适应瞬息万变的对抗态势和复杂环境,无人机系统必须具备自主性^[2]。而自主通信与组网能力则是无人机系统自主性的重要体现,同时也是无人机系统获得自主性的基本保证。

无人机系统自主通信与组网能力的重要性已经被人们所公认,特别是随着近几年国内人工智能技术的爆发,将人工智能技术与无人机相结合从而提高无人机系统的自主通信能力,是无人机系统未来发展的重要方向。目前,大量提升无人机系统自主性的关键技术已经或正在突破,但如何评价无人机系统的自主通信与组网能力,特别是定量地分析无人机系统的自主通信与组网能力仍然是一个开放的问题,至今没有很好的解决。

基于这一现状,本文尝试分析无人机系统自主或智能化通信和组网方面的能力评估方法,主要探讨的问题归纳如下。

1) 构建信息物理融合的无人机系统自主能力模型。该模型解决以往主要依靠定性分析来确定无人机系统自主能力和无法反映各相互关联因素对无人机性能的影响等问题。

2) 基于进化的思想,提出可评估无人机系统学习能力的评估方法。基于无人机多次运行性能之间的差异性,可评估无人机的自我学习和调节的能力,从而量化地反映其职能化程度。

3) 构建 3 种典型评估场景。贴近无人机系统实际可能面临的环境,本文构建了友好、干扰和对抗这 3 种典型场景,从而使无人机系统自主性能的评估结果更全面、更客观。

2 相关工作

近年来,无人机系统的通信和组网技术吸引了大量学者进行研究。针对不同的应用场景和设计目标,各类文献从不同的角度进行了研究,其中具有代表性的工作如文献[3-6]所示。笔者也对无人机网络的按需覆盖与接入^[7-9]、拓扑构建^[10]和群体移动^[11]等进行了研究。近年来,无人机网络研究的一个重要趋势就是智能化,比如基于认知无线电的思想^[12-13],使无人系统具备动态频谱认知和接入的能力,从而大大增强其灵活性和抗干扰能力。尽管通信组网的智能化已经成为大势所趋,也越来越被专家学者所重视^[14-16],但已有的文章主要通过智能算法使网络中吞吐量、时延、网络覆盖等性能优化,这些典型文献都是对智能协议或算法进行研究,极少对智能自主能力本身的评价方法进行深入研究。文献[17-18]对无人机总体的自主性评估进行了研究,但忽略了通信与组网方面在其中的重要性。

经典的用于无人机系统自主能力评估的方法分为等级法^[19-20](如图 1(a)所示)、双坐标轴法、三坐标轴法、查表法、蛛网模型(如图 1(b)所示)以及公式法^[21]等。这些方法绝大部分都可完成对无人机系统自主能力的粗粒度定性分析,但仍存在 3 个比较大的问题:1) 只能进行定性或者粗粒度的定量分析,无法完成细化的定量分析;2) 难以考察各因素之间的逻辑关系和相互影响,在评估时存在重叠,因而难以给出准确的、具有直接参考意义的定量评价结果;3) 这些方法的核心是基于单次评估或者多次评估的平均结果,无法反映无人机系统的学习能力。学习能力是高端无人机系统自主能力的一个重要体现,特别是随着人工智能技术的发展,其重要性越来越突出。具备强学习能力的高端无人机系统,即使应对相同的场景,其学习前后的表现也会有较大的差异,因为它可以从先前的经验中进行学习,进而改善其性能和表现。为了解决这 3 方面的问题,本文需要研究考虑多维因素、适用范围较广的定量自主能力分析方法,通过迭代评估体系来确定无人机系统的学习能力。

本文针对无人机系统自主通信和组网方面的能力评估,提出一种多维度、多场景的迭代评估模型。该模型综合性地考虑了无人机系统的自适应能力、自主决策能力、指令理解能力、计算及信息物理融合能力以及学习能力等典型的高端无人机特征,并

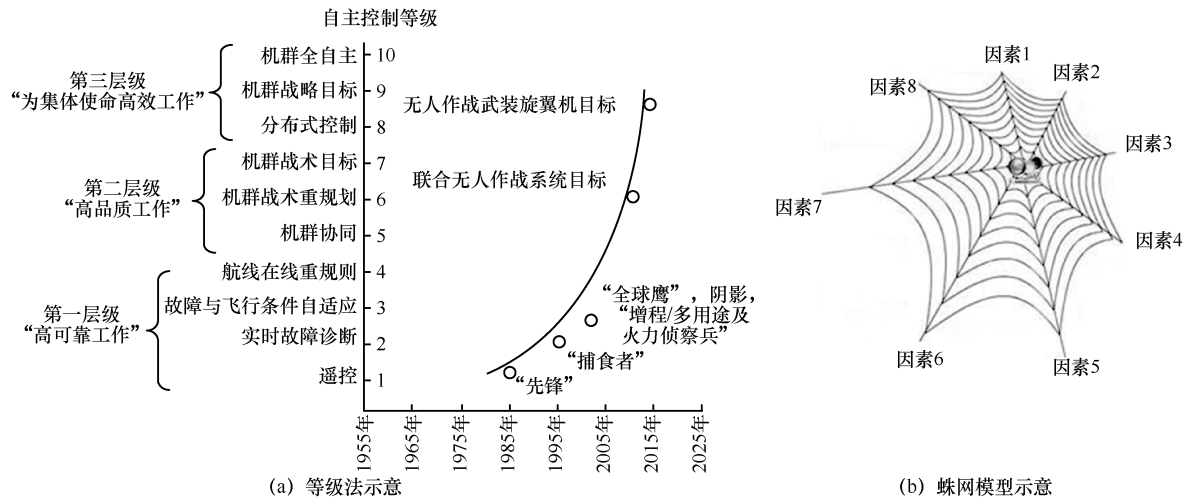


图 1 现有典型的定量分析方法

全面地结合无人机在不同应用场景下的性能，提出一种无人机系统综合量化评估方法。

3 自主通信和组网能力构成模型

自主或自主性是一个应用很广泛的词，很多领域都有关于其的不同描述。一般而言，无人机系统的自主性是其拥有感知和分析、交流和协同、分析和决策以及指令理解能力的综合体现。它以完成人类布置的任务为首要目标，可以根据任务的复杂性与环境的变化进行动态自适应，甚至是自我修正和学习，而这些都建立在无人机系统自主通信和组网能力的基础上，因而无人机系统的自主通信和组网能力也将由上述行为能力的多个关键技术综合评定来确定。

3.1 环境自适应能力

环境自适应能力是指无人机系统对动态环境做出反应并达到该环境下系统通信性能最优的能力。无人机系统的环境自适应能力提高了系统的生存能力和任务完成能力，无疑是无人机系统自主能力的一个重要体现。无人机系统的环境自适应能力可从 3 个方面进行评估：物理环境自适应、电磁环境自适应和系统环境自适应，如图 2 所示。

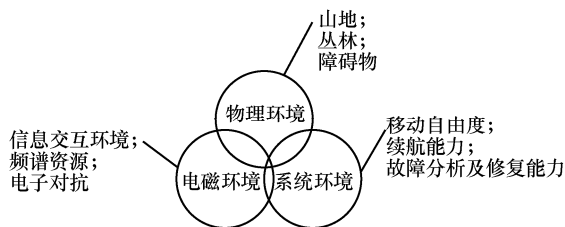


图 2 无人机系统环境自适应能力需要应对的 3 种环境

环境自适应能力体现在无人机系统与环境交互和系统内交互的方方面面，逐一地进行自适应行为评估显然不符合实际。不仅如此，不同的无人机系统所体现的自适应方式也可能不尽相同。因此，无人机系统的环境自适应能力评估需要建立一套完善独立的评估准则，且能够适用于不同的无人机系统。

评价自适应能力的一般性思路是：当环境发生了变化，性能在一定时间内能够很快恢复。相应地，有 2 个关键的指标参数：1) 恢复时间（因为这一过程往往是通过迭代或不断尝试最终收敛完成的，可称其为收敛时间）；2) 收敛后的性能相较于之前性能是否有损失。这样，在某一次环境变化后，其自适应能力可以表示为

$$F_{\text{Adpt}} = f_1(T_1, P_{\Delta}^1) \quad (1)$$

其中， T_1 表示收敛时间； P_{Δ}^1 表示性能的损失； f_1 表示第一类性能函数，它是减函数。

3.2 指令理解能力

在无人机系统执行任务过程中，最理想的状态是一旦放飞后就不需要人的参与，其完全按照人的意图来执行整个任务。但要达到这个理想状态还有很长的路要走，在很长一段时间内，无人机执行任务过程中的人机交互是必须的，而且该过程也体现了无人机系统自主通信与组网能力的大小。

人机交互的目的是让无人机系统理解人的要求并按照人的指令行动。对无人机通信网络而言，由于其无线资源受限，需要占用尽可能少的无线资

源完成信息的交互。因此，无人机指令理解能力可以从指令数据量和信息熵 2 个方面来衡量，具体如下。

一方面，可以通过检测无人机系统和人控终端的数据信息和指令数据的传输量来衡量无人机系统与人工交互的深度。一般而言，用户输入无人机的指令越多表明无人机的自主能力越差。

另一方面，可以通过综合计算指令数据所包含的信息熵来衡量无人机的理解能力。信息熵是指数据信息中所包含的信息量。简单来说，越具体的指令（其可能的变化越少）包含的信息量越少，越具体的指令也表明无人机的自主性越低。

综上所述，指令理解能力可以通过单位指令包含的信息熵来描述，即

$$F_{UI} = f_{II} \frac{\sum I}{N} \tag{2}$$

其中， $\sum I$ 表示交互数据中包含的总信息熵，由香农公式获得，单位为 bit； N 表示交互的标准数据分组的数量，单位为个； f_{II} 表示第二类性能函数，它为增函数。指令理解能力的评估在一个评估周期内完成，即统计该评估周期内获得的信息熵和交互的数据量，然后进行计算，并不需要实时进行。

3.3 信息物理融合能力

“智能”很大程度反映在对资源的利用能力上。无人机系统可利用的资源主要包括计算资源、通信资源和移动控制资源。其中，计算主要侧重于在消耗最少资源条件下如何通过计算迅速、可靠地解决问题，一般通过各种优化算法实现；通信主要侧重于在消耗最少资源条件下如何快速、可靠地传递信息，一般通过恰当的传输机制实现，它是各种无人机系统进行协同的基础；移动控制则侧重于为了完成特定任务对无人机系统个体和群体的移动行为进行高效控制。通信和计算可看作信息域操作，而移动控制直接应对物理环境产生影响，可看作物理域操作，因此无人机系统本质上是一个信息物理融合系统（CPS, cyber-physic system）。这三者之间的耦合作用在无人机系统的协同中尤其明显，移动控制可以为通信网络维持最佳的联通性和拓扑，通信可以为计算提供必须的外界信息，反过来，计算可以支持更准确的移动控制、更高效的通信。三者之间计算资源和能力将起到核心作用，而它们

的紧密耦合将决定无人机系统效能（或者理解为性能），如图 3 所示。

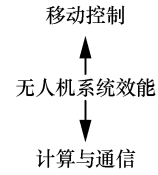


图 3 从 CPS 的角度来看无人机系统效能

为了反映三者之间的耦合效应，本文通过信息物理融合“效能函数”来反映计算、通信和移动控制 3 个方面对无人机系统能力的贡献程度^[22]。效能函数的一般性表示为

$$F_{CPS} = f_{III}(x, y, z) \approx [k_1 x^\alpha (B-x)^\beta + k_2 z^\gamma] k_3 y^\delta \approx \underbrace{[k_1 x^\alpha (B-x)^\beta]}_{\text{通信}} + \underbrace{[k_2 (B-x)^\gamma]}_{\text{移动控制}} \underbrace{k_3 y^\delta}_{\text{计算}} \tag{3}$$

其中， x 、 y 和 z 分别表示通信能力、计算能力和移动控制能力； f_{III} 表示第三类性能函数，它为增函数； B 为用于有效数据通信和移动控制信令通信的总带宽； k_1 、 k_2 、 k_3 和 α 、 β 、 γ 、 δ 分别为线性和指数效应参数，它们都可以根据应用场景和需求进行调整。在式(3)的第三行，本文给出了一种近似的形式^[22]。

在效能函数的基础上，紧密结合无人机系统通信组网场景和任务，可探索计算、通信和移动控制 3 个方面能力与效能的转换规律，为全面评估无人机的自主通信和组网能力提供支撑。如图 4 所示，三者之间存在一个最佳性能点（即 best performance point，图中圆点处），这个融合点可以通过人工调整获得，也可以通过无人机系统自主调整获得。图 4 中画出了 2 个曲面，其中上面的曲面是在更高计算能力的情况下画出的，表示更高的计算能力，可以支持更高的整体性能。

3.4 学习和进化能力

学习与进化能力是指无人机系统能够从经验数据中学习并且改善性能的能力。学习能力是高端无人机系统自主性的主要体现，尤其是随着人工智能技术的发展，其重要性越来越突出。具有强学习能力的无人机系统即使面对相同的应用场景，其前后性能表现也会有很大差异，因为无人机系统可以从累计的经验数据中进行学习，进而改善其性能。

直观来讲，无人机的学习能力主要体现在对某一固定场景前后两次的差异上。因为针对不同场景

的适应能力，可以通过前面的自适应能力进行评估。无人机系统学习能力的评估准则应该包括 2 个方面：1) 在特定场景下无人机系统学习算法稳定后的系统性能；2) 无人机系统在该场景下的学习速率。其中前者代表无人机系统能够达到的最佳性能，后者代表达到最佳性能所需要的时间。因而，学习能力可表示为

$$F_{\text{Learn}} = f_{\text{IV}}(T_{\text{IV}}, P_{\Delta}^{\text{IV}}) \quad (4)$$

其中， T_{IV} 表示学习时间，单位为 s； P_{Δ}^{IV} 表示第二次综合性能相较于第一次综合性能的提升，可用百分数表示； f_{IV} 表示第四类性能函数，显然它对 T_{IV} 和 P_{Δ}^{IV} 而言分别是减函数和增函数。

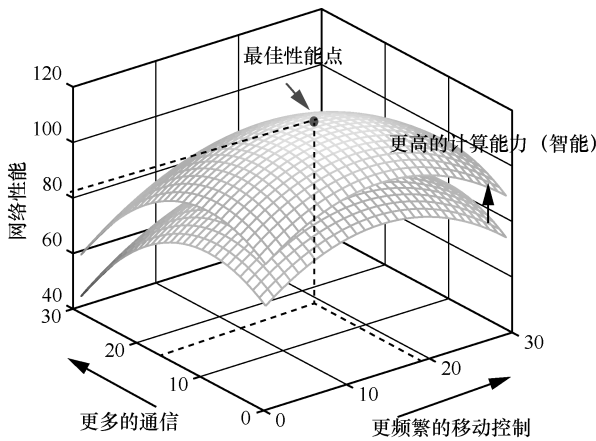


图 4 无人机系统中信息物理耦合效应示意

对于无人机系统来说，系统学习稳定后的最佳性能可以从环境自适应、指令理解、自主决策和计算及信息物理融合能力 4 个方面进行衡量，学习速率可以通过单位时间内性能的提升来计算。

3.5 自主通信与组网能力

在研究对无人机系统自主通信与组网能力有关键贡献的各项因素基础上，本文需要进一步将这些因素进行整合，来计算无人机系统整体的自主通信与组网能力。

因为各分项因素之间相互影响和耦合，整体自主通信与组网能力不能简单地通过求和获得。这与无人机系统的信息物理耦合现象非常相似，但更复杂。在无人机系统自主通信与组网能力的构成模型中，信息物理融合也仅是其中一环，它与其他因素如环境自适应、指令理解和自主决策等环环相扣、互相影响。更重要的是本文要建立可用于定量分析的自主通信与组网能力构成模型。尽管蛛网模型可

以用于各分项因素的定性或定量分析，但不能反映各因素之间的相互关系。整体而言，在给定条件下某一次（假设为第 j 次）无人机系统自主通信与组网能力（用 A_j 来表示）将是各因素的函数

$$A_j = \Psi \{ F_{\text{Adpt}}, F_{\text{UI}}, F_{\text{CPS}}, F_{\text{Learn}} \} \quad (5)$$

其中， $\Psi \{ \cdot \}$ 表示映射函数。

无人机系统各方面属性间相互影响，在一定条件下可以互相转换（比如信息物理融合能力的提高可以降低对环境自适应能力的要求），但要准确、定性分析相互间的关系却并非易事。现有的一些工作中利用马尔可夫模型来分析各因素间的联系，但马尔可夫模型只能反映状态的转移，而无人机系统的自主过程并不仅仅是状态的转移，还存在各功能模块的并行或串行操作。针对这一问题，本文可以基于无人机系统的信息流过程分析 3.1 节~3.4 节所介绍的多维能力间的关系和影响。基于信息的流过程进行分析的好处是可以方便地把握自主通信和组网能力在各部分功能中起的作用，同时可清楚地理解各部分功能输入和输出间的关系，因此便于分析它们间的相互影响和关系，如图 5 所示。图 5 中的箭头表示各部分的影响关系，单箭头表示指向的一方对被指向的一方有影响（前者的输出将作为后者的输入），双箭头表示其所连接的双方相互有影响。虚线框（感知和动作）表示无人机系统与外界的交互接口，不在本文讨论的范围内，故不进行讨论。

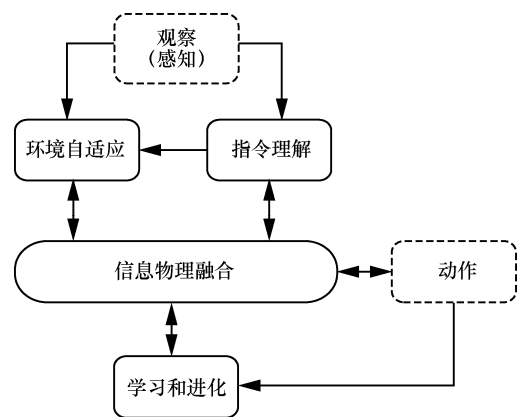


图 5 各功能模块间的相互影响和关系

3.6 关于性能函数的选择

上述评估架构中采用了多个性能函数，本文只是给出了这些函数的变化特性，并没明确具体函数形式。本节依据无人机系统不同能力在各个典型场

景的具体情况, 设计出一组函数簇, 以提供一种解决方案。该函数簇共包含 $F_1(x)$ 、 $F_2(x)$ 、 $F_3(x)$ 、 $F_4(x)$ 这 4 个减函数, 其计算式分别为

$$F_1(x) = \sqrt{1-x^2} \quad (6)$$

$$F_2(x) = \begin{cases} 0.5 + \sqrt{0.5^2 - x^2} & , 0 \leq x \leq 0.5 \\ 0.5 - \sqrt{0.5^2 - (x-1)^2} & , 0.5 < x \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

$$F_3(x) = 1-x \quad (8)$$

$$F_4(x) = 1 - \sqrt{1-(1-x)^2} \quad (9)$$

若需要对增函数进行拟合, 只需要将 x 替换为 $1-x$, 则可将上述函数转化成增函数簇。上述函数的曲线如图 6 所示。

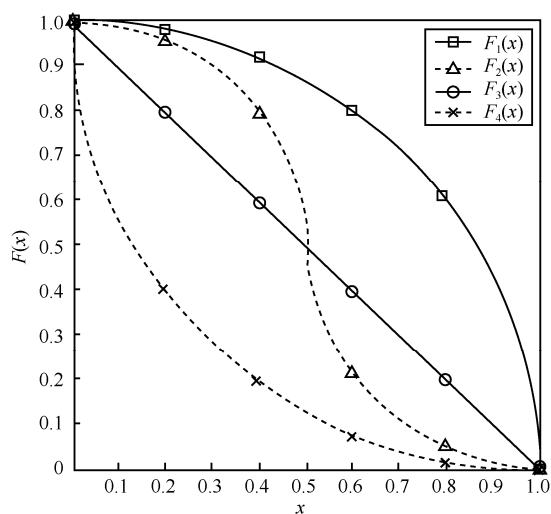


图 6 性能函数簇实例

观察图 6 可知, 函数簇包含各个曲率的函数, 能够对各个典型环境下的无人机系统的不同能力进行较好的拟合。例如, 针对指令理解能力在对抗环境中的建模, 由于在对抗场景中无人机系统远离控制基站, 因此需要减少交互以提高隐蔽性。而以上要求体现在拟合函数上则要求该性能能够随着指令数量的增多而迅速下降, 因此 $F_4(x)$ 是适合的拟合函数。

关于各能力要素到整体自主通信与组网能力的映射函数, 可根据评估过程中更重视的方面来确定, 因而并不唯一, 也不应该唯一, 因为不同的应用场景对无人机系统不同能力的要求不同, 比如一些场景特别强调其可应对不同环境的自适应性, 而另一些场景更强调其在固定环境下的最佳性能(信息物理融合能力)。一般来说, 学习和进化能力的提升可以对其他各方面能力(包括环境自适应、指

令理解和自主决策能力)有一个极大的促进, 因此, 本文认为学习进化能力对自主通信和组网能力有一个综合加权的贡献。此外, 信息物理融合能力涵盖了信息域和物理域的资源, 以及通信、计算和控制等各方面的能力, 其从一定程度上可以单独来反映无人机的自主通信和组网能力。基于以上分析, 本文建立如下的一般性表达式来定性反映上述各方面能力对自主通信和组网能力指标的贡献, 即

$$A_j = \Psi\{F_{\text{Adpt}}, F_{\text{UI}}, F_{\text{CPS}}, F_{\text{Learn}}\} = (a_1 F_{\text{Adpt}}^\tau + a_2 F_{\text{UI}}^\omega) a_3 F_{\text{Learn}}^\xi + a_4 F_{\text{CPS}}^\psi \quad (10)$$

其中, a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 和 τ 、 ω 、 ξ 、 ψ 分别为线性 and 指数效应系数, 它们都可以根据应用场景和需求进行调整; Ψ 函数为增函数, 表示各单方面的能力都对自主通信和组网能力有一个综合贡献提升。

另外一个有益的思路是: 不明确具体的函数形式, 而将该模型看作一个黑盒子, 通过机器学习的方法(比如神经网络)来训练, 最终反映各因素对最终能力的影响。

4 评估方法

第 3 节已经详细分析了无人机系统自主通信与组网能力的各评估因素, 并且对其能力构成进行了建模。接下来, 本节将要从总体思路、典型应用场景出发, 构建出具体普适性的多维因素、多场景的迭代评估方法。

4.1 总体思路

对于无人机系统的自主通信与组网能力评估, 除了上述各方面的具体评估以外, 各项之间的关联性也需要进行研究确定, 指令理解能力、环境自适应能力、自主决策能力和信息物理融合能力四者之间的评估维度并不是完全正交的。环境自适应能力强调无人机系统所需要的人机交互较少, 其信息物理融合程度也可能较高。因此需要剔除重复成分的评估, 减少对整体自主能力评估的客观影响。为了进行全面的评估, 需要构建典型的应用场景, 这些场景将从实际无人机系统的应用环境中抽象出来, 分为友好、障碍和对抗 3 种, 具体将在 4.2 节进行介绍。

更重要的是, 为了适应具有学习能力的智能无人机系统自主通信与组网能力的评估, 需要采用迭代式评估方法进行多次评估。因为学习能力会使无人机系统的通信组网性能越来越优, 这只有在相同场景下进行多次迭代评估才能体现, 最终形成一整套完善综合的评估思路, 如图 7 所示。当然, 该方

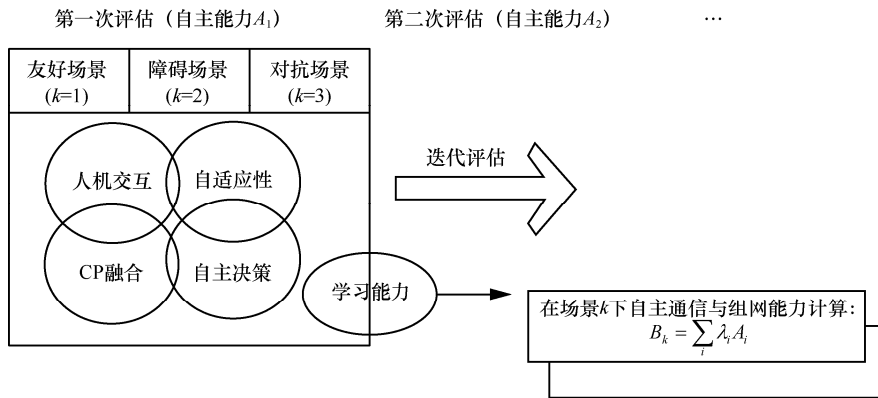


图 7 多维迭代式自主通信与组网能力评估

法对不具备学习能力的无人机系统自主能力评价也同样适用，此时只需完成一次迭代即可。

无人机系统的学习能力将对其自主通信和组网能力起到非常关键的作用，学习能力相对于其他的能力也将具有更高的权重，在迭代评估过程中需要考虑这一点。本文进行迭代评估的初步思路可表示为

$$B_k \approx \sum_j \lambda_j A_j \quad (11)$$

其中， B_k 表示无人机系统最终在某个场景 k 下自主能力评估结果， A_j 表示第 j 次评估获得的自主能力结果， λ_j 表示学习增益。例如，如果 λ_j 随着 j 的递增而增大，则表示更注重无人机系统的学习能力；如果 λ_j 为一个固定值，则不能反映出学习能力的差异，因为这样统计出的实际是各次评估的平均值。

4.2 典型应用场景

针对无人机系统所面对的实际应用场景，本文研究友好、障碍和对抗 3 种典型评估场景的构建和模拟。

友好场景的主要特点与无人机预先设想的场景基本一致，并且当无人机系统接受命令出发后该场景不会发生变化，该场景适用于无人机系统在己方执行简单的巡航探测或者货物运输等任务场景，或者无人机群刚刚起飞，在飞往敌对区域的途中。

障碍场景的主要特点是无人机系统任务场景中存在静态或动态的障碍物，这些障碍物的状态和运动模式是确定的，不随着无人机系统的出现而改变，该场景对应于未知的但不存在对抗的前线场景，比如无人机群在陌生地域执行任务或到达敌我战场交接地域。

对抗场景的主要特点是动态变化，且能对抗无人机系统做出的应急决策，该场景更复杂也更贴近实战，比如无人机群执行任务被敌发现或战争开始

被敌攻击。这些场景的构建将有利于更全面地评估无人机系统的自主能力，如图 8 所示。文献[23]针对无人机网络的路由协议评估构建了几个具体的典型场景，可供有兴趣的读者进一步参考。

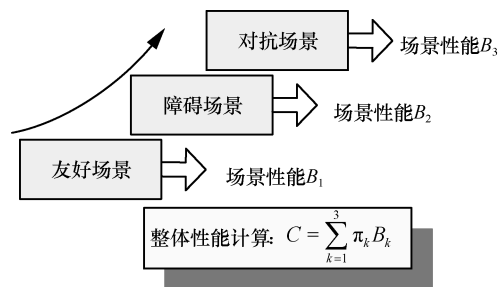


图 8 3 种典型场景下评估自主能力示意

将这些场景下分别得到的性能再根据对无人机在不同场景下的性能期望比值进行融合，就可得到最终的无人机整体性能评估，即

$$C = \sum_{k=1}^3 \pi_k B_k \quad (12)$$

其中， B_k ($k \in \{1, 2, 3\}$) 为 3 种场景下的性能评估结果； π_k 为不同场景的融合比重参数，它由具体应用对无人机在不同场景下的性能期望决定。

4.3 评估算法

对于最终评估函数的构造，根据前面的分析，本文可以从单场景自主能力建模开始，扩展到迭代式评估建模，最终再到多维度多典型场景综合评估建模，即如图 9 所示计算无人机系统的自主通信和组网能力。具体算法流程如算法 1 所示。

$$A_j = \Psi\{F_j\} \longrightarrow B_k = \sum_j \lambda_j A_j \longrightarrow C = \sum_{k=1}^3 \pi_k B_k$$

图 9 评估过程示意

算法 1 无人机系统自主通信和组网能力评估方法

- 1) 初始化:
 因素集 = {自适应性, 指令理解, 自主决策, 信息物理融合};
 场景集 = {友好, 障碍, 对抗};
 迭代次数: N ;
- 2) for k in 场景集:
- 3) for j in range(N):
- 4) 计算各因素值
- 5) $A_j = \Psi(F_{\text{Adpt}}, F_{\text{UI}}, F_{\text{CPS}}, F_{\text{Learn}})$
- 6) $B_k = \sum_j \lambda_j A_j$
- 7) $C = \sum_k \pi_k B_k$

5 评估范例

本节针对在态势侦查过程中的群体移动、地面用户的按需覆盖和特殊场景的拓扑构建 3 个方面提出的算法进行评估, 虽然 3 种算法的应用场景各不相同, 但其中都涉及通信组网的功能, 因此本文对它们进行抽象, 然后在本文提出的架构下进行自主通信组网能力的评估和比较。值得说明的是, 此实验设置的主要目的是为了检验不同算法在本文所提评估模型中的通用性, 并不是将这些算法进行对比。

5.1 被评估的算法描述

在文献[8, 10-11]中, 笔者分别提出了针对无人机集群在态势侦查中的群体移动^[11]、地面用户提供通信服务的按需覆盖^[8]和一些特殊应用(比如飞行表演、目标搜索等)中的规则拓扑构建算法^[10], 如图 10~图 12 所示。其中, 算法 1 为群体移动算法, 在该算法下无人机集群能从初始点(方形位置)群体移动到目的地(五角星位置), 在这个过程中保持通信网络的链接性, 图 10 显示的是群体移动的动态过程; 算法 2 为按需覆盖算法, 该算法下无人机根据地面用户的分布完成按需分布, 图 11 显示 2 种不同地面用户分布情况下的部署结果; 算法 3 为拓扑构建算法, 该算法下无人机可通过相互通信分布式完成 4 种拓扑的构建(如图 12 所示), 图中圆点为初始(最终)位置, 线为轨迹。

整体而言, 算法 1 和算法 2 能适应有障碍物的场景, 而算法 3 不能; 算法 1 能根据之前的经验记忆和调节参数, 因而有一定的学习能力, 而其他 2 种算法不能; 另外, 它们对信息物理融合能力也不相同, 具体描述如表 1 所示(这 3 种算法都是分布式完成的, 在执行过程中都不需要指挥员的参与, 因而具有相同的指令理解能力, 故在表 1 中不再比较)。

5.2 评估结果

1) 整体性能评估

根据前文的描述(如图 9 所示), 本文对 3 种算

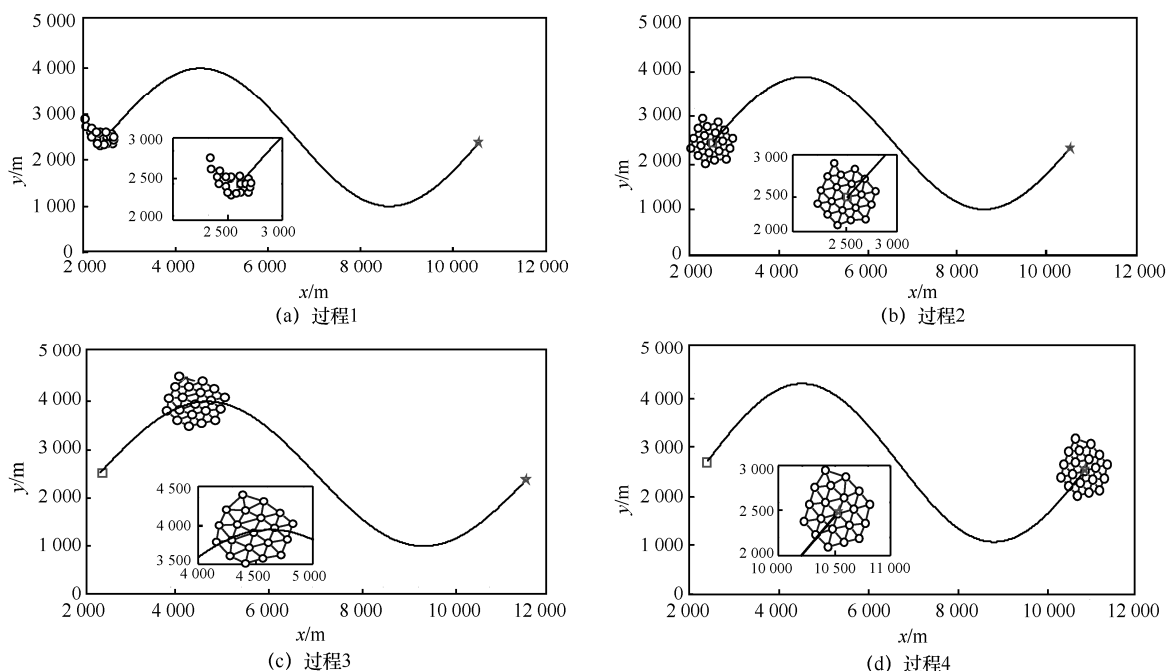


图 10 群体移动算法

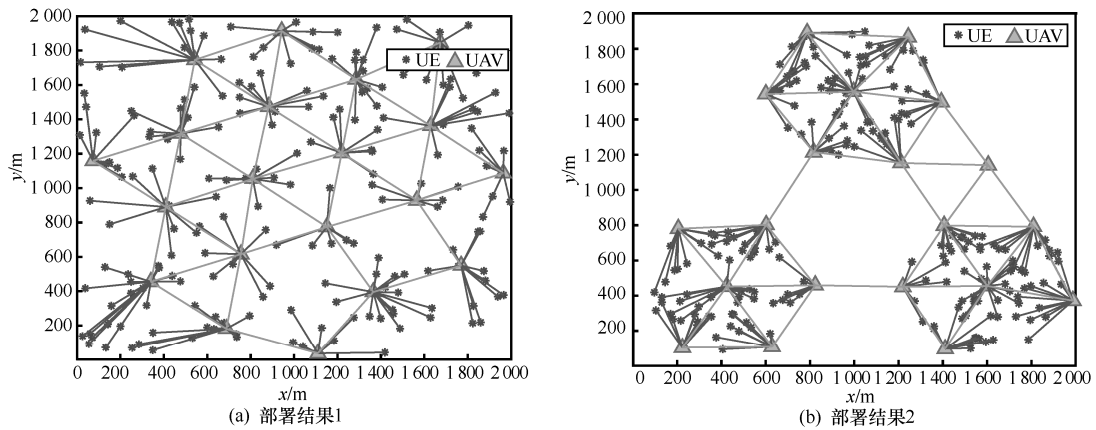


图 11 按需覆盖算法

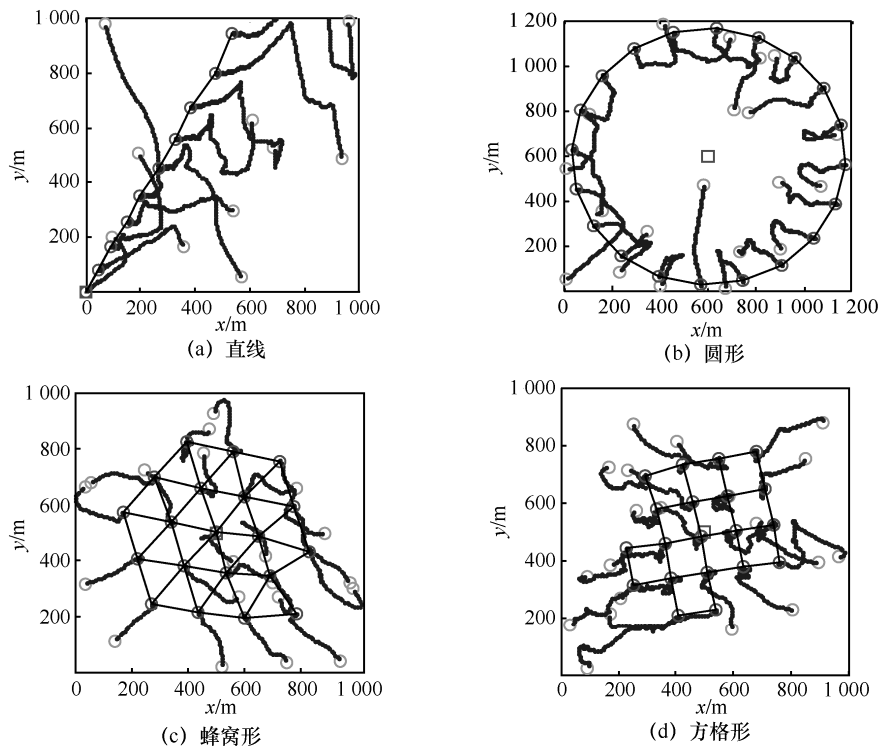


图 12 拓扑构建算法

法进行评估。为了便于说明过程，不区分无人机在各方面能力的比重，即各方面能力对无人机整体性能的影响是相同的，但为了体现学习能力，同样的场景做了两次评估并且第二次的性能是第一次性能权重的两倍，即式(11)中 $\lambda_2=2\lambda_1$ 。假设每一种场景下的性能都一样重要，因此在计算 C 时，本文用的权重值相同，即 $\pi_1=\pi_2=\pi_3$ 。同时，为了能对整体进行比较，评估的结果也做了归一化处理（1表示最高的能力）。评估的过程和结果如表 2 所示。

从评估过程可以得到以下 3 个结论。1) 该评

估过程给出的结果跟传统的蛛网法一致，可以大体比较不同算法的性能优劣（比如算法 1 最优），但更重要的是，本文提出的方法给出的是定量结果而不是定性结果；2) 整体而言，在本文评估过程中，由于算法 1 考虑了多种环境的适应能力和学习能力，在自主通信和组网方面性能更优，如果更加注重对抗场景下的性能，该算法的性能将更加明显；3) 评估过程体现出了对学习能力的考虑，以友好环境下的评估为例，算法 1 的 (A_1+A_2) =算法 2 的 (A_1+A_2) <算法 3 的 (A_1+A_2) ，但再

表 1 3 种被评估算法在各方面能力上的区别

算法	环境适应能力			信息物理融合			学习能力
	友好场景	障碍场景	对抗场景	通信需求	计算需求	控制需求	
算法 1	√	√	√	中	中	高	√
算法 2	√	√	×	高	低	低	×
算法 3	√	×	×	低	高	中	×

表 2 自主通信与组网评估结果

算法	场景	$A_j = \Psi \{F_i\}$ (Ψ 取按比例求和; F_i 的权重相同)	$B_k = \sum_{j=1}^2 \lambda_j A_j$ ($\lambda_2 = 2\lambda_1$)	$C = \sum_{k=1}^3 \pi_k B_k$ ($\pi_1 = \pi_2 = \pi_3$)
算法 1	友好场景	第一次 $A_1=0.92$	第二次 $A_2=0.98$	$B_1=0.96$
	障碍场景	第一次 $A_1=0.85$	第二次 $A_2=0.92$	$B_2=0.897$
	对抗场景	第一次 $A_1=0.80$	第二次 $A_2=0.86$	$B_3=0.84$
算法 2	友好场景	第一次 $A_1=0.95$	第二次 $A_2=0.95$	$B_1=0.95$
	障碍场景	第一次 $A_1=0.76$	第二次 $A_2=0.76$	$B_2=0.76$
	对抗场景	第一次 $A_1=0.45$	第二次 $A_2=0.45$	$B_3=0.45$
算法 3	友好场景	第一次 $A_1=0.96$	第二次 $A_2=0.95$	$B_1=0.953$
	障碍场景	第一次 $A_1=0.46$	第二次 $A_2=0.46$	$B_2=0.46$
	对抗场景	第一次 $A_1=0.21$	第二次 $A_2=0.21$	$B_3=0.21$

进一步计算 B 时可以得到, 算法 1 的 B_1 却成为了三者中的最大值。这也说明该架构可以非常灵活地根据实际应用场景进行调整, 接下来将对其进行进一步的分析。

2) 关于评估参数的使用

上面的评估结果中, 本文没有特意强调不同应用场景对无人机能力在不同方面的要求差异。实际上这些差异可以很方便地在评估公式中体现, 也就是说人们可以很方便地通过调节公式中的评估参数来强调不同应用场景下对无人机各方面能力的不同要求。下面, 本文以信息物理融合能力的评估(即式(3))为例来进行说明。

图 13 所示为无人机信息物理融合能力随着移动控制性能增强的变化曲线。可以看到: 首先, 在给定资源情况下, 过多地强调移动控制会造成通信和计算资源的下降, 系统的总体性能也会下降, 因此有一个最佳值; 其次, 通过调节指数或者线性效应参数都能引起整体融合能力曲线的变化, 也即能反映计算、通信、移动控制对整体性能的不同贡献。

因此, 根据实际情况, 通过分别(或联合)调整线性效应参数和指数效应参数, 可以方便地获得效能函数的变化趋势, 进而来区分对计算、通信、移动控制 3 个方面能力有不同要求的场景。

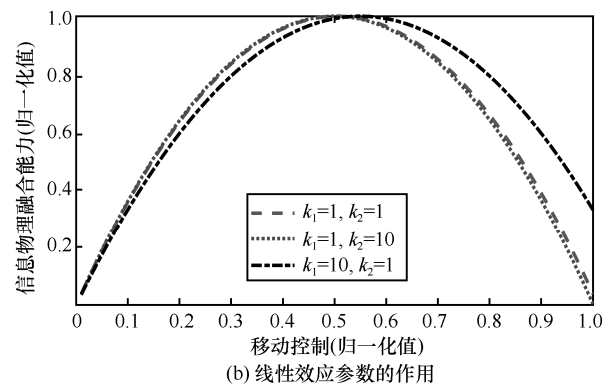
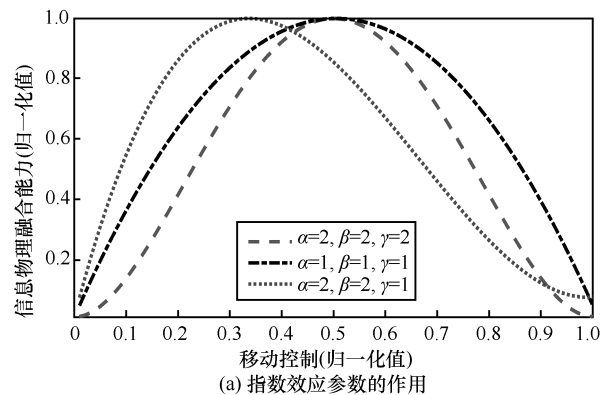


图 13 信息物理融合能力随参数的变化曲线

无人机系统由于需要电池供电, 其能耗往往是需要重点考虑的关键因素。而通过信息物理的融合

可以显著达到节能的效果。本文设置了一个仿真场景: 2 个距离 1 000 m 的无人机, 中间有障碍物遮挡。在这样的阴影衰落信道场景下, 数据分组会有大量的发送错误, 因而需要增大发送功率重传。反之, 如果无人机系统能在允许的范围内移动一下位置, 可能会显著降低衰落的影响(当然无人机的移动也会带来额外的能量消耗)。图 14 为无人机系统在不同数据帧长度下的仿真对比结果, 它显示了 3 种情况: 只调整发送功率而不移动、只进行位置调整而不增加发送功率、联合进行发送功率与飞行位置的优化。可以发现, 通过移动控制比单纯调整发射功率更节能, 而联合进行移动和通信功率的控制效果最好。

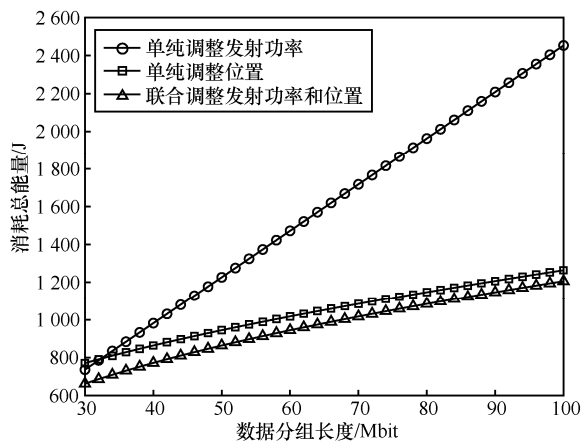


图 14 联合利用通信功率和移动控制可显著降低无人系统能耗

5.3 关于能力权重的讨论

另外一个值得讨论的问题是环境自适应能力 (F_{Adpt})、指令理解能力 (F_{UI})、信息物理融合能力 (F_{CPS}) 和学习进化能力 (F_{Learn}) 在性能评估中映射函数的设置及其影响问题。在上面的评估结果中, 为了突出重点对其进行了简化, 即假设它们的线性系数是相同的。

关于映射函数中系数设置的原则。各部分能力的系数设置一定是依据具体的应用和用户的期望/需求进行设置的。比如, 根据应用需求, 用户更期望无人机系统有更强的环境适应能力, 则将 F_{Adpt} 的系数设置的更高; 如果用户更希望保护控制站不被泄露, 无人机系统能自主完成任务而减少与控制站的交互, 则可将 F_{UI} 的系数设置更高; 如果更注重无人机系统的智能化水平, 即自主学习的能力, 则可将 F_{Learn} 的系数设置在较高的水平。

关于系数设置的方法。系数的设计既有针对

具体应用场景的客观性, 也有用户期望的主观性, 其具体设置时有 2 种思路: 1) 基于专家系统, 依赖于以往的数据和专家的评估经验; 2) 基于神经网络, 将得到的评估数据和期望结果作为输入, 将系数设置及其相关性作为输出, 通过不断训练得到恰当的系数结果。

6 结束语

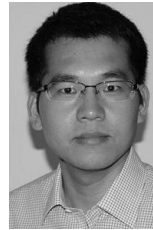
目前, 大量无人机系统自主性的关键技术已取得突破, 但关于定量分析无人机系统的自主通信和组网能力至今没有得到很好解决。本文面向实际需求, 针对面向复杂和对抗环境的无人机系统, 从多个要素方面分析了无人机系统的自主通信和组网能力及其相互关系, 尝试建立无人机系统自主通信和组网能力构成模型, 解决以往主要依靠定性分析来确定无人机系统自主能力的问题。本文提出基于多次迭代的评估方法, 在评估无人机系统自主决策、指令理解、信息物理融合、自适应能力的基础上, 进一步量化了其学习和进化能力。最后通过友好、障碍、对抗 3 种典型场景的构建和性能, 提出一套具有普适意义的无人机系统自主通信和组网能力的定量评估方法, 希望对读者在智能无人机系统性能评估和智能算法设计上有所启发, 更希望能得到同仁的批评。

参考文献:

- [1] GUPTA L, JAIN R, VASZKUN G. Survey of important issues in UAV communication networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(2): 1123-1152.
- [2] ZHU H Y, NIU Y F, SHEN L C, et al. State of the art and trends of autonomous control of UAV systems[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2010, 32(3): 115-120.
- [3] HAN Z, SWINDLEHURST A L, LIU K R. Optimization of MANET connectivity via smart deployment/movement of unmanned air vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(7): 3533-3546.
- [4] ZHAN P, YU K, SWINDLEHURST A L. Wireless relay communications with unmanned aerial vehicles: performance and optimization[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 2068-2085.
- [5] ALSHAMRANI A, XIE L L, SHEN X. Adaptive admission-control and channel-allocation policy in cooperative ad hoc opportunistic spectrum networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(4): 1618-1629.
- [6] 杨双懋, 郭伟, 唐伟. 一种最大化网络吞吐量的认知无线 Ad Hoc 网络跨层优化算法[J]. 计算机学报, 2012, 35(3): 491-503.
- [7] YANG S M, GUO W, TANG W. A cross-layer throughput-maximization algorithm for cognitive wireless Ad Hoc networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(3): 491-503.
- [7] ZHAO H T, MAO L C, WEI J B. Coverage on demand: a simple motion control algorithm for autonomous robotic sensor networks[J].

- Computer Networks, 2018(135): 190-200.
- [8] ZHAO H T, WANG H J, WU W Y, et al. Deployment algorithms for UAV airborne networks towards on-demand coverage[J]. IEEE Journal on Selected Area of Communications, 2018, 36(9): 2015-2031.
- [9] 吴炜钰, 赵海涛, 王海军, 等. 无人机骨干网分布式组网及接入选择算法[J]. 计算机学报, 2019, 42(2): 351-367.
WU W Y, ZHAO H T, WANG H J, et al. Distributed deployment and access selection algorithm for UAV airborne networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(2): 351-367.
- [10] ZHAO H T, WEI J B, HUANG S C, et al. Regular topology formation based on artificial forces for distributed mobile robotic networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 18(10): 2415-2429.
- [11] ZHAO H T, LIU H, LEUNG Y W, et al. Self-adaptive collective motion of swarm robots[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15(4): 1533-1545.
- [12] SALEEM Y, REHMANI M H, ZEADALLY S. Integration of cognitive radio technology with unmanned aerial vehicles: issues, opportunities, and future research challenges[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2015(50): 15-31.
- [13] 魏急波, 王杉, 赵海涛. 认知无线网络: 关键技术与研究现状[J]. 通信学报, 2011, 32(11): 147-158.
WEI J B, WANG S, ZHAO H T. Cognitive wireless networks: key techniques and state of the art[J]. Journal on Communications, 2011, 32(11): 147-158.
- [14] BKASSINY M, LI Y, JAYAWEERA S K. A survey on machine-learning technique in cognitive radios[J]. IEEE Communications Survey and Tutorials, 2013, 15(3): 1136-1159.
- [15] 尤肖虎, 张川, 谈晓思, 等. 基于AI的5G技术—研究方向与范例[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(12): 1589-1602.
YOU X H, ZHANG C, TAN X S, et al. AI for 5G: research directions and paradigms[J]. Science Sinica Informationis, 2018, 48(12): 1589-1602.
- [16] 尹浩, 魏急波, 赵海涛, 等. 一种面向复杂场景的无线通信节点智能适配架构[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, Doi: SSI-2020-0038.
YIN H, WEI J B, ZHAO H T, et al. An intelligent adaptive architecture for wireless communication in complicated scenario[J]. Science Sinica Informationis, 2020, Doi: SSI-2020-0038.
- [17] SHUAI Z, XUE-REN L, PENG Z, et al. UAV autonomy evaluation based on multi-factors fuzzy evaluation[C]//2016 7th International Conference on Mechanical and Aerospace Engineering.[S.n.: s.l.], 2016: 487-491.
- [18] SHOLES E. Evolution of a UAV autonomy classification taxonomy[C]//2007 IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-16.
- [19] CHEN Z J, WEI J Z, WANG Y X, et al. UAV autonomous control levels and system structure[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2011, 32(6): 1075-1083.
- [20] 高劲松, 余菲, 季晓光. 无人机自主控制等级的研究现状[J]. 电光与控制, 2009, 16(10): 51-54.
GAO J S, YU F, JI X G. Current situation of studies on autonomous control level of UAVs[J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(10): 51-54.
- [21] WANG Y C, LIU J G. Evaluation methods for the autonomy of unmanned systems[J]. China Science Bulletin, 2012(57): 1290-1299.
- [22] ZHAO H T, WANG H J, ZHANG Y C, et al. Modelling smart mobile robotic networks from a cyber physical system perspective[C]//2018 International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 259-264.
- [23] 董强健, 赵海涛, 郑超轶, 等. 无人机自组网典型场景构建及路由协议性能分析[J]. 通信技术, 2019, 52(9): 2019-2155.
DONG Q J, ZHAO H T, ZHENG C Y, et al. Performance analysis on routing protocols in UAV Ad Hoc networks[J]. Communications Technology, 2019, 52(9): 2019-2155.

[作者简介]



赵海涛 (1981-), 男, 山东昌乐人, 博士, 国防科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知无线网络、自组织网络、协同通信。

高士顺 (1996-), 男, 天津人, 国防科技大学硕士生, 主要研究方向为认知网络接入技术、机器学习等。

王海军 (1993-), 男, 安徽淮北人, 国防科技大学博士生, 主要研究方向为无人机集群智能组网、信息物理系统等。

雍婷 (1982-), 女, 河南商丘人, 信息系统安全技术国家重点实验室高级工程师、硕士生导师, 主要研究方向为无线网络协议、智能无人系统安全等。

魏急波 (1967-), 男, 湖北汉川人, 博士, 国防科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为软件无线电、认知通信与组网、通信信号处理等。