

基于具身智能的空基信息韧性网络发展研究

张陆游¹, 刘子豪², 胡铮², 吴亚宁¹, 周礼亮³, 吴永康², 费爱国¹

(1. 中国人民解放军93216部队, 北京 100085; 2. 北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876;

3. 中国电子科技集团公司第十研究所, 四川 成都 610036)

摘要: 在高动态、强对抗的复杂环境中, 构建与任务和环境自适应的空基信息韧性网络十分关键。具身智能理论强调智能体通过与环境的“感知-规划-行动”闭环过程实现任务与环境自适应, 其自主智能范式与空基信息韧性网络的“自感知-自规划-自重构-自恢复”技术特征高度契合。将具身智能理论引入空基信息韧性网络设计中, 首先提出了空基信息韧性网络的基本概念与韧性过程模型, 给出了空基信息韧性网络的关键技术特征; 其次从具身智能赋能网络韧性的视角出发, 提出了空基信息韧性网络的运行机理与体系框架, 最后探讨了空基信息韧性网络的发展重点方向。

关键词: 具身智能; 空基信息网络; 网络韧性; 体系架构

中图分类号: N94

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025216

Research on the development of airborne information resilience networks based on embodied intelligence

ZHANG Luyou¹, LIU Zihao², HU Zheng², WU Yaning¹, ZHOU Liliang³, WU Yongkang², FEI Aiguo¹

1. Unit 93216 of People's Liberation Army of China, Beijing 100085, China

2. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

3. The 10th Research Institute, China Electronics Technology Group Corporation (CETC), Chengdu 610036, China

Abstract: In highly dynamic and strongly adversarial complex environments, the construction of task and environment adaptive airborne information resilient networks was considered essential. The theory of embodied intelligence emphasized that task-environment adaptation was achieved by intelligent agents through a closed-loop process of perception-planning-action, and its autonomous intelligence paradigm was found to be highly aligned with the technical characteristics of airborne information resilient networks, namely self-perception, self-planning, self-reconfiguration, and self-recovery. By introducing embodied intelligence theory into the design of airborne information resilient networks, the basic concept and the resilience process model of such networks were first proposed, and the key technical characteristics were presented. Subsequently, from the perspective of embodied intelligence empowering network resilience, the operational mechanism and system architecture of airborne information resilient networks were proposed. Finally, the key future development directions of airborne information resilient networks are discussed.

Keywords: embodied intelligence, airborne information network, network resilience, network architecture

收稿日期: 2025-09-12; 修回日期: 2025-12-02

通信作者: 胡铮, huzheng@bupt.edu.cn

基金项目: 国防科技卓越青年科学基金资助项目(No.2023-JCJQ-ZQ-004)

Foundation Item: The National Defense Science and Technology foundation for Outstanding Youth of China (No.2023-JCJQ-ZQ-004)

0 引言

空基信息网络 (AIN, airborne information network) 作为 6G “空天地一体化” 信息基础设施的重要组成部分, 依托低空空间、高空空间以及临近空间的飞行器平台, 构建了广覆盖、高灵活性的通信与计算体系^[1-2], 服务于全球通信、低空经济等行业, 以及应急救援、国防安全等应用领域^[3]。在高动态、强对抗的复杂环境中, 空基信息网络暴露于多种威胁之下^[4-5], 涵盖空间天气扰动、高空风剪与雷电等自然因素, 平台节点故障与链路失效等系统内部异常, 以及干扰攻击、通信欺骗等人为对抗行为。网络韧性已成为未来空基信息网络适应复杂不确定性环境与人为干扰, 实现任务和环境协同优化的关键能力指标^[6-8]。

在此背景下, 全球主要国家和国际组织正加速布局以网络韧性为核心能力的体系化建设, 推动从理论模型到系统架构的全面演进。国际电信联盟 (ITU) 在其《IMT-2030: 未来发展框架》^[7]中明确提出 “Resilience-by-Design” 应成为 6G 核心能力之一。美国国家科学基金会牵头启动了下一代韧性智能系统 (RINGS, resilient & intelligent nextg systems) 计划^[8], 重点探索包含空基通信场景在内的下一代网络系统级韧性架构与智能控制机制。中国也在体系化推动面向 6G 的网络韧性演进, 提出构建支撑空天地海一体化融合的 6G 韧性核心网系统方案^[9]。在国防空基信息网络韧性能力构建方面, 美国国防高级研究计划局近年来启动了多个重大研发计划。其中, 面向任务优化的动态网络自适应 (DyNAMO, dynamic network adaptation for mission optimization) 项目^[10]致力于在任务驱动环境中提升战术空基网络应对节点高动态性、链路脆弱性等挑战的能力; 韧性自组网 (RAN, resilient autonomous networking) 项目^[11]则聚焦构建可在高度对抗环境中维持自治运行的空基韧性网络系统。上述项目反映出, 空基信息网络韧性建设范式正由 “冗余与预设容错” 向 “任务-环境自适应” 转型, 即空基信息网络在运行过程中, 能够根据外部环境与内部资源的状态变化, 主动调整感知策略、网络结构与性能, 以在动态多变、强对抗性环境中保障其核心任务完成。

“任务-环境自适应” 的转型趋势对网络运行机理提出了更高要求, 即空基信息网络需具备以

内生的自主感知与自主规划决策为核心的能力体系, 使其能够持续感知环境扰动, 理解系统状态与任务需求之间的内在关联, 主动生成、评估并选择多种可执行策略, 开展前瞻性的资源调度、结构重构与性能恢复决策, 从而在复杂不确定条件下实现任务执行连续性与性能稳定性的协同保障。在这一过程中, 网络将集中体现 4 类关键韧性能力需求: 态势自感知、资源自规划、结构自重构与性能自恢复。

具身智能^[12]作为近年来兴起的一种面向复杂环境的智能系统框架, 强调智能体通过与环境的 “感知-规划-行动” 闭环过程实现任务和环境自适应, 具身智能能够结合智能体在时空、因果层面的状态变化, 对环境中的分布外扰动进行主动感知、分析与推理, 并通过行动反馈不断修正策略。其自主智能范式与空基信息韧性网络的 “态势自感知-资源自规划-结构自重构-性能自恢复” 技术特征高度契合, 可有效应对不可预期的天气变化与对抗性电子攻击等环境与人为干扰带来的韧性挑战。

基于上述认识, 本文的创新点主要体现在以下几个方面。

1) 提出了空基信息韧性网络的基本概念与韧性过程模型。本文系统性地提出了空基信息韧性网络的基本概念, 构建了韧性过程模型, 并总结了其关键技术特征。

2) 揭示了具身智能赋能空基信息韧性网络的运行机理与体系框架。从具身智能赋能网络韧性的视角出发, 分析了 “自感知-自规划-自重构-自恢复” 的作用机理, 提出了基于具身智能的空基信息网络逻辑架构, 给出了空基信息网络典型运行场景及韧性使能流程。

3) 探讨了空基信息韧性网络的关键技术方向与发展重点。结合具身智能与网络韧性的发展趋势, 讨论了未来值得重点关注的发展方向。

1 空基信息韧性网络特征分析

1.1 韧性定义以及过程模型

韧性的概念最初源于生态系统领域。Holling^[13]提出, 韧性是生态系统在遭受外部扰动后通过自我修复消除影响并保持稳定性的能力。对空基信息网络而言, 韧性是指在面对扰动时, 通过持续

监控自身网络状态并感知外部环境变化，实现网络的规划、恢复及重构，从而保障网络在复杂情景下依然具备完成核心任务的能力。

为描述空基信息网络在扰动过程中的动态运行过程，可用效能 $E(t)$ 表征网络在特定时刻对任务执行的支撑程度^[14]。同时，本文参考文献[15-16]构建了空基信息网络韧性过程模型，该模型主要包括图1所示的5个阶段。

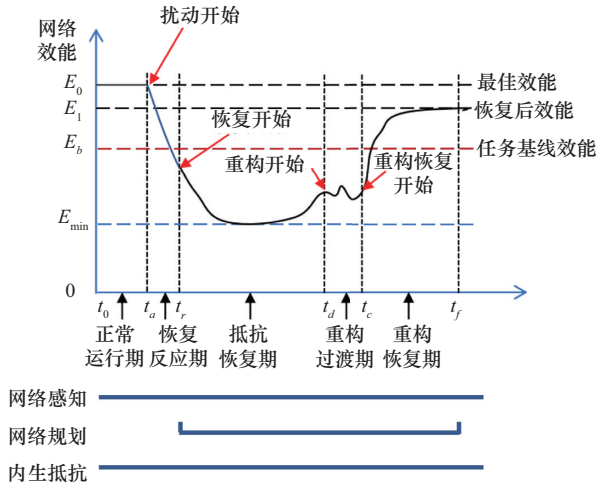


图1 空基信息网络韧性过程模型

1) 正常运行期

正常运行期是空基信息网络在未遭受效能降级或退化扰动前的基准状态，此时网络整体任务效能处于最优或近似最优水平，系统运行稳定，未出现显著波动。在该阶段，网络通过持续的态势感知机制，对环境条件、任务需求以及自身运行状态进行实时监测与评估，为后续可能的异常与扰动提供基准参考。一旦感知到可能引发效能退化的潜在扰动事件（如恶意攻击、关键节点故障或极端天气等），网络将立即触发应对机制，由正常运行期转入恢复反应期。

2) 恢复反应期

恢复反应期是网络在遭受扰动后，效能开始下降或即将下降的关键过渡阶段，也是感知、分析与规划能力集中发挥作用的时期。在该阶段，网络通过态势感知与分析机制识别扰动的来源与类型，评估其对网络效能和任务完成能力的影响，并进行可恢复性判定。在此基础上，网络初步规划恢复与抵御策略，同时依托内生的可靠性与鲁棒性机制吸收和压制扰动影响，以减缓效能退化速率。由于该阶

段的持续时间直接决定网络启动主动恢复的时机，其目标在于尽可能缩短反应时延，为后续抵抗恢复阶段创造有利条件。

3) 抵抗恢复期

抵抗恢复期是网络依据恢复反应期形成的规划结果，正式实施性能恢复措施的阶段。在一般情形下，该阶段不涉及系统结构形态的改变，而是在既有拓扑与角色分配条件下，通过联合调整链路调制方式、数据与任务优先级、资源分配策略等多种手段，恢复网络效能并维持任务执行能力。根据恢复效果的不同，网络效能可能在达到最低点后逐步回升，并在任务基线效能之上形成新的稳定运行点；若恢复能力不足，效能则可能持续衰退，导致系统失效。网络在该阶段持续评估恢复成效，并动态规划是否继续性能恢复，或转而启动以结构形态改变为核心的重构过程。

4) 重构过渡期

当网络在既有结构条件下无法通过性能恢复找到可行稳定点时，系统进入重构过渡期。该阶段的核心特征是由性能层面的调整转向结构形态层面的变革，网络通过生成新的结构布局、连接关系、节点角色分配与协同流程，探索适应当前环境与任务需求的新的结构稳态。由于策略切换与拓扑调整往往并行进行，网络效能在该阶段可能出现一定程度的波动，但其目标在于为后续恢复创造新的结构约束条件。

5) 重构恢复期

重构恢复期是网络在完成结构形态重构后，在新的结构稳态约束下开展新一轮性能恢复的阶段。结构重构为性能调节提供了新的基础条件，网络在新的拓扑与角色分配下，通过资源重新分配、任务与数据优先级重规划等方式逐步恢复网络效能。重构效果取决于新结构与环境及任务需求的匹配程度：若适配良好，网络效能将逐步回升并满足任务需求；若适配不足，效能仍可能进一步下降。最终，在资源、成本及外界扰动等多重约束下，网络效能通常难以完全恢复至初始最优水平，但可稳定在满足任务需求的可接受范围内，实现韧性运行的目标。

在整个运行过程中，系统始终由以下3类关键机制贯穿支撑：网络感知、网络规划与内生抵抗。

首先，网络感知机制负责对外部环境、任务状

态以及网络自身运行性能进行持续监测与分析,对扰动的影响程度及网络恢复状态进行量化评估,从而为后续的规划与决策提供实时、可靠的依据。

其次,网络规划机制基于网络感知与评估结果,网络在抵抗恢复期、重构过渡期以及重构恢复期等时期动态选择应对策略,包括是否启动恢复、采取性能恢复或结构重构,规划对应方案。

最后,内生抵抗机制体现为网络自身内嵌的可靠性与鲁棒性保障能力,如冗余配置、抗干扰通信机制等。这类机制在各个阶段持续发挥作用,为抑制效能退化提供基础支撑。鉴于本文重点关注韧性能力,该部分不再展开讨论。

1.2 空基信息网络韧性过程模型

基于 1.1 节所述的韧性定义及其过程模型,广义韧性通常描述的是可靠性、鲁棒性和可塑性 3 个维度。其中,可靠性与鲁棒性主要对应系统在低烈度扰动下维持正常运行的能力,其表现形式往往是性能不发生显著下降,即效能仍保持在任务基线之上;此类能力依赖于系统固有的结构设计、冗余配置及抗扰动特性。而当扰动强度足以导致效能明显跌落时,系统的可塑性则成为决定韧性水平的关键因素,其核心在于效能降级后的恢复速度、恢复程度以及对新稳态的适应能力。因此,依据文献[17-18],空基信息网络韧性可采用式(1)来度量。

$$R(t) = w_1 \frac{\int_{t_a}^t \eta_1(t) [E(t) - E_b] dt}{\int_{t_a}^t [E_0 - E_b] dt} - w_2 \eta_2(t) [\Delta E(t)]^2 [1 + \mu_1 |E'(t)|] + w_3 \eta_3(t) (1 - e^{-\mu_2 |E'(t)|}) \quad (1)$$

其中,第一项为空基信息网络效能积累分量,衡量网络可靠性水平,即在空基信息网络受到扰动后实际网络效能在任务过程中的满足度;第二项是空基信息网络效能退化分量,表征网络鲁棒性水平,即受扰后的效能退化的深度和速率;第三项空基信息网络恢复分量,衡量网络可塑性水平,表示效能在退化后进行恢复的速率。 $E(t)$ 为空基信息网络当前状态下的效能; E_0 为空基信息网络在正常运行状态下完成任务所能提供的最佳效能; E_b 为表示当前时刻保障核心任务完成所需的最低效能; $E'(t)$ 为当前效能变化速率; w_1 、 w_2 、 w_3 为自定义

韧性分量权重因子; μ_1 、 μ_2 为重要性调节因子; λ 为自定义指数(大于 0 且小于 1); $\Delta E(t)$ 、 $\eta_1(t)$ 、 $\eta_2(t)$ 、 $\eta_3(t)$ 的定义式为

$$\Delta E(t) = E(t) - E_b \quad (2)$$

$$\eta_1(t) = [E(t) - E_b \geq 0] \quad (3)$$

$$\eta_2(t) = [E'(t)_b < 0] \quad (4)$$

$$\eta_3(t) = [E'(t)_b \geq 0] \quad (5)$$

其中, $[]$ 为艾弗森括号,条件满足则为 1,不满足则为 0; $t \in [t_a, t_f]$, t_a 表示扰动事件的起始时间。由此可知,当空基信息网络遭遇扰动后,效能曲线下降降幅越小、降速越慢、回升越快且总体越接近 E_0 时, $R(t)$ 值越大。

网络效能 $E(t)$ 的计算式为

$$E(t) = \sum_{i=1}^{M_A} \sum_{k=1}^{N_A} \alpha_k P_{ik}(t) \quad (6)$$

其中, $P_{ik}(t)$ 表示任务 i 处指标 k 的值, α_k 表示指标 k 的重要性权重, M_A 为任务数, N_A 为当前任务关注的指标数。网络的当前效能 $E(t)$, 通常采用多维性能指标对其进行量化,可将其归纳为规划类、重构类与恢复类指标,对应网络的规划、重构、恢复能力。网络效能多维性能指标与其分类方式如表 1 所示。

通过过程模型的分析,空基网络韧性的优化目标是最大化韧性过程的网络效能函数,因此本文对空基网络韧性的优化目标归纳为

$$\max_{t \in [t_a, t_f]} \left\{ \mathbb{E}_{r \sim P(\pi_R | O_{t_a:t})} [R(t)] - \beta_{RP} C_{RP} \right\} \quad (7)$$

其中, C_{RP} 是成本, β_{RP} 是权重, π_R 网络韧性策略, $O_{t_a:t}$ 是时间 $[t_a:t]$ 内感知的状态。感知的状态将会影响网络策略,网络策略将会影响网络韧性。因此,空基信息网络的韧性优劣不仅取决于系统能否准确、及时地感知网络状态变化(即感知能力),还取决于基于感知结果所采取的韧性策略是否能够在韧性过程中提升网络性能,即网络的规划、重构、恢复能力。

1.3 空基信息网络韧性相关工作

空基信息网络韧性的策略受到网络感知、规划、重构、恢复等能力影响,如图 2 所示。本节将围绕上述 4 个方面分别介绍相关研究进展。

表1 网络效能多维性能指标与其分类方式

指标名称	含义说明	指标分类
任务规划满足度 ^[19]	衡量网络在给定资源与拓扑条件下对关键任务的保障能力。通常反映任务需求（带宽、时延、可靠性）与网络可用资源（链路容量、频谱、功率等）之间的匹配程度	规划类
恢复速度	表征网络在受损后效能回升的速率，反映调度策略、链路重新配置与控制机制在恢复过程中的响应效率。恢复速度越快，网络越能在扰动后保持较高服务连续性	恢复类
连通性 ^[20]	衡量网络拓扑保持连通的程度，通常通过拉普拉斯矩阵的第二特征值 λ_2 表示。 λ_2 越大说明拓扑越稳固、信息流可达路径越多，是网络抗分割能力的重要指标	重构类
结构熵 ^[21]	描述拓扑结构的复杂性与均衡性。结构熵越高表示连接分布越均匀、结构越不易因局部节点或链路损坏而导致整体退化	重构类
路径冗余性 ^[22]	衡量在关键节点对之间可用的节点互素路径数量。节点互素路径越多，链路故障或局部拥塞越不容易造成通信中断，是恢复与防御的重要机制	恢复类
拓扑稳健性 ^[22]	描述拓扑结构在随机失效或目标攻击下保持功能的能力，常通过结构熵、连通性概率或图论鲁棒性指标表示。稳健性越高说明网络能在多场景扰动下保持有效运行	恢复类

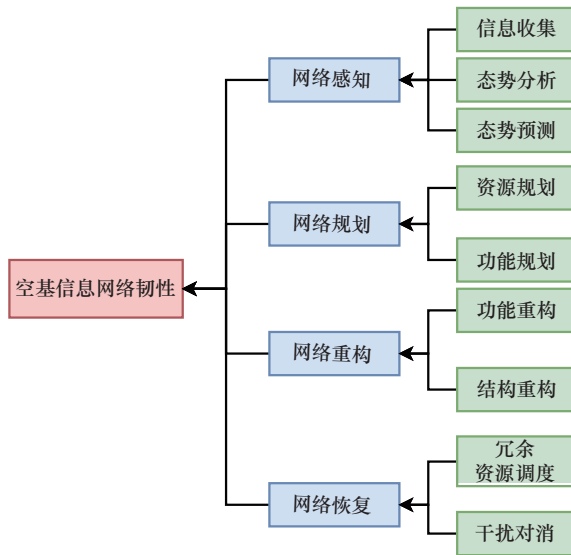


图2 空基信息网络韧性能力分解

空基信息网络态势感知技术发展现状如表2所示，网络状态信息的收集仍以单源数据为主，尽管近年来正在向多源异构数据协同采集迈进，包括数字孪生同步数据、威胁情报（CTI）、配置与拓扑信息、边缘设备遥测数据等^[23-24]。然而，多源数据

之间在结构、语义与时间尺度上的差异仍使实时协同变得困难。在网络态势分析方面，当前主流方法仍依赖机器学习/深度学习的模式识别技术^[25]与基于本体与语义模型的结构化数据融合^[26]，侧重于对异常模式、干扰路径或事件相关性的统计学习与特征关联。然而，当前方法缺乏对网络状态、干扰以及系统响应之间的语义抽象与因果推断能力，难以构建对系统状态演化的可解释模型。因此，当前网络态势理解往往只能停留在相关性驱动的检测，难以实现基于因果关系的机制层认知，也难以支撑对跨层级、跨域级联效应的理解与决策。在网络态势预测方面，现有研究主要依靠图神经网络（GNN）^[27-28]或Transformer^[29-30]等方法结合时间序列模型，对攻击趋势、流量变化或关键节点风险进行预测，整体仍以统计式时序推断为主。虽然部分研究引入了图结构、知识图谱或攻击链模型进行路径预测，但总体上仍缺乏对未知扰动、非预期攻击策略、跨域级联故障等复杂场景的鲁棒预测能力。此外，由于缺少语义层与因果层的支撑，预测结果的可解释性不足，难以直接指导实时防御、资源调

表2 空基信息网络态势感知技术发展现状

方法	分类	缺陷
文献[23-24]	信息收集	外部被动采集，网络无法感知当前任务下，哪些信息更有价值
文献[25]	态势分析	网络只能在既定状态空间内进行被动推断，无法通过主动感知与行动生成新的状态认知
文献[26]	态势分析	语义本体与推理规则为静态先验知识，网络仅执行预定义语义映射，缺乏在动态环境中自主演化语义和构造世界理解的能力
文献[27-28]	态势预测	网络对拓扑与特征的理解受限于外部定义，无法根据任务需求主动调整感知结构与认知视角
文献[29-30]	态势预测	核心是被动表征学习，缺乏将感知结果反馈到感知结构本身以塑造内部世界模型的机制

度或韧性恢复策略。

空基信息网络态势规划技术发展现状如表 3 所示,主要集中在资源规划与功能规划 2 个方面。主流做法往往采用隐式的任务可行性分析,将任务的可执行性映射为资源约束是否满足,然后基于这些隐式判定同时规划资源分配与功能规划。具体表现为以带宽、计算、时延、能耗等资源指标为核心构造约束条件,利用静态的规划^[31]、启发式算法或强化学习模型^[32-34]在这些约束下寻找满足任务需求

的配置^[35-36];或通过基于观测的如 GNN^[37]等模型或自注意力^[38]等机制隐式估计可行性分值,并据此触发资源或功能的调整。

空基信息网络重构技术发展现状如表 4 所示,主要围绕功能重构与结构重构,其核心目标是在资源受限和环境动态变化下保持业务连续性和性能稳定。主流方法大致可以分为 3 类:基于优化建模的方法将功能重构、结构重构问题形式化为整数规划或约束优化^[39],通过资源与时延约束寻找全局最

表 3 空基信息网络态势规划技术发展现状

方法	贡献	缺陷
文献[31]	将多指标排序与资源分配结合,解决网络切片请求的调度瓶颈	该方法以静态规划为主,缺乏动态网络波动、自适应能力
文献[32]	综合 A3C/DRL 与队列网络建模来衡量初始化虚拟网络功能的分布,并在动态到达场景下并行化部署	学习的策略体现为近似最优解的映射,而非面向不确定环境的策略结构自主构造
文献[33]	用元强化学习使策略能够更快适应新环境/新拓扑(少量样本自适应),用于物联网-多接入边缘计算(IoT-MEC)的动态服务功能链放置	该方法的核心是以快速逼近最优策略为目标,缺乏对策略可执行性约束与任务语义驱动下策略生成过程的显式建模
文献[34]	结合启发式+DRL 解决网络切片放置问题	该方法是对既定最优目标的搜索与修正,策略生成受限于人工先验,难以实现真正自主的策略构造
文献[35]	实现协调端到端网络切片资源	决策目标仍围绕全局或局部最优性能指标展开,缺乏对可执行策略如何形成与演化的机制性刻画
文献[36]	将图神经网络表示学习引入任务分配,适配复杂拓扑	该方法利用图结构增强决策性能,但策略学习仍以最优资源分配为导向,智能体更多是在既定环境中选择动作,而非主动构造面向任务的执行策略空间
文献[37]	将指针网络用于网络资源分配,实现端到端学习	该模型通过指针网络直接输出最优分配方案,将决策过程压缩为一次性求解,缺乏策略层面的持续执行、调整与自适应能力
文献[38]	引入注意力机制处理虚拟网络功能依赖关系与网络拓扑,显著降低资源浪费与能耗	尽管引入注意力机制提升决策效率,其学习目标仍集中于能效最优嵌入结果,策略更多体现为结果导向的优化器,而非面向复杂运行过程的可执行策略生成器

表 4 空基信息网络重构技术发展现状

方法	贡献	缺陷
文献[39]	提供严谨、可优化保证,对中小规模实例能得到高质量解,是静态规划服务功能链+路由的基准模型	对于动网络状态变化几乎不适用
文献[40]	在不同拓扑和流量强度下实现全局负载均衡和性能提升,收敛速度快于传统优化方法	路由调整仅基于网络状态指标,无法直接支撑任务或业务导向的决策
文献[41]	在动态网络环境下实现端到端时延和成本优化,考虑多个虚拟网络功能链(VNF)的协同,能够自适应网络变化,提升了在线重构能力	决策仅基于统计关联,难以直接解释任务目标对路由/放置的因果影响
文献[42]	实现了端到端在线服务迁移优化,可在动态负载与用户移动情况下减少服务延迟和迁移开销	仅学习统计模式,无法解释迁移决策与任务需求之间的关系;面对未见过的网络拓扑或极端负载分布时性能下降
文献[43]	在高速移动的车载多接入边缘计算(MEC)场景下,通过局部信息和策略复用提高迁移效率和系统鲁棒性	迁移决策主要依赖时序关联而非因果或业务目标
文献[44]	两阶段重构:第一阶段快速近似决策用于在线调整,第二阶段离线精化全局优化,同时考虑 VNF 放置、服务链重构和路由重配置。兼顾实时性和全局最优,提升了 SFC 服务连续性和延迟表现,适应动态负载和迁移需求	决策未显式关联具体任务需求,难以解释每次重构与业务目标的关系

优解；启发式与元启发式方法则通过贪心、遗传算法等手段在网络中快速获得近似解^[40]；而学习驱动方法利用预测模型或强化学习^[41-44]进行自适应重构，实现更好的实时性与长期收益。

空基信息网络恢复技术发展现状如表 5 所示。网络性能恢复的核心目标是：在遭遇故障、资源受限或外部干扰时，网络能够通过冗余资源调度与干扰对消机制，快速恢复关键性能指标如吞吐、时延与连通性。现有研究主要从冗余资源调度和干扰对消与性能恢复 2 个方面展开。在冗余资源调度方面，主流方法强调冗余链路、备份拓扑与备用节点的最优调度。传统方法多依赖启发式与最短路径重选，而近年来出现大量可恢复路由、备份映射与多路径容错机制^[45-46]，通过局部修复降低恢复开销。同时，借助强化学习与预测模型的研究逐渐增多^[47-48]，以实现资源状态和故障演化的预测，使备用资源在故障发生前即进入待命状态，提高恢复速度。在干扰对消与性能恢复方面，研究聚焦于跨层协同技术，例如功率控制、波束赋形、干扰对消、频谱切换等物理与链路层策略^[49]，并与拥塞控制与弹性调度相结合，实现从信道到服务层的性能恢复。一部分研究进一步采用自适应阈值与反馈控制^[50]，使网络能够根据实时性能偏差执行闭环调节。

2 空基信息韧性网络主要特征与具身智能

2.1 空基信息韧性网络核心能力需求

网络韧性由感知、规划、重构与恢复能力共同构成。然而，现有研究中，这些能力多依赖经验或规则驱动，以反应式运行，缺乏对不同扰动因素及网络状态之间关系的自主分析与理解。空基信息网络的韧性特征在很大程度上区别于地面网络，其运行环境呈现出强动态性、强不确定性和强任务耦合的典型特征。首先，网络拓扑受高速机动平台驱动，持续演化，并受到航迹调整、阵型收放和姿态扰动等多因素叠加影响。其次，平台、链路与任务高度异构：不同平台在能量、飞控与通信性能上差异明显，不同链路（如毫米波、自由空间光通信（FSO）、Ka/Ku 波段）对环境扰动的敏感性差异显著，同时空基任务往往同时承担通信保障、侦察感知和协同控制等多模态需求。再者，空域环境中普遍存在强干扰、高不确定性及电磁对抗，使大量状态难以直接观测或呈现极端动态变化。最后，空基网络服务通常与任务执行高度耦合，如目标跟踪、编队控制与空地协同，对通信链路性能提出实时、连续和高可靠的要求。由此可见，当网络面临强干扰或分布外扰动时，系统往往难以及时判断风险并采取有效的应对措施。

基于此，本文提出网络在运行过程中应具备以

表 5

空基信息网络恢复技术发展现状

方法	贡献	缺陷
文献[45]	将延迟意识纳入虚拟网络功能映射的优化目标，同时显式考虑生存率，提出可行的混合优化求解方案，适合边缘场景的低时延要求	忽略“服务目标/任务语义”，所有 VNF 通常被同等对待，缺少面向业务优先级或目标导向的约束
文献[46]	利用物理层路径多样性以保证单链路故障下的虚拟网络生存率，并在效率与生存率之间做权衡；提供了理论上的整数线性规划与实用贪心实现与评估	该方法通过预先构建多路径冗余以提升生存性，本质上依赖静态规划与资源冗余设计，恢复过程缺乏对故障态势的实时自感知与基于任务需求的自主恢复策略生成
文献[47]	将灾难恢复问题从传统启发式/优化转为数据驱动的序列决策学习问题，展示了在复杂、未知或部分可观测场景中强化学习能学到有效的恢复策略	尽管利用强化学习实现大规模故障下的服务恢复，其决策过程仍以性能回报最大化为导向，恢复策略更多体现为经验映射，缺乏对多种可行恢复方案的显式规划与可解释选择
文献[48]	展示 RL 在混合 SDN（传统+SDN 控制混合）场景下的应用，提出面向链路失效的学习策略，并在仿真/实测中证明恢复性能优于某些基线算法	该方法将链路故障恢复建模为强化学习问题，但恢复动作主要针对局部链路状态进行调整，缺乏对网络整体任务需求与跨层恢复策略的统一规划
文献[49]	在毫米波与全双工的复杂干扰环境下给出具体可实现的算法，展示在某些参数下能显著降低自干扰并提升频谱/能量效率	该工作侧重于物理层参数自适应以恢复通信性能，恢复过程本质上是基于信道状态的被动调节，未体现由高层感知与规划驱动的系统级自恢复机制
文献[50]	提出利用平均队列长度变化趋势（而非瞬时值）作为决策变量，以期更早/平滑地检测拥塞并响应，从实验结果看若干指标上优于传统加性增大、乘性减小机制（AIMD）或基于瞬时队列的策略	该方法通过队列变化趋势调整拥塞控制参数，实现性能恢复，但其调节策略局限于局部反馈控制，缺乏对网络全局态势与任务目标的统一感知与规划

自主感知与规划为核心的能力,使其能够实时分析环境扰动、系统状态及任务需求,主动生成、评估和规划多种可执行策略、重构网络结构并恢复服务,从而保证任务的连续性与性能稳定性。这一过程将体现空基信息网络的4类核心能力需求:态势自感知、资源自规划、结构自重构与性能自恢复。

网络态势自感知是指网络具备实时监测自身状态的能力,能够及时发现潜在的问题或威胁,自主、全面、快速、准确地生成各层级网络状态并预测未来状态。其可以分为3个方面:网络状态信息自收集、网络态势自分析和网络态势自预测。网络状态信息自收集要求网络在分布式、动态环境下,持续获取来自物理层、链路层、网络层、服务层以及应用层的多模态跨层运行数据,包括链路质量、节点状态、资源占用、业务负载及环境感知信息等,为后续态势分析与预测提供基础数据支撑。网络态势自分析要求网络通过对收集到的多模态跨层数据,利用因果关系挖掘和语义级理解、分析和关联,以主动揭示其内部和外部潜在的安全威胁;网络态势自预测结合任务导向的预测模型,对未来网络状态与潜在风险趋势进行主动推演,为动态防护与优化提供决策依据。可用异常检测精度、状态检测延迟、预测误差等指标评估网络状态自感知能力。

网络资源自规划是指网络在故障处理和调整后,能够判断韧性过程的当前阶段,平衡网络优化成本与恢复性能,并合理规划资源调度和功能重构的范围。其主要涵盖3个方面:任务可实现性分析、资源规划和功能规划。任务可实现性分析用于评估在现有资源和条件下完成任务的可行性;资源规划通过合理部署可用资源,为资源调度提供支持;功能规划则根据任务目标定义子网络的核心功能,确保关键任务的顺利执行并推动网络性能恢复。可用规划开销、资源调度延迟等指标评估网络资源自规划能力。

网络结构自重构指网络在出现结构性问题时,能够自主调整网络结构,通过资源再分配,以保障核心任务,可分为2个方面:功能重构和结构重构。功能重构主要关注网络功能的动态部署,以满足网络在扰动情况下的任务基本需求;结构重构包括动态调整网络拓扑、节点和链路配置,以应对环境变化。可用连通恢复时间、可达节点比例、结构恢复率等指标评估网络结构自重构能力。

网络性能自恢复是指网络在遭遇故障或攻击后,能够自主调配冗余资源以抵御外界干扰。网络自恢复包括2个方面:冗余资源调度与利用、干扰对消与性能恢复。在冗余资源调度与利用方面,网络自主调配冗余资源,优化资源配置,以最大限度地减少性能损失;干扰对消与性能恢复则通过主动建立防御策略恢复网络性能,对抗外界干扰,保障网络正常运行。可用平均恢复时间、吞吐量恢复率、服务连续性等指标评估网络性能自恢复能力。

2.2 空基信息韧性网络四自能力与具身智能关系

在前述能力需求分析中,空基信息网络的韧性可归纳为4类能力:自感知、自规划、自重构与自恢复,其中“自”的核心来源主要是自感知与自规划,而自重构与自恢复则是结合规划结果在任务执行层面的具体展开。可以看到,这一能力结构与具身智能的核心理念高度契合,具身智能强调智能体通过感知-规划-行动循环^[12],在环境中不断调整和优化自身策略,实现任务驱动的自适应行为。在此视角下,网络的自感知能力对应具身智能中的具身感知,能够实时主动感知环境与任务状态;自规划能力对应具身规划,通过策略生成与任务驱动,实现对未来行动的主动构造;而自重构和自恢复则类似于具身智能中的具身行动,通过对结构或资源的调整完成任务目标,并在行动过程中不断塑造系统自身的智能能力。空基信息韧性网络四自能力与具身智能关系如图3所示。

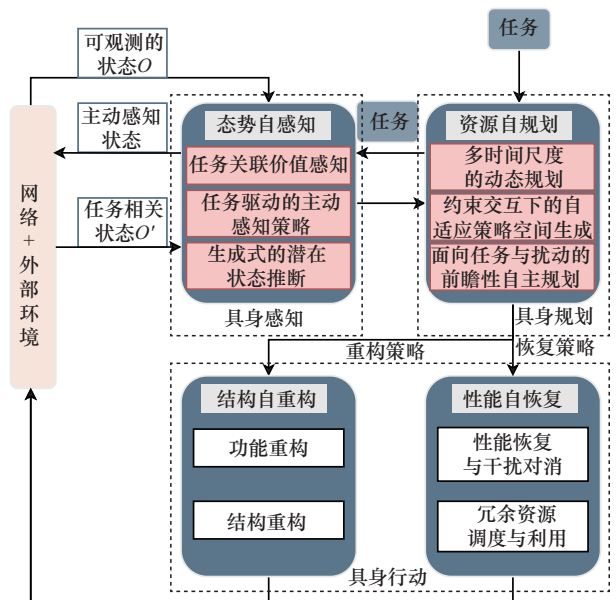


图3 空基信息韧性网络四自能力与具身智能关系

在此视角下，网络态势自感知结合具身智能，可理解为“主动塑造自己可理解的世界”。具体而言，网络首先根据任务需求评估环境与自身状态的价值，主动感知对任务最关键、价值较高的状态信息。自感知能力包括 3 个方面：一是任务关联的价值感知，通过强化观测内容与任务收益之间的映射，将原始量测转化为状态表示，使系统能够对多模态观测进行自我中心整合并优先关注关键环境因素；二是任务驱动的主动感知策略，系统根据任务目标自主决定“感什么、何时感、以何精度感知”，在干扰源监测、链路健康评估与队形约束检测之间动态切换，实现从被动量测到主动取证式感知；三是生成式的潜在状态推断，通过自监督预测、信念更新与多模态融合重建潜在状态，形成对当前网络态势的判断和未来态势的预测，使系统能够在部分可观测环境下识别隐含风险并突破感知盲区。

在完成潜在状态推断后，网络进入自规划阶段，可理解为“自主构造可执行策略”，主要包括：一是多时间尺度的动态规划，网络规划时间窗口、可用资源，形成相关约束；二是约束交互下的自适应策略空间生成，在资源冲突、任务竞争、协作以及对抗情形下，通过博弈式推演、可行域求解与反事实推演构造策略空间，并在状态波动、资源约束或外部风险变化时动态调整目标与策略，实现前瞻适应性的目标与策略一体化调节；三是面向任务与扰动的前瞻性自主规划，基于对未来链路、节点及任务负载的短期和中期预测，提前生成规划策略，以减少被动反应代价。

规划完成后，网络通过自重构与自恢复策略在执行层面落地，包括结构重构、功能重构、性能恢复与干扰对消、冗余资源调度与利用等操作，实现对任务和资源的主动调适与优化。整体而言，网络韧性运行形成一个闭环：自感知产生关键状态信息并进行潜在状态推断 → 自规划生成可执行策略 → 自重构/自恢复执行策略 → 反馈回自感知，不断优化和调整网络行为，从而由被动响应转向主动调适，实现面向复杂动态环境的具身智能韧性演化。

3 具身智能韧性空基信息网络

3.1 基于具身智能的空基信息网络韧性实现机理

在具身智能中，智能体并非依赖静态模型进行决策，而是通过与环境的持续交互逐步形成对环境

状态及其演化规律的认知模型，即空基信息网络世界模型。该模型使智能体能够在交互过程中不断修正自身理解，从而支撑主动感知与自主规划，实现任务驱动的自适应行为。

基于这一思想，空基信息网络同样可以通过持续的在线交互与学习，逐步构建对网络状态、扰动机理与任务需求的内在认知，并据此动态调整网络行为。借助不断更新的网络世界模型，系统能够在强干扰与分布外场景下突破被动响应的局限，提升空基信息网络韧性。本节将探讨具身智能赋能网络感知、规划、重构、恢复 4 个核心环节，给出网络韧性实现机理。

图 4 展示了基于具身智能的空基信息网络具身智能韧性实现机理，其核心由空基信息网络世界模型以及态势自感知、资源自规划、结构自重构和性能自恢复 5 个功能模块组成。它首先通过空基信息网络世界模型实现对物理世界和环境状态的建模，在此基础上，基于具身智能算法实现网络态势自感知、资源自规划、结构自重构和性能自恢复，从而实现空基信息网络的韧性增强。

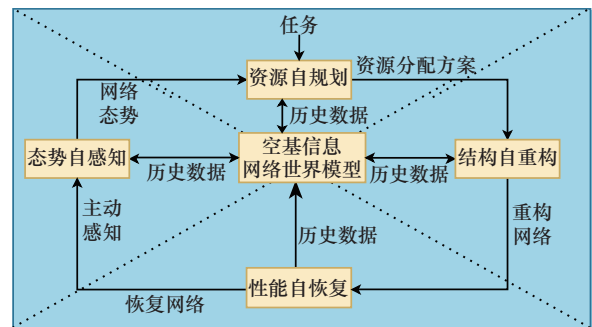


图 4 基于具身智能的空基信息网络韧性实现机理

3.1.1 空基信息网络世界模型

在具身智能框架中，空基信息网络世界模型是智能体通过与环境的持续交互体验逐步学习得到的生成性认知结构。智能体在感知-行动-反馈的闭环中采集多模态轨迹（观测、动作、奖励），并以此训练潜变量动力学模型或生成模型，以获得对环境动态与状态转移的压缩表征与多步预测能力^[51]。构建过程可以分为 3 类相互耦合的机制^[52-55]：一是主动感知与探索，智能体通过探索性动作主动作出观测，打破被动采样假设，从交互数据中积累关于环境动力学的样本；二是动态/因果建模，基于变分或潜变量动力学模型，学习条件转移分布以及

任务目标相关的回报预测,从而支持基于想象或显式规划的决策;三是任务驱动的语义压缩,对高维感知进行语义抽象,提取对当前任务最相关的低维表示以提高规划与控制效率。空基信息网络世界模型使得智能体能执行情景推演与假设验证,从而显著提升样本效率与长期规划能力。

空基信息网络世界模型是空基信息网络韧性运行的基础,是具身智能通过与环境的自主交互学习得到的世界描绘模型,用于表示网络状态、环境变化与任务目标之间的关系。具身智能并非依赖预设模型,而是通过多模态观测、动作执行与反馈的闭环,在扰动或任务变化条件下主动探索环境,采集状态-动作-结果序列等历史数据。随后,智能体对高维观测进行任务导向的语义抽象,提取与任务相关的关键特征,实现从感知信号到任务语义的压缩表示,同时利用因果结构学习与动态模型更新方法,从交互数据中提取语义变量之间的依赖结构,形成对网络状态、环境状态及任务效能演化的预测能力。空基信息网络世界模型可描述为

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{env},t+1}, \hat{\mathbf{s}}_{\text{net},t+1} = W(\mathbf{s}_{\text{env},t}, \mathbf{s}_{\text{net},t}, \mathbf{a}_t, \mathbf{g}) \quad (8)$$

其中, W 是空基信息网络世界模型, \mathbf{s}_{net} 表示环境状态,包括空域物理环境、电磁环境及任务区域等状态; \mathbf{s}_{env} 表示网络状态,包括拓扑结构、资源状况、功能部署以及运行性能等状态; \mathbf{g} 为任务目标; \mathbf{a}_t 是网络主动施加的调控与重构等动作。

3.1.2 态势自感知

在具身智能视角下,网络态势自感知不再是对外部环境的被动量测,而是一个围绕任务目标主动塑造可理解世界的过程,如图5所示。网络通过任务关联价值感知、任务驱动的主动感知策略以及生成式的潜在状态推断,逐步形成对自身与环境状态的统一表征。设网络在时刻 t 获得的原始多模态观测为

$$\mathbf{o}_t = \{\mathbf{o}_t^{(1)}, \mathbf{o}_t^{(2)}, \dots, \mathbf{o}_t^{(M)}\} \quad (9)$$

其中不同模态 M 可对应链路质量、节点能量、干扰特征、拓扑结构及环境状态等,当前任务目标为 \mathbf{g} 。

1) 任务关联的价值感知

网络首先评估观测内容对任务的贡献程度,定义任务关联的状态价值函数。

$$V_g(\mathbf{o}_t) = \mathbb{E}[R | \mathbf{o}_t, \mathbf{g}] \quad (10)$$

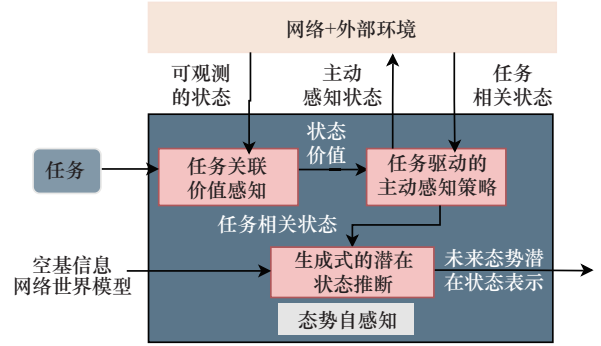


图5 空基信息网络态势自感知

2) 任务驱动的主动感知决策

在此基础上,感知行为 $\mathbf{a}_t^{\text{per}}$ 本身被视为一种可决策的动作,包括感知对象选择、采样频率配置与感知精度控制等。网络依据当前状态与任务目标,采用主动感知策略

$$\mathbf{a}_t^{\text{per}} \sim \pi_{\text{per}}(\mathbf{a} | \mathbf{o}_t, \mathbf{g}) \quad (11)$$

在感知代价与信息收益之间进行权衡,其优化目标可表示为

$$\max_{\pi_{\text{per}}} \mathbb{E}[V_g(\mathbf{o}_t) - \lambda C(\mathbf{a}_t^{\text{per}})] \quad (12)$$

其中, $C(\cdot)$ 表示感知成本, λ 为权衡系数。网络通过该策略主动感知网络状态 $\mathbf{s}_{\text{net},t}$ 与环境状态 $\mathbf{s}_{\text{env},t}$ 。

$$\mathbf{s}_{\text{env},t} = \pi_{\text{per}}(\mathbf{s}(t)) \quad (13)$$

$$\mathbf{s}_{\text{net},t} = \pi_{\text{per}}(\mathbf{o}(t)) \quad (14)$$

3) 生成式的潜在状态推断

随后,基于空基信息网络世界模型与当前网络状态、环境状态与任务目标,对网络态势进行生成式的潜在状态推断,其预测的目标优化求解函数为

$$\mathbf{S}_{p,t} = Z(W, \mathbf{s}_{\text{env},t}, \mathbf{s}_{\text{net},t}, \mathbf{g}) \quad (15)$$

其中, $Z(\cdot)$ 表示态势预测算法, $\mathbf{S}_{p,t}$ 为预测的网络态势的潜变量, $\mathbf{s}_{\text{env},t}$ 为当前环境状态、 $\mathbf{s}_{\text{net},t}$ 为当前网络状态, W 是空基信息网络世界模型。

3.1.3 资源自规划

如图6所示,在网络资源自规划中,网络首先根据预测的网络态势的潜变量,自主确定规划时间尺度与规划窗口长度,并在时间与资源的约束下生成可行的策略空间,最后在策略空间中规划当前最优的韧性策略。

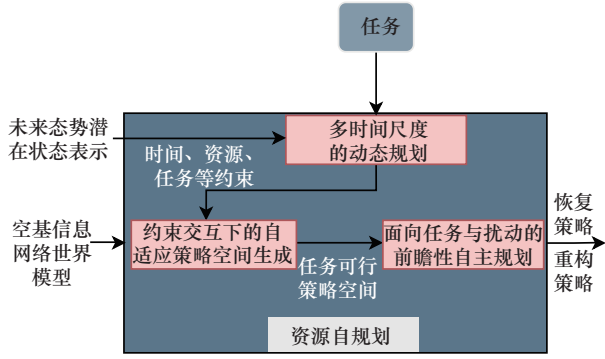


图6 空基信息网络资源自规划

1) 多时间尺度下的动态规划

$$\mathbf{A}_t = \phi(\mathbf{S}_{p,t}, \mathbf{S}_{p,t-1}) \quad (16)$$

规划时域长度与可用资源、结构约束自动确定为

$$\mathbf{C}_t = \mathcal{C}(\mathbf{A}_t, \mathbf{S}_{p,t}) \quad (17)$$

其中, \mathbf{C}_t 描述在当前时间尺度下由规划时间窗口、可用资源及结构条件共同形成的约束集合。

2) 约束交互下的自适应策略空间生成

在资源冲突、任务竞争以及多网络节点协作或对抗场景中, 规划并非在固定策略集合中选择, 而是基于当前约束条件动态构造可行策略空间。假设网络中可选的动作为 $a_t \in \mathcal{A}$, 策略可行域定义为

$$\mathcal{A}_t^{\text{feasible}} = \{a_t \in \mathcal{A} \mid a_t \text{ 满足 } \mathbf{C}_t\} \quad (18)$$

基于空基信息网络世界模型, 网络对候选策略进行情景推演。

$$\hat{\mathbf{s}}_{t+k} = \mathcal{W}^{(k)}(\mathbf{s}_{\text{env},t}, \mathbf{s}_{\text{net},t}, a_t, \mathbf{g}) \quad (19)$$

$$\boldsymbol{\pi}_t^{(k)} = (\hat{\mathbf{s}}_{t+k}, a_{t+k}) \quad (20)$$

3) 面向任务与扰动的前瞻性自主规划

最后通过面向任务与扰动的前瞻性自主规划, 选取情景推演中韧性较高的策略, 并下发至结构自重构与资源自规划部分以执行。

$$\boldsymbol{\pi}_t^* = \arg \max_{\boldsymbol{\pi}} \left\{ \mathbb{E}_{r \sim P(\pi|O_t)} [R(t)] - \beta_{\text{RP}} C_{\text{RP}} \right\} \quad (21)$$

3.1.4 结构自重构

在网络结构自重构模块中, 具身智能将功能重构、结构重构做一同优化, 以网络重构后的效能满足度 E 为反馈, 通过具身智能算法, 生成网络动态重构方案。结构自重构的目标优化求解函数为

$$T_t = q(\mathbf{S}_{p,t}, \boldsymbol{\pi}_t^*, E) \quad (22)$$

其中, $q(\cdot)$ 是结构自重构具身智能算法, T_t 是网络结构自重构方案, E 是网络重构后的效能满足度。

3.1.5 性能自恢复

在网络性能自恢复模块中, 具身智能依据目标威胁与环境变化, 通过具身智能算法生成冗余资源调度与利用、干扰对消与性能恢复策略, 实现网络性能自恢复。性能自恢复的目标优化求解函数为

$$R_t = \phi(\mathbf{S}_{p,t}, \boldsymbol{\pi}_t^*, E) \quad (23)$$

其中, $\phi(\cdot)$ 是性能自恢复具身智能算法。

3.2 基于具身智能的空基信息网络逻辑架构

空基信息韧性网络是指面对对手物理、电磁等外部攻击或我方组件失效, 系统故障等内部损伤, 信息网络通过持续监控自身状态、感知环境和信息传输需求变化、建立主动调整的适变机制, 实现网络态势自感知、网络资源自规划、网络结构自重构、网络性能自恢复, 提高网络预防、吸收、重构和恢复能力, 从而保障空中平台核心任务顺利完成。

图7为空基信息韧性网络系统架构。该架构通过具身智能算法与环境的自主交互学习, 实现对网络状态的实时感知、资源规划与动态重构, 在高动态、高对抗的空天通信环境中保障网络核心任务顺利完成。

空基信息韧性网络可分为5层, 即物理层、链路层、网络层、服务层和应用层。其中, 物理层包括无人机、气球、飞机、飞艇等多种空基平台, 构成网络实体的执行基础。链路层对应的多种异构通信手段, 如短波、数据链、高轨卫星和低轨卫星等通信手段。网络层又称为网络互联层, 实现异构网络互联, 以及网络的韧性适变, 并向上层提供信息分发服务, 主要包括控制平面、信息分发、数据平面、网络化服务和应用接口5个部分, 具体介绍如下。

1) 控制平面: 主要实现对网络的自组织控制, 包括网络感知、任务认知和自适应控制3个部分。网络感知实现网络状态的分布式感知, 包括资源冗余管理和发现, 以及威胁的自主判断决策; 任务认知半自主地将任务目标经由任务规划转换为网络目标, 即制定资源规划策略, 包括面向扰动自防御、任务自规划、性能自恢复和结构自重构等的资源规划策略; 自适应控制则根据资源规划策略, 在路由、流量、频谱乃至拓扑等多维资源上, 实现韧性

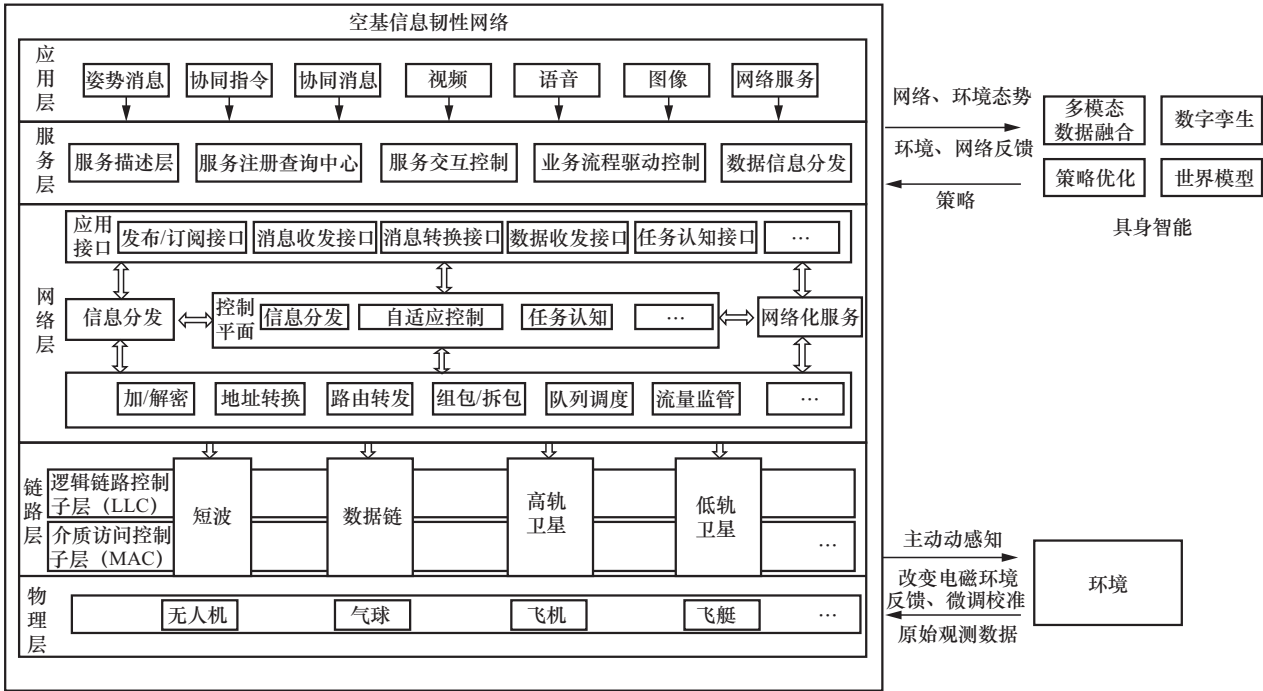


图7 空基信息韧性网络系统架构

保障所需防护、恢复以及重构等过程。

2) 信息分发：通过对命名内容的智能缓存，实现在强干扰、链路不稳定、通信时断时续环境下进行韧性信息分发，主要包括信息统一命名、信息发现与匹配、信息缓存管理、智能推送与拉取等功能。可助力面向韧性构建的网络状态分布式自感知以及自重构实现。

3) 数据平面：主要实现与异构通信手段的数据、状态与控制信息的交互、跨网络的数据包处理与转发，主要包括加/解密、地址转换、路由转发、组包/拆包、队列调度、流量监督等处理功能。

4) 网络化服务：主要提供网络功能服务、信息处理服务的服服务化运行，支撑自适应控制对信息分发与网络传输的协同优化，主要包括基础运行环境、网络功能服务和信息处理服务3个部分。

5) 应用接口：提供给战术协同应用的网络通信接口，支持对格式化消息的适配与转换，主要包括发布/订阅接口、消息收发接口、消息转换接口、数据收发接口、任务认知接口等功能。

服务层位于网络层之上，对网络提供的通信、计算与信息处理能力进行统一抽象与服务化封装，形成面向任务的可组合网络服务，为上层应用提供灵活、可重构的能力支撑。应用层位于体系结构最上层，直接面向具体任务与应用场景。

在上述空基信息韧性网络系统架构中，主要通过具身智能算法在网络层的控制平面、信息分发、数据平面、网络化服务单元赋能网络韧性，以实现网络状态感知、资源规划、动态重构与服务编排等能力的自主优化与提升。

4 空基信息网络典型运行场景及韧性使能流程

为了说明空基信息韧性网络的运行机理，可考虑一个典型的多平台协同任务场景：多架飞行平台在大范围空域内开展协同探测、信息共享与任务执行。任务区域环境复杂，通信条件动态变化，平台在飞行过程中可能遭遇信道衰落、频谱干扰、链路阻塞或节点临时失效等情况，导致网络连接与业务流量呈现不确定性。在此场景下，空基信息韧性网络采用“空中互联网”与“末端接入网”的两层次结构，实现多通信手段融合的自组织互联。空基信息韧性网络部署架构如图8所示。

空中互联网是新型空基自组织互联网络，面向各类飞机平台战术级协同，实现异构链路/网络的互联互通、统一管理和动态自适应调整，为飞机平台遂行大规模协同对抗任务提供灵活适变、高速低时延的韧性信息服务，以及广域可靠通信保障。

末端接入网是新型空基高抗扰、低时延隐蔽

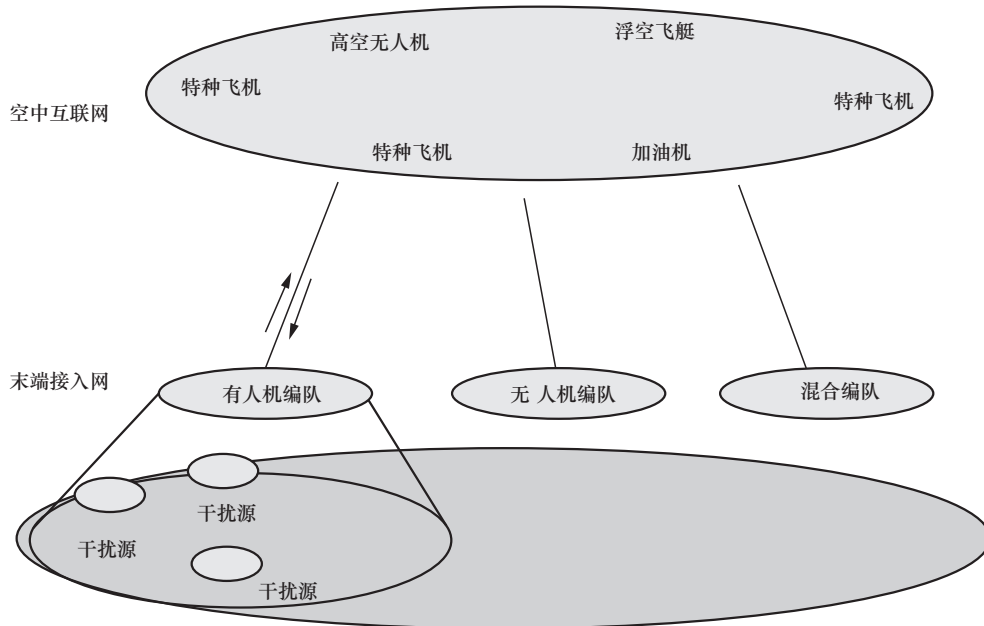


图8 空基信息韧性网络部署架构

通信链路，面向飞机平台遂行远海远域、远程投送、立体突防等边缘强对抗任务，针对通信侦察/干扰等高探测威胁和信息强对抗威胁，主要实现边缘对抗环境下空基平台的高抗扰、隐蔽通信，为飞机编队协同作业提供高隐蔽、强抗扰的动态信息服务，保障强对抗环境下飞机编队各项任务的顺利完成。

空基信息韧性网络的典型运行流程如图9所示，主要包括网络规划、初始组网、随遇入网、动态维护与信息分发4个阶段。

具体流程描述如下。

1) 网络规划阶段：空中组网中心进行网络资源自规划，将规划参数下发给各平台。

2) 初始组网阶段：平台到达目标区域后开通链路，各链路将进行链路初始化，然后网关平台之间将交互协议消息，进行IP地址分配、网关动态发现、默认路由设置与跨域跨网路由表构建，从而实现网络初始化。

3) 随遇入网阶段：迟入网平台通过与网关交互协议消息实现身份认证、密钥分发、信道资源分配以及IP地址的分配、默认网关设置等功能，从而完成入网。

4) 动态维护阶段：在网络初始化完成后，系统进入动态维护阶段。在该阶段中，各网关平台之间通过持续交互控制与管理协议消息，开展分布式的网络运

行状态感知与协同决策。在此基础上，网络根据感知结果自主触发网络结构调整与功能重构过程。

5) 信息分发阶段：在动态维护机制的支撑下，空基信息韧性网络同时提供信息分发服务。在该阶段中，信息请求平台、信息提供平台与网关平台之间通过交互兴趣数据包与内容数据包完成信息的发布、查询与传输。依托网关平台具备的内容缓存、存储转发与多路径转发等能力，信息内容可在网络中进行就近缓存与按需分发，从而降低端到端时延并缓解链路中断带来的影响。通过将信息分发过程与网络结构的动态维护相结合，网络能够在链路不稳定、节点动态变化等复杂环境下，提供具备时延容忍性与中断容忍性的韧性信息分发服务。

5 空基信息韧性网络技术发展重点方向

未来空基信息韧性网络设计的核心思想是通过持续监控网络自身状态和感知环境变化、并建立主动调整的自适应机制，使网络具备网络态势自感知、网络资源自规划、网络结构自重构等和网络性能自恢复功能，其最终目的是保障网络核心任务的完成。为此，要加强以下关键技术的攻关。

1) 基于语义和因果推理的自主感知与规划技术
未来空基信息网络的韧性发展需要从传统经验或规则驱动的被动响应，向能够自主理解环境与任务关系的智能化决策转变。在此方向上，网络应通

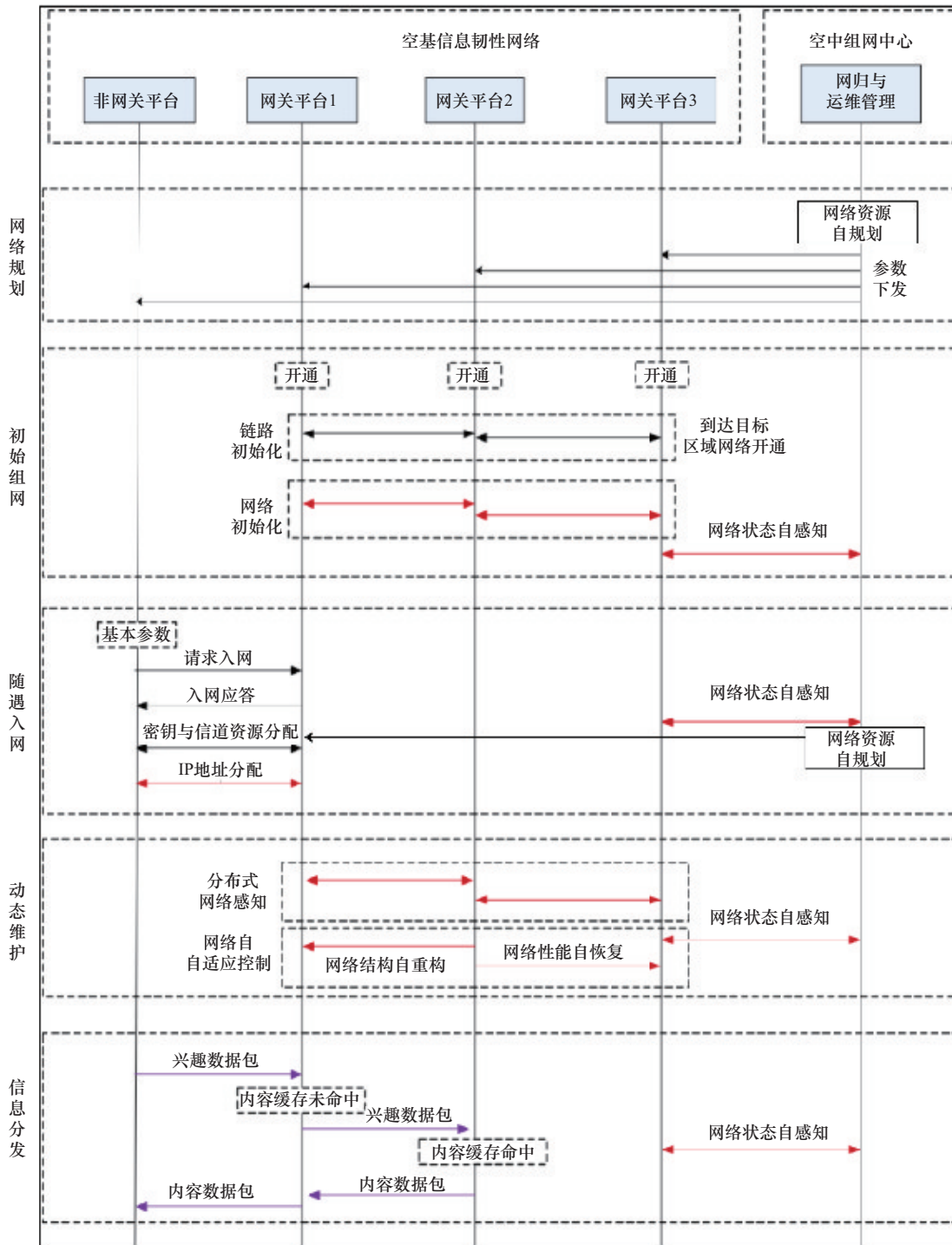


图9 空基信息韧性网络的典型运行流程

通过对多模态观测信息的语义抽象，将原始量测转化为任务相关的高价值状态表示，并基于因果推理建立扰动因素、网络状态和任务需求之间的内在关系模型。通过对不同策略可能引发的系统响应进行前瞻性评估，网络能够主动生成和选择最优可执行策略，实现对潜在风险的预判与干预。

2) 空基信息网络的数字孪生仿真技术

未来空基信息网络的发展亟须高精度、高逼真度的数字孪生仿真技术，以支撑网络的自规划、自重构与自恢复策略验证。数字孪生通过在虚拟空间中构建与物理网络同步演化的模型，实现结构、状态与行为的实时映射，从而提供高可信的仿真与决

策支持能力。数字孪生的关键挑战包括模型精度、在线同步与跨层级协同。空基网络具有动态拓扑、复杂信道与多时空尺度耦合特性，孪生模型需同时刻画链路层、网络层与任务层的动态行为，并在多源异构数据驱动下实现实时更新。

3) 空基信息网络的韧性可解释性机制

未来空基信息网络的高韧性不仅依赖自主感知、规划、重构与恢复能力，还需具备对决策过程及性能变化的可解释性。在复杂任务场景中，网络结构调整、链路资源重组与任务调度策略均可能对任务成效产生深远影响。因此，仅依赖黑盒模型进行快速决策难以满足安全性与可靠性要求，尤其是在任务关键系统中，更需要明确理解各类规划、重构与恢复技术的作用机制及其潜在收益。可解释性不仅有助于评估策略的有效性与风险，还能够为人类操作与协同决策提供可信依据，从而提升系统整体的可控性与部署安全性。

4) 空基信息网络的智能分发技术

现有系统中信息分发与空中平台、通信系统紧密耦合，信息分发流程、信息流转方式和手段固化，信息流转效率较低，灵活性和鲁棒性较差，难以支撑未来复杂应用场景和大差异信息需求下信息链路的快速闭合，未来可借鉴信息中心网络等前沿信息技术，开展分布式协同缓存、基于内容的信息高效分发等信息智能分发技术研究，基于网络状态和通信需求进行自适应调整和数据整形，从而实现应用消息与手段解耦、信息分发优先级和流转方式动态适配。

5) 空基信息网络的自防护技术

当前，网络防护以基于预定规则的静态防御、“敌攻我防”的被动式防御为主。为提高对手网络攻击的复杂性和降低攻击有效性，空基信息网络需要在传统安全防护的基础上引入拟态防御技术，结合网络攻击分析手段和欺骗策略，建立具有动态、随机、多样等特点的主动式网络安全防护机制，例如移动目标防御（MTD, moving target defense）和网络欺骗（CD, cyber deception），以实现网络安全自主防护。此外，可以采用软件定义边界结合 MTD 方法^[56]，通过动态变换网络资源和访问策略提升整体防御能力。

6 结束语

空基信息网络在未来 6G 体系中承担着至关重

要的角色，其稳定性与持续服务能力直接影响全球信息保障与关键任务支撑。面对高度动态与强对抗的运行环境，网络韧性能力的系统性提升成为当前研究的核心命题。本文从具身智能的视角切入，探讨了其“感知-规划-行动”闭环机制与空基网络韧性需求之间的高度契合性，分析了态势自感知、资源自规划、结构自重构、性能自恢复等空基信息网络技术特征，提出了基于该技术特征的空基具身韧性网络架构和技术发展重点方向。未来，具身智能有望赋能空基网络实现从被动防御向主动适变的跃迁，推动空基信息网络向智能、韧性方向发展。

参考文献:

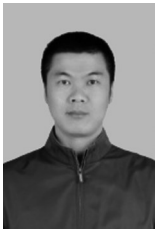
- [1] KATO N, FADLULLAH Z M, TANG F X, et al. Optimizing space-air-ground integrated networks by artificial intelligence[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(4): 140-147.
- [2] 沈学民, 承楠, 周海波, 等. 空天地一体化网络技术: 探索与展望[J]. 物联网学报, 2020(3): 3-19.
- [3] SHEN X M, CHENG N, ZHOU H B, et al. Network technology of space-space integration: exploration and prospect[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020(3): 3-19.
- [4] AZARI M M, SOLANKI S, CHATZINOTAS S, et al. Evolution of non-terrestrial networks from 5G to 6G: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(4): 2633-2672.
- [5] XIAO Z Y, CHEN B W, MAO T Q, et al. Resilience enhancement and evaluation methods for space-air-ground integrated networks[J]. Space: Science & Technology, 2025, 5: 182.
- [6] AHMADI H, FONTANESI G, KATZIS K, et al. Resilience of airborne networks[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 29th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-2.
- [7] International Telecommunication Union. Framework for evaluating intelligence levels of future networks including IMT-2020: ITU-T Y.3173 (02/2020) [S]. 2020.
- [8] International Telecommunication Union. IMT-2030 vision: framework and overall objectives of future development of IMT for 2030 and beyond [S]. 2023.
- [9] National Science Foundation. RINGS initiative (resilient & intelligent NextG systems): NSF-RINGS white paper [S]. 2021.
- [10] BENNIS M. Resilient-native and Intelligent NextG Systems[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2506.12795, 2025.
- [11] DARPA. Dynamic network adaptation for mission optimization (DYNAMO)[R].2020.
- [12] COLLINS Aerospace. Resilient autonomous networking: white paper[R]. 2023.
- [13] LIU Y, CHEN W, BAI Y, et al. Aligning cyber space with physical world: a comprehensive survey on embodied AI[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2407.06886, 2024.
- [14] HOLLING C S. Resilience and stability of ecological systems[J]. Annual Review of Ecology and Systematics, 1973, 4(1): 1-23.
- [15] BARKER K, RAMIREZ-MARQUEZ J E, ROCCO C M. Resilience-

- based network component importance measures[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2013, 117: 89-97.
- [15] 李鸿旭, 孙沁, 周丽萍, 等. 韧性网络信息体系的技术框架分析[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2021, 16(8): 756-764.
LI H X, SUN Q, ZHOU L P, et al. Technical framework analysis of resilient networking information-centric system of systems[J]. *Journal of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2021, 16(8): 756-764.
- [16] 费爱国. 韧性指挥与控制系统设计相关问题探析[J]. *指挥信息系统与技术*, 2017, 8(2): 1-4.
FEI A G. Analysis on related issues about resilient command and control system design[J]. *Command Information System and Technology*, 2017, 8(2): 1-4.
- [17] ZHANG C, LIU T, BAI G H, et al. A dynamic resilience evaluation method for cross-domain swarms in confrontation[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 244: 109904.
- [18] LIU T, BAI G H, TAO J Y, et al. Modeling and evaluation method for resilience analysis of multi-state networks[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2022, 226: 108663.
- [19] STERBENZ J P G, HUTCHISON D, ÇETINKAYA E K, et al. Resilience and survivability in communication networks: strategies, principles, and survey of disciplines[J]. *Computer Networks*, 2010, 54(8): 1245-1265.
- [20] ALBERT R, JEONG H, BARABÁSI A L. Error and attack tolerance of complex networks[J]. *Nature*, 2000, 406(6794): 378-382.
- [21] ROHRER J P, JABBAR A, STERBENZ J P G. Path diversification for future Internet end-to-end resilience and survivability[J]. *Telecommunication Systems*, 2014, 56(1): 49-67.
- [22] QIAN Z, LIU X, ZHENG Y, et al. A quantitative framework for network resilience evaluation using dynamic bayesian network[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2022, 223: 108440.
- [23] ZHANG D J, QIAN K X, WANG W H, et al. Network security situation awareness technology based on multi-source heterogeneous data[C]// *Proceedings of the 2020 International Conference on Cyberspace Innovation of Advanced Technologies*. New York: ACM Press, 2021: 420-424.
- [24] WANG H L, GONG Z H. Heterogeneous multi-sensor information fusion model for botnet detection[C]// *Proceedings of the 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation - Volume 02*. New York: ACM Press, 2010: 428-431.
- [25] TANG W, YANG H, PI J X, et al. Network virus propagation and security situation awareness based on hidden Markov model[J]. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2023, 35(10): 101840.
- [26] XU G Q, CAO Y, REN Y Y, et al. Network security situation awareness based on semantic ontology and user-defined rules for Internet of things[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 21046-21056.
- [27] LO W W, LAYEGHY S, SARHAN M, et al. E-graphsage: a graph neural network based intrusion detection system for IoT[J]. *arXiv Preprint*, arXiv: 2103.16329, 2021.
- [28] CHANG L, BRANCO P. Graph-based solutions with residuals for intrusion detection: the modified e-graphsage and e-resgat algorithms[J]. *arXiv Preprint*, arXiv: 2111.13597, 2021.
- [29] ZHOU H Y, ZHANG S H, PENG J Q, et al. Informer: beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(12): 11106-11115.
- [30] LIU K, DING J H, TORKAMANI M, et al. Tgtod: a global temporal graph transformer for outlier detection at scale[C]// *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. Berlin: Springer, 2025: 251-263.
- [31] VENKATAPATHY S, SRINIVASAN T, JO H G, et al. Optimal resource allocation for 5G network slice requests based on combined promethee-II and SLE strategy[J]. *Sensors*, 2023, 23(3): 1556.
- [32] XU H S, FAN G L, SUN L B, et al. Dynamic SFC placement scheme with parallelized SFCs and reuse of initialized VNFs: an A3C-based DRL approach[J]. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2023, 35(6): 101577.
- [33] GUO S, DU Y R, LIU L. A meta reinforcement learning approach for SFC placement in dynamic IoT-MEC networks[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(17): 9960.
- [34] ESTEVES J J A, BOUBENDIR A, GUILLEMIN F, et al. A heuristically assisted deep reinforcement learning approach for network slice placement[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2021, 19(4): 4794-4806.
- [35] KIM Y, LIM H. Multi-agent reinforcement learning-based resource management for end-to-end network slicing[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 56178-56190.
- [36] LI Y H, ZHANG X X, ZENG T Y, et al. Task placement and resource allocation for edge machine learning: a GNN-based multi-agent reinforcement learning paradigm[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2023, 34(12): 3073-3089.
- [37] ZHANG P, LI Y, VASILAKOS A V, et al. Optimizing network resource allocation with graph pointer neural network in large-scale AI systems[J]. *Digital Communications and Networks*, 2024: doi.10.1016/j.dcan.2024.07.007.
- [38] HOUIDI O, SOUALAH O, HOUIDI I, et al. Energy efficient VNF-FG embedding via attention-based deep reinforcement learning[C]// *Proceedings of the 2023 19th International Conference on Network and Service Management (CNSM)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-7.
- [39] MOUACI A, GOURDIN É, LJUBIĆ I, et al. Two extended formulations for the virtual network function placement and routing problem[J]. *Networks*, 2023, 82(1): 32-51.
- [40] CHEN J Y, XIAO W, ZHANG H M, et al. Dynamic routing optimization in software-defined networking based on a metaheuristic algorithm[J]. *Journal of Cloud Computing*, 2024, 13(1): 41.
- [41] WANG S Y, YUEN C, NI W, et al. Multiagent deep reinforcement learning for cost- and delay-sensitive virtual network function placement and routing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(8): 5208-5224.
- [42] ABOUAOMAR A, MLIKA Z, FILALI A, et al. A deep reinforcement learning approach for service migration in MEC-enabled vehicular networks[C]// *Proceedings of the 2021 IEEE 46th Conference on Local Computer Networks (LCN)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 273-280.
- [43] GAO Z, YANG L, DAI Y. VRCCS-AC: reinforcement learning for service migration in vehicular edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2024, 17(6): 4436-4450.
- [44] ASSIS K D R, ALMEIDA R C, BAGHBAN H, et al. A two-stage re-configuration in network function virtualization: toward service function chain optimization[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2025, 22(4): 3573-3585.
- [45] THIRUVASAGAM P K, CHAKRABORTY A, MURTHY C S R.

Latency-aware and survivable mapping of VNFs in 5G network edge cloud[C]//Proceedings of the 2021 17th International Conference on the Design of Reliable Communication Networks (DRCN). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-8.

- [46] ALAM KHAN M M, SHAHRIAR N, AHMED R, et al. Multi-path link embedding for survivability in virtual networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2016, 13(2): 253-266.
- [47] AKASHI K, FUKUDA N, KANAI S, et al. Deep reinforcement learning for network service recovery in large-scale failures[C]//Proceedings of the 2023 19th International Conference on Network and Service Management (CNSM). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [48] MA Y L, GUO Y Y, YANG R Y, et al. FRRL: a reinforcement learning approach for link failure recovery in a hybrid SDN[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2025, 234: 104054.
- [49] BALTI E, EVANS B L. Joint beamforming and interference cancellation in mmwave wideband full-duplex systems[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2110.12266, 2021.
- [50] PAN C S, CUI X S, ZHAO C, et al. An adaptive network congestion control strategy based on the change trend of average queue length[J]. Computer Networks, 2024, 250: 110566.
- [51] HA D, SCHMIDHUBER J. World models[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1803.10122, 2018.
- [52] HANSEN N, SU H, WANG X. TD-MPC2: Scalable, robust world models for continuous control[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2310.16828, 2023.
- [53] ZHAO C, ZHANG R, WANG J, et al. World models for cognitive agents: transforming edge intelligence in future networks[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2506.00417, 2025.
- [54] KATSIGIANNIS S, RAMZAN N. DREAMER: a database for emotion recognition through EEG and ECG signals from wireless low-cost off-the-shelf devices[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(1): 98-107.
- [55] HAO S B, GU Y, MA H D, et al. Reasoning with language model is planning with world model[C]//Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: ACL, 2023: 8154-8173.
- [56] ABDELHAY Z, BELLO Y, REFAEY A. Toward zero-trust 6GC: a software defined perimeter approach with dynamic moving target defense mechanism[J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(2): 74-80.

[作者简介]



张陆游 (1982-), 男, 安徽芜湖人, 博士, 93216 部队副研究员, 主要研究方向为网络通信、信息韧性评估等。



刘子豪 (1997-), 男, 四川成都人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为强化学习、移动 6G 网络。



胡铮 (1980-), 男, 贵州贵阳人, 博士, 北京邮电大学副教授, 主要研究方向为网络空间用户行为建模、分析、认知和智能应用系统等。



吴亚宁 (1990-), 女, 江苏盐城人, 博士, 93216 部队助理研究员, 主要研究方向为信息系统架构设计等。



周礼亮 (1982-), 男, 四川广元人, 中国电子科技集团公司第十研究所高级工程师, 主要研究方向为机载分布式信息系统、智能决策控制等。



吴永康 (1999-), 男, 新疆库尔勒人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为网络编码、基于强化学习的智能体控制。



费爱国 (1955-), 男, 江苏涟水人, 博士, 中国工程院院士, 93216 部队研究员, 主要研究方向为信息系统、数据链技术等。