无人机辅助的铁路无线传感网智能数据收集与计算卸载方法

闫 莉[①] 王俊凯*[①] 方旭明[①] 蔺 伟[②] 梁轶群[②]

[①](西南交通大学信息编码与传输四川省重点实验室 成都 610031)

[②](中国铁道科学研究院 北京 100081)

摘 要：针对铁路复杂环境运维时无线传感网存在监测点网络信号差、传感器更换电池难及监测数据计算量大等挑战，该文提出一种多无人机辅助的铁路无线传感网智能数据收集与计算任务卸载方法。为保障铁路运营安全，方案考虑了铁路安全保护区对无人机飞行的限制，并对不同类型无线传感业务进行优先级划分，优先保障安全型传感业务传输性能，利用基站与列车的可用计算资源进行传感数据计算处理，设计了基于多智能体软演员-评论家(MASAC)深度强化学习算法的多无人机飞行轨迹与数据卸载决策联合优化，实现无人机能耗、无线传感网能耗以及数据信息年龄的加权和最小化。仿真结果表明，所提算法能够显著提升系统整体能耗和数据信息新鲜度性能。

关键词：铁路无线传感网；无人机；计算卸载；多智能体深度强化学习

中图分类号：TN929.5 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2025)11-4153-13

DOI: 10.11999/JEIT250340 **CSTR**: 32379.14.JEIT250340

1 引言

在铁路智能化发展进程中，列车运行的安全性与稳定性至关重要[1]。无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)技术的日益成熟，为铁路运营环境监测提供了高效、可靠、低成本且易于部署的解决方案[2]。然而，在铁路复杂多变的运维环境中，无线传感网络存在监测点网络信号差、感知设备更换电池等维护困难问题[3]，加之监测数据量庞大，使得数据处理与计算需求日益增长，如何解决这些问题是提升铁路监测系统性能的关键。

目前，针对铁路WSN的研究主要集中于传统WSN架构的改进。具体而言，文献[4]提出了低成本、低能耗的铁路列车监测系统，通过一种基于节能的集群路由协议进行传感数据聚合，传感器协调和通信，以保证铁路系统的安全性和可靠性；文献[5]设计了一种基于流量变化调整工作状态周期的介质访问控制(Media Access Control, MAC)协议，并提出了基于链状分簇路由算法的优化节能策略，合理分配功率进而最大限度地延长WSN监测网络生命周期；文献[6]基于WSN的高速列车运营环境监测系统总体架构及逻辑架构，设计了基于无线传感器网络的自然灾害及异物侵限监测系统，解决了现有自然灾害及异物侵限监测系统布线成本高、不能灵活增加监测功能的问题。尽管如此，这些研究仍未解决铁路恶劣环境下监测点网络信号差、传感器更换电池难及监测数据计算量大等问题。

针对上述问题，无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)技术提供了极具前景的解决方案[7]。作为移动空中平台，无人机具有不受地理环境限制的机动性，能够快速部署到铁路沿线不同位置。此外，无人机能够接近传感器节点(Sensor Node, SN)进行数据收集，有效降低SN的传输能耗并提升通信质量。为了精确衡量数据时效性，研究者引入了信息新鲜度(Age of Information, AoI)[8]指标，量化数据从收集到处理的完整时间链路。在铁路安全监测中，AoI指标尤为重要，因为过时信息可能导致决策失误和安全风险。目前，针对无人机辅助WSN数据收集的研究主要集中在3个关键方向：(1)能耗优化方面。文献[9]通过连续凸近似算法对无人机的飞行轨迹和传感器节点的唤醒时间进行联合优化以最小化UAV-WSN系统总能耗；文献[10]提出一种基于空间和时间子状态的Q学习算法来优化无人机轨迹，在最大限度地降低无人机能耗的同时提高传感数据的积累价值。(2)信息新鲜度优化方面。文献[11]考虑无人机和SN数量的可变性，提出一种基于种群不变性的多智能体深度强化学习算法，联合优化多无人机轨迹和传感器节点的通信调度，最小化AoI以提高数据新鲜度；文献[12]提出一个面向物联网的AoI-能量感知无人机辅助数据收集方案，联合优化无人机的飞行速度、停留位置以及传感器节点的带宽分配，平衡期望AoI和系统能耗。(3)计算资源优化方面。无人机不仅作为数据收集器，还能作为移动计算平台处理计算密集型任务。文献[13]研究多无人机辅助的MEC系统中的任务卸载问题，

收稿日期：2025-04-29；改回日期：2025-08-18；网络出版：2025-08-26

*通信作者： 王俊凯 kai9032@my.swjtu.edu.cn

基金项目：国家自然科学基金(62101460, 62071393, U2268201)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62101460, 62071393, U2268201)

联合优化无人机轨迹、任务分配和资源管理，基于多智能体双延迟深度确定性策略梯度的算法减少了执行延迟和能量消耗。文献[14]提出了基于多智能体深度确定性策略梯度的联合服务部署和任务卸载优化方法，通过优化任务部署、卸载决策、接入控制和资源分配，最小化系统的长期平均成本。

现有研究主要针对通用场景，未能充分考虑铁路环境的特殊性。铁路沿线安全保护区存在严格的飞行限制，且铁路传感器具有不同的数据采样频率与业务优先级，现有研究未能有效整合优先级差异和采样频率差异对数据收集策略的影响。本文针对铁路WSN监测场景，提出一种多无人机辅助的铁路WSN智能数据收集与计算卸载方案，部署无人机对WSN进行数据收集以实现对数据的中继，从而有效降低WSN的能耗。考虑铁路安全保护区对无人机飞行的约束，在铁路WSN中部署多架无人机实现对全部区域SN的数据收集与计算卸载，优化系统能耗与数据的信息新鲜度。为保障铁路运营安全，提出方案根据传感器监测功能划分了传感业务优先级，实现对SN差异化的数据收集服务，优先保障安全关键型传感业务的高效传输与计算，并充分利用基站与列车的可用计算资源实现监测数据的计算卸载。基于该优化问题，提出了基于多智能体软演员-评论家(Multi Agent Soft Actor Critic, MASAC)算法的无人机轨迹与计算卸载决策的联合优化方案。仿真结果表明，本文所提基于MASAC的多无人机数据收集与计算卸载方案在系统能耗和信息新鲜度的性能指标显著优于其他基准方案，能够在铁路场景下考虑安全保护区的限制，有效为铁路WSN中不同业务优先级的传感器提供差异化服务。

2 系统建模

2.1 网络架构

如图1所示为本文研究的多无人机辅助铁路WSN数据收集与计算卸载系统架构。该系统主要包含4类网络实体：K个SN、M个无人机、一座基站以及列车。在该架构中，每架无人机以固定高度H在任务区域上空飞行，为地面传感器节点提供数据收集和计算卸载服务，而基站与列车共同为无人机所收集的数据提供计算服务，以获得更高的任务执行效率。其中，无人机作为中继对WSN的传感数据进行收集，并可选择将部分数据卸载到基站或经过的列车进行计算，列车上搭载的边缘服务器可以为无人机提供计算卸载服务。在图1中，本文假设在有列车经过的情况下，执行多无人机辅助铁路WSN的数据收集与计算卸载任务。若没有列车经过，则无人机可以将计算任务卸载到基站。任务区域的长为X m，宽为Y m。

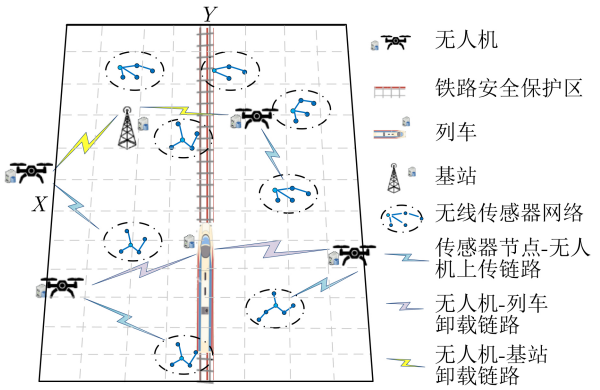


图 1 多无人机辅助铁路无线传感器网络数据收集与计算卸载系统架构

系统中的无人机索引集合定义为$\forall m \in \mathcal{M} = \{1,2,\cdots,M\}$，而每架无人机的三维位置坐标表示为$\boldsymbol{q}_m(t) = [x_m(t), y_m(t), H]$。SN的索引集合为$\forall k \in \mathcal{K} = \{1,2,\cdots,K\}$，位置坐标为$\boldsymbol{w}_k(t) = [x_k(t), y_k(t)]$。每个SN作为簇头，负责收集附近非簇头节点的监测数据，并将其聚合为大小为r_k位比特的时延敏感数据包，每个数据包附带时间戳t_k记录其生成时间。针对铁路无线传感器网络的特点，本文根据SN产生的数据业务类型设计了不同传感器业务优先级，按功能分为如下3种类型：(1)安全关键型，如入侵检测、障碍物监测传感器，主要监测会直接影响行车安全的参数，其产生的数据业务具有最高优先级。(2)结构监测型，如振动传感器，部署在桥梁和重要结构处用于监控基础设施的结构健康状况，这类传感器数据变化相对缓慢，其产生的数据业务具有中优先级。(3)环境监测型，主要覆盖普通轨道区域，监测温度、湿度等环境参数，数据业务具有常规优先级。通过对传感业务进行优先级划分，从而实现差异化服务，在有限的资源下优先保障高优先级传感业务的传输性能。

如图2所示，为便于系统设计与分析，本文将任务执行周期的总时长T划分为N个等长时隙，每个时隙长度为$\delta_t = T/N$。为了确保数据传输的可靠性，采用悬停模式对SN进行数据收集[15]，将每个时隙进一步划分为无人机飞行子时隙δ_{t1}和悬停子时隙δ_{t2}，其中$\delta_{t1} = \delta_{t2} = \delta_t/2$。无人机在飞行子时隙$\delta_{t1}$向方向角$\theta_u(t) \in [0, 2\pi]$移动一段距离$l_u(t) \in [0, l_{\max}]$，其中$l_{\max}$表示无人机在一个时隙内可以移动的最大距离，对应于无人机的最大飞行速度限制。在悬停子时隙δ_{t2}内，无人机悬停并对SN进行数据收集，收集到的数据可以进行本地处理，也可以卸载到基站或列车进行计算处理。

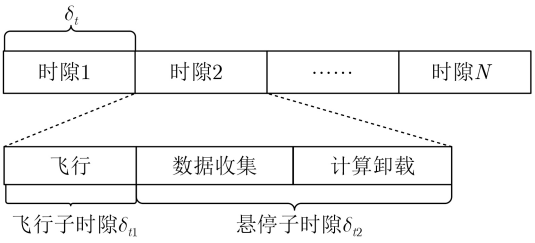


图 2 任务执行周期的时隙划分图

铁路运营中，铁路线路安全保护区是保障运输安全的关键。根据《铁路安全管理条例》，其范围从铁路线路路堤坡脚、路堑坡顶或铁路桥梁外侧起，向外的距离规定为8～20 m。为维护铁路运营安全，无人机巡检须严格避开上述禁飞区域。因此，铁路轨道上空区域(图1红色竖线)被划定为安全保护区，系统在规划无人机飞行轨迹时必须规避该管制空域，采用在轨道两侧飞行的方式进行监测，确保监测工作在不影响铁路正常运营的前提下安全进行。无人机在预定任务区域内执行飞行任务，核心功能是收集覆盖范围内SN生成的监测数据。考虑到SN自身计算资源有限且能源受限的特性，系统采用计算卸载架构处理收集到的数据。在此架构下，无人机同时作为数据收集器和移动边缘节点，在每个时隙内灵活决策数据处理策略：可将收集到的数据完全在本地处理、部分卸载或全部卸载至基站或列车上的边缘服务器。

2.2 通信模型

当无人机在较为开阔的区域工作时，环境较为干净，可视为视距(Line of Sight, LoS)通信。然而，实际通信环境较为复杂，信号可能会因无人机的移动而受到遮挡，特别是低空飞行的无人机，其通信信号易受建筑物和树木等障碍物影响，此时应视为非视距(Non-Line of Sight, NLoS)通信。因此，本文考虑采用概率LoS信道模型，SN与无人机之间的LoS通信链路的概率为[16]

$$P_k^{\mathrm{LoS}}(t)=\frac{1}{1+a\cdot\exp\left[-b\theta_{k,m}(t)-a\right]} \tag{1}$$

其中，a和b是由信号传播环境决定的参数。$\theta_{k,m}(t)$表示SN k到 UAV m的仰角，仰角的计算公式为

$$\theta_{k,m}(t)=\frac{180}{\pi}\cdot\arcsin\left(\frac{H}{d_{k,m}(t)}\right) \tag{2}$$

式中，$d_{k,m}(t)=\sqrt{\left(x_m(t)-x_k\right)^2+\left(y_m(t)-y_k\right)^2+H^2}$，表示SN k与UAV m在时隙t时二者之间的距离。

SN到无人机的LoS和NLoS的路径损耗计算为[17]

$$\mathrm{PL}_{k,m}^{\mathrm{LoS}}(t)=20\lg\left(\frac{4\pi f_{\mathrm{c}}d_{k,m}(t)}{\mathrm{c}}\right)+\mu_{\mathrm{LoS}} \tag{3}$$

$$\mathrm{PL}_{k,m}^{\mathrm{NLoS}}(t)=20\lg\left(\frac{4\pi f_{\mathrm{c}}d_{k,m}(t)}{\mathrm{c}}\right)+\mu_{\mathrm{NLoS}} \tag{4}$$

其中，f_{c}表示载波频率，μ_{LoS}和μ_{NLoS}分别为LoS信道和NLoS信道的额外衰减因子，c表示光速。与环境相关的参数包括$\{a,b,\mu_{\mathrm{LoS}},\mu_{\mathrm{NLoS}}\}$，在偏远地区的取值通常设置为{4.88,0.43.0.1.21}[18]。综合考虑两种路径损耗，平均信道增益可表示为

$$g_{k,m}(t)=\left[P_{k,m}^{\mathrm{LoS}}(t)\cdot\mathrm{PL}_{k,m}^{\mathrm{LoS}}(t)+P_{k,m}^{\mathrm{NLoS}}(t)\cdot\mathrm{PL}_{k,m}^{\mathrm{NLoS}}(t)\right] \tag{5}$$

其中，$P_{k,m}^{\mathrm{NLoS}}(t)=1-P_{k,m}^{\mathrm{LoS}}(t)$。SN k到UAV m的信号加干扰噪声比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)[19]

$$\gamma_{k,m}(t)=\frac{p_k(t)\left(10^{g_{k,m}(t)/10}\right)^{-1}}{\sigma^2} \tag{6}$$

其中，σ^2为噪声功率，$p_k(t)$为SN的传输功率。为了便于分析，本文假设在SN的数据收集过程和UAV的计算卸载过程均采用正频分多址，因此不同SN-UAV的传输链路相互之间不存在干扰。同样地，在计算卸载过程中，不同UAV的卸载链路相互之间不存在干扰。因此，SN k以带宽B传输的数据传输速率为

$$R_k^m(t)=B\log_2\left(1+\gamma_{k,m}(t)\right) \tag{7}$$

SN的传输功率需满足其最大的覆盖范围D_{cover}，无人机需要至少飞入SN的覆盖范围后，才能与SN进行关联并接收上传数据。根据以上建模，可得出SN k将数据上传到UAV m的传输时延为$T_{m,k}^{\mathrm{up}}(t)=r_k(t)/R_k^m(t)$。无人机完成数据收集后，若选择将数据卸载到基站进行计算，则此时无人机将作为用户执行计算卸载过程，UAV m在悬停子时隙δ_{t2}中将数据传输到基站的数据传输速率可表示为$R_m^{\mathrm{BS}}(t)=B\log_2\left(1+\gamma_{m,\mathrm{BS}}(t)\right)$，其中，$\gamma_{m,\mathrm{BS}}(t)$为UAV m到基站的SINR，基于式(6)计算得出。

由于基站的覆盖范围有限，本文引入列车与基站共同作为可利用的计算资源。当无人机与基站之间通信质量较差时，可利用列车对所收集数据提供计算服务，以提升任务执行效率并有效降低计算时延。本文主要考虑无人机将任务区域内的传感数据计算卸载到列车上，但不限制列车与无人机之间的其他通信与计算任务。例如，列车可以将无人机作为中继，将车上的用户数据卸载到基站进行计算，以保障各种低时延业务。对于无人机与列车的通信，需特别考虑高速运动环境的特殊性。由于列车在传输的时候处于高速运动状态，因此传输过程中需要考虑多普勒效应对高机动列车造成的信道间干

扰(Inter-Channel Interference, ICI)，这里将其视为白噪声的一部分[20]。多普勒干扰因子可以表示为

$$I_T^{\mathrm{ICI}} = 1 - \int_{-1}^{1} \left[(1-|\tau|)\, J_0\left(2\pi f_{m,\mathrm{T}} \frac{V_{\mathrm{T}}}{\mathrm{c}} T_s \tau \right) \right] \mathrm{d}\tau \quad (8)$$

其中，$J_0(\cdot)$是第1类零阶贝塞尔函数，$f_{m,\mathrm{T}} \cdot V_{\mathrm{T}}/\mathrm{c}$表示UAV m与列车之间的最大多普勒频率，T_{s}是符号持续时间，V_{T}是列车的速度。因此，UAV m到列车的SINR为

$$\gamma_{m,\mathrm{T}}(t) = \frac{p_k \left(10^{g_{m,\mathrm{T}}(t)/10} \right)^{-1}}{I_{\mathrm{T}}^{\mathrm{ICI}} g_{m,\mathrm{T}}(t) + \sigma^2} \quad (9)$$

在时隙t，无人机向列车发送数据的数据传输速率为$R_m^{\mathrm{T}}(t) = B\log_2(1+\gamma_{m,\mathrm{T}}(t))$。

2.3 计算卸载模型

作为边缘计算的核心过程，计算卸载为传感器数据的高效处理提供了灵活方案。本文假设在无人机执行任务过程中有列车经过，可以为无人机提供计算卸载服务。在提出的架构中，无人机可根据任务需求和资源状况选择3种计算策略：在无人机本地处理计算任务、将任务卸载至基站边缘服务器或卸载至列车上的边缘服务器。数据经过计算处理后结果体积显著减小，因此回传延迟可忽略不计。

SN k生成的计算任务$D_k(t)$用元组$D_k(t) = \{r_k(t), \rho_k(t)\}$表示，其中表示$r_k(t)$数据大小(比特)、$\rho_k(t)$为计算密度(每比特计算所需的CPU周期数)，SN k的计算量可以表示为$r_k(t)\rho_k(t)$。假设无人机、基站和列车处的MEC服务器分配给SN k的计算资源分别为$f_{\mathrm{a}}, f_{\mathrm{b}}$和$f_{\mathrm{c}}$，与无人机相比，基站和列车具有更多的计算资源。为简化模型，本文假设各计算设备配备多核处理器，可并行处理多个计算任务。铁路监测任务通常可自然分割为数据分块、多阶段处理以及多维度并行分析，终端设备可以动态分配任务，将部分计算任务卸载至边缘服务器，同时在本地处理其余部分。并行计算模式能够显著提高任务处理效率并降低能耗，因此本文采用部分卸载模型。UAV m将SN k的数据卸载到其他计算设备的计算卸载决策变量为$O_m^k(t) \in [-1,1]$，该变量的绝对值$\left|O_m^k(t)\right|$表示相应的卸载比例，而取值范围表示不同的卸载服务器。若$O_m^k(t) = 0$，表示无人机仅在本地计算SN k的数据；若$O_m^k(t) \in [-1,0)$，表示UAV m将SN k的数据卸载到基站上进行计算；若$O_m^k(t) \in (0,1]$，表示UAV m将SN k的数据卸载到列车上进行计算。为了方便起见，UAV m在每个时隙内只能将任务卸载到其中的一个设备处的MEC服务器上，SN k在时隙t被UAV m唤醒，则唤醒指示$s_k^m(t) = 1$，否则$s_k^m(t) = 0$。

(1)无人机本地计算：在无人机本地计算时延为

$$T_{m,k}^{\mathrm{lo}}(t) = \frac{\rho_k(t)\, r_k(t) \left(1 - \left|O_m^k(t)\right|\right)}{f_{\mathrm{a}}} \quad (10)$$

(2)卸载到基站计算：UAV m将SN k的数据卸载到基站的计算时延为

$$T_{m,k}^{\mathrm{bs}}(t) = \frac{\rho_k(t)\, r_k(t) \left|O_m^k(t)\right|}{f_{\mathrm{b}}} \quad (11)$$

(3)卸载到列车计算：UAV m将SN k的数据卸载到列车的计算时延为

$$T_{m,k}^{\mathrm{train}}(t) = \frac{\rho_k(t)\, r_k(t) \left|O_m^k(t)\right|}{f_{\mathrm{c}}} \quad (12)$$

除了计算时延，无人机还要将数据传输到相应的设备上，因此计算卸载的传输时延为

$$T_{m,k}^{\mathrm{tr}}(t) = \begin{cases} \dfrac{r_k(t)\left|O_m^k(t)\right|}{R_m^{\mathrm{BS}}(t)}, & O_m^k(t) \in [-1,0) \\ \dfrac{r_k(t)\left|O_m^k(t)\right|}{R_m^{\mathrm{T}}(t)}, & O_m^k(t) \in (0,1] \end{cases} \quad (13)$$

因此，由UAV m进行收集的SN k的数据计算卸载的总时延为

$$T_{m,k}(t) = \begin{cases} \max\left\{T_{m,k}^{\mathrm{lo}}(t), T_{m,k}^{\mathrm{bs}}(t) + T_{m,k}^{\mathrm{tr}}(t)\right\}, \\ \qquad O_m^k(t) \in [-1,0) \\ \max\left\{T_{m,k}^{\mathrm{lo}}(t), T_{m,k}^{\mathrm{train}}(t) + T_{m,k}^{\mathrm{tr}}(t)\right\}, \\ \qquad O_m^k(t) \in (0,1] \\ T_{m,k}^{\mathrm{lo}}(t),\ O_m^k(t) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

2.4 信息年龄模型

在注重实时监控的铁路监测系统中，信息新鲜度至关重要，过时的数据可能会影响决策的准确性和可靠性。为了量化所收集数据的新鲜度，本文采用AoI精确衡量数据从收集到计算处理的完整时间链路。在铁路运营环境中，主要的数据收集对象为不同的地面无线传感器，分别设定采样间隔并采用采样替换机制，新数据存储在传感器缓存中等待无人机收集，或被更新的数据覆盖。在每个时隙中，根据传感器业务优先级和距离对SN进行关联来完成SN的数据收集过程，实现有限资源下的差异化服务，最大化系统整体信息新鲜度。限制每架无人机在每个时隙内关联SN的个数为$\Phi_{\max}$，且每个SN最多被1个无人机关联。

当传感器SN k生成新数据时，该数据的生命周期重置为0，该值随着每个时隙递增。令$g_k(t) = 1$表示SN k在时隙t进行数据更新，反之则表示数据未更新。该数据在SN k缓存区的AoI表示为

$$A_k^{\mathrm{SN}}(t) = \begin{cases} 0, & g_k(t) = 1 \\ A_k^{\mathrm{SN}}(t-1) + \delta_t, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

根据数据的更新过程，若SN k在时隙t中进行数据采样，则其缓存状态$\varphi_k(t)=1$。若$\varphi_k(t)=0$，则表示该SN缓存区为空，无法进行数据收集。数据完成收集过程后，将会在下一个时隙清空缓存区导致缓存区为空，直到达到该SN的数据采样间隔后，才会再次将缓存区状态更新为1。

当UAV m成功收集到SN k的数据后，将对收集到的数据进行本地计算或卸载到其他设备上进行计算。该过程的AoI表示为

$$A_k(t+1)=A_k^{\mathrm{SN}}(t)+T_{m,k}^{\mathrm{up}}(t)+T_{m,k}(t) \tag{16}$$

若SN没有进行数据收集，则其AoI随着时隙线性增加，即$A_k(t+1)=A_k(t)+\delta_t$。

2.5 能耗模型

无人机的能耗由推进能耗、通信能耗以及计算能耗组成，相对于推进与计算能耗来说，通信能耗很小，因此本文不考虑通信能耗的影响。一般而言，推进能量取决于无人机的飞行速度及其加速度。为简化基本设计思路，本文忽略了无人机加速引起的额外能耗，这对于无人机机动时间仅占总运行时间一小部分的典型通信应用是有效的。对于以速度V飞行的无人机，推进功耗可以建模为[21]

$$P^{\mathrm{F}}(V)=P_0\left(1+\frac{3V^2}{U_{\mathrm{tip}}^2}\right)+P_i\left(\sqrt{1+\frac{V^4}{4v_0^4}}-\frac{V^2}{2v_0^2}\right)^{\frac{1}{2}}+\frac{1}{2}d_0\rho sAV^3 \tag{17}$$

式(17)等号右侧的3项分别为桨叶轮廓功率、感应功率和寄生功率，其中P_0和P_i为常量，分别代表悬停状态下的桨叶轮廓功率和感应功率，U_{tip}表示旋翼桨叶的叶尖速度，v_0称为悬停状态下的平均旋翼感应速度，d_0和s分别表示机身阻力比和旋翼坚固程度，ρ和A分别表示空气密度和旋翼盘面积。

无人机在一个时隙内先悬停并对WSN进行数据收集与计算卸载过程，随后飞行一段距离。无人机的飞行能耗包括推进能耗与悬停能耗。当无人机悬停时，$v_m(t)=0$，因此悬停功率$P_{\mathrm{h}}(0)=P_0+P_i$。

设第m架无人机的速度$v_m(t)$，则UAV m在时隙t内飞行的推进能耗为

$$E_m^{\mathrm{F}}(t)=P^{\mathrm{F}}(\|v_m(t)\|)(\delta_t-\delta_{t2}) \tag{18}$$

UAV m在本地进行任务计算的能耗为

$$E_m^{\mathrm{comp}}(t)=\sum_{k=1}^{K}\rho_{m,k}r_{m,k}(t)\left(1-O_m^k(t)\right)\kappa(f_a)^2 \tag{19}$$

其中，κ为有效电容系数。无人机在数据收集与计算卸载阶段，将数据传输到基站或列车时的悬停功耗为

$$E_m^{\mathrm{h}}(t)=P_{\mathrm{h}}(0)(\delta_t-\delta_{t1}) \tag{20}$$

因此UAV m在时隙t的能耗为$E_m(t)=E_m^{\mathrm{F}}(t)+E_m^{\mathrm{h}}(t)+E_m^{\mathrm{comp}}(t)$。对于WSN的能耗，若SN在时隙$t$被UAV m唤醒并进行上行数据传输，则SN k的通信能耗表示为

$$E_k(t)=\frac{D_k(t)}{R_k^m(t)}p_k(t) \tag{21}$$

2.6 优化问题建模

本文提出了多无人机辅助的铁路WSN数据收集与计算卸载方案，由于网络中各个设备可用的计算资源和能量是有限的，因此高效地将计算任务分配到合适的节点至关重要。本文的目标是在一定的条件限制下优化多个无人机在整个任务周期内的协作飞行轨迹$\boldsymbol{Q}=\{\boldsymbol{q}_m(t),\forall t\in T,\forall m\in\mathcal{M}\}$和计算卸载策略$\boldsymbol{O}=\left\{\boldsymbol{O}_m^k(t),\forall t\in T,\forall m\in\mathcal{M},\forall k\in\mathcal{K}\right\}$，最小化WSN平均能耗、无人机平均能耗以及WSN平均AoI的加权和，其中WSN的平均能耗表示为$\overline{E_{\mathrm{s}}}(t)=1/N\sum_{t=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}E_k(t)$，无人机的平均能耗表示为$\overline{E_{\mathrm{u}}}(t)=1/M\cdot N\sum_{m=1}^{M}\sum_{t=1}^{N}E_m(t)$，WSN的平均AoI表示为$\bar{A}(t)=1/N\cdot K\sum_{t=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}A_k(t)$。因此，多无人机辅助铁路WSN数据收集与计算卸载方案的优化问题如下

$$\begin{aligned}
&\min_{\boldsymbol{Q},\boldsymbol{O}}\left(\xi_1\alpha\overline{E_{\mathrm{s}}}(t)+\xi_2\beta\overline{E_{\mathrm{u}}}(t)+\xi_3\bar{A}(t)\right)\\
&\text{s.t. C1}:\xi_1+\xi_2+\xi_3=1\\
&\quad\text{C2}:\|\boldsymbol{q}_m(t)-\boldsymbol{q}_{m'}(t)\|\geq D_{\min},\forall m\neq m'\in\mathcal{M},t\in T\\
&\quad\text{C3}:\|\boldsymbol{q}_m(t)-\boldsymbol{q}_m(t-1)\|\leq V_{\max}(\delta_t-1),\forall m\neq m'\in\mathcal{M},t\in T\\
&\quad\text{C4}:T_{m,k}^{\mathrm{up}}(t)\leq\delta_t/2,\forall m\in\mathcal{M},\forall k\in\mathcal{K},t\in T\\
&\quad\text{C5}:0\leq x_m(t)\leq X,\forall m\in\mathcal{M},t\in T\\
&\quad\text{C6}:0\leq y_m(t)\leq Y_{\min,\mathrm{NF}},Y_{\max,\mathrm{NF}}\leq y_m(t)\leq Y,\forall m\in\mathcal{M},t\in T\\
&\quad\text{C7}:s_k^m(t)\,d_k^m(t)\leq D_{\mathrm{cover}},\forall k\in\mathcal{K},\forall m\in\mathcal{M}\\
&\quad\text{C8}:\sum_{m=1}^{M}s_k^m(t)\leq 1,\forall k\in\mathcal{K}\\
&\quad\text{C9}:\sum_{k=1}^{K}s_k^m(t)\leq\Phi_{\max},\forall m\in\mathcal{M}
\end{aligned} \tag{22}$$

其中，缩放因子α和β将优化目标中的3种性能指标的数量级进行统一，以保证优化过程中的公平性[22]。约束C1中3个参数ξ_1,ξ_2和ξ_3分别为WSN平均能耗、无人机平均能耗、平均AoI的权重，表示每个性能指标的重要性，系统可以根据实际情况对不同性能指标的优化倾向进行调整。约束C2确保无人机与

无人机之间保持最小安全距离$D_{\min}$；约束C3限制无人机在相邻时隙间的最大移动距离，确保飞行速度不超过最大限制$V_{\max}$；约束C4保证SN的上传时间小于$\delta_t/2$；约束C5和C6保证无人机的位置不超出限定的任务区域，且不飞进铁路安全保护区，其中$Y_{\min,\mathrm{NF}}$和$Y_{\max,\mathrm{NF}}$为保护区的边界；约束C7确保只有当传感器与无人机之间的距离$d_k^m(t)$小于覆盖半径D_{cover}时，传感器才能被无人机唤醒，此时$s_k^m(t)=1$；约束C8保证每个传感器在任一时刻最多只能被一个无人机唤醒，避免资源浪费；约束C9限制每个无人机在同一时隙内最多服务$\Phi_{\max}$个SN。

3 基于MASAC的多无人机协作智能数据收集与计算卸载算法

在优化问题式(22)中，时变的信道条件和多样化的任务类型引起的环境的不确定性和动态特征，对传统的离线优化技术提出了重大挑战。因此本文提出了一种基于MASAC的多无人机辅助数据收集与任务卸载方案，使得多种策略类型的协作和分配能够共同确定优化变量。在优化问题中，每架无人机作为智能体，与无人机辅助铁路WSN的数据收集与计算卸载环境进行交互，无人机当前的位置以及数据收集和计算卸载等操作都会影响后续的优化性能。因此，无人机轨迹规划和卸载决策可以表征为多智能体马尔可夫决策过程(Multi-Agent Markov Decision Process, MA-MDP)。本文定义的MA-MDP主要包括状态空间$S=\{\boldsymbol{s}(t),\forall t\in N\}$，动作空间$A=\{\boldsymbol{a}(t),\forall t\in N\}$与奖励函数$R=\{\boldsymbol{r}(t),\forall t\in N\}$，其中状态空间包括公共观测和所有无人机的私有观测。

(1)观测空间：每个无人机都能获取SN k的相关状态信息，即公共观测部分，包括SN k的对应的计算AoI，即$A_k(t)$，以及SN k的缓存状态$\varphi_k(t)$，即SN的缓存区是否有数据。因此，公共观测可以表示为

$$\boldsymbol{o}_{\mathrm{p}}(t)=\{[A_k(t),\varphi_k(t)]:\forall k\in\mathcal{K}\} \tag{23}$$

每个无人机的私有观测包括无人机自身的二维坐标$x_m(t),y_m(t)$，无人机与SN k的相对位置$\boldsymbol{d}_{k,m}^{\mathrm{l}}(t)$，与其他无人机、基站和列车的相对位置$\boldsymbol{d}_{m,m'}^{\mathrm{l}}(t)$。私有观测可以表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{o}_m^{\mathrm{l}}(t)=\{&\left[x_m(t),y_m(t),\boldsymbol{d}_{k,m}^{\mathrm{l}}(t),\boldsymbol{d}_{m,m'}^{\mathrm{l}}(t)\right]:\\&\forall k\in\mathcal{K},\forall m\neq m'\in\mathcal{M}\}\end{aligned} \tag{24}$$

令$\boldsymbol{s}(t)$表示第t个时隙中的整体环境状态，包括有关SN的信息和所有无人机的私有观测信息，没有冗余信息。那么，有

$$\boldsymbol{s}(t)=\left[\boldsymbol{o}_{\mathrm{p}}(t),\boldsymbol{o}_1^{\mathrm{l}}(t),\boldsymbol{o}_2^{\mathrm{l}}(t),\cdots,\boldsymbol{o}_M^{\mathrm{l}}(t)\right] \tag{25}$$

第m个无人机在t时隙中的状态用$\boldsymbol{o}_m(t)$表示，包括无人机的私有和公共观测，表示为

$$\boldsymbol{o}_m(t)=\left\{\boldsymbol{o}_p(t),\boldsymbol{o}_m^{\mathrm{l}}(t)\right\},\forall m\in\mathcal{M} \tag{26}$$

(2)动作空间：每个智能体的动作空间为每个无人机的飞行策略和任务计算卸载策略，包括无人机的飞行方向$\theta_u(t)\in[0,2\pi]$，无人机的飞行距离$l_u(t)\in[0,l_{\max}]$，卸载比例$O_m^k(t)\in[-1,1]$。因此，无人机的动作空间为

$$\boldsymbol{a}_m(t)=\left[\theta_u(t),l_u(t),O_m^k(t)\right] \tag{27}$$

(3)奖励函数：在多无人机辅助数据收集与任务卸载的过程中，奖励用于鼓励系统最小化UAV-WSN的能耗以及AoI。本文的目的是最小化AoI和系统能耗的加权和，为了实现这一目标，基于优化问题式(22)将奖励函数定义为

$$r_m(t)=-\xi_1\alpha\overline{E_s}(t)-\xi_2\beta\overline{E_u}(t)+\xi_3\widetilde{A}(t) \tag{28}$$

其中，$\widetilde{A}(t)$为$\overline{A}(t)$的变化量，即$\widetilde{A}(t)=\overline{A}(t+1)-\overline{A}(t)$，取值为正，UAV平均能耗和WSN平均能耗则均取负值。此外，为了确保满足约束条件，将碰撞惩罚r^{c}和越界惩罚r^{b}添加到奖励中，其中越界惩罚$\boldsymbol{r}^{\boldsymbol{b}}$包含无人机飞进或飞过铁路安全保护区的情况。因此，最终UAV m的总奖励可以表示为

$$R_m(t)=r_m(t)-r^{\mathrm{c}}-r^{\mathrm{b}} \tag{29}$$

在MA-MDP中，每个智能体的观察被分为公共和私有部分，这大大减少了算法中为智能体创建的Critic网络的维度，并且减少智能体集中学习环境的时间，来解决无人机轨迹规划和计算卸载策略的优化问题。提出的MASAC算法架构如图3所示，每个智能体有一个actor网络$\pi_m(\boldsymbol{a}|\boldsymbol{o}_m;\theta_{\pi m})$和两个Critic网络$Q_{m1}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{a};\theta_{Qm1})$和$Q_{m2}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{a};\theta_{Qm2})$，且分别对应两个Critic目标网络$Q'_{m1}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{a};\theta_{Q'm1})$，$Q'_{m2}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{a};\theta_{Q'm2})$。每个无人机智能体都有独立的Actor和Critic网络，采用集中式训练和分布式执行的架构。在训练阶段，通过基站进行集中式训练，基站可以访问全局状态信息；在执行阶段，智能体只依赖自身的局部观测来执行动作。Actor网络负责基于局部观测输出动作概率分布而非确定性动作，这是MASAC区别于多智能体深度确定性策略梯度算法(Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient, MADDPG)的关键特征。每个智能体的温度参数$\boldsymbol{\alpha}$控制策略随机性，实现探索与利用的自适应平衡。Twin Critic结构是两个并行Q网络，接收全局状态$\boldsymbol{s}$和所有智能体的联合动作$\boldsymbol{a}$作为输入，

体现集中训练特性，使各智能体能考虑彼此行为的影响，同时通过取最小Q值减轻过估计问题。

4　仿真分析

本文的模拟系统基于Python 3.9和PyTorch 1.13.1实现，实验环境设定为铁路沿线长为400 m，宽为200 m的矩形区域，原点位于整个区域的左下角。无人机初始位置分别设置在(50 m, 10 m)和(350 m, 10m)，飞行高度均为50 m。基站位于(200 m, 70 m)，列车初始位置为(340 m, 100 m)，铁轨以及铁路安全保护区设置在纵坐标为100 m的位置，其中保护区的宽度设置为10 m。本文假设在无人机的任务执行周期中，有列车以30 m/s匀速通过区域，且在不同列车视为同一卸载对象。若任务区域无列车，则通过基站为无人机提供计算卸载服务。表1总结了仿真的参数设置和MASAC算法的部分超参数[23]。在算法实现中，Actor和Critic网络均采用3层全连接结构(512, 256和128个神经元)。激活

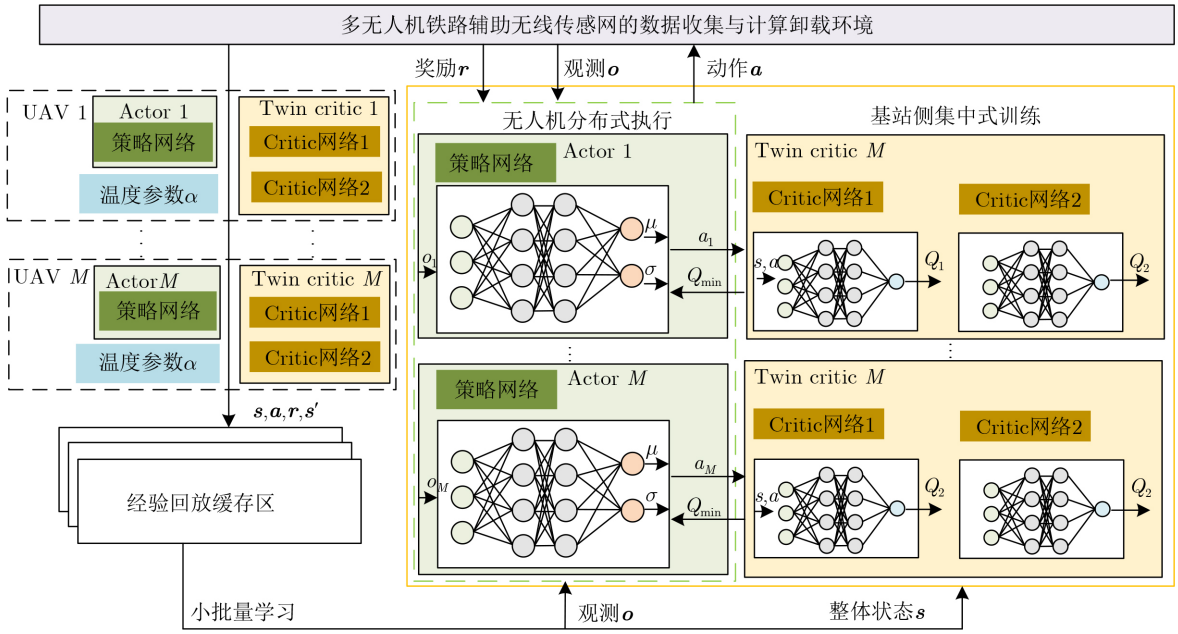


图 3 本文所提MASAC算法架构

表 1　仿真参数

参数名称	取值	参数名称	取值
带宽B (MHz)	1	旋翼桨叶的叶尖速度U_{tip} (m/s)	120
传感数据r (Mbit)	8	平均旋翼感应速度v_0 (m/s)	4.03
计算密度 (CPU周期/bit)	1000	机身阻力比d_0	0.6
噪声功率σ^2 (dBm)	–110	旋翼坚固程度s	0.05
无人机高度H (m)	50	空气密度ρ (kg/m^3)	1.225
无人机最大速度V	20	旋翼盘面积A (m^2)	0.503
载波频率f_{c} (GHz)	2	有效电容系数 κ	10^{-28}
时隙个数N	30	经验回放缓存区D	300000
时隙长度δ_t (s)	2	Actor网络学习率	0.00001
计算资源$f_{\text{a}}, f_{\text{b}}, f_{\text{c}}$ (Gcycle/s)	2, 5, 3.5	Critic网络学习率	0.0001
SN覆盖范围D_{cover} (m)	30	SN能耗放缩因子β	10
无人机能耗放缩因子α	0.01	折扣因子γ	0.95
无人机最大连接数$N^{\max}$	2	迭代回合数	20,000
桨叶轮廓功率P_0 (W)	79.86	批次大小	1024
感应功率P_i (W)	88.63	学习间隔	5

函数采用Leaky_ReLU替代传统的ReLU。为评估所提方案的性能，本文设计了多种对比实验方案，涵盖核心强化学习算法与计算卸载决策机制的差异，考察了所提算法的各项性能指标。实验对比方案如下。

MASAC-Greedy：该方案参考文献[24]中的计算卸载策略，采用MASAC算法进行无人机轨迹规划，但在计算卸载决策上使用贪婪算法，根据计算能力和传输延迟确定最优卸载目标，权衡无人机本地处理、基站卸载和列车卸载3种方式，计算综合成本并选择成本最低方案。

MASAC-AOU(All on UAVs)：该方案采用MASAC算法进行无人机轨迹规划，而计算过程完全在UAV本地完成，通过与完全本地计算的极端情况对比，突出边缘卸载在提升系统整体性能方面的关键作用。

MADDPG：该方案参考文献[24]中使用的MADDPG算法实现无人机轨迹与计算卸载的联合优化。作为确定性策略算法，MADDPG通过输出确定动作而非概率分布，理论上在连续控制任务中具有较高的样本效率，但缺乏熵正则化机制，在复杂环境中的探索能力相对有限，容易陷入局部最优解。

基于上述参数设置与对比实验方案，本文进行了大量仿真实验评估算法性能。首先，图4展示了提出的MASAC, MADDPG及MASAC-Greedy算法在训练过程中的收敛曲线对比。结果表明，提出的MASAC算法在训练早期就开始显著提升，并最终稳定在最高奖励水平，性能最佳。MASAC-Greedy由于贪婪卸载决策牺牲了部分AoI增益，最终奖励低于MASAC约11.8%。MADDPG算法虽然在初期表现稳定，但其性能增长明显缓慢且收敛水平较低，这是因为MADDPG依赖外部噪声探索，随着迭代噪声逐渐减弱导致探索效率低下，最终效果不如基于随机策略和熵正则化的MASAC算法。

图5为不同算法的多无人机飞行轨迹对比，其中无人机数量为4。为了让无人机在场景内覆盖足够大的区域，将4架无人机的起点分别设置为(50 m, 10 m), (350 m, 10 m), (50 m, 180 m)和(350 m, 180 m)，其他坐标设置保持不变。从图中可以看出MASAC算法表现出良好的协作数据收集与计算卸载模式，各无人机能够有效覆盖监测区域的不同部分，避免了资源冗余和区域重叠，且没有飞入或飞过铁路安全保护区，保持在限定区域内。MASAC-Greedy算法的无人机轨迹同样保持在限定范围内，对SN的覆盖效果与提出的MASAC算法比较接近。而MADDPG在复杂环境下的轨迹优化效果不如MASAC算法稳定，飞行轨迹存在部分冗余和绕飞，且有接近或进入铁路安全保护区的情况。

如图6所示为不同SN数量和AoI权重对各算法的目标函数对比。随着SN数量和AoI权重的增加，4种算法的目标函数值总体上呈上升趋势，其中提出的MASAC算法始终保持最低的目标函数值，相比于MASAC-Greedy算法，所提出算法总体性能提升最高为11.9%。MASAC-AOU算法由于仅在本地进行计算，对于AoI的优化不显著导致整体目标函数值较高。而MADDPG因其探索能力较差，整体的优化性能不理想。总体来看，MASAC算法在各种传感器配置和不同AoI权重下均表现出最佳的优化效果，充分验证了所提出算法的有效性和优越性。

如图7所示为不同SN数量和AoI权重下各算法的无人机能耗的性能对比。由图7(a)可知，随着SN数量增加，4种算法的无人机能耗总体呈上升趋势，但提出的MASAC算法始终保持最低能耗水平。3种基于MASAC的算法表现接近，而MADDPG的能耗显著较高且波动明显，这说明其在训练过程中的探索效率可能较低，导致资源分配上可能存在效率低下的问题。由图7(b)可知，当增加AoI权重时，所有算法的无人机能耗均呈上升趋势。这是因

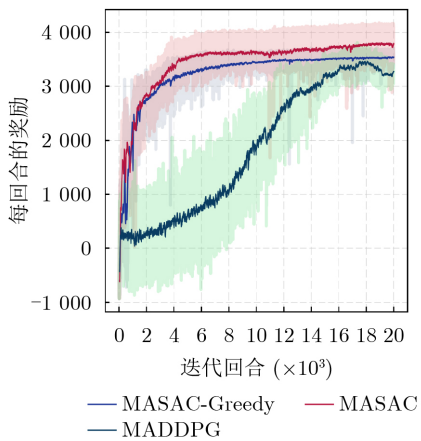


图 4 本文MASAC算法与基准算法的性能对比

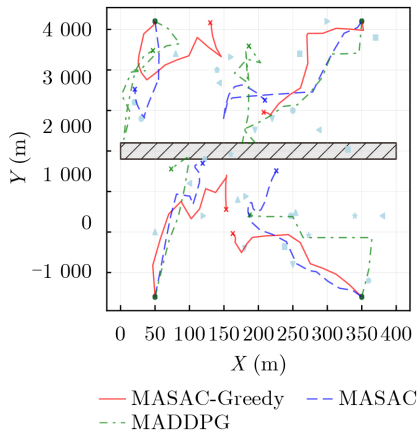
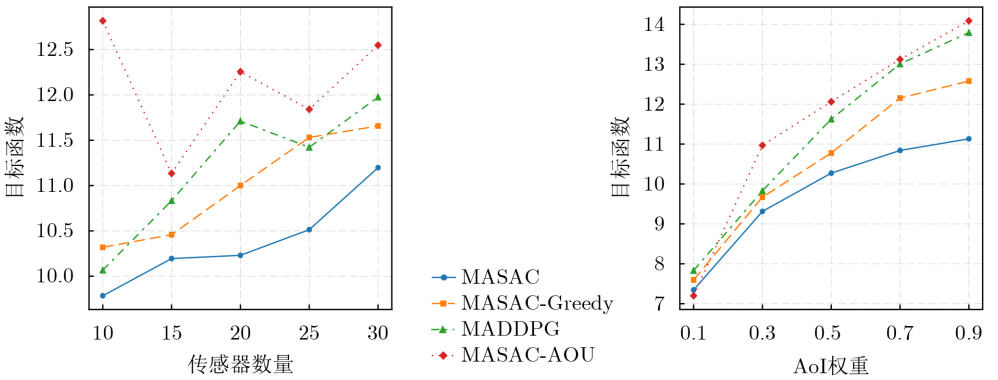


图 5 不同算法的多无人机飞行轨迹对比

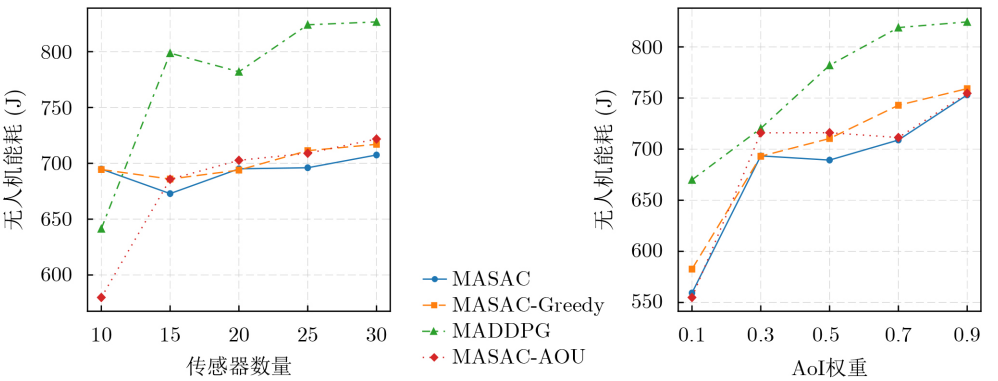
为当系统更注重信息新鲜度时，无人机需要更频繁地访问传感器节点以减少AoI，从而导致更多的飞行能耗，所提出算法依然表现出最佳能耗控制能力。

图8为不同算法在不同SN数量/AoI权重下SN能耗方面的性能差异。由图8(a)可知，各算法的平均SN能耗随SN数量增加均呈明显上升趋势，随着部署规模扩大，更多SN被无人机唤醒完成数据收集，导致了总体能耗增加。在SN较少时，MADDPG与MASAC-AOU算法的SN能耗整体上略低于其他两种基于MASAC的算法，而提出的MASAC与MASAC-Greedy算法的表现比较接近，MADDPG探索的局限性导致了相对较低的数据收集频率，而MASAC-AOU算法由于AoI更大，因此SN能耗相对于其他两种MASAC算法更低。由图8(b)可知，MADDPG算法持续表现出最低的SN能耗，其低SN能耗表现主要源于在AoI优化方面的相对劣势，通过唤醒较少SN进行数据收集而降低了SN能耗。



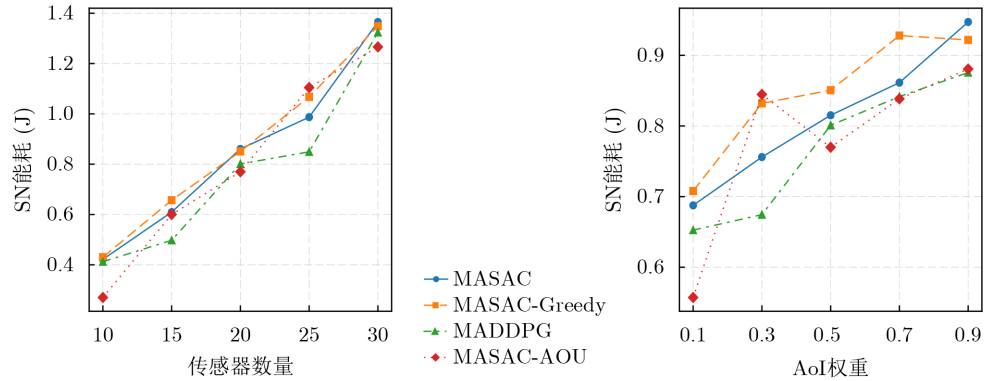
(a) 不同SN数量下的目标函数对比　　(b) 不同AoI权重下的目标函数对比

图 6 不同SN数量/AoI权重下的目标函数对比



(a) 不同SN数量下的UAV能耗变化　　(b) 不同AoI权重下的UAV能耗变化

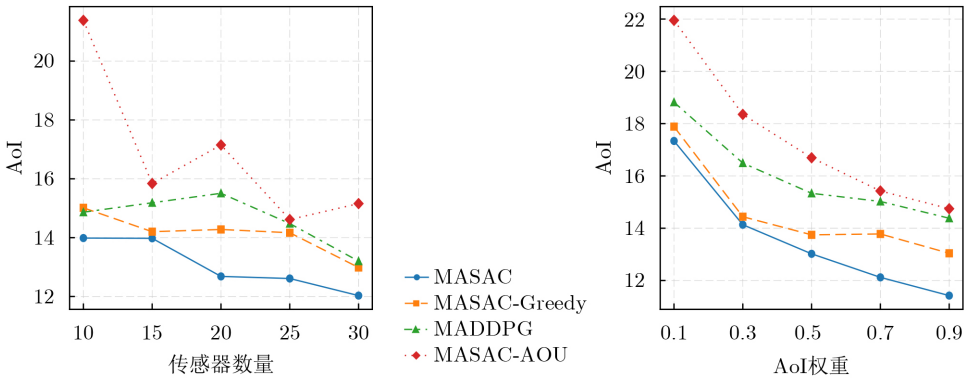
图 7 不同SN数量/AoI权重下UAV平均能耗性能对比



(a) 不同SN数量下的SN能耗变化　　(b) 不同AoI权重下的SN能耗变化

图 8 不同SN数量/AoI权重下SN平均能耗性能对比

图9对比了不同算法在不同SN数量和AoI权重下的平均AoI性能。由图9(a)可知，随着SN数量增加，平均AoI降低，且提出的MASAC算法始终保持最低值，MASAC-Greedy和MADDPG算法的AoI值较高且接近。MASAC-AOU算法的AoI最大，这是因为数据都在本地进行计算，没有利用铁路WSN中的其他计算资源。由图9(b)可知，随着AoI权重增大，AoI值呈明显下降趋势，系统更加注重信息新鲜度时，各算法能够相应调整策略以降低AoI。提出的MASAC算法的下降最为显著，MASAC-Greedy次之，而MADDPG下降幅度最小，MASAC-AOU算法的AoI依然最大。随着权重增加，3种算法的性能差异进一步扩大，提出的MASAC算法在高权重设置下表现出色，而MADDPG算法因其在复杂环境下探索能力不足，难以适应大规模动态系统的优化需求。



(a) 不同SN数量下的AoI变化 (b) 不同AoI权重下的AoI变化

图 9 不同SN数量/AoI权重下的平均AoI性能对比

表2为不同类型SN的AoI性能对比，综合3类传感器的数据可见，系统基本实现了基于业务优先级的分层服务，确保了关键安全数据的及时性，在资源有限条件下对不同监测对象进行合理权衡。提出的MASAC算法安全关键型SN表现最佳，AoI优化效果显著。相比之下，MASAC-Greedy算法虽然整体性能略逊于MASAC，但在环境监测型传感器上的表现相对较好，但与基于优先级的调度策略略有偏差。MADDPG算法在所有类型传感器上的表现均落后于其他两种算法，MASAC-AOU算法由于在本地完成计算，除了结构检测型SN，另外两种SN的AoI低于其他MASAC算法。可以看出，在多目标多约束的复杂监测场景中，提出的MASAC算法能够更有效地平衡探索与利用，为铁路监测系统中不同重要性的数据提供精细化的资源分配策略。

表 2 不同类型SN的AoI性能对比

算法	安全关键型SN的AoI	结构监测型SN的AoI	环境监测型SN的AoI
MASAC	7.3178	13.8370	14.0416
MASAC-Greedy	9.9738	15.6170	10.7290
MASAC-AOU	14.2142	13.2253	18.2617
MADDPG	14.2068	17.3939	19.2440

5 结束语

本文针对铁路复杂运营环境中WSN存在电池生命周期有限、监测数据计算实时性需求高等挑战，提出一种基于MASAC算法的多无人机辅助铁路WSN智能数据收集与计算卸载方案。综合考虑无人机和WSN的能耗、监测数据信息新鲜度、传感业务优先级及铁路安全保护区等需求，采用MASAC算法联合优化无人机飞行轨迹和计算卸载决策以进行传感数据收集与计算任务卸载的方案，实现最小化WSN平均能耗、无人机平均能耗以及WSN平均AoI的总体加权和。仿真结果验证了所提方案在各项性能指标上的显著优势，在算法收敛速度上更快；在轨迹规划上展现出良好的协作特性，避免了资源浪费和区域重叠；在无人机能耗、SN能耗和平均AoI 等3个关键指标上，所提算法显著优于对比算法。

参 考 文 献

[1] 《铁道技术监督》编辑部. 新时代交通强国铁路先行规划纲要[J]. 铁道技术监督, 2020, 48(9): 1–6, 24. doi: 10.3969/j.issn.1006-9178.2020.09.001.

Editorial Department of the Journal. Outline of powerful nation railway advance planning in the new era[J]. *Railway Quality Control*, 2020, 48(9): 1–6, 24. doi: 10.3969/j.issn.1006-9178.2020.09.001.

[2] FLAMMINI F, GAGLIONE A, OTTELLO F, *et al*. Towards wireless sensor networks for railway infrastructure monitoring[C]. Electrical Systems for Aircraft, Railway and Ship Propulsion, Bologna, Italy, 2010: 1–6. doi: 10.1109/ESARS.2010.5665249.

[3] BIN Sheng and SUN Gengxin. Optimal energy resources allocation method of wireless sensor networks for intelligent railway systems[J]. *Sensors*, 2020, 20(2): 482. doi: 10.3390/s20020482.

[4] SHAFIULLAH G M, GYASI-AGYEI A, and WOLFS P. Survey of wireless communications applications in the railway industry[C]. The 2nd International Conference on Wireless Broadband and Ultra Wideband Communications (AusWireless 2007), Australia, Sydney, 2007: 65. doi: 10.1109/AUSWIRELESS.2007.74.

[5] 王钰, 贾苏元, 赵喆, 等. 城轨列车无线传感器监测网络节能设计[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(1): 186–191. doi: 10.3969/j.issn.1672-9722.2017.01.041.

WANG Yu, JIA Suyuan, ZHAO Zhe, *et al*. Design of energy-saving strategies for urban railway wireless sensor monitoring networks[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2017, 45(1): 186–191. doi: 10.3969/j.issn.1672-9722.2017.01.041.

[6] 端嘉盈. 高速列车运营环境监测无线传感器网络研究[D]. [博士论文], 中国铁道科学研究院, 2017.

DUAN Jiaying. Research on wireless sensor network for high speed train operation environment monitoring[D]. [Ph. D. dissertation], China Academy of Railway Sciences, 2017.

[7] GUPTA L, JAIN R, and VASZKUN G. Survey of important issues in UAV communication networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(2): 1123–1152. doi: 10.1109/COMST.2015.2495297.

[8] KAUL S, YATES R, and GRUTESER M. Real-time status: How often should one update[C]. 2012 Proceedings IEEE INFOCOM, Orlando, USA, 2012: 2731–2735. doi: 10.1109/INFCOM.2012.6195689.

[9] ZENG Yaoping, GUO Guanghua, CHEN Shisen, *et al*. Energy-efficient data collection from UAV in WSNs based on improved PSO algorithm[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(21): 35762–35774. doi: 10.1109/JSEN.2024.3453937.

[10] BEISHENALIEVA A and YOO S. UAV path planning for data gathering in wireless sensor networks: Spatial and temporal substate-based Q-learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(6): 9572–9586. doi: 10.1109/JIOT.2023.3323921.

[11] ZHOU Xuanhan, XIONG Jun, ZHAO Haitao, *et al*. Population-invariant MADRL for AoI-aware UAV trajectory design and communication scheduling in wireless sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(3): 2545–2561. doi: 10.1109/JIOT.2024.3474926.

[12] SUN Mengying, XU Xiaodong, QIN Xiaoqi, *et al*. AoI-energy-aware UAV-assisted data collection for IoT networks: A deep reinforcement learning method[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 17275–17289. doi: 10.1109/JIOT.2021.3078701.

[13] ZHAO Nan, YE Zhiyang, PEI Yiyang, *et al*. Multi-agent deep reinforcement learning for task offloading in UAV-assisted mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 6949–6960. doi: 10.1109/TWC.2022.3153316.

[14] DU Jianbo, KONG Ziwen, SUN Aijing, *et al*. MADDPG-based joint service placement and task offloading in MEC empowered air–ground integrated networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(6): 10600–10615. doi: 10.1109/JIOT.2023.3326820.

[15] WEI Zhiqing, ZHU Mingyue, ZHANG Ning, *et al*. UAV-assisted data collection for Internet of Things: A survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(17): 15460–15483. doi: 10.1109/JIOT.2022.3176903.

[16] AMORIM R, NGUYEN H, MOGENSEN P, *et al*. Radio channel modeling for UAV communication over cellular networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2017, 6(4): 514–517. doi: 10.1109/LWC.2017.2710045.

[17] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, and LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2014, 3(6): 569–572. doi: 10.1109/LWC.2014.2342736.

[18] BOR-YALINIZ R I, EL-KEYI A, and YANIKOMEROGLU H. Efficient 3-D placement of an aerial base station in next generation cellular networks[C]. 2016 IEEE International Conference on Communications (ICC), Kuala Lumpur, Malaysia, 2016: 1–5. doi: 10.1109/ICC.2016.7510820.

[19] ZHANG Shuhang, ZHANG Hongliang, DI Boya, *et al*. Cellular UAV-to-X communications: Design and optimization for multi-UAV networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(2): 1346–1359. doi: 10.1109/TWC.2019.2892131.

[20] CHENG Xiqi, ZHANG Jingxuan, XU Xiaodong, *et al*. Intelligent joint communication and computation scheme of UAV-assisted offloading in high speed rail scenarios[J]. *Digital Communications and Networks*, 2024. doi: 10.1016/j.dcan.2024.09.002.

[21] ZENG Yong, WU Qingqing, and ZHANG Rui. Accessing from the sky: A tutorial on UAV communications for 5G and beyond[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(12): 2327–2375. doi: 10.1109/JPROC.2019.2952892.

[22] ZHANG Xin, CHANG Zheng, HÄMÄLÄINEN T, *et al*. AoI-energy tradeoff for data collection in UAV-assisted

wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(3): 1849–1861. doi: 10.1109/TCOMM.2023.3337400.

[23] QIN Yunhui, ZHANG Zhongshan, LI Xulong, *et al*. Deep reinforcement learning based resource allocation and trajectory planning in integrated sensing and communications UAV network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(11): 8158–8169. doi: 10.1109/TWC.2023.3260304.

[24] YANG Yulu, SONG Tiecheng, YANG Jingce, *et al*. Joint energy and AoI optimization in UAV-assisted MEC-WET systems[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(9): 15110–15124. doi: 10.1109/JSEN.2024.3378844.

闫 莉：女，博士，副教授，研究方向为铁路下一代移动通信.
王俊凯：男，硕士生，研究方向为铁路下一代移动通信.
方旭明：男，博士，教授，研究方向为无线与移动通信网络、交通通信与信息系统等.
蔺 伟：男，硕士，正高级工程师，研究方向为铁路通信.
梁铁群：男，博士，正高级工程师，研究方向为铁路通信.

责任编辑：马秀强

UAV-Assisted Intelligent Data Collection and Computation Offloading for Railway Wireless Sensor Networks

YAN Li[①] WANG Junkai[①] FANG Xuming[①] LIN Wei[②] LIANG Yiqun[②]

[①](*Sichuan Province Key Laboratory of Information Coding and Transmission, Southwest Jiaotong University, Chengdu*·610031, *China*)

[②](*China Academy of Railway Sciences, Beijing*·100081, *China*)

Abstract:

Objective Ensuring the safety and stability of train operations is essential in the advancement of railway intelligence. The growing maturity of Wireless Sensor Network (WSN) technology offers an efficient, reliable, low-cost, and easily deployable approach to monitoring railway operating conditions. However, in complex and dynamic maintenance environments, WSNs encounter several challenges, including weak signal coverage at monitoring sites, limited accessibility for tasks such as sensor node battery replacement, and the generation of large volumes of monitoring data. To address these issues, this study proposes a multi-Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-assisted method for data collection and computation offloading in railway WSNs. This approach enhances overall system energy efficiency and data freshness, offering a more effective and robust solution for railway safety monitoring.

Methods An intelligent data collection and computation offloading system is constructed for multi-UAV-assisted railway WSNs. UAV flight constraints within railway safety protection zones are considered, and wireless sensing services are prioritized to ensure preferential transmission for safety-critical tasks. To balance energy consumption and data freshness, the system optimization objective is defined as the weighted sum of UAV energy consumption, WSN energy consumption, and the Age of Information (AoI). A joint optimization algorithm based on Multi-Agent Soft Actor-Critic (MASAC) is proposed, which balances exploration and exploitation through entropy regularization and adaptive temperature parameters. This approach enables efficient joint optimization of UAV trajectories and computation offloading strategies.

Results and Discussions (1)Compared with the Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient (MADDPG), MASAC-Greedy, and MASAC-AOU algorithms, the MASAC-based scheme converges more rapidly and demonstrates greater stability (Fig. 4), ultimately achieving the highest reward. In contrast, MADDPG exhibits slower learning and less stable performance. (2)The comparison of multi-UAV flight trajectories under different algorithms shows that the proposed MASAC algorithm enables effective collaboration among UAVs, with each responsible for monitoring distinct regions while strictly adhering to railway safety protection zone constraints (Fig. 5). (3)The MASAC algorithm yields the best objective function value across all evaluated algorithms (Fig. 6). (4As the number of sensors and the AoI weight increase, UAV energy consumption rises for all algorithms; however, the MASAC algorithm consistently maintains the lowest energy consumption (Fig. 7). (5)In terms of sensor node energy consumption, MADDPG achieves the lowest value, but at the expense of

information freshness (Fig. 8). (6)Regarding average AoI performance, the MASAC algorithm performs best across a range of sensor densities and AoI weight settings, with the greatest improvements observed under higher AoI weight conditions (Fig. 9). (7)The AoI performance comparison by sensor type (Table 2) confirms that the system effectively supports priority-based data collection services.

Conclusions　This study proposes an MASAC-based intelligent data collection and computation offloading scheme for railway WSNs supported by multiple UAVs, addressing critical challenges such as limited WSN battery life and the high real-time computational demands of complex railway environments. The proposed algorithm jointly optimizes UAV flight trajectories and computation offloading strategies by integrating considerations of UAV and WSN energy consumption, data freshness, sensing service priorities, and railway safety protection zone constraints. The optimization objective is to minimize the weighted sum of average UAV energy consumption, average WSN energy consumption, and average WSN AoI. Simulation results demonstrate that the proposed scheme outperforms baseline algorithms across multiple performance metrics. Specifically, it achieves faster convergence, efficient multi-UAV collaboration that avoids resource redundancy and spatial overlap, and superior results in UAV energy consumption, sensor node energy consumption, and average AoI.

Key words: Railway Wireless Sensor Networks (WSNs); Unmanned Aerial Vehicle (UAV); Computation offloading; Multi-Agent Deep Reinforcement Learning (MADRL)