

基于改进机器学习的无人机中继通信 数据调度控制研究

苏彩玉¹, 万海斌²

(1. 广西工业职业技术学院, 广西 百色 530001; 2. 广西大学 计算机与电子信息学院, 广西 玉林 530004)

摘要: 为解决无人机通信网络中数据调度行为中断概率过大的问题, 实现对通信资源的合理分配, 提出基于改进机器学习的无人机中继通信数据调度控制方法; 设计基本网络架构, 联合 BMRC 协议, 设置 URLLC 数据链路单元, 联合相关通信数据样本, 求解通信中断概率的具体数值, 实现对无人机中继通信网络资源的联合优化处理; 分别计算时隙分配参量与带宽分配参量, 并以此为基础, 确定无人机中继位置, 实现对中继通信资源的调度; 按照机器学习算法标准, 定义 PCA 改进特征, 从而完善改进机器学习算法, 再联合最优控制器闭环, 实现对通信数据调度行为的控制; 实验结果表明, 改进机器学习算法作用下, 随着中继数据累积量的增大, 无人机通信网络中数据调度行为中断概率的最大值只能达到 7.3%, 有效降低了中断概率, 符合合理分配通信资源的实际应用需求。

关键词: 改进机器学习; 中继通信; 数据调度; 数据链路单元; BMRC 协议; 时隙带宽; 最优控制器; 中断概率

Research on Data Scheduling Control of UAV Relay Communication Based on Improved Machine Learning

SU Caiyu¹, WAN Haibin²

(1. Guangxi Vocational & Technical Institute of Industry, Baise 530001, China;

2. School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Yulin 530004, China)

Abstract: To solve the high interruption probability of data scheduling behavior in unmanned aerial vehicle (UAV) communication networks and achieve the reasonable allocation of communication resources, a data scheduling control method for UAV relay communication based on improved machine learning is proposed. The BMRC protocol is combined to design the basic network architecture, and set the URLLC data link unit, the relevant communication data samples are combined to solve specific values of communication interruption probability, and achieve the joint optimization processing of drone relay communication network resources. The time slot allocation parameters and bandwidth allocation parameters are separately calculated, and based on this, the drone relay location is determined to achieve the scheduling of relay communication resources. According to the machine learning algorithm, the PCA improvement features are defined to improve the machine learning algorithm, and then combine with the optimal controller closed-loop to achieve the control of communication data scheduling behavior. The experimental results show that under the effect of improved machine learning algorithm, with the increase of relay data, the maximum outage probability of data scheduling behavior in the UAV communication network only reaches by 7.3%, which effectively reduces the outage probability and meets actual application requirements of reasonable allocation communication resources.

Keywords: improving machine learning; relay communication; data scheduling; data link unit; BMRC protocol; time slot bandwidth; optimal controller; interruption probability

0 引言

中继通信可理解为接力通信, 是延长通信距离的有效方法, 包含数字中继、模拟中继两种组成形式。对无人机飞行器而言, 利用微波介质传输信号时, 由于两个终端站点的实际距离远超过微波介质的最大传输能力, 所以通信信号的衰减速率较快, 无人机通信的质量水平很难得到保

障。在无人机中继通信中, 中继站可放大处理传输信号, 使得下一基站所接收到的信号参量依然保持较高的质量水平, 大大延长了微波信号的传输距离, 但却存在通信资源的分配不够合理, 数据调度行为中断概率过大的问题。因此有学者展开无人机中继通信数据调度控制研究, 以在不同的无人机之间进行合理的任务分配和资源分配, 降低通信时延及中断概率、减少数据等待时间, 从而提高数据传

收稿日期: 2023-05-26; 修回日期: 2023-07-17。

基金项目: 广西高校中青年骨干教师科研基础能力提升项目(2022KY1296)。

作者简介: 苏彩玉(1985-), 女, 大学本科, 工程师。

万海斌(1979-), 男, 博士研究生, 副教授。

引用格式: 苏彩玉, 万海斌. 基于改进机器学习的无人机中继通信数据调度控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(5): 109-114, 136.

输的效率和性能, 对其进行研究具有重要的意义。

为保证信号传输质量, 基于可满足性模理论的信号调度方法按照执行顺序约束条件, 编码通信数据, 再联合独立任务映射条件, 确定无人机中继通信数据的最远传输距离^[1]; 基于改进超启发算法的通信调度方法根据资源带宽的具体数值, 调节无人机通信任务的执行周期, 又根据任务对象间的冲突关系, 分析中继通信数据的实时传输能力^[2]。基于效用最大化的数据调度方法, 利用图论来描述网络拓扑, 车辆和无人机被表示为顶点, 节点间的链接被表示为边。边的权重表示数据在相应节点之间传输时获得的效用。将数据调度问题简化为最大加权匹配问题, 提出了最大程度满足请求的数据调度方案^[3]。然而上述两种方法在合理分配通信资源方面的应用能力有限, 并不满足有效控制无人机通信数据调度中断概率的实际应用需求。

机器学习算法的执行目的是智能化处理机器元件, 使得机械设备具有自主学习能力, 在处理常规数据方面的应用能力更强^[4]。改进机器学习算法是在机器学习算法基础上, 构建的数据样本处理条件, 相较于常规机器学习算法, 自由性等级更高, 可在不改变数据样本特征的同时, 分析信息参量之间的互联关系, 使得计算机网络单元可精确化记录待学习数据对象^[5]。因此, 为避免上述情况的发生, 在改进机器学习的基础上, 设计一种新型的无人机中继通信数据调度控制方法。首先联合相关通信数据样本, 求解通信中断概率的具体数值, 其次分别计算时隙分配参量与带宽分配参量, 确定无人机中继位置, 实现对中继通信资源的调度。最后利用改进后的机器学习算法, 再联合最优控制器闭环, 实现对通信数据调度行为的控制。

1 无人机中继通信网络的资源联合优化

1.1 基本网络架构

无人机中继通信网络负责录入通信数据, 并可以在无线接入网络、核心网组织的配合下, 建立 PSTN 中继交换站与 NSS 无人机通信设备之间的数据互传关系, 从而使得通信网络保持相对稳定的连接状态。无线接入网络可直接录入 ME、SIM、MS 三种类型的通信数据。其中, ME 类型数据的波动性较强, 但传输周期相对较短; SIM 类型数据的传输稳定性较强, 但占比量最大; MS 类型数据的传输周期较短, 但其稳定性等级相对较高^[6]。将 3 类无人机通信数据分别对应无线接入网络中 3 台不同的 BTS 通信主机, 为保证中继通信行为的稳定进行, 要求 BTS 通信主机必须具有较强的数据信息存储能力。无线接入网络与核心网组织直接相连, 后者在 MSN 端点、SGSN 端点的作用下, 直接记录无人机通信数据的实时传输行为, 并根据中继通信网络的运行需求, 提取 BTS 通信主机中寄存的数据样本参量。完整的网络架构如图 1 所示。

无线接入网络对应 PSTN 中继交换站, 能够适时分流 BTS 通信主机中的无人机通信数据, 并以此保障中继通信行为的稳定实施。核心网组织对应 NSS 无人机通信设备, 能够对无人机中继通信数据进行整合处理, 从而使得主机

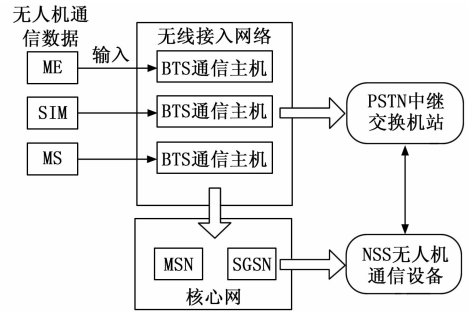


图 1 无人机中继通信网络基本架构

元件能够对数据信息参量进行按需调度^[7]。

1.2 URLLC 数据链路单元

URLLC 数据链路单元为 BMRC 协议提供了连接环境, 二者共同作用, 使得核心调度设备能够对无人机中继通信网络进行按需调节。整个链路单元由 URLLC 链路终端、UE 数据处理器、ALOHA 认证元件组成。其中, URLLC 链路终端负责处理通信数据帧对象, 其与 UE 数据处理器间的中继通信数据参量保持单链路传输状态, 且所涉及信息参量可在完成头结点、过渡信息、尾结点定义后, 由终端体系传输至中继站设备中, 且传输中数据样本参量的编码形式不会发生改变^[8]。UE 数据处理器管理下级中继站设备, 可在适度增大相邻基站间隔距离的同时, 为无人机中继通信数据编码提供稳定的网络环境, 其与 ALOHA 认证元件间的中继通信数据参量保持双链路传输状态。ALOHA 认证元件对带宽管理器保持对应连接关系, 可根据无人机中继通信数据的实时传输需求, 更改信道组织的连接状态^[9]。具体布局形式如图 2 所示。

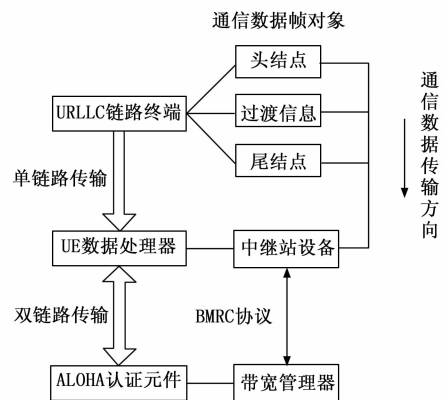


图 2 URLLC 数据链路单元布局

无人机通信数据在中继站设备与带宽管理器间的调度遵循 BMRC 协议, 由于通信数据传输方向只能由 URLLC 链路终端指向 UE 数据处理器, 所以在中继通信前, 处理器设备必须优先聚合处理待调度信息参量。

1.3 BMRC 协议

BMRC 协议是无人机中继通信网络中的核心协议文件, 约束 URLLC 数据链路单元的运行状态, 可促进 UE 数据处理器、ALOHA 认证元件快速整合通信数据样本, 避免中

继基站内出现信息参量过度累积的情况,使无人机通信网络保持较为畅通的运行状态^[10]。从宏观角度来看,协议文件的最重要应用价值就是编码数据样本,但在实施编码处理中,BMRC协议机制对于信息参量存储长度提出了如公式(1)所示的要求。

$$e = \frac{\left(\sum_{\alpha=1}^{+\infty} \bar{w}\right)^2}{\beta \times |\Delta W|} \quad (1)$$

其中: α 为码源参数的最小取值, \bar{w} 为基于BMRC协议原则所选取的通信数据编码特征, ΔW 为URLLC数据链路单元中无人机中继通信数据的单位累积量, β 为中继基站内的通信链接参数。由于URLLC数据链路单元的覆盖能力不满足无穷大的参考条件,这就决定了BMRC协议在定义信息参量存储长度时,只能在同一区间范围内完成对码源参数、链接参数等物理参量的取值^[11]。

1.4 通信中断概率

调度无人机中继通信数据时,网络体系会在其他因素的影响下,表现出运力受限的情况,即通信中断事件^[12]。由于无人机设备的飞行高度相对较低,且通信节点可以在极短时间内完成部署,所以通信中断行为往往表现为瞬时状态,且随着通信数据传输量的增大,中断周期的长度水平并不会发生明显变化^[13]。

规定 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$ 表示 n 个随机选取的无人机通信数据样本,且 $\delta_1 \neq \delta_2 \neq \dots \neq \delta_n$ 的不等式取值条件恒成立, χ 表示中继通信节点的部署参量,联立上述物理量,可将无人机中继通信特征表示为:

$$\dot{q} = (\delta_1^2 + \delta_2^2 + \dots + \delta_n^2) \cdot \sqrt{\frac{1}{\chi}} \quad (2)$$

联立公式(1)、公式(2),推导通信中断概率表达式如下:

$$R = \frac{1}{\alpha q} \cdot \gamma \cdot \left(\frac{\dot{E}}{u^2 - 1}\right)^{1/(\epsilon+1)^2} \quad (3)$$

式中, γ 为无人机基础通信设施的覆盖率参数, \dot{E} 为信息参量间的实时连接向量, u 为中继通信行为的瞬时连接系数, ϵ 为无人机中继通信行为的运力受限参数。出于实用性考虑,调度无人机中继通信数据时,应控制相关参数指标取值,使通信中断概率尽量趋近其极小值结果,可保障中继通信主机对于数据样本参量的调度与控制能力,也能适度扩展信道组织,使通信数据样本在中继设备基站内保持快速传输状态。

2 中继通信资源调度

在资源联合优化机制的基础上,分别求解时隙分配参数与带宽分配参数,并联合相关通信数据样本,确定无人机中继位置的物理坐标,从而实现对中继通信资源的按需调度。

2.1 时隙分配

时隙分配可理解为对无人机中继通信信道时序链路的分配,受到中继通信行为的影响,数据传输任务有一定概率出现中断问题,这就意味着在分配时序链路时,应关注

信道组织与数据样本间的实时匹配关系,有效避免通信中断事件的出现^[14-15]。规定 r 表示无人机中继通信基站时隙链路的中断向量,基于向量 r 的通信赋值参数可表示为 Y_r ,在数据集 \mathfrak{S} 中,赋值参数 Y_r 的计算式可以表示为:

$$\mathfrak{S} = \left\{ Y_r \mid Y_r = \frac{1}{\varphi} (y_1 \cdot y_2 \cdot \dots \cdot y_n) \right\} \quad (4)$$

其中: φ 为中继基站间的通信数据转接参量,且 $\varphi \neq 0$ 的不等式取值条件恒成立, y_1, y_2, \dots, y_n 为 n 个不相等与不为零的通信数据时隙传输占比参量,其取值同时属于 $[1, +\infty)$ 的数值区间。

在公式(4)中随机标记两个参数向量 y_{i_1}, y_{i_2} ,其中 ϵ_1, ϵ_2 分别表示参数 y_{i_1} 与 y_{i_2} 的时隙标记系数,联立公式(3),可将无人机中继通信数据的时隙分配表达式定义为:

$$U = \frac{1}{R} \sqrt{\varphi \frac{\bar{Y}}{y_{i_1} y_{i_2}}} \quad (5)$$

式中, \bar{Y} 为数据集 \mathfrak{S} 中通信赋值参数的平均取值结果, φ 为无人机通信数据样本在中继通信链路中的时隙占比参量。如果系数 ϵ_1, ϵ_2 间的差值水平相对较小,则表示在调度无人机中继通信数据时,所选中继基站的间隔距离较近,对于该类型数据调度行为的控制,应尽量增大通信数据样本在中继通信链路中的时隙占比程度,从而使得中继基站设备在单位时间内能够提取到大量的数据样本参量。

2.2 带宽分配

带宽分配可理解为对无人机中继通信信道基础频带能力的分配,在通信中断概率保持不变的情况下,中继基站所占的基础带宽越大,数据样本的实时传输速率越快。由于基站体系所配置数据库主机的存储能力有限,所以基础带宽条件也不具备无限增大的可能^[16]。一般来说,数据样本参量在固定时间周期内的传输能力有限,所以固定带宽并不适配这种通信模式,大多数基站体系为实现对无人机中继通信数据的按需调度,都采用变频带宽的通信模式^[17]。规定 I_0 为定频带宽向量, λ 为动量条件系数,故变频带宽向量 I' 为:

$$I' = \lambda I_0 \quad (6)$$

在公式(6)的基础上,设 \bar{P} 表示无人机中继通信在变频带宽情况下的链路特征, κ 表示中继通信数据的链路传输系数,联立上述物理量,可将变频带宽的链路宽度 O 表示为:

$$O = \frac{1}{\sqrt{I'}} \log_{\epsilon}(\bar{P})^{-1} \quad (7)$$

对于无人机中继通信数据带宽分配条件的求解满足公式(8)。

$$A = O \times \sqrt{\frac{s^2 - 1}{\eta \cdot |\Delta S|}} \quad (8)$$

其中: η 为无人机中继通信数据在变频带宽条件下的传输效率, s 为中继基站体系内的通信数据调度向量, ΔS 为变频信道内通信带宽的单位变化量。无人机中继通信主机为实现对数据调度行为的有效控制,要求信道组织时隙分配条件、带宽分配条件必须保持实时匹配关系。

2.3 无人机中继位置

无人机中继位置指中继通信节点的实时调度位置，在已知时隙分配条件、带宽分配条件的情况下，按需规划中继节点是实现资源调度的必要环节。在无人机通信过程中，数据样本传输行为只存在相邻中继基站间，且受到基频信号、外界干扰等因素影响，信道组织对信息参量的传输能力并不能始终保持稳定状态，因此在定义无人机中继位置时，还应将信道组织的动态传输情况考虑在内^[18-19]。在同一中继区间内，选取两个不相等的的数据样本动态传输参量 d_{\min} 、 d_{\max} ，前者为最小值结果、后者为最大值结果， ϵ_{\min} 为与 d_{\min} 参量相关的中继行为指征， ϵ_{\max} 为与 d_{\max} 参量相关的中继行为指征， d_0 为无人机中继基站录入的第一个通信数据样本动态传输参量。联立公式 (5)、公式 (8)，推导无人机中继位置定义式如下：

$$D = UA \left[\log_{d_1} \left(1 + \frac{|d_{\max} - d_{\min}|^2}{\frac{\epsilon_{\min}}{\epsilon_{\max}}} \right) \right] \quad (9)$$

在中继通信过程中，无人机通信数据传输行为始终保持动态化状态，且随着数据样本累积量的增大，中继基站对信息参量的转存与调度能力也不会发生明显变化，表示所选定无人机中继基站的实时通信能力较强，通信数据在相邻基站体系间的传输只需借助变频信道，就可以由一个调度节点过渡到另一个调度节点。但如果中继基站实时位置节点的划分标准不满足变频调度需求，则会出现数据样本传输行为与信道组织闭合状态不匹配的情况，导致通信中断概率过大。因此接下来会通过改进机器学习算法，联合最优控制器闭环，实现对通信数据调度行为的控制，以有效降低中断概率，符合合理分配通信资源的实际应用需求。

3 通信数据调度行为控制

3.1 改进机器学习算法

3.1.1 机器学习算法

机器学习并不是特定的算法，而是多种算法的集合表达形式，且不同数据样本传输阶段所适配的图谱也有所不同。机器学习算法的主要部分包括 SVM 机制、KNN 机制两种作用形式，其中 SVM 机制读取中继基站中存储的无人机通信数据参量，KNN 机制读取网络环境中的关键学习参数。由于数据样本传输过程中，时隙分配条件、带宽分配条件时刻保持变化状态，所以单一作用机制无法满足中继通信的实时性需求^[20]。而机器学习算法的双重机制可在整合中继通信数据参量的同时，按需调度中继位置节点，这也是该类型算法可有效控制无人机中继通信数据调度行为的主要原因。图 3 反映了完整的机器学习算法图谱结构。

无人机中继通信数据经由一个基站组织向下一个基站组织传输，当通信数据样本累积量达到一定数值水平之后，通信控制终端会按照机器学习算法，对基站组织进行二次配置，直至通信数据调度行为能够满足实际应用需求^[21]。此外，中继通信基站还具有自动更新学习参数的能力，执

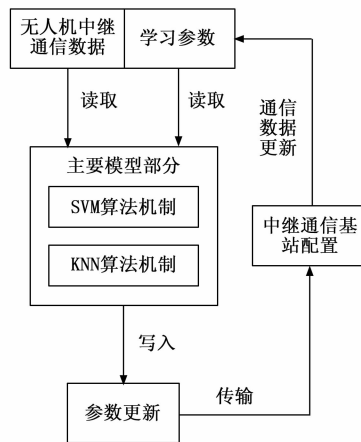


图 3 机器学习算法图谱

行该项指令行为的过程中，机器学习算法主要部分只负责存储通信数据样本，且数据读取行为不会与参数更新行为同时进行。

3.1.2 PCA 改进特征

在机器学习算法的基础上，根据 PCA 改进特征求解结果，就可以实现对改进机器学习算法条件的定义。对于 PCA 改进特征的认知主要包括如下两部分。

1) 无人机中继通信数据传输中，中继基站所输出信息参量可能具有一定的无关性或冗余性，对无人机通信设备而言，会影响主机元件对数据调度行为的控制能力^[22]。但在开启通信连接前，如果主机元件可根据 PCA 改进特征，调节中继基站间的数据互传关系，则可有效避免无关性及冗余性通信数据参量的出现。

2) 机器学习算法对无人机中继通信数据调度行为的控制能力具有一定的局限性，而在 PCA 改进特征的作用下，学习算法主要部分能够快速更改已录入通信数据及学习参数的编码形式，从而最大化保障主机元件对于中继通信数据样本的调度与处理能力^[23]。

对于机器学习算法 PCA 改进特征的求解满足如下表达式：

$$h = D \left| \frac{f}{g^2 - \mu j} \right|^{-1} \quad (10)$$

式中， f 为中继通信数据的无关性识别参量， j 为冗余性识别参量， μ 为无人机中继通信数据的实时学习向量， g 为基于 PCA 学习条件的数据样本编码系数。改进机器学习算法是完整的数据样本编码与处理条件，在利用 PCA 特征改进原机器学习算法时，需在同一中继基站内完成对无人机通信数据样本取值。

3.2 最优控制器

最优控制器是基于改进机器学习算法建立的通信数据样本闭环处理思想，主机元件在控制无人机中继通信数据调度行为时，可通过调节数据样本输入、输出行为关系匹配性的方式，实现对中继基站内通信数据传输行为的按需调度^[24]。为保证主机元件控制效果的精确性，单位时间内

对通信数据样本参量的取值不宜过大, 但为满足改进机器学习算法对于通信数据信息的处理需求, 要使数据样本传输方向与中继基站内通信信号的实时响应方向保持一致^[25]。规定 l_1, l_2, \dots, l_n 为同一调度周期内 n 个随机选取的无人机中继通信数据学习特征, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 分别为与 l_1, l_2, \dots, l_n 匹配的通信数据样本实时调度参量, 且改进机器学习算法原则规定, 数据样本实时调度参量必须保持相同的取值符号, ν 为中继基站内通信数据样本的传输方向标记参数。联立公式 (10), 将基于改进机器学习算法的最优控制器作用表达式定义为:

$$L = \arg \min_{\nu \rightarrow \infty} \left| \frac{\theta_1 l_1 + \theta_2 l_2 + \dots + \theta_n l_n}{h} \right|^{(\nu-1)^2} \quad (11)$$

若单一中继基站内通信数据样本的实时存储量不满足主机元件对无人机中继通信数据调度行为的控制需求, 可按照改进机器学习算法, 再次定义相邻中继基站间的物理距离, 直至满足实际控制需求。

4 实例分析

4.1 无人机中继通信网络设置

为验证无人机通信终端对数据信息资源合理分配能力, 选择基于改进机器学习的无人机中继通信数据调度控制方法、基于可满足性模理论的信号调度方法、基于改进超启发算法的通信调度方法作为研究对象。

首先, 选择 HR 四轴型无人机飞行器作为通信数据输出端设备, 选择 EDA50K /51 型信号处理器作为通信终端, 数据通信使用 2.4 GHz 和 5.8 GHz 频段作为可用频段, 划分为两个频道, 以确保不同无人机之间的通信不会发生频谱冲突。设定 7 个中继基站, 分别位于测试区域东、西、南、北、东北、西南和中心区域, 覆盖整个测试区域。以其中一个基站为中心, 设定半径为 200 米的圆作为基站的覆盖范围, 其他基站同样设置。为确保中继路径之间的连通性和减少干扰, 可以将各基站之间相互连接, 形成一个连通的网络。其中中继基站的处理能力为每秒可处理 100 Mbps 的数据流量, 具有 500 GB 的存储空间, 可以用于临时存储接收到的数据, 带宽为 1 Gbps, 可以支持每秒传输 1 Gbps 的数据。

其次, 利用上述实验元件搭建图 4 所示无人机中继通信网络, 每一个输出端中继基站设备都单独对应一个接收端中继基站设备, 因此实验过程中, 无人机中继通信行为的稳定性能够得到较好保障。

然后, 在通信终端中输入基于改进机器学习的无人机中继通信数据调度控制方法的执行程序, 记录在该方法作用下, 数据调度行为的中断概率概率, 所得结果为实验组数值。

接着, 在通信终端中输入基于可满足性模理论的信号调度方法、基于改进超启发算法的通信调度方法的执行程序, 记录两种方法数据调度行为的中断概率概率, 所得结果分别为 a 对照组、b 对照组实验数值。

最后, 根据所得变量数据, 总结实验规律。

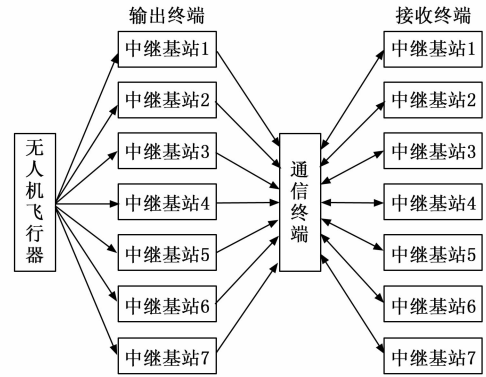


图 4 无人机中继通信网络

4.2 数据处理

无人机通信网络中数据调度行为的中断概率直接影响终端对通信资源的分配能力, 一般来说, 中断概率越大, 终端对通信资源调度行为的控制能力越弱。

对于中断概率 ω 的求解满足如下表达式:

$$\omega = \frac{M'}{M_0} \times 100\% \quad (12)$$

其中: M_0 表示数据调度指令的总连接数量, M' 表示发生中断情况的数据调度指令连接数量。

表 1 记录了数据调度指令的总连接数量。

表 1 数据调度指令总连接数量

中继基站编号	数据调度指令数量/($\times 10^9$ 条)
1	3.52
2	4.21
3	3.94
4	5.15
5	4.66
6	2.73
7	3.40

图 5 反映了实验组、对照组发生中断情况的数据调度指令连接数量。

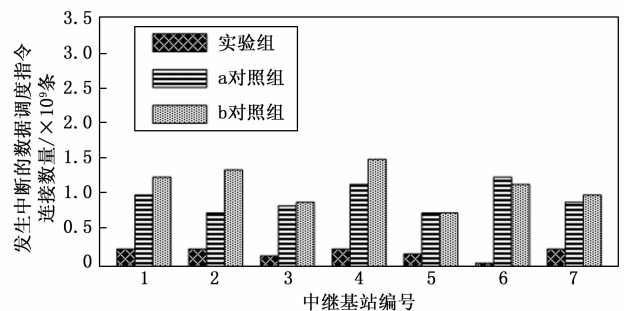


图 5 发生中断的数据调度指令连接数量

分析图 5 可知, 1 号、2 号、4 号、7 号中继基站处, 实验组发生中断的数据调度指令连接数量同时取得最大值 0.25×10^9 条; 6 号中继基站处, a 对照组发生中断的数据调度指令连接数量同时取得最大值 1.25×10^9 条, 与实验组

最大值相比, 增大了 1.00×10^9 条; 4 号中继基站处, b 对照组发生中断的数据调度指令连接数量同时取得最大值 1.50×10^9 条, 与实验组最大值相比, 增大了 1.25×10^9 条。

联系表 1、图 5 中的实验数据, 计算中断概率 ω , 具体计算结果如下。

实验组: 1%~7.1%, 2%~5.9%, 3%~4.6%, 4%~4.9%, 5%~7.3%, 6%~2.6%, 7%~5.8%;

a 对照组: 1%~28.4%, 2%~17.8%, 3%~20.6%, 4%~23.1%, 5%~16.1%, 6%~45.8%, 7%~23.5%;

b 对照组: 1%~35.5%, 2%~31.4%, 3%~22.6%, 4%~29.1%, 5%~16.1%, 6%~44.3%, 7%~29.4%。

根据上述实验结果可知, 5 号中继基站处, 实验组中断概率取得最大值 7.3%; 6 号中继基站处, a 对照组中断概率取得最大值 45.8%, 与实验组最大值相比, 上升了 38.5%; 6 号中继基站处, b 对照组中断概率取得最大值 44.3%, 与实验组最大值相比, 上升了 37.0%。

4.3 实验结论

1) 基于可满足性模理论的信号调度方法、基于改进超启发算算法的通信调度方法的应用, 不能够有效控制数据调度行为的中断概率, 故而这两种方法在合理分配通信资源方面的应用能力相对有限。

2) 基于改进机器学习的无人机中继通信数据调度控制方法可以有效解决无人机通信网络中数据调度行为中断概率过大的问题, 从而实现对通信资源的合理分配, 符合实际应用需求。

5 结束语

新型无人机中继通信数据调度控制方法以改进机器学习算法为基础, 通过设置 URLLC 数据链路单元的方式, 定义 BMRC 协议的编译形式, 又根据时隙分配条件、带宽分配条件的取值情况, 确定无人机中继位置所处空间区域。相较于基于可满足性模理论的信号调度方法、基于改进超启发算算法的通信调度方法, 在改进机器学习算法的作用下, 数据调度控制方法可利用最优控制器结构, 实现对中继通信资源的按需调度。对通信终端主机而言, 所提方法能够将数据调度行为中断概率控制在较低的数值范围之内, 既解决了无人机通信网络中数据调度行为中断概率过大的问题, 也实现了对通信资源的合理分配。

参考文献:

- [1] 姜松岩, 廖晓鹏, 陈光柱. 基于可满足性模理论的多处理机通信延迟优化任务调度方法 [J]. 计算机应用, 2023, 43 (1): 185-191.
- [2] 刘明文, 熊伟, 韩驰. 基于改进超启发算算法的通信卫星任务松弛调度方法 [J]. 计算机科学, 2022, 49 (s2): 887-892.
- [3] A XF, A BL, B CH., et al. Utility maximization data scheduling in drone-assisted vehicular networks [J]. Computer Communications, 2021, 175 (7): 68-81.
- [4] 周正华, 丁益星, 李永义, 等. 基于参与式机器学习方法的行

程时间动态预测模型 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2021, 29 (1): 239-250.

- [5] 任涵涵, 张胜文, 程德俊, 等. 基于机器学习的典型零件特征加工方案智能决策研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022, 585 (11): 106-110.
- [6] 虞志刚, 冯旭, 黄照祥, 等. 通信、网络、计算融合的天地一体化信息网络体系架构研究 [J]. 电信科学, 2022, 38 (4): 11-29.
- [7] 吕昊, 何益鸣, 田浩, 等. 基于物联网的园区综合能源系统快速通信网络建模与仿真 [J]. 中国电力, 2022, 55 (5): 166-173.
- [8] 周刚, 吴树霖, 张江龙, 等. 基于拓扑链路识别的光网络流量数据合成算法 [J]. 光通信研究, 2022, 229 (1): 31-36.
- [9] 王周虹, 屠雨夕, 王海园, 等. 基于全通信链路的变电站调控交互数据监测方法 [J]. 南京理工大学学报, 2022, 46 (4): 451-459.
- [10] 夏锐, 钱振江, 刘苇. 一种基于 Isabelle/HOL 的安全通信协议验证方法 [J]. 计算机工程, 2021, 47 (1): 146-153.
- [11] 周贤韬, 江英华, 郭晨飞, 等. 基于 GHZ 态粒子和单光子混合的量子安全直接通信协议 [J]. 量子电子学报, 2022, 39 (5): 768-775.
- [12] 宋康, 董丹丹, 李春国. 多个可重构智能表面辅助的双向通信系统中断概率分析 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44 (7): 2342-2348.
- [13] 张捷, 陈生海, 赵闻, 等. 混合电力线-自由空间光通信系统解码转发协议下的性能分析 [J]. 湖南大学学报 (自然科学版), 2022, 49 (2): 143-148.
- [14] 宋兆涵, 曾贵明, 梁君. 基于双频通信的空间飞行器自组网动态时隙分配 [J]. 电讯技术, 2022, 62 (3): 305-310.
- [15] 徐志红, 赵宜升, 贺喜梅, 等. 基于 MCR-WPT 的无人机协助 WPCN 的资源分配策略 [J]. 南京邮电大学学报 (自然科学版), 2022, 42 (6): 61-69.
- [16] 季晨阳, 毕美华, 周钊, 等. 基于深度强化学习的多租户 PON 在线带宽资源分配算法 [J]. 光通信技术, 2021, 45 (9): 36-39.
- [17] 朱祥, 李国勇, 许鸥. 50 Gbit/s-EPON 中基于预测的多波长带宽分配算法 [J]. 光通信研究, 2021, 227 (5): 24-30.
- [18] 曹胜男, 贾向东, 郭艺轩, 等. 基于认知无人机移动中继网络的物理层安全通信研究 [J]. 信号处理, 2022, 38 (3): 651-658.
- [19] 包海东, 冀保峰, 陈珍珍, 等. 混合决策下认知无人机网络中继选择算法 [J]. 河南科技大学学报 (自然科学版), 2022, 43 (2): 41-46.
- [20] 周翔, 赵婷, 张静思, 等. 基于被动红外传感器的室内人行为机器学习模型 [J]. 同济大学学报 (自然科学版), 2022, 50 (3): 446-454.
- [21] 方志祥, 倪雅倩, 黄守倩. 融合 Markov 与多类机器学习模型的个体出行位置预测模型 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2021, 46 (6): 799-806.

(下转第 136 页)