

# 基于模糊神经网络的无人机数据传输时延控制模型

韦金日<sup>1</sup>, 覃希<sup>2</sup>

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

**摘要:** 传输信道状态若是处于拥塞状态, 会使得无人机数据传输时延大幅度增加, 所以构建基于模糊神经网络的无人机数据传输时延控制模型; 考虑直射、散射和反射等现象确定无人机数据传输信道, 计算无人机数据传输信道传输时延, 综合能量消耗、时延等因素判断无人机数据传输信道是否处于拥塞状态; 利用基于模糊神经网络的时延控制模型生成时延控制指令, 通过扩频调制、拥塞调度和队列管理等步骤, 实现无人机数据传输时延控制; 实验结果表明, 在该模型控制下无人机数据传输时延达到预期水平, 控制误差约为 0.03 s, 且未对数据传输进程产生明显不利影响, 控制效果更好。

**关键词:** 模糊神经网络; 无人机数据; 传输时延; 时延控制模型; 拥塞状态; 能量消耗

## Data Transmission Delay Control Model for UAV Based on Fuzzy Neural Network

WEI Jinri<sup>1</sup>, QIN Xi<sup>2</sup>

(1. Continuous Education College, Guangxi Industrial Vocational and Technical College, Nanning 530001, China;  
2. School of Computer, Guangxi University, Nanning 530004, China)

**Abstract:** If transmission channel state is in congestion state, unmanned aerial vehicle (UAV) data transmission delay will increase significantly. Therefore, a UAV data transmission delay control model based on fuzzy neural network is constructed. The UAV data transmission channel is determined by considering the phenomena of direct radiation, scattering and reflection, and the transmission delay of the UAV data transmission channel is calculated. the energy consumption and delay are comprehensively judged whether the UAV data transmission channel is in a congestion state. The delay control command is generated by the delay control model based on fuzzy neural network, and the UAV data transmission delay control is achieved through the spread spectrum modulation, congestion scheduling, queue management and other steps. The experimental results show that under the control of this model, the data transmission time of UAV reaches the expected level, the control error is about 0.03 s, and there is no obvious abnormal impact on the data transmission process, achieving a better control effect.

**Keywords:** fuzzy neural network; drone data; transmission delay; delay control model; congestion status; energy consumption

## 0 引言

无人机是一种通过遥控设备和内置控制装置进行操作的非载人飞行器。相比于载人飞机, 无人机具有明显的优势。它体积小, 成本低廉, 且易于携带和操作。无人机在不同的作战环境下都能够发挥较高的作用, 且能够具备较高的存活能力, 它对未来的空战具有非常重要的影响, 同时对电力巡检、抢险救灾、气象预测以及地质勘探等工作具有辅助作用。在无人机执行飞行工作时, 需要与地面基站以及其他无人机之间产生通信, 并将实时收集的视频或飞行数据传输给地面, 完成无人机的远程飞行与检查任务, 由此可见数据传输是无人机工作中的重要环节之一。数据传输指的是根据一定的规范, 通过数据链, 将数据从源端传输到终端的过程, 其主要功能是实现点对点的信息传递和交换。但因其受到带宽容量、处理器处理能力弱等原因的影响, 导致无人机的数据传输存在明显的时延问题,

为此设计并开发了无人机数据传输时延控制模型。

传输时延是指从发送数据开始到数据进入传输媒介所需的时间, 即从发送数据包开始到数据包被完整地发送所需的时间。在数据传输中, 通过对传输时延进行研究和控制, 国内外对于这一研究课题均取得了一系列较为成熟的技术方法和研究成果。国内对于该问题的研究成果有很多, 例如文献 [1] 中提出基于 U 模型的时延补偿控制方法, 该方法首先通过对被控对象进行建模, 并运用广义预测控制算法和 PI 控制器反馈结构, 从而降低了由时延引起的故障对网络控制系统造成的影响。文献 [2] 中提出基于强化学习的大时延过程控制方法是利用强化学习算法对未来状态的预测进行决策, 其能够兼顾及时反馈与长期规划, 根据时延预测结果对当前的数据传输状态进行调整, 从而实现时延控制。文献 [3] 中提出基于 MIMO 的时延优化方法, 该方法利用无人机轨迹、辅助无人机数据分发比和辅助无人机卸载比等因素进行联合优化, 从而最小化整个周期系

收稿日期: 2023-06-05; 修回日期: 2023-07-17。

作者简介: 韦金日(1982-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 韦金日, 覃希. 基于模糊神经网络的无人机数据传输时延控制模型[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 97-103.

统最大总时, 同时为解决非凸问题, 该方法采用了连续凸优化技术和块坐标下降方法。国外对于这一研究课题研究并不多, 例如仅有文献 [4] 提出了一种具有不同网络拓扑和数据速率的基于 ZigBee 的 WBAN 模型, 即以数据管理技术为基础, 利用 OPNET 和 OMNET++ 网络模拟器完成对于数据传输过程中的吞吐量、负载、延迟、数据流量、功耗、分组传递率控制, 以此达到降低数据传输时延的目标。将上述时延控制方法应用于实际工作中, 存在明显的控制效果不佳的问题, 主要体现在传输时延未满足传输需求, 最终影响无人机的工作效率。

为解决上述传统时延控制方法存在的问题, 引入模糊神经网络, 该网络主要是能够根据系统的复杂性, 对其内部多个节点间的联系进行调节, 以实现对各种信息的处理。应用模糊神经网络对无人机数据传输时延控制模型进行优化, 以期能够提高对数据传输时延的控制效果。

### 1 无人机数据传输时延控制模型构建

优化设计无人机数据传输时延控制模型的基本工作原理为: 确定无人机数据传输的基本过程; 分析当前无人机数据传输的时延情况; 若当前数据传输时延满足传输条件, 则无须启动控制程序; 而当传输时延存在异常时, 需要检测数据传输时延产生的原因, 一般时延产生的原因为数据传输拥塞; 利用模糊神经网络构建时延控制模型; 通过对传输队列以及拥塞状态的控制, 实现对时延的控制。

#### 1.1 无人机数据传输信道模型

无人机数据传输信道由发送端、接收端和传输路径 3 个部分组成。其中发送端为无人机, 接收端为无人机采集数据的目标端, 通常为地面基站; 传输路径为无人机与地面基站之间的通信路径。根据地面基站周围散射体的空间分布情况, 通常将无人机信道建模为三维几何模型。无人机数据传输信道如图 1 所示。

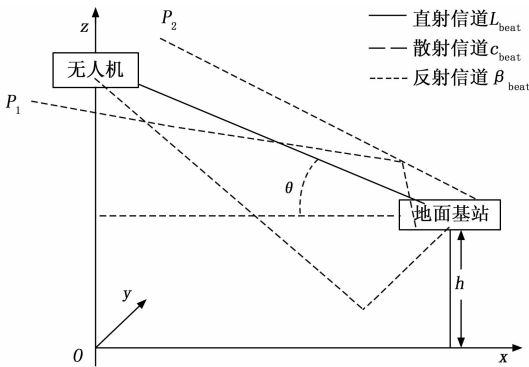


图 1 无人机数据传输信道示意图

图 1 中,  $P_1$  和  $P_2$  分别为无人机在水平方向上的散射终点,  $h$  为地面基站高度,  $\theta$  为无人机与地面基站之间的相对位置角度。从图 1 中可以看出, 无人机与地面基站之间形成的信道  $Z_{beat} = \{L_{beat}, c_{beat}, \beta_{beat}\}$  由直射信道、散射信道和反射信道三部分组成。其中直射信道的数学表达式如下:

$$L_{beat} = \frac{h(P_1 + P_2)d_{base-UAV}(t)}{\theta} A_i^{base} - A_j^{base} \quad (1)$$

式中,  $A_i^{base}$  和  $A_j^{base}$  分别为地面基站第  $i$  和  $j$  个天线向量,  $d_{base-UAV}(t)$  为  $t$  时刻无人机和地面之间的距离。同理可以得出散射和反射信道的构建结果。散射信道的数学表达式如下:

$$c_{beat} = \exp\left\{-j\left[2\pi\frac{f_{max}[L_{beat}, v(t)]}{\|L_{beat}\| \|v(t)\|}t + \varphi_0 + \sigma_{beat}\right]\right\} \quad (2)$$

式中,  $\sigma_{beat}$  为散射信道损耗参数,  $v(t)$  为  $t$  时刻数据的传输速率,  $\varphi_0$  为初始相位,  $f_{max}$  为最大多普勒频移。  $\sigma_i$  为第  $i$  个信道的相位偏移,  $\sigma_i$  的计算公式如下:

$$\sigma_i = \frac{2\pi}{\lambda} \|L_i\| \quad (3)$$

式中,  $\lambda$  为波长值。通过融合直射、散射和反射信道, 得出无人机数据传输信道的构建结果。在信道执行数据传输任务过程中, 无线信道会受到多种效应的综合影响。其中第一种效应称为路径损耗, 这是一种仅仅依赖于发射机和接收机之间的距离的确定性效应, 其在较大的时间尺度中起着重要作用。在大多数情况下, 发射机和接收机之间的距离在较小的时间尺度上不会发生显著变化。第二种效应称为阴影效应, 阴影的影响是不确定的。其和路径损失是一样的, 该方法依赖于收发双方的距离, 在距离不小于 1 的情况下, 受遮蔽效应影响, 接收到的信号会出现起伏, 但起伏后的平均信号依然与起伏前的信号强度保持一致。第三个效应为多径衰减, 是一种随机性很强的信道, 其会使信道在很短的时间内发生很大的变化。多径衰减是指在不同的传输条件下, 无线电波通过反射和散射而产生的重叠, 从而对接收机产生影响。无人机数据传输<sup>[5]</sup>过程中反射信道计算公式如下:

$$\beta_{beat} = \kappa_{loss} \lg(d_{transmit}) + b\kappa + \delta_{rely on} \lg\left(\frac{f_{channel}}{c_{beat}}\right) \quad (4)$$

式中, 参数  $\kappa_{loss}$  为信道路径的损耗指数,  $b$  为截距,  $\delta_{rely on}$  为反射路径损耗率,  $d_{transmit}$  和  $f_{channel}$  分别为数据传输发射端与接收端之间的距离以及信道传输频率<sup>[6]</sup>。在实际的无人机数据传输过程中, 无人机处于动态飞行状态, 具体可分为滑行、起降和巡航 3 个阶段。在不同的飞行状态下, 信道的数据发送端位置以及外界干扰环境会随之产生动态变化。因此需要根据无人机动态变化的情况对构建的无人机数据传输信道进行动态更新。

#### 1.2 模拟无人机数据传输过程

无人机数据传输过程模拟的目的是确定在构建信道的情况下数据传输任务的基本运行原理。无人机数据传输的基本流程如图 2 所示。

从图 2 中可以看出, 无人机的数据传输可以分为数据采集、数据编码等步骤, 无人机采集的数据大多为图像数据, 具体的采集结果如下:

$$I(x, y) = Z_{beat}(x_{true} \times \kappa_i \text{maging} \times \sin\vartheta, y_{true} \times \kappa_i \text{maging} \times \cos\vartheta) \quad (5)$$

式中,  $\kappa_i \text{maging}$  和  $\vartheta$  分别为成像系数和成像角度,  $(x_{true}, y_{true})$  为无人机采集到的图像数据期望值。通过对初始无人机数据的处理, 得出相应的编码结果:

$$I_{encoded} = [1 - 2(\gamma_i \oplus \varphi_i)] \times I(x, y)(t - q) \quad (6)$$

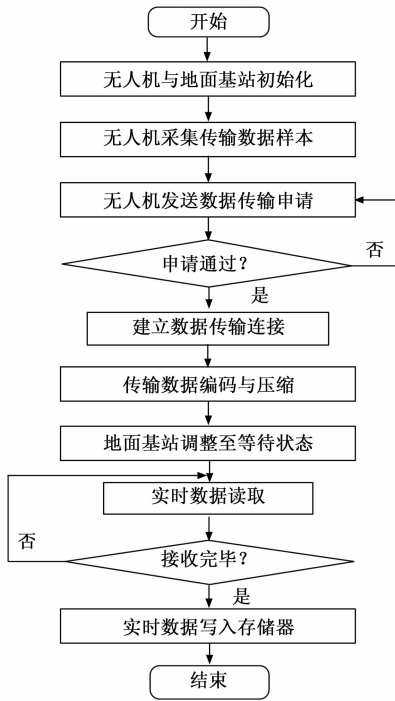


图 2 无人机数据传输流程图

式中,  $\gamma_i$  和  $\varphi_i$  分别为第  $i$  个扩频码比特位和编码码字,  $q$  为极性扩频码周期的矩形脉冲序列。将无人机采集和处理的数据结果添加到信道传输队列中, 同时地面基站接收所有无人机传输的数据, 则完成一次数据传输任务<sup>[7]</sup>。在无人机数据的实际传输过程中, 需要以 RTP/RTCP 协议作为数据的传输协议, 该传输协议的工作原理如图 3 所示。

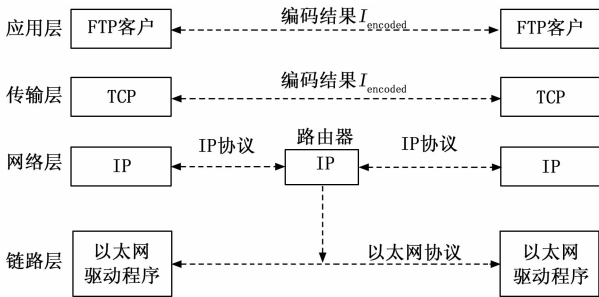


图 3 无人机数据传输协议工作原理图

RTP 协议是一种用于点对点或多点实时信息通信的协议, 其主要作用是实现网络中的信息交换, 通常在 UDP 和 TCP 上运行的。在两个以上的使用者间, 建立一个 RTP 连接, 这个连接叫作 RTP 工作阶段。对一个参与者来说, 通过一对传送层地址来识别一个会话。由于 RTP 会话中仅有一种介质类型的数据, 所以在同一 RTP 会话中所传输的视频图像, 通常是通过相应的 RTP 会话来连接。RTP 通信就像一个逻辑信道, 以 RTP 报文的形式传递用户的数据。RTCP 是一种在通信过程中, 仅在通信包中传输相关的控制信息, 而不是在通信包中传输的用户数据。RTCP 协议的主要作用有以下几个方面: 1) 发射方根据接收方的报文,

实时监控传输过程中数据丢失、数据延迟、数据延迟和数据延迟等情况; 2) 在多人会话中, 参与方可以利用 RTCP 数据包进行通信, 获取系统时钟信息, 了解参与会话的用户数量并监测通信质量, 从而进行简单的会话管理。在图 3 所示协议的支持下, 按照图 2 所示的流程, 实现无人机数据传输过程的模拟。

### 1.3 计算无人机数据传输时延

时延是信息包从一方向另一方传输所花费的时间<sup>[8]</sup>, 时延的基本组成结构如下:

$$\Delta t = \Delta t_{\text{send}} + \Delta t_{\text{spread}} + \Delta t_{\text{deal with}} + \Delta t_{\text{queue up}} \quad (7)$$

式中, 变量  $\Delta t_{\text{send}}$ 、 $\Delta t_{\text{spread}}$ 、 $\Delta t_{\text{deal with}}$  和  $\Delta t_{\text{queue up}}$  分别为发送时延、传播时延、处理时延和排队时延。根据无人机数据传输信道的组成结构, 从直射、反射和散射 3 个方面计算传播时延, 具体的计算公式如下:

$$\Delta t_{\text{beat}} = \frac{\|L_{\text{beat}}\| \|c_{\text{beat}}\| \|\beta_{\text{beat}}\|}{v_c} + \Delta t \quad (8)$$

式中,  $v_c$  为光速值。通过式 (8) 的结果累加即可得出当前无人机数据传播时延的计算结果。在无人机数据传输时延计算过程中, 在通道的两端分别设置一个测量设备。其中一个时钟桥接收无人机的信号, 并与无人机进行周期的时钟同步, 当第一个同步结束, 就会对无人机的时钟同步要求进行监听<sup>[9-10]</sup>。在此基础上, 两端的工作端将向自己一侧的时钟桥发出一个时钟同步要求, 并在数据传输两端进行一个周期的时钟同步, 当完成第一个时钟同步后, 进行一个单方向的时延测量。在发送者与自己端的时钟桥进行第一个时钟同步后, 接收者发出时间延迟测量要求, 在两个终端进行单向时间延迟测量; 如果接收方首先与自己端的时钟桥进行了第一个时钟同步, 那么就会向发射方提出时间延迟测量要求, 然后在发射方进行第一个时钟同步之后, 在发射方和接收方之间进行一条单向的时间延迟测量<sup>[11]</sup>。启动两端之间的单向时延测量过程, 并对测量过程中产生的异常事件展开处理, 将测量数据和发生的异常事件信息记录下来, 一直到整个测量过程结束, 才会给出测量结果<sup>[12]</sup>。若要对以上通信链路时延进行反向测量, 则通过对两个节点的工作方式进行重置, 将两个节点的工作方式进行转换, 再通过以上步骤, 实现对无人机数据传输时延的测量和计算。

### 1.4 检测无人机数据传输拥塞状态检测

综合考虑能量消耗、时延等因素, 检测当前无人机数据传输时延的产生是否与拥塞状态有关。在无人机数据传输信道下, 如果无人机的有效负载信息量过大, 也就是传输信道中的数据包数量过多, 那么数据包在到达接收节点的时候, 就会出现没有可用的缓冲空间的情况, 这个时候信道吞吐量降低, 从而导致拥塞<sup>[13]</sup>。无人机数据传输信道情况可以量化表示为:

$$\zeta = \frac{\kappa_{\text{level and smooth}} \times l_{\text{queue}}(t-1) + \Delta t_{\text{beat}}(1 - \kappa_{\text{level and smooth}}) \times l_{\text{queue}}(t)}{K_{\text{queue}}} \quad (9)$$

式中,  $\kappa_{\text{level and smooth}}$  为平滑系数,  $K_{\text{queue}}$  为队列空间,  $l_{\text{queue}}(t-1)$

1) 和  $l_{queue}(t)$  分别为前一时刻和当前时刻的队列长度<sup>[14]</sup>。由于受“远—近”效应等因素的影响,无人机节点在数据传输过程中的发送功率受到限制。为了延长网络节点的生存时间并提高系统的能量效率,无人机节点在数据传输过程中采用受限发射功率。当无人机节点向目标节点发送数据包时,接收功率也会受到影响,接收功率可以表示为:

$$P_{receive} = \frac{P_0 + \bar{P}}{\zeta} + H_{receiving} + H_{Transmitting} + \kappa_{revise} \quad (10)$$

式中,  $P_0$  和  $\bar{P}$  分别为自由空间下目的节点的接收功率和基本损耗中值,  $H_{receiving}$  和  $H_{Transmitting}$  分别为发射和接收高度因子,  $\kappa_{revise}$  为传输修正因子。无人机通信信道要正常执行数据传输任务,且不发生拥塞,需要保证信道上各个节点的剩余能量不为 0,任意时刻节点的剩余能量度量结果如下:

$$E_{surplus}(t) = P_{receive} E_0 - t_{bit} N_{bit} P_{min} \quad (11)$$

式中,  $E_0$  和  $E_{surplus}(t)$  分别为节点的初始能量和剩余能量,  $t_{bit}$  和  $N_{bit}$  分别为发送单位比特数据所需的时间和实际发送比特数,  $P_{min}$  为无人机的最小数据传输功率。若公式 (11) 的计算结果为正值,则说明当前无人机信道中的节点能够成功完成数据传输任务,否则表示当前信道在执行传输任务过程中可能出现拥塞现象<sup>[15]</sup>。在此基础上,对无人机数据传输时延的计算结果进行分析,如果当前时延高于阈值  $t'$ ,则说明当前无人机数据传输存在拥塞现象,且拥塞是产生时延异常的原因;否则认为当前无人机数据传输信道不处于拥塞状态。无人机数据传输拥塞状态检测结果如下:

$$X = \frac{1}{t_{wf}} - \frac{W(t)W(t-t_{wf})\mu_{Packet}(t-t_{wf})}{2E_{surplus}(t)} \quad (12)$$

式中,  $t_{wf}$  为往返时间,  $W(t)$  为  $t$  时刻的拥塞窗口,  $\mu_{Packet}$  为数据传输过程中的丢包率。由此得出无人机数据传输拥塞状态的检测结果。

### 1.5 搭建基于模糊神经网络的时延控制模型

以模糊神经网络作为技术支持,设计时延控制模型。控制器装设的目的是生成时延控制指令,作用在无人机数据的传输信道中,实现拥塞状态的调节与控制。模糊神经网络时延控制模型的结构如图 4 所示。

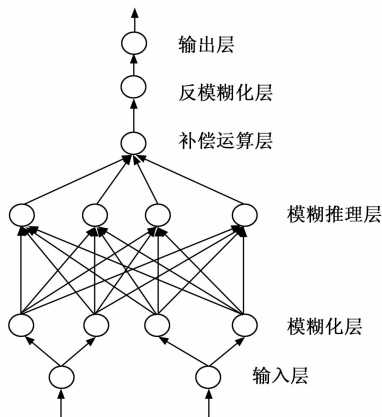


图 4 基于模糊神经网络的时延控制模型结构图

基于模糊神经网络的时延控制模型<sup>[16]</sup>由模糊产生器、

模糊知识库、模糊推理机、反模糊化器组成,而模糊知识库通常包含模糊数据库和模糊规则库。模糊发生器是将输出信号进行模糊化,使得输出信号能达到模糊控制的要求。一般是将精度值转换为模糊性值。模糊知识库是一个用来储存有关学科知识和经验的场所,其把控制器输入输出值的模糊集以及隶属度函数保存在一个模糊数据库中,并用模糊语言制订的模糊规则保存在一个模糊规则库中。模糊推理机是根据控制系统的模糊输入,模拟人类的推理能力,根据模糊规则推断出输出的函数,这是整个控制系统的核心部件。但是,目前使用的模糊推理方法无法获得准确的输出,因此,必须采用反模糊器对输出进行明确化处理。这种方法一般是把模糊性的参数化为一个准确的参数,再把一个准确的参数化为一个对应的论域值。在时延控制指令输出过程中,将无人机数据传输的运行信号输入到控制器中,通过多个模糊神经元的迭代得出输出结果,模糊神经元输入与输出关系可以描述为:

$$u_{out} = f_{activation}(X\omega_i, x_{in} - \zeta_i) \quad (13)$$

式中,  $f_{activation}()$  为模糊神经元的激活函数,  $\omega_i$  和  $\zeta_i$  分别为模糊神经元的连接权重和阈值,  $x_{in}$  为神经元的输入项,其函数表达式如下:

$$f_{activation}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (14)$$

按照上述方式,即可得出模糊神经网络中所有神经元的输出结果,通过加权融合,即可得出模糊神经网络前向传播的输出结果。除前向传播外,为保证控制指令与无人机数据传输时延控制<sup>[17]</sup>任务之间的契合度,还需要执行反向传播任务,反向传播的目的是使模糊神经网络实际输出更接近预期目标输出,减小误差,具体的误差计算过程如下:

$$e(i) = u_{out}(i) - u_{target}(i) \quad (15)$$

式中,  $u_{out}(i)$  和  $u_{target}(i)$  分别为第  $i$  个模糊神经元的实际输出和目标输出。在反向传播过程中通过对权重系数的调整达到减小误差的目的,调整过程为:

$$\omega_{new} = \omega(i) - \alpha \left[ \frac{e(i)}{\omega(i)} \right] \quad (16)$$

式中,  $\alpha$  为模糊神经网络的学习速率。当输出误差达到预期要求或传播达到最大迭代次数时,模糊神经网络的输出结果,即为时延控制模型输出的控制指令。

### 1.6 实现无人机数据传输时延控制

以装设的模糊神经网络时延控制模型作为无人机数据传输时延控制任务的执行元件,通过扩频调制、拥塞调度和队列管理等步骤,实现对无人机数据传输时延的控制<sup>[18]</sup>。无人机数据传输过程中的时延控制函数计算公式如下:

$$f_{adjust} = \text{sgn}\left\{ \sum B \cdot f_0 + \omega_{new} c_f \right\} \quad (17)$$

式中,  $B$  为数据传输时的信息带宽,  $c_f$  为调制扩频量,  $f_0$  为信道的初始传输频率。

无人机数据传输信道的拥塞调度主要由两部分组成:

- 1) 在链路上探测到拥挤信息后,实时地调整数据传输速度,以适应网络拥挤程度;
- 2) 当网络中出现拥挤时,节点

必须能在没有拥挤的情况下, 及时地探测到或者预知拥挤的到来时间, 并通过隐式或显式的方式通知数据发送端, 根据反馈的拥塞信号对发送速率进行相应的调整<sup>[19]</sup>。

而在队列管理过程中, 添加一个队列管理插件  $\rho_{manage}$  和队列调度插件  $\rho_{dispatch}$ ,  $\rho_{manage}$  和  $\rho_{dispatch}$  分别位于无人机数据传输队列的输入端口和输出端口,  $\rho_{manage}$  其目的是对系统中的缓冲资源进行管理, 并确定是否接受或放弃新到达的数据包, 从而使缓冲的排队长度处于适当的数值。而  $\rho_{dispatch}$  主要是为了处理多个排队中哪个优先发送的问题, 从而使系统的带宽得到合理地分配。队列管理和调度插件的作用原理如图 5 所示。

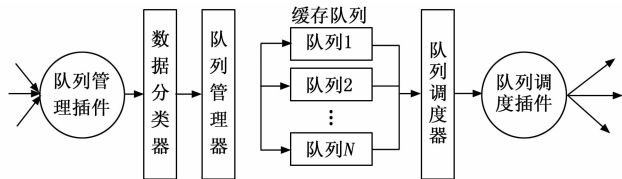


图 5 无人机数据传输队列管理与调度作用原理图

传输数据包分成  $N$  个队列, 传输队列管理环节按照一定的原则将数据包分类并输入到队列管理机制中然后再对每个传输队列资源进行分配, 最终队列的顺序由  $f_{adjust}$  确定。在数据包要排队等候的条件下, 解决多个队列中的数据包谁先输出的问题, 根据特定的算法, 调度并服务各种流量, 使得带宽得到最大化利用, 从而达到对带宽的合理配置<sup>[20]</sup>。结合对无人机数据传输状态的实时检测结果, 重复上述操作实现对无人机数据传输时延的控制。

## 2 模型测试实验分析

为了测试优化设计的基于模糊神经网络的无人机数据传输时延控制模型是否实现对传输时延的有效控制, 设计模型测试实验。此次实验分为两个部分, 第一部分是判断在优化设计控制模型作用下, 无人机的实际数据传输时延是否能够达到预期要求, 另一部分是验证在模型运行过程中, 是否会对数据传输性能产生影响, 最终通过与传统控制模型的对比, 体现出优化设计模型在控制效果方面的优势。

### 2.1 选择无人机样机及其飞行状态

此次实验选择 DJI Avata 型号的无人机作为数据传输任务的发送端, 无人机的最大飞行高度和最大起飞高度分别为 300 m 和 150 m, 无人机的巡航速度为 60 km/h, 这种型号的无人机可以连续飞行 45 min, 最长航程可达 50 km, 并能够抵御不低于 6 级的风力。此外, 它还配备了一键自主返航功能, 在链路中断等特殊情况下能够进行应急处理。其飞行可以分为 4 个阶段: 起飞、悬停、水平飞行和降落。此次实验所用的实验设备包括无人机、穿越摇杆、飞行眼镜, 具体的实验设备和实验场景如图 6 所示。

具体的飞行轨迹如图 7 所示。

在无人机样机中内置相机和存储器, 能够实现遥感图像的采集, 并将其存储到存储器中, 为传输数据提供充足的缓存空间。

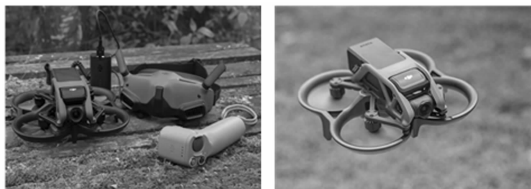


图 6 实验设备和实验场景

图 6 实验设备和实验场景

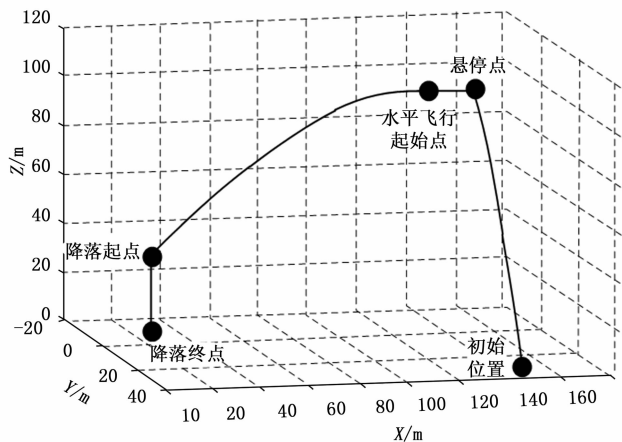


图 7 无人机数据传输时延模型运行界面

### 2.2 准备无人机数据传输任务

在实验环境中, 除无人机外, 还需要设置笔记本电脑作为地面控制终端, 也就是传输数据的接收终端。在无人机的 4 种飞行状态下, 执行数据传输任务, 部分数据传输任务如表 1 所示。

表 1 无人机数据传输任务表

数据传输任务编号	无人机飞行状态	数据传输类型	传输数据量/GB
Q1	起飞	图像数据	16.55
Q2	起飞	图像数据	17.23
X3	悬停	图像数据	18.62
X4	悬停	图像数据	18.05
S5	水平飞行	视频数据	30.66
S6	水平飞行	视频数据	35.24
J7	降落	视频数据	3.35
J8	降落	视频数据	31.78

同理得出其他无人机数据传输任务的准备结果, 此次实验共准备 32 个数据传输任务, 均匀分配给无人机的 4 种飞行状态。

### 2.3 输入模糊神经网络运行参数

为保证模糊神经网络在无人机数据传输时延控制模型中的正常运行, 设置模糊规则、神经网络学习速率、最大迭代次数等运行参数。当采用梯度下降算法进行优化时, 权值更新规则在梯度项之前用一个系数进行更新, 称为学习率。学习速率反映了更新过程中参数值到新参数的变化速度, 以及对计算出的变化值的学习速度。在模型的后期

收敛阶段,学习速率过大可能导致成本函数震荡,学习速率过小则会收敛速度变得缓慢。所以一个好的学习速率是需要与实际情景相结合,并通过不断调整而得到的。设置模糊神经网络的初始学习速率为 0.01,最大迭代次数为 1 000 次,另外设置隶属函数的取值区间为 [0, 1]。将上述运行参数的设置结果输入到无人机数据传输时延控制模型的运行程序中。

## 2.4 描述测试实验过程

利用 EDA 工具对优化设计的基于模糊神经网络的无人机数据传输时延控制模型进行开发,并将无人机与地面基站接入到控制模型中。启动无人机设备,并将传输数据与任务输入到无人机设备中,在控制模型作用下,执行无人机数据传输任务,图 8 为无人机数据传输实验模型的执行情况。



图 8 无人机数据传输时延模型运行界面

按照上述方式得出无人机所有数据传输任务的执行结果,并记录实时时延数据与地面基站的实际接收数据。

## 2.5 设置模型测试指标

根据实验目的,从时延控制效果和数据传输影响程度两个方面进行测试。设置时延控制误差作为模型控制效果的量化测试指标,该指标的数值结果如下:

$$\epsilon_{\text{control}} = |\Delta t_{\text{control}} - \Delta t_{\text{target}}| \quad (18)$$

其中:  $\Delta t_{\text{control}}$  和  $\Delta t_{\text{target}}$  分别为控制模型下无人机数据传输的实际时延和时延控制目标,其中变量  $\Delta t_{\text{target}}$  的具体取值由无人机数据传输任务决定。另外,数据传输影响程度的测试指标设置为丢包率和误码率,测试结果为:

$$\begin{cases} \eta_{\text{lose}} = \frac{n_{\text{send}} - n_{\text{receive}}}{n_{\text{send}}} \times 100\% \\ \eta_{\text{error}} = \frac{n_{\text{error}}}{n_{\text{send}}} \times 100\% \end{cases} \quad (19)$$

式中,变量  $n_{\text{receive}}$ 、 $n_{\text{send}}$  和  $n_{\text{error}}$  分别为地面基站接收的数据量、无人机发送数据量和接收数据中的错误数据量。为保证无人机数据传输时延控制模型的优化设计效果,要求时延控制误差不得高于 0.1 s,在模型控制下无人机数据传输任务的丢包率和误码率均不得高于 1%。

## 2.6 模型测试结果与分析

无人机数据传输时延测试过程如下:

1) 确定测试需求:明确要测试的无人机数据传输时延

的具体需求,包括传输距离设置为 300 m、传输速率设置为 80 Mbps。

2) 设置测试环境:创建一个实际场景,包括无人机、地面控制站、网络设备等,确保各个组件的设备正常运行,并保证通信信号质量稳定。

3) 配置测试设备:对无人机和地面控制站进行适当的配置和设置,确保数据传输参数与测试需求一致。

4) 启动测试:启动无人机和地面控制站,开始进行测试。传输一组标准化的数据,即表 1 所示的无人机数据传输任务。

5) 记录时间戳:在无人机发送数据时,在地面控制站上记录时间戳,再在地面控制站接收到数据时再次记录时间戳。

6) 计算时延:使用前面记录的时间戳计算无人机数据传输的时延。时延可通过接收时刻减去发送时刻得出,时延类型主要为传输目标时延、起飞状态下数据传输时延、悬停状态下数据传输时延、水平飞行状态下数据传输时延、降落状态下数据传输时延。

### 2.6.1 时延控制效果测试结果

通过相关数据的统计,得出优化设计模型控制下无人机数据传输时延控制效果的测试结果,如表 2 所示。

表 2 优化设计模型控制下数据传输时延测试数据表

数据传输任务编号	传输目标时延/s	起飞状态下数据传输时延/s	悬停状态下数据传输时延/s	水平飞行状态下数据传输时延/s	降落状态下数据传输时延/s
1	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5
2	0.5	0.5	0.6	0.5	0.5
3	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5
4	0.5	0.5	0.5	—	0.6
5	0.5	0.6	0.5	0.5	0.5
6	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5
7	0.5	0.6	0.6	0.5	0.6
8	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5

水平飞行状态下无人机执行数据传输任务时,由于通信信号弱或中断、频谱拥挤、数据链路故障、飞行距离超出通信范围、高速飞行、电池能量不足和环境干扰等,致使数据传输任务中断,最终导致该组数据丢失。将表 2 中的数据代入到公式 (18) 中,综合考虑 4 种飞行状态,得出优化设计控制模型作用下,数据传输时延控制误差的平均值为 0.03 s,低于预设值。

### 2.6.2 控制模型对数据传输任务的影响

为验证控制模型对无人机数据传输任务的影响,在模型控制的同时,统计传输数据,计算出丢包率和误码率指标。测试结果如表 3 所示。

将表 3 和表 1 中的数据代入式 (19) 中,得出平均丢包量和误码率分别为 0.16% 和 0.21%,均满足预设要求。

### 2.6.3 与传统模型控制效果的对比

为体现出优化设计基于模糊神经网络的无人机数据传输

表 3 控制模型作用下数据传输任务执行数据表

数据传输任务编号	地面基站实际接收数据量/GB	地面基站接收错误数据量/GB
Q1	16.51	0.05
Q2	17.20	0.07
X3	18.57	0.03
X4	18.02	0.06
S5	30.64	0.05
S6	35.20	0.05
J7	32.32	0.04
J8	31.74	0.02

时延控制模型在控制效果方面的优势, 设置传统的基于强化学习的大时延过程控制模型和基于 MIMO 的时延控制模型作为实验的对比方法, 按照上述方式实现对传统模型的开发, 并得出相应的输出结果。通过相关数据的统计, 与公式 18 的计算, 得出时延控制误差的测试对比结果, 如图 9 所示。

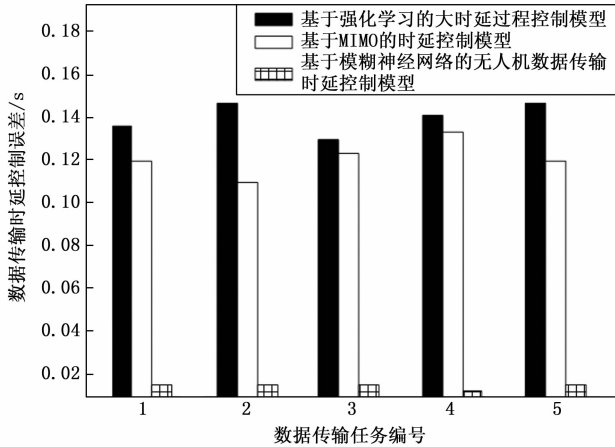


图 9 无人机数据传输时延控制误差测试对比结果

从图 9 中可以直观地看出, 在两种传统控制模型作用下, 无人机数据传输时延与控制目标之间存在较大差距, 平均控制误差分别为 0.14 s 和 0.11 s, 均高于所提方法。

### 3 结束语

随着无人机技术的飞速发展和广泛应用, 越来越多的任务和需要无人机进行实时数据传输, 例如监测、救援、物流、农业等, 对数据传输时延的要求提出了更高的要求。为了确保数据传输技术可以在实践中更好地应用, 针对无人机信息传输时延进行了控制方法的研究, 并利用模糊神经网络算法对数据传输时延控制进行了优化设计。从实验结果中可以看出, 优化设计方法能够对所有飞行状态下的无人机数据传输任务的运行时延进行有效控制, 对于提高数据的时效性具有重要意义。

#### 参考文献:

[1] 张文彬, 张晓寒, 赵景波, 等. 基于 U 模型的网络控制系统

- 时延补偿研究 [J]. 控制工程, 2022, 29 (11): 2111-2116.
- [2] 邓颖楠, 刘树波, 李丹, 等. 基于强化学习的大时延过程控制策略研究 [J]. 控制工程, 2021, 28 (1): 35-41.
- [3] 邹琨琨, 王钢, 王金龙, 等. 基于 MIMO 的多无人机辅助移动边缘计算系统时延优化设计 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44 (3): 881-889.
- [4] AREFIN T, ALI M H, HAQUE A K M F. Scenario based transmission power control (TPC) analysis over wireless body area network (WBAN) [J]. Communications and Network, 2021, 13 (3): 93-110.
- [5] 邹雄飞, 刘瑜, 王宇. 无人机天线对准对信道测试的影响 [J]. 中国科技信息, 2021, 649 (8): 27-28.
- [6] 闫伟, 徐浪, 申滨. 基于数据分类和最小时延的 LWA 网络流量控制算法 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2021, 33 (1): 18-27.
- [7] 蔡艳, 吴凡, 朱洪波. D2D 协作边缘缓存系统中基于传输时延的缓存策略 [J]. 通信学报, 2021, 42 (3): 183-189.
- [8] 秦久人, 许长桥, 杨树杰, 等. 基于深度增强学习与子流耦合感知的多路传输控制机制 [J]. 电子学报, 2022, 50 (2): 346-357.
- [9] 苏旭东, 衷璐洁. 基于 BPNN 端到端时延预测的多路传输调度 [J]. 计算机工程与设计, 2022, 43 (1): 66-72.
- [10] 王蕊, 申敏, 何云, 等. Cell-Free 大规模 MIMO 系统中基于传输时延的缓存策略研究 [J]. 通信学报, 2021, 42 (12): 134-143.
- [11] 常梦磊, 罗述翔, 李幸睿, 等. 低时延传输的 ERDQN 数据调度算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53 (8): 132-136.
- [12] 柴沙沙. 短时延多包传输网络容错控制数学建模仿真 [J]. 计算机仿真, 2021, 38 (3): 92-96.
- [13] 赵静静, 衷璐洁. 基于排队时延主动探测的多路传输拥塞控制 [J]. 计算机工程与设计, 2021, 42 (3): 628-635.
- [14] 曲大鹏, 张建坤, 吕国鑫, 等. 命名数据网络中带宽时延感知的拥塞控制机制 [J]. 计算机科学与探索, 2022, 16 (5): 1076-1086.
- [15] 王龙翔, 董凯, 李小轩, 等. 面向虚拟数据空间的智能 TCP 拥塞控制算法 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55 (5): 83-91.
- [16] 刘步花, 丁丹, 杨柳, 等. 基于 DNN 的无人机数据 OFDM 传输技术 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44 (2): 696-702.
- [17] 张宇涵, 于潇雁, 陈力. 基于泰勒级数的空间机器人时延神经网络控制 [J]. 福州大学学报 (自然科学版), 2022, 50 (3): 351-358.
- [18] 蔡国琛, 池鸿源, 蔡汝健. 基于边缘计算的网路时延精准控制方法研究 [J]. 无线互联科技, 2022, 19 (9): 137-139.
- [19] 王于琴, 田峰. 基于动态神经网络的时延自动化控制数学建模研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2022, 271 (5): 79-83.
- [20] 陈可扬, 郭爱红. 基于网关转换与分域控制的数据传输技术 [J]. 火力与指挥控制, 2022, 47 (3): 150-155.