

引用格式: 张艺严, 马巍, 李彬. 能量受限无人机与移动舰船通信中的轨迹优化[J]. 中国舰船研究, 2022, 17(4): 47–56.
ZHANG Y Y, MA W, LI B. Trajectory optimization for communication between energy-constrained UAV and moving ship[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(4): 47–56.

能量受限无人机与移动舰船 通信中的轨迹优化



扫码阅读全文

张艺严¹, 马巍², 李彬^{*1}

1 四川大学 空天科学与工程学院, 四川 成都 610065

2 航天神舟生物科技集团有限公司, 北京 100086

摘要: [目的] 无人机(UAV)可以为舰船提供目标区域详细图像并进行目标识别。在无人机与移动舰船通信过程中, 为实现无人机数据的快速采集和卸载, 以最小化通信任务时间为目标, 在多约束条件下提出一种基于hp自适应伪谱法的无人机三维轨迹优化方法。[方法] 首先对三维空间下的固定翼无人机动力学建模, 将其通信的轨迹优化问题描述为受状态约束的最优控制问题。然后基于舰船运动模型, 结合移动目标存在定位误差建立信道模型, 并考虑无人机能量受限, 在原问题基础上增添通信约束和能量约束, 提出一种基于hp自适应Radau伪谱法的轨迹优化方法, 将原问题转化为有限维非线性规划问题进而求解。分别在5种约束场景下采用所提方法进行仿真分析, 并与p伪谱法结果进行对比。[结果] 仿真结果表明, 在给定定位误差时, 无人机与舰船仍能在各类约束下以较短时间完成通信。[结论] 研究成果为海上通信系统提供了有效的解决方案, 对无人机与舰船通信中的轨迹优化问题具有参考价值。

关键词: 无人机通信; 移动舰船; 轨迹规划; 伪谱法

中图分类号: U664.82; E962

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.02764

Trajectory optimization for communication between energy-constrained UAV and moving ship

ZHANG Yiyan¹, MA Wei², LI Bin^{*1}

1 School of Aerospace Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

2 Aerospace Shenzhen Biotechnology Group Co., Ltd., Beijing 100086, China

Abstract: [Objectives] Unmanned aerial vehicles (UAVs) can perform target identification and provide ships with detailed images of the target area. In order to realize the rapid data acquisition and unloading of UAVs as a means of high-altitude communication at sea, this paper proposes a 3D trajectory optimization method for UAVs based on the hp-adaptive pseudospectral method under multiple constraints with the goal of minimizing the communication task time. [Methods] The method first models the dynamics of a fixed-wing UAV in 3D space and describes the trajectory optimization problem of its communication as a state-constrained optimal control problem. Based on the ship motion model, a channel model is established in combination with the positioning error of the moving target; considering the energy limitations of the UAV, the communication constraints and energy constraints are added on the basis of the original problem, and a trajectory optimization method based on the hp-adaptive Radau pseudospectral method is proposed, which transforms the original problem into a finite-dimensional nonlinear programming problem and solves it. The simulation analysis is carried out under five constraint scenarios, then compared with the results of the p-pseudospectral method. [Results] Given positioning error, the UAV and ship can still communicate rapidly under various constraints. [Conclusions] The results of this study provide an effective solution for maritime communication systems and provide references for the trajectory optimization problem in communication between UAVs and ships.

Key words: unmanned aerial vehicles (UAV) communication; moving ship; trajectory planning; pseudospectral method

收稿日期: 2022-01-10

修回日期: 2022-04-14

网络首发时间: 2022-08-15 18:20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62071317)

作者简介: 张艺严, 男, 1997年生, 硕士生。研究方向: 最优控制, 智能体通信轨迹规划。E-mail: zhangyiyan@stu.scu.edu.cn
马巍, 男, 1982年生, 硕士生, 工程师。研究方向: 生物医学工程, 生物信息学, 最优控制, 预测控制。

E-mail: maw_biz@sina.com

李彬, 男, 1983年生, 博士, 教授。研究方向: 航空航天中的控制问题, 无人系统自主控制, 物理层保密通信, 信能同传技术, 数值优化。E-mail: bin.li@scu.edu.cn

*通信作者: 李彬

0 引言

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)具有高机动性、强视距(LoS)链路等优点,同时不受地理环境限制,在海上通信中拥有极大的性能优势,可以执行海上绘测、资源勘探、海难现场搜救、远距离视频传输等任务^[1]。然而,由于无人机携带的能量有限,且传递的信息具有时效性,如何在无人机能量受限的情况下,将信息快速卸载到舰船成为当前研究的一大挑战。

目前采用无人机进行海上辅助通信已经得到了广泛的应用^[2]。蒋冰等^[3]总结了海上应急通信的特点,调研了国内外现有海上应急通信手段及其发展历程,分析了中国在海上应急通信方面的不足,分别从卫星、无人机、舰船等方面讨论了海上应急通信系统的建设思路。芒戈等^[4]提出了5G场景下以舰船编队为中心的无人机基站群组网的接入方案。随着无人智能体研究的逐渐深入,无人机通信中轨迹规划研究也成为一大热点。对于无人机通信中的轨迹优化,Zeng等^[5]研究了旋翼节能型无人机通信,考虑无人机的总能量消耗最小,为满足多个地面用户的通信吞吐量需求,利用凸优化技术寻求最优的悬停位置、持续时间、位置之间的访问顺序和速度。Huang等^[6]提出了一种无人机信息采集与传输的轨迹优化设计方案,在路径增益、信道容量和小区覆盖性能构成的指标集下使用凸优化方法确定最优路径点。随后根据生成的最优路径点,使用运动规划算法有效缩短了无人机执行不同任务时的飞行时间。Wu等^[7]研究了多UAV的无线通信系统,采用多UAV空中基站为地面用户提供服务,通过优化多用户通信的调度,将无人机轨迹和功率控制关联,最大化所有地面用户的最小吞吐量。然而上述文献只考虑了无人机平飞情况下的通信问题,并没有对无人机的动力学性能进行深入分析研究。

近年来学者们开始关注舰船与无人机之间的通信问题。Ji等^[8]分析了舰对空数据链路通信模型和无人机对空干扰模型,提出了一种基于S-TK仿真软件的通信对抗仿真方法,为无人机指挥员提供通信对抗决策依据。Tang等^[9]使用旋翼无人机进行海上覆盖增强,采用非正交多址接入技术,讨论了联合功率和传输持续时间分配问题,在考虑了船上通信能量限制的情况下,最大限度地提高船舶吞吐量。

现有文献中的无人机通信场景通常采用旋翼

无人机,其特点是在固定位置上空悬停,可以进行更灵活的轨迹设计,但能量消耗更多。而固定翼无人机有更强的负载能力、更高的速度和更长的续航时间,但无法像旋翼无人机一样悬停在空中。因此,旋翼无人机使用更灵活,固定翼无人机则更适用于长期通信或环境监测。此外,固定翼无人机的飞行控制总体上更复杂,学者们普遍认为固定翼无人机的轨迹规划比旋翼无人机更具挑战性^[10]。在对无人机航迹建模时,通常将无人机设定为固定高度,未考虑其完整的动力学性能,在二维平面上进行轨迹优化,建立通用的位置、速度、加速度运动学模型。

针对无人机与舰船通信的场景,舰船在海面航行时,受海浪和雷达等因素影响,舰船位置获取精度偏低。因此在舰船位置信息存在误差的条件下对无人机轨迹进行优化更贴合实际场景。为此,本文将采用固定翼无人机的三维动力学模型,对无人机与存在位置信息误差的舰船辅助通信过程中的无人机轨迹进行优化。将无人机的实际操纵力视为无人机动力学模型的输入。利用现代控制理论中的状态空间模型概念,将无人机耗时最小化问题表述为受状态约束的最优控制问题,同时受到飞行速度、高度和飞行路径角的实际约束。由于优化变量和状态约束本质上都是无限维的,因此将提出基于hp自适应Radau伪谱法的轨迹优化方法,并通过仿真验证该方法的有效性。

1 系统模型

研究场景如图1所示,无人机在目标点进行数据采集后,返回舰船进行数据卸载。舰船在海面航行时,在波浪、雷达等因素影响下,其位置信息可能存在误差。本文主要设计目标是通过优化能量受限无人机的轨迹来最小化无人机的任务时间,同时满足无人机与舰船卸载的最小信息量,使无人机在能量消耗殆尽之前以最短时间前往岸边充电桩进行充电。



图1 无人机与舰船通信场景

Fig. 1 Communication scene between UAV and ship

1.1 固定翼无人机数学模型

忽略迎角、发动机安装角以及侧滑力, 将无人机速度、角速度和各外力的投影式通过坐标系转换, 得到航迹坐标系下的动力学方程组^[11]:

$$\begin{aligned} m \frac{dV}{dt} &= T - D - mg \sin \gamma \\ mV \cos \gamma \frac{d\chi}{dt} &= L \sin \mu \\ -mV \frac{d\gamma}{dt} &= mg \cos \gamma - L \cos \mu \end{aligned} \quad (1)$$

式中: V 为无人机飞行速度; χ, γ 分别为无人机的偏航角和爬升角; T, D 分别为无人机的推力与阻力; L 为无人机升力; μ 为滚转角; m 为无人机质量; g 为重力加速度常数。根据无人机空气动力学^[10], 考虑无人机低速飞行, 阻力 $D = \frac{1}{2} \rho V^2 S C_{D0}$, 其中 ρ 为空气密度, S 为机翼面积, C_{D0} 为无人机零升阻力系数。

将飞行速度投影到地面坐标系, 通过坐标系转换, 得到无人机空间位置随时间的变换规律:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = V \cos \gamma \cos \chi \\ \frac{dy}{dt} = V \cos \gamma \sin \chi \\ \frac{dh}{dt} = V \sin \gamma \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{q} = [x, y]^T$, 为无人机水平坐标; h 为无人机飞行高度。

根据式(1)和式(2), 建立如式(3)所示的固定翼无人机三维模型^[12]。

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = V \cos \gamma \cos \chi \\ \frac{dy}{dt} = V \cos \gamma \sin \chi \\ \frac{dh}{dt} = V \sin \gamma \\ \frac{dV}{dt} = g \left[\frac{T-D}{mg} - \sin \gamma \right] \\ \frac{d\chi}{dt} = (gn \sin \mu) / (V \cos \gamma) \\ \frac{d\gamma}{dt} = (g/V) (n \cos \mu - \cos \gamma) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $n = L/mg$, 为无人机过载系数。

通过式(3)可以看出, 固定翼无人机模型中存在很多分式, 这使得其在求解问题中难以处理, 为此做如下转换, 令

$$u_1 = g \left[\frac{T-D}{mg} - \sin \gamma \right]$$

$$\begin{aligned} u_2 &= (gn \sin \mu) / (V \cos \gamma) \\ u_3 &= (g/V) (n \cos \mu - \cos \gamma) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, u_1, u_2, u_3 分别为飞行加速度、偏航角变化率和爬升角变化率。这样, 系统实际控制量可以由 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3]^T$ 反推得到

$$\begin{aligned} T &= mu_1 + mg \sin \gamma + D \\ \mu &= \arcsin \left(\frac{u_2 V \cos \gamma}{gn} \right) \\ n &= \frac{1}{\cos \mu} \left(\frac{u_3 V}{g} + \cos \gamma \right) \end{aligned} \quad (5)$$

通过式(3)和式(4), 无人机飞行状态和虚拟控制量 $\mathbf{x} = [x, y, h, V, \chi, \gamma]^T$, $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3]^T$, 得到无人机的状态空间表达式为

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \quad (6)$$

1.2 舰船运动模型和信道模型

实际情况下, 舰船受到海浪等因素影响, 难以得到舰船的准确位置信息。为此, 需要建立带有坐标估计误差的信道模型。

为简化处理, 将舰船视为质点, 通过运动学方程得到如式(7)所示的舰船运动模型^[13]。

$$\begin{cases} \dot{x}_p = V_p \cos \theta \\ \dot{y}_p = V_p \sin \theta \\ \dot{\theta} = \omega \\ \dot{V}_p = a_p \end{cases} \quad (7)$$

式中: θ 为舰船航向角; V_p 为舰船合速度; ω 和 a_p 分别为航向角加速度和速度加速度。令舰船坐标 $\mathbf{G} = [x_p, y_p]^T$ 。

实际获取的估计坐标 $\tilde{\mathbf{G}} = [\tilde{x}_p, \tilde{y}_p]^T$, 则舰船坐标估计误差为 $\Delta \mathbf{G} = \mathbf{G} - \tilde{\mathbf{G}} = [\Delta x_p, \Delta y_p]^T$, 其需要满足如式(8)所示的约束条件^[14]。

$$\Delta x_p^2 + \Delta y_p^2 \leq \eta_p^2 \quad (8)$$

其中, η_p 为误差容限。这样, 可以得到

$$\mathbf{G} \in \mathfrak{I} \triangleq \{ \mathbf{G} | \|\mathbf{G} - \tilde{\mathbf{G}}\|^2 \leq \eta_p^2 \} \quad (9)$$

式中, $\mathfrak{I}$ 为所有可能的 $\mathbf{G}$ 的集合, 即半径为 η_p 的圆域。

无人机与舰船通信时, 其距离可以表示为 $d = \sqrt{\|\mathbf{q} - \mathbf{G}\|^2 + h^2}$, 根据香农定理, 信息吞吐量为

$$R_{\max} = B \log_2 (1 + S/N) \quad (10)$$

式中: B 为信道带宽; S 为平均信号功率; N 为平均噪声功率; S/N 为信噪比 (SNR), 通常以分贝表示, 分贝数转换为 $10 \lg(S/N)$ dB。

假设时变信道遵循自由空间路径损耗模型,

无人机与舰船信道系数可以表示为

$$h(t) = \frac{\beta_0}{d^2 + h^2} \quad (11)$$

式中, β_0 为参考距离 $d_0 = 1$ m 处的信道功率。假设 $P_{\max}$ 为无人机的最大传输功率, 可得

$$R(t) = B \log_2 \left(1 + \frac{P_{\max} h(t)}{\sigma^2} \right) = B \log_2 \left(1 + \frac{\rho_0}{d^2 + h^2} \right) \quad (12)$$

式中, $\rho_0 = \frac{P_{\max} \beta_0}{\sigma^2}$, 为 $d_0 = 1$ m 处的参考接收信噪比。

结合无人机坐标误差, 可以将无人机飞行过程中与舰船之间最差情况的总通信量表示为

$$\bar{R} = \int_0^{t_f} B \log_2 \left(1 + \frac{\rho_0}{\| \mathbf{q} - \tilde{\mathbf{G}} \|^2 + h^2} \right) dt \quad (13)$$

式中, t_f 为无人机执行任务的总时间。

1.3 能量模型

在与舰船进行通信过程中, 无人机应在能量消耗殆尽前以最短时间前往岸上充电桩充电, 因此需要建立无人机能量模型, 确定无人机所能携带的最大能量。

无人机在飞行过程中主要受到 4 个力的影响, 即无人机发动机所产生的推力 T , 受到空气动力与力矩影响产生的升力 L 与阻力 D , 以及无人机包括机身以及所有负载在内的重力 mg 。

由于固定翼无人机发动机能耗远远大于通信所损失能量, 因此, 可以将能量模型表示为^[15]

$$E(t) = \int_0^{t_f} T(t)V(t)dt = \int_0^{t_f} [(mu_1(t) + mg \sin x_6(t) + D(t))x_4(t)]dt \quad (14)$$

式中: x_4 为无人机速度; x_6 为无人机爬升角。

2 问题建立

根据建立的固定翼无人机动力学模型、信道模型、能量模型, 进一步考虑无人机的实际性能等约束条件, 将无人机与移动舰船通信中的轨迹优化问题建模为一个带有状态约束的最优控制问题。

2.1 问题约束

2.1.1 等式约束

考虑到无人机能量受限, 需要前往岸边充电桩进行充电, 因此为无人机添加如下终端等式约束:

$$W = (x(t_f) - x_{if})^2 + (y(t_f) - y_{if})^2 + (h(t_f) - h_{if})^2 = 0 \quad (15)$$

式中: (x_{if}, y_{if}, h_{if}) 为岸边充电桩位置上空坐标, 即

无人机任务终点; $x(t_f), y(t_f), z(t_f)$ 为位置信息终端项。

2.1.2 不等式约束

考虑到无人机自身的性能问题以及安全问题, 需要添加如式 (16) 所示的不等式约束。

$$\begin{cases} V(t) - V_{\min} \geq 0 \\ V_{\max} - V(t) \geq 0 \\ h(t) - h_{\min} \geq 0 \\ \gamma(t) - \gamma_{\min} \geq 0 \\ \gamma_{\max} - \gamma(t) \geq 0 \end{cases} \quad (16)$$

根据无人机自身机动性能的影响, 需满足最小速度 $V_{\min}$ 以及最大速度 $V_{\max}$, 为保证无人机的安全, 设置无人机最低安全高度为 $h_{\min}$, $\gamma_{\min}$ 和 $\gamma_{\max}$ 分别为无人机的最小爬升角和最大爬升角。无人机需要满足的总通信量约束和自身最大可消耗能量约束可以写为

$$\begin{cases} \bar{R} - \bar{R}_{\min} \geq 0 \\ E_{\max} - E(t) \geq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\bar{R}_{\min}$ 为舰船所需的最小请求数据量; $E_{\max}$ 为无人机单次充电可以携带的最大能量。

为方便后续问题的建立, 将式 (16) 和式 (17) 不等式约束统一表示为

$$g_a \geq 0, a = 1, 2, \dots, 7 \quad (18)$$

2.1.3 控制量约束

对于无人机模型中的控制量, 即无人机的加速度、偏航角变化率以及爬升角变化率, 设置如式 (19) 所示的约束。

$$\begin{cases} u_{1\min} \leq u_1 \leq u_{1\max} \\ u_{2\min} \leq u_2 \leq u_{2\max} \\ u_{3\min} \leq u_3 \leq u_{3\max} \end{cases} \quad (19)$$

式中, $[u_{1\min}, u_{2\min}, u_{3\min}]$ 和 $[u_{1\max}, u_{2\max}, u_{3\max}]$ 分别为在飞行过程中无人机的加速度、偏航角变化率以及爬升角变化率的最小值和最大值。

2.2 问题描述

海域面积辽阔, 无人机与舰船通信时需要能量、时间等指标进行优化, 本文将能量作为约束, 以最小化通信任务时间为目标, 提出轨迹优化方法。根据推导的无人机动力学模型式 (6)、信道模型式 (13)、能量模型式 (14) 和 2.1 节建立的约束, 将所要解决的时间最小化轨迹规划问题转换为一个带有等式约束和不等式约束的最优控制问题 P_1 。

$$\begin{aligned} P_1 \quad & \min t_f \\ \text{s.t.} \quad & \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
x(0) &= x_0, y(0) = y_0, h(0) = h_0 \\
V(0) &= v_0, \chi(0) = \chi_0, \gamma(0) = \gamma_0 \\
W &= 0 \\
g_a &\geq 0, a = 1, 2, \dots, 7 \\
u_{\min} &\leq u_i(t) \leq u_{\max}, i = 1, 2, 3
\end{aligned} \quad (20)$$

式中: (x_0, y_0, h_0) 为无人机的初始位置坐标; v_0, χ_0, γ_0 为无人机速度、航向角、爬升角的初始值。

3 hp 自适应 Radau 伪谱法

根据离散变量的不同, 可以将直接求解最优控制问题的方法分为 3 类。第 1 类方法只对控制量进行离散, 而状态是连续的, 将每步求得的控制变量对动力学系统进行积分来更新状态和约束, 如同控制参数化的方法一样^[13]。第 2 类方法则同时离散状态变量和控制变量, 如配点法, 将动力学约束在一系列配点上配置, 用代数约束取代微分约束^[16]。第 3 类方法是只离散状态变量的微分包含法, 通过求解部分状态方程消除控制变量, 并将剩余的状态方程进行离散, 优化变量则只剩下状态变量序列。伪谱法是配点法中的一种, 通过使用数值微分来近似导数项, 并基于 Lagrange 插值全局近似或者局部近似^[17]; 而普通配点法采用数值积分或有限差分法得到微分方程。本文采用基于 hp 自适应 Radau 伪谱法的求解方法, 该方法具有收敛域宽、求解速度快, 且不会对初值估计过度依赖等优点^[18]。

3.1 Radau 伪谱法

Radau 伪谱法是一种正交配置方法, 与 Gauss 伪谱法或 Lobatto 伪谱法相比, 其在区间切换点的状态变量连续性条件 $x(t_k^-) = x(t_k^+)$ 的实现上更具优势^[19]。Radau 伪谱法在 Legendre-Gauss-Radau (LGR) 配置点上的每个网格区间中离散状态和控制变量, 从而将动态方程转换为代数约束, 将原始问题转化为非线性规划问题 (NLP)。具体步骤如下:

1) 时间区间转换。通过将无人机飞行任务中所需要的通信时间 $t \in [t_0, t_f]$, 分为 N 份网格区间 $[t_{n-1}, t_n]$, $n = 1, 2, \dots, N$, 其中 $t_N = t_f$ 。那么, 在每个网格区间内, 时间都可以由 $\zeta \in [-1, 1]$ 表示:

$$t = \frac{t_n - t_{n-1}}{2} \zeta + \frac{t_n + t_{n-1}}{2} \quad (21)$$

2) LGR 配点选择。在每个网格区间内选, 通过求解下列 K_n 阶勒让德方程得到配点

$$P_{K_n}(\zeta) + P_{K_n-1}(\zeta) = 0 \quad (22)$$

其中,

$$P_{K_n}(\zeta) = \frac{1}{2^{K_n} K_n!} \frac{d^{K_n}}{d\zeta^{K_n}} [(\zeta^2 - 1)^{K_n}] \quad (23)$$

3) 状态和控制变量离散化。额外增加 $\zeta = 1$ 的配点, 代表每个网格区间的状态终端值。通过 Lagrange 多项式对连续的状态和控制量进行插值近似离散化, 可得

$$\begin{aligned}
\mathbf{x}^n(\zeta) &\approx \mathbf{X}^n(\zeta) = \sum_{i=1}^{K_n+1} \mathbf{X}_i^n L_i^n(\zeta) \\
\mathbf{u}^n(\zeta) &\approx \mathbf{U}^n(\zeta) = \sum_{i=1}^{K_n} \mathbf{U}_i^n L_i^n(\zeta)
\end{aligned} \quad (24)$$

式中: $\mathbf{x}^n(\zeta), \mathbf{u}^n(\zeta)$ 为连续的状态和控制量; $\mathbf{X}^n(\zeta)$ 和 $\mathbf{U}^n(\zeta)$ 为离散后的状态和控制量; $L_i(\zeta)$ 为 Lagrange 多项式基式。

4) 动态方程转换。由式 (24), 状态变量对 ζ 的导数为

$$\frac{d\mathbf{X}^n(\zeta)}{d\zeta} = \sum_{i=1}^{K_n+1} \mathbf{X}_i^n \dot{L}_i^n(\zeta) \quad (25)$$

进而, 式 (6) 的状态空间表达式可以转化为如式 (26) 所示的代数约束。

$$\sum_{j=1}^{K_n+1} \mathbf{X}_j^n \mathbf{M}_{ij}^n = \frac{t_n - t_{n-1}}{2} f(\mathbf{X}_i^n, \mathbf{U}_i^n), \quad i = 1, 2, \dots, K_n \quad (26)$$

式中, $\mathbf{M}_{ij}^n = \dot{L}_j^n(\zeta_i^n)$, 为在第 n 个时间区间的 Radau 伪谱微分矩阵。

5) 约束近似化。首先将问题 P_1 中的等式约束 W 以及不等式约束 g_a 表示为

$$\begin{cases} W(\mathbf{x}(t_0), \mathbf{x}(t_f)) = 0 \\ g_a(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \geq 0, a = 1, 2, \dots, 7 \end{cases} \quad (27)$$

代入近似后的状态以及控制量, 约束可以近似为

$$\begin{cases} W(\mathbf{X}_1^n, \mathbf{X}_N^{K_n+1}) = 0 \\ g_a(\mathbf{X}_i^n, \mathbf{U}_i^k) \geq 0, a = 1, 2, \dots, 7 \end{cases} \quad (28)$$

式中: $\mathbf{X}_1^n$ 为初始状态; $\mathbf{X}_N^{K_n+1}$ 为终端状态; $\mathbf{X}_i^n$ 为不等式约束每个时刻的状态量; $\mathbf{U}_i^k$ 为不等式约束每个时刻的控制量; $i = 1, 2, \dots, K_n, n = 1, 2, \dots, N$ 。

经过上述步骤, 将无人机执行任务时间最小化的轨迹优化问题转化为一个非线性规划问题, 从而可以通过基于梯度的非线性规划求解器来提高计算效率。

3.2 hp 网络更新策略

基于上述步骤, 对连续时间变量进行插值离散近似, 还需评估离散化后的误差。在第 n 个时

区间内选取每 2 个配点的中心位置,即

$$\bar{t}_r^n = \frac{t_r^n + t_{r-1}^n}{2}, r = 1, 2, \cdots, K_n - 1 \tag{29}$$

式中, r 为时间点数。定义第 n 个区间的第 l 个离散点离散误差 b_l^n 可以由如式 (30) 所示的动态方程约束满足程度来决定。

$$\left| \dot{X}(\bar{t}_l^n) - \frac{t_n - t_{n-1}}{2} f(X_l^n, U_l^n, \bar{t}_l^n) \right| = b_l^n \tag{30}$$

式中, $\dot{X}(\bar{t}_l^n)$ 为当前 n 区间的第 l 个离散点的状态变量导数, 其中 $1 \leq l \leq K_n - 1$, l 为离散点个数。将全局最大容许误差值设置为 $\sigma_{\max}$, 最大曲率偏差值设置为 C^* , hp 自适应网格更新策略如下:

- 1) 计算当前网格区间内运动方程约束的最大误差 $\varepsilon_{\max}^n = \max(b_1^n, b_2^n, \cdots, b_{K_n-1}^n)$, 判断 $\varepsilon_{\max}^n$ 是否小于设置的全局最大容许误差值 $\sigma_{\max}$ 。若 $\varepsilon_{\max}^n < \sigma_{\max}$, 那么代表第 N 个网格区间满足误差要求, 使 $n = n + 1$, 继续计算下一个网格区间的最大误差, 直到 $n = N$; 若 $\varepsilon_{\max}^n \geq \sigma_{\max}$, 那么开始第 2) 步。
- 2) 计算出第 n 个网格区间内状态变量轨迹曲线的最大曲率比, 其定义为

$$c_n = \frac{c_{\max}^n}{\bar{c}^n} \tag{31}$$

式中: $c_{\max}^n$ 为状态轨迹的最大曲率; $\bar{c}^n$ 为状态轨迹的平均曲率。将最大曲率比其与最大曲率偏差值比较, 当 $c_n \geq C^*$ 时, 系统进行第 3) 步, 继续将区间细分为若干个子区间; 否则进行第 4) 步, 增大配点个数。

- 3) 继续细分网格区间, 其子区间个数为 I_r :

$$I_r = \text{ceil}(\lg(\varepsilon_{\max}^n / \tau)) \tag{32}$$

式中: $\text{ceil}(\alpha)$ 为在 α 增大的方向取整; τ 为定义的误差阈值。令 $r = r + 1$, 返回第 1) 步。

- 4) 增大网格区间内的配点个数 K_n , 新的配点个数为

$$K_n = K_n + \text{ceil}(\lg(\varepsilon_{\max}^k / \tau)) \tag{33}$$

令 $n = n + 1$, 返回第 1) 步。

将基于 hp 自适应 Radau 伪谱法的算法流程总结如下:

- 步骤 1) 初始化配点个数及网格区间数为 K_0 。
- 步骤 2) 应用 SQP 算法求解 Radau 伪谱法转化后的非线性规划问题。
- 步骤 3) 计算每个网格区间的误差矩阵 ε , 判断其是否超过阈值 $\sigma_{\max}$, 如果超过 $\sigma_{\max}$, 则转至步骤 4); 如果每个网格区间误差 ε 都小于阈值, 则结束求解, 输出最优解, 算法流程结束。

步骤 4) 计算当前网格区间平均曲率 $\bar{c}^n$, 与最大曲率偏差值比较, 若 $c_n \geq C^*$, 则根据式 (32) 继续细分该网格, 否则按照式 (33) 增加该区间配点数; 所有网格更新后返回步骤 2)。

4 数值仿真

本文采用的是固定翼无人机, 其相关参数如表 1 所示^[20]。

表 1 固定翼无人机参数
Table 1 Parameters of fixed-wing UAV

参数	数值
无人机质量 m/kg	13.5
空气密度 $\rho/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	1.293
机翼面积 S/m^2	0.321
零升阻力系数 C_{D0}	0.015
最大飞行速度 $V_{\max}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	60
最小飞行速度 $V_{\min}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	3
最低安全高度 $h_{\min}/\text{m}$	60
最大爬升角 $\gamma_{\max}/\text{rad}$	$\pi/3$
最小爬升角 $\gamma_{\min}/\text{rad}$	$-\pi/3$

设置通信带宽 $B = 1 \text{ MHz}$, 对应的噪声功率 $\sigma^2 = N_0 B = -110 \text{ dBm}$, 假设无人机的传输功率 $P = 10 \text{ dBm}$, 并且参考信道功率 $\beta_0 = -50 \text{ dB}$, 因此可以得到无人机信噪比为 30 dB , 假设坐标误差为 $\eta = 40$ 。

假设无人机初始位置为 $(0 \text{ m}, 0 \text{ m}, 100 \text{ m})$, 终点岸上充电桩位置为 $(1\,000 \text{ m}, 1\,000 \text{ m}, 100 \text{ m})$ 。舰船初始位置为 $(0 \text{ m}, 1\,000 \text{ m}, 0 \text{ m})$, 速度 $V_p = 6 \text{ m/s}$, 航向角 $\theta = 0$, 即考虑其匀速直线运动。本文考虑 5 个场景: 无能量约束的时间最小化场景(图 2), 带能量约束的时间最小化场景(图 3), 考虑更多通信吞吐量的带能量约束时间最小化场景(图 4~图 6), 二维与三维优化对比场景(图 7 和表 2), hp 自适应 Radau 伪谱法与 p 伪谱法效果对比场景(表 3)。

场景 1: 不考虑无人机的能量限制, 假设无人机与舰船之间的最小总吞吐量为 800 Mbit , 无人机与舰船轨迹如图 2 所示。无人机可以从起点飞往终点, 在通信过程中可以很好地跟随移动舰船的轨迹进行通信。不难看出, 为了在优化的同时满足与舰船之间的最小通信吞吐量, 无人机从起点出发, 首先快速接近目标点, 随后沿着舰船行驶轨迹进行通信。由于无人机速度比舰船速度快, 无人机会在移动舰船的上空进行盘旋通信, 在完成通信任务量的同时快速前往岸上充电桩。

通过无人机信道模型式(13)可以发现,无人机与舰船之间的距离越近,通信速率越大。与旋翼无人机不同,固定翼无人机无法悬停,所以采用盘旋方式与舰船进行通信。

场景 2: 考虑无人机的能量限制,假设无人机所能携带的最大能量为 10 000 J,无人机与舰船之

间的最小总吞吐量仍为 800 Mbit,无人机与舰船轨迹如图 3 所示。无人机仍旧可以从起点飞往终点,但为了节省能量消耗,轨迹与场景 1 有所不同。通过对比图 2(b)与图 3(b)可以发现,当限制无人机的能量消耗后,无人机的轨迹盘旋曲线更加平稳,不会出现急转弯的情况,角度也不会短

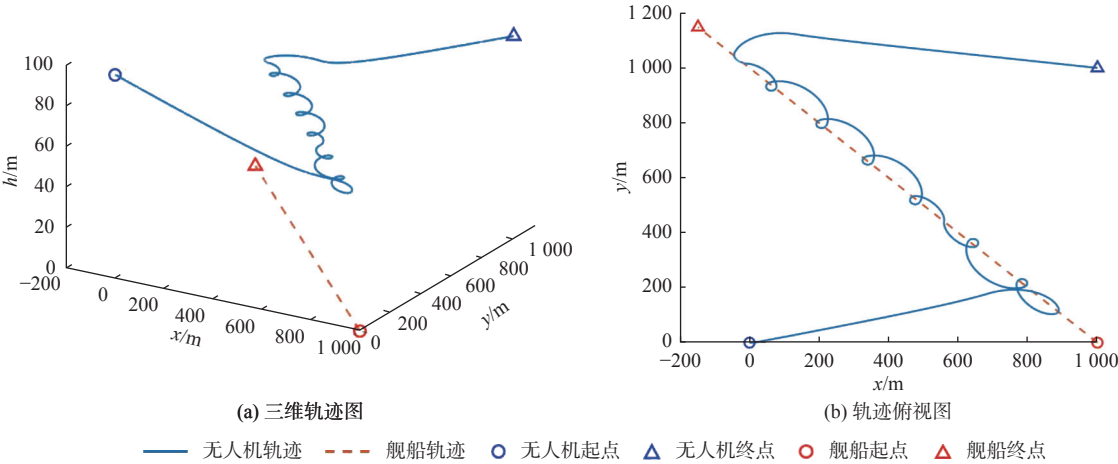


图 2 场景 1: 无能量约束最小吞吐量 800 Mbit 时无人机与舰船轨迹

Fig. 2 Scene one: UAV and ship trajectory with a minimum throughput of 800 Mbit without energy constraints

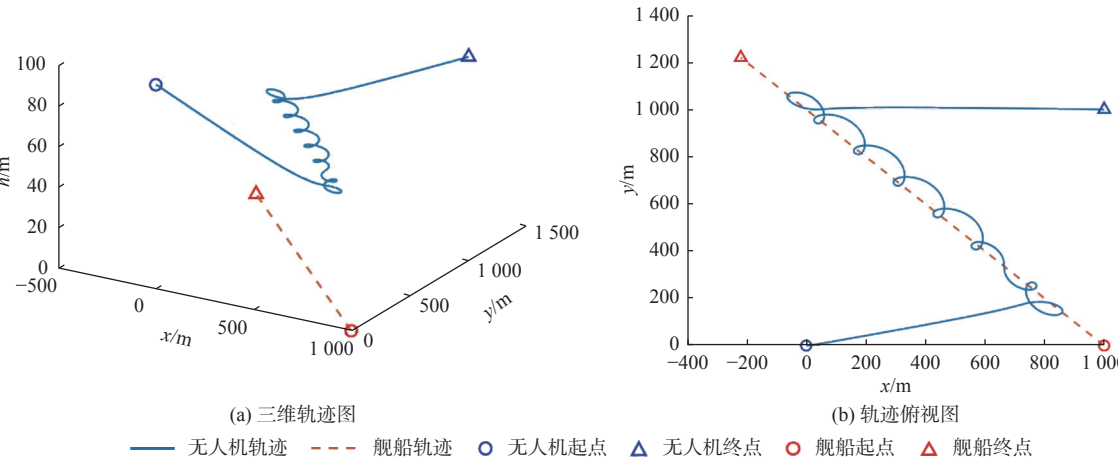


图 3 场景 2: 带能量约束最小吞吐量 800 Mbit 时无人机与舰船轨迹

Fig. 3 Scene two: UAV and ship trajectory with a minimum throughput of 800 Mbit and energy constraints

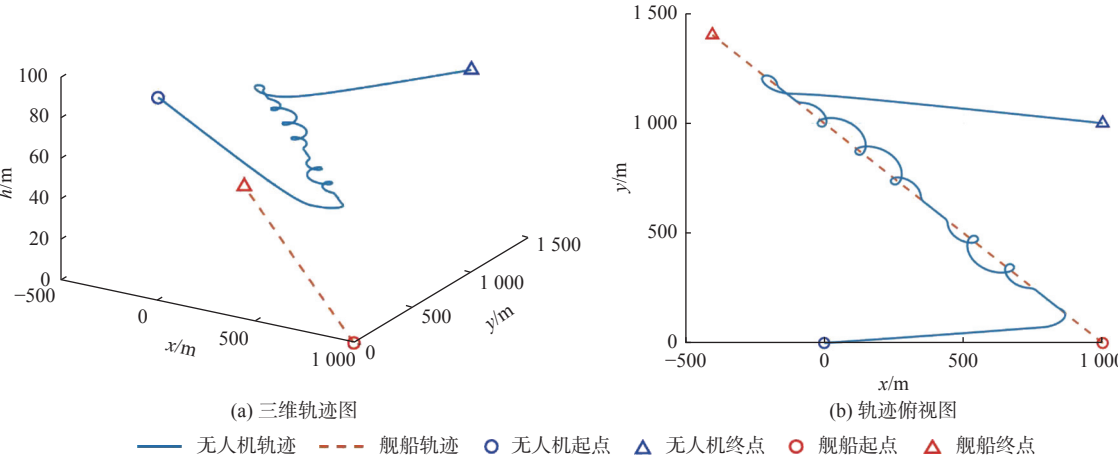


图 4 场景 3: 带能量约束最小吞吐量 1 000 Mbit 时无人机与舰船轨迹

Fig. 4 Scene three: UAV and ship trajectory with a minimum throughput of 1 000 Mbit and energy constraints

时间内发生剧烈变化,这样的飞行方式使无人机在与舰船通信的过程中更加节省能量。

场景 3: 无人机与舰船之间通信的最小吞吐量增加至 1 000 Mbit, 两者的通信轨迹如图 4 所示。无人机仍可以从起点飞往终点, 但是其轨迹与场景 1 和场景 2 有显著不同。可以看到, 无人机与舰船的轨迹有一段重合。这是因为虽然相比场景 2 仅仅增加了最小吞吐量, 但是无人机最大能耗没有改变; 为了保证无人机自身的能量消耗, 其会以一个较低的速度跟随舰船通信, 并减少盘旋所带来的能量消耗; 与场景 2 相比, 其代价是增加了与舰船通信任务的耗时。

场景 1~场景 3 的无人机在与舰船通信过程中的高度变化如图 5 所示, 可以发现, 无人机在任务开始时都会快速下降到最低高度。这与所建立的信道模型相符, 因为舰船位于海面, 高度越低, 距离舰船越近, 通信效率也会越高, 可以大幅度减少通信耗时。

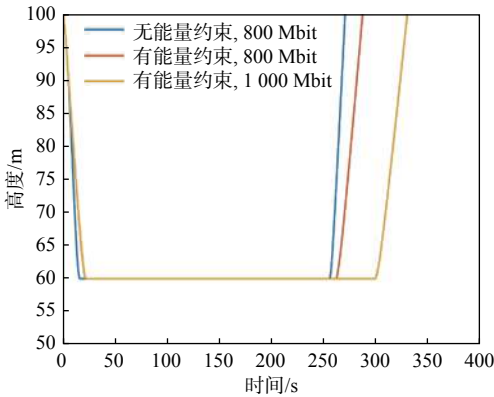
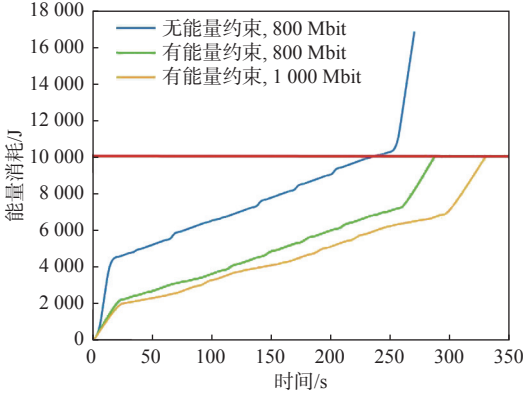


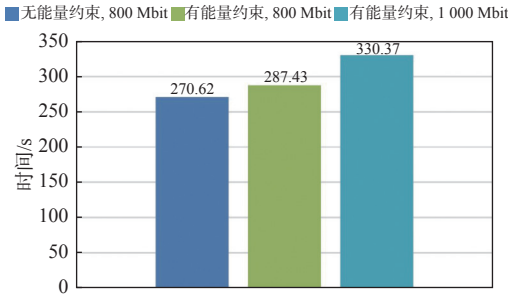
图 5 无人机飞行高度变化曲线
Fig. 5 Flying height variation curve of UAV

图 6 为场景 1~场景 3 的无人机与舰船通信过程中的能耗与时间对比图, 图中红色横线为设置的约束条件。在无能量约束情况下, 无人机的能耗最高, 但耗时最短。在增加能量约束后, 随着与舰船之间最小吞吐量的增加, 无人机与舰船通信的耗时会随之增多, 这是因为无人机需要耗费更多时间在舰船上方进行通信。而在增大最小吞吐量后, 为同时考虑能量限制, 任务耗时会明显增加。通过上述 3 个场景的研究, 本文方法为有能量限制的无人机与舰船通信任务时间最小化轨迹优化问题提供了一个有效的解决方案。

场景 4: 研究无人机的三维运动轨迹, 将无人机二维模型与三维模型的飞行轨迹进行对比。图 7 所示为无人机高度固定在 100 m 与海上移动舰船通信时的飞行轨迹, 表 2 给出了在最小通信总吞吐量 800 Mbit, 能量限制为 10 000 J 情况下无人机通信任务的耗时。可以看到, 无人机三维飞



(a) 能量消耗



(b) 耗时

图 6 无人机与舰船通信的能量消耗与耗时

Fig. 6 Energy and time consumption for communication between UAV and ship

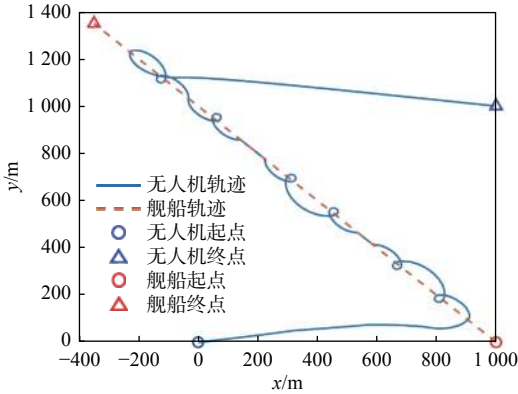


图 7 场景 4: 带能量约束最小吞吐量 800 Mbit 无人机二维飞行与舰船轨迹

Fig. 7 Scene four: UAV 2D flight and ship trajectory with a minimum throughput of 800 Mbit and energy constraints

表 2 无人机二维飞行与三维飞行时间对比
Table 2 Comparison of 2D and 3D flight time of UAV

无人机模型	飞行时间/s
二维	318.110 8
三维	287.434 7

行耗时更短。这一实验结果表明, 固定翼无人机的时间最小化轨迹通常是三维的。

场景 5: 采用 hp 自适应 Radau 伪谱法进行求解, 并与 p 伪谱法结果对比。相比于本文方法的更新策略, p 伪谱法不会根据每次求得的状态变量轨迹曲线的最大曲率比选择不同策略, 而是在

每次误差不满足要求时, 直接选择细分网格区间, 通过不断增加区间个数, 将问题最终收敛到一个局部最优解。假设无人机与舰船之间的最小总吞吐量为 800 Mbit, 且最大携带能量为 10 000 J, 表 3 给出了 2 种方法优化得到的飞行时间和迭代次数。可以发现, 本文方法得到的飞行时间仅略高于 p 伪谱法几秒, 但在迭代次数上远远小于 p 伪谱法, 大大节省了求解时间。

表 3 不同方法飞行时间与迭代次数对比
Table 3 Comparison of flight time and iteration times of different methods

方法	飞行时间/s	迭代次数
hp自适应Radau伪谱法	287.434 7	10
p伪谱法	276.440 1	100

5 结 语

本文研究了具有能量限制的固定翼无人机与舰船三维通信场景, 考虑到海面众多因素导致舰船坐标的不确定性, 讨论了无人机与存在坐标估计误差的移动舰船的通信问题, 并选取无人机通信任务时间作为优化目标, 优化无人机与移动舰船通信中的三维轨迹。与大多数现有设计不同之处在于, 由于引入了无人机的动力学性能, 本文方法同时优化了无人机的轨迹和控制输入。因此, 采用本文方法优化的轨迹在实际应用中更易跟踪。但要解决该最优控制问题, 仍存在许多挑战, 为此采用 hp 自适应伪谱法将无人机通信中的轨迹优化问题转换为非线性规划问题。通过仿真实验验证, 无人机在满足自身能量约束与飞行性能约束的情况下, 可以满足海上移动舰船与无人机之间的最小通信总吞吐量, 说明本文方法可以有效解决有能量限制的无人机与舰船通信任务时间最小化轨迹优化问题, 为海上通信系统提供有效的解决方案。

现有固定翼无人机动力学数学模型的研究主要集中在三自由度质点模型方面, 这对于实际无人机来说不够精确。在后续研究中, 可以对六自由度刚体模型进行深入研究。此外, 本文考虑的场景为单无人机与单舰通信场景, 未来可以对多无人机群或舰队通信场景作进一步研究。

参考文献:

[1] 陈星达. 海上无人机应用与发展综述 [J]. 中国战略新兴产业, 2018(12): 47.
CHEN X D. A review of the application and development of maritime UAV[J]. China Strategic Emerging In-

dustry, 2018(12): 47 (in Chinese).

[2] 旷志高, 刘鼎臣. 舰载无人机的发展综述 [J]. 飞航导弹, 2003(2): 16–19.
KUANG Z G, LIU D C. Overview of the development of carrier-based UAV[J]. Winged Missiles Journal, 2003(2): 16–19 (in Chinese).

[3] 蒋冰, 郑艺, 华彦宁, 等. 海上应急通信技术研究进展 [J]. 科技导报, 2018, 36(6): 28–39.
JIANG B, ZHENG Y, HUA Y N, et al. Development of marine emergency communication technology at home and abroad[J]. Science & Technology Review, 2018, 36(6): 28–39 (in Chinese).

[4] 芒戈, 朱雪田, 侯继江. 面向舰船编队的 5G 无人机基站群组网接入方案研究 [J]. 电子技术应用, 2020, 46(3): 19–22, 27.
MANG G, ZHU X T, HOU J J. Research on the access scheme of 5G UAV base station group oriented to ship formation[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(3): 19–22, 27 (in Chinese).

[5] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with Rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329–2345.

[6] HUANG Z R, CHEN C C, PAN M X. Multiobjective UAV path planning for emergency information collection and transmission[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 6993–7009.

[7] WU Q Q, ZENG Y, ZHANG R. Joint trajectory and communication design for multi-UAV enabled wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 2109–2121.

[8] JI X, WU X H, YANG H Q, et al. Simulation research on efficiency of communication countermeasure UAV interfere ship-to-air communication based on STK[C]// 2019 International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering (CISCE). Haikou, China: IEEE 2019.

[9] TANG R, FENG Y, CHEN Y F, et al. NOMA-based UAV communications for maritime coverage enhancement[J]. China Communications, 2021, 18(4): 230–243.

[10] WANG H C, WANG J L, DING G R, et al. Completion time minimization with path planning for fixed-wing UAV communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(7): 3485–3499.

[11] 方振平, 陈万春, 张曙光. 航空飞行器飞行动力学 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005.
FANG Z P, CHEN W C, ZHANG S G. Aircraft flight dynamics[M]. Beijing: Beihang University Press, 2005 (in Chinese).

[12] DUAN H B, LUO Q N, SHI Y H, et al. Hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for multi-UAV formation reconfiguration[J]. IEEE Computational

Intelligence Magazine, 2013, 8(3): 16–27.

[13] 李清亮, 李彬, 孙国皓, 等. 基于精确罚函数的无人艇航迹规划和自动避障算法 [J]. 中国舰船研究, 2021, 16(1): 89–95.

LI Q L, LI B, SUN G H, et al. Trajectory planning and automatic obstacle avoidance algorithm for unmanned surface vehicle based on exact penalty function[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(1): 89–95 (in Chinese).

[14] 朱鹏, 谢聪, 陈威平, 等. 无人机通信的鲁棒轨迹设计和用户调度 [J]. 湖南理工学院学报(自然科学版), 2021, 34(1): 17–22.

ZHU P, XIE C, CHEN W P, et al. Robust trajectory design and user scheduling for UAV communication[J]. Journal of Hunan Institute of Science and Technology (Natural Sciences), 2021, 34(1): 17–22 (in Chinese).

[15] ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3747–3760.

[16] OSTLER J, BOWMAN W. Flight testing of small, electric powered unmanned aerial vehicles[C]//U. S. Air Force T and E Days. Nashville, Tennessee: [s. n.], 2005.

[17] GARG D, PATTERSON M A, FRANCOLIN C, et al. Direct trajectory optimization and costate estimation of finite-horizon and infinite-horizon optimal control problems using a Radau pseudospectral method[J]. Computational Optimization and Applications, 2011, 49(2): 335–358.

[18] 郭琨, 陈世适, 熊芬芬. 基于 HP-自适应伪谱法的最优控制 [C]//海峡两岸航空航天学术研讨会. 北京: 北京航空航天大学, 2012.

GUO K, CHEN S S, XIONG F F. Optimal control based on HP-adaptive pseudospectral method[C]//Cross-Strait Aerospace Symposium. Beijing: Beihang University, 2012 (in Chinese).

[19] 邱文杰, 孟秀云. 基于 HP 自适应伪谱法的飞行器多阶段轨迹优化 [J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(4): 412–417.

QIU W J, MENG X Y. Multi-phase trajectory optimization of vehicle based on HP-adaptive pseudospectral method[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2017, 37(4): 412–417 (in Chinese).

[20] BEARD R W, MCLAIN T W. Small unmanned aircraft: theory and practice[M]. Princeton: Princeton University Press, 2012.



(上接第 11 页)

[71] DJAPIC V, PRIJIC C, BOGART F. Autonomous takeoff & landing of small UAS from the USV[C]//OCEANS'15-MTS/IEEE Washington. Washington, DC, USA: IEEE, 2015.

[72] CHEN B D, LIU X, ZHAO H Q, et al. Maximum correntropy Kalman filter[J]. Automatica, 2017, 76: 70–77.

[73] JIA X W, WILLARD J, KARPATNE A, et al. Physics guided RNNs for modeling dynamical systems: a case study in simulating lake temperature profiles[M]//Proceedings of the 2019 SIAM International Conference on Data Mining (SDM). Calgary, Alberta: SIAM, 2019: 558–566.

[74] 赵修斌, 高超, 庞春雷, 等. BP 神经网络辅助的缓变故障双阈值检测法 [J]. 控制与决策, 2020, 35(6): 1384–1390.

ZHAO X B, GAO C, PANG C L, et al. A double-threshold test method for soft faults assisted by BP neural network[J]. Control and Decision, 2020, 35(6): 1384–1390 (in Chinese).

[75] SUN R, CHENG Q, WANG G Y, et al. A novel online data-driven algorithm for detecting UAV navigation sensor faults[J]. Sensors, 2017, 17(10): 2243.

[76] 赵国治, 段海滨. 仿鹰眼视觉技术研究进展 [J]. 中国科学:技术科学, 2017, 47(5): 514–523.

ZHAO G Z, DUAN H B. Progresses in biological eagle-eye vision technology[J]. Scientia Sinica Technologica, 2017, 47(5): 514–523 (in Chinese).

[77] DUAN H B, XIN L, CHEN S J. Robust cooperative target detection for a vision-based UAVS autonomous aerial refueling platform via the contrast sensitivity mechanism of eagle's eye[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2019, 34(3): 18–30.

[78] DENG Y M, DUAN H B. Biological eagle-eye-based visual platform for target detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6): 3125–3136.

[79] WANG X H, DUAN H B. Hierarchical visual attention model for saliency detection inspired by avian visual pathways[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 6(2): 540–552.