doi:10.11887/j.issn.1001-2486.25030028

http://journal. nudt. edu. cn

## 融合动力学特征的自由返回轨道双路网络学习方法

朱彬羽<sup>1,2</sup>,李海阳<sup>1,2\*</sup>,杨 震<sup>1,2</sup>,何俊华<sup>1,2</sup>,陆 林<sup>3</sup>,张宇航<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 空天科学学院,湖南 长沙 410073; 2. 太空系统运行与控制全国重点实验室,湖南 长沙 410073;
 3. 中国航天员科研训练中心,北京 100094)

摘 要:自由返回轨道是载人飞船进行地月转移的首选轨道方案,其设计约束要求严格,现有算法对时 初值依赖性普遍较强。针对载人月球探测任务中的地月转移轨道规划问题,采用双路网络学习方法,进行 自由返回轨道初值方法的研究。建立地月自由返回轨道的动力学模型以分析近地端轨道解空间特征。结 合近地升降轨的解空间分域特性,提出一种采用参数关联变换设计的双路神经网络架构,确保不同特征域 下轨道解的完备性。利用 ATK 机动规划功能模块实现了双路网络学习初值方法下的地月自由返回轨道规 划,并进行了仿真设计与验证。研究成果可为解决载人探月任务地月转移轨道规划的初值依赖性问题提供有 效参考。

关键词:载人探月任务;自由返回轨道;双路神经网络;ATK 机动规划模块 中图分类号:V412.4 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2025)04-064-12



# Dual-path neural network learning method for free-return orbit integrating dynamic characteristics

ZHU Binyu<sup>1,2</sup>, LI Haiyang<sup>1,2\*</sup>, YANG Zhen<sup>1,2</sup>, HE Junhua<sup>1,2</sup>, LU Lin<sup>3</sup>, ZHANG Yuhang<sup>1</sup>

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. State Key Laboratory of Space System Operation and Control, Changsha 410073, China;

3. China Astronaut Research and Training Center, Beijing 100094, China)

Abstract: The free-return orbit serves as the preferred orbital scheme for crewed spacecraft in earth-moon transfers, yet its design involves stringent constraints and significant initial-value dependency in existing algorithms. The earth-moon transfer trajectory planning for manned lunar exploration was addressed by proposing a dual-path neural network learning method to optimize free-return orbit initialization. A dynamic model of the free-return orbit was established to analyze the characteristics of the near-earth orbital solution space. Integrating the spatial partitioning characteristics of ascending and descending orbital phase in solution spaces, a dual-path neural network architecture designed via parameter-correlated transformation was proposed to ensure the completeness of orbital solutions. Utilizing ATK. Astromaster, the earth-moon free-return orbit planning under the dual-path network learning-based initialization method was implemented and validated through simulation. The results provide an effective reference for mitigating initial-value dependency in manned lunar mission orbit design.

Keywords: manned lunar exploration mission; free-return orbit; dual-path neural network; ATK. Astromaster

载人月球探测是当前各航天大国的关注焦 点。美国提出重返月球的"阿尔忒弥斯"计划,吸 引了众多国家参与合作<sup>[1]</sup>。中国公布了于 2030 年前实现载人登月的明确任务目标。继嫦娥 5 号 任务之后<sup>[2]</sup>,中国探月工程已于 2024 年 6 月实施 嫦娥6号任务并实现第二次无人月面采样返回, 各项任务计划均在稳步推进当中。

载人登月是一项复杂的系统工程,而地月转移轨道(lunar transfer orbit, LTO)设计是其中的关键技术之一。聚焦到轨道设计层面,如何在复

Citation: ZHU B Y, LI H Y, YANG Z, et al. Dual-path neural network learning method for free-return orbit integrating dynamic characteristics [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2025, 47(4): 64 - 75.

收稿日期:2025-03-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(12072365);湖南省自然科学基金资助项目(2023JJ20047);载人航天工程科技创新团队课题 资助项目

第一作者:朱彬羽(2001—),男,湖南邵阳人,博士研究生,E-mail:1822350368@qq.com

<sup>\*</sup>通信作者:李海阳(1972—),男,河北大城人,教授,博士,博士生导师,E-mail:lihaiyang@nudt.edu.cn

**引用格式:**朱彬羽,李海阳,杨震,等.融合动力学特征的自由返回轨道双路网络学习方法[J].国防科技大学学报,2025,47(4): 64-75.

杂动力学环境下,尽可能采用能耗最优的策略,将 航天器安全送入环月轨道是一个难题[3]。郑爱 武和周建平<sup>[4]</sup>介绍了载人登月工程的任务约束 和飞行方式。Topputo<sup>[5]</sup>针对限制性四体模型中 的共面两脉冲地月转移问题,提出了直接转移和 多脉冲转移策略。Lü 等<sup>[6]</sup>采用微分修正方法研 究了圆形限制性三体问题中的两脉冲地月转移问 题。Gao 等<sup>[7]</sup>基于环月空间站设计了两脉冲地月 转移轨道,分析了典型年份的轨道转移窗口。而 在诸多地月转移问题设计中,存在一种特殊的地 月转移轨道,被称为自由返回轨道(free-return orbit, FRO)。FRO 自近地出发后经月球近旁转 向,具备返回地球的能力,相对于地月连线呈准对 称<sup>[8]</sup>。FRO 在载人飞船发生故障时能将航天员 安全送回地球,这种极高的安全性使其成为载人 探月任务地月转移轨道设计的基本轨道构型与首 选方案。周晚萌等<sup>[9-10]</sup>基于近月点伪参数建立 了混合多圆锥截线初值算法来设计 FRO,该方法 设计精度和效率较高,适用于大规模生成 FRO 数 据库。刘勇等<sup>[11]</sup>在 B 平面概念的基础上提出了 P平面初值设计方法,采用平面与空间分层规划 方法进行 FRO 初步设计,进一步提高了 FRO 设 计效率。Dong 等<sup>[12]</sup>提出了一种利用优化模型和 贝叶斯优化两阶段变换进行地月转移自由返回中 止轨道燃料优化的新方法。彭祺擘等[13]在基于 近月点伪参数的 FRO 设计方法的基础上,提出了 内点法与序列二次规划相结合的两步优化修正方 法。其中,以近月轨道参数为控制变量的设计 方式能够明确月球到达时刻,自由返回约束更 容易实现收敛,但难以直接衔接地面发射段的 轨道拼接需求;以近地轨道参数为控制变量的 设计方式能够明确地月转移入轨时刻,便于衔 接与地面发射段的轨道一体化拼接设计,但自 由返回约束的强非线性特性,导致高精度动力 学模型在缺乏有效初值时陷入迭代发散或局部 最优,造成设计效率低下、收敛性较差<sup>[14]</sup>。当前 载人探月任务对全时段大规模转移轨道窗口搜 索的规划需求显著增加,亟须突破近地端参数 驱动的初值生成瓶颈,即既能满足发射段与转 移段的无缝拼接,又能为高精度模型提供可收 敛的初始解。

当前人工智能方法发展势头正盛,其中以深 度学习为代表的数据驱动的智能算法<sup>[15]</sup>广泛应 用于回归预测<sup>[16]</sup>。在轨道设计领域中,深度学习 通常具体应用于轨道转移快速估计与优化设计。 李海洋和宝音贺西<sup>[17]</sup>通过机器学习对不同小行 星之间的小推力转移燃料消耗进行估计,发现其 估计精度优于传统 Lambert 估计方法。Zhu 和 Luo<sup>[18]</sup>基于深度学习研究了长时间摄动条件下多 星交会最优转移燃料快速估计问题。Yang 等<sup>[19]</sup> 训练了分类与回归两种类型的深度神经网络,实 现了对地月 FRO 升降轨类型的分类与近月点轨 道可达域的快速估算。深度学习在轨道动力学领 域的另一类显著应用,是转移轨道优化设计问题。 Yang 等<sup>[20]</sup>将深度学习方法应用于连续小推力最 优转移轨迹问题的间接法初值猜测和 J2 摄动 Lambert 问题的初值估计,提高了算法收敛性。 Guo 等<sup>[21]</sup> 将深度神经网络用于时间最优的多星 交会任务中相邻两星之间的转移时间估计,加速 多星交会全任务树搜索优化流程。Izzo 等<sup>[22-23]</sup> 利用深度神经网络实现了飞行器从地球飞向火星 和金星中轨迹的自主导航,可对推力大小和方向 进行较好估计。上述研究表明,利用深度神经网 络强大的学习能力可以对轨道样本库特征参数的 内在规律特征进行高拟合度的学习,可用于轨道 优化设计的快速计算与初值猜测。因此,借助深 度学习的优势,可对载人月球探测轨道设计问题 进行隐性规律挖掘,实现快速初值猜测,提升计算 效率与收敛性。

航天任务工具箱(aerospace tool kit, ATK)软件的机动规划模块能够根据任务需求及目标约束进行轨道设计<sup>[24]</sup>。针对动力学特性复杂的地月空间,利用 ATK 机动规划模块,选取近地端控制变量进行自由返回轨道设计,在不给定良好初值的情况下,微分修正的设计效率或收敛性不足<sup>[25]</sup>。为提升 ATK 机动规划模块针对月球探测任务的专用性,以更好地支撑国产通用轨道设计软件在载人探月工程中的应用,可以采用二次开发与机器学习相结合的手段,针对性提升软件面向载人月球探测典型任务轨道的设计能力与计算效率,以适应大规模轨道窗口搜索需求。

本文在文献[19]方法的基础上,采用双路神 经网络架构对地月 FRO 的近地端设计参数进行 初值猜测。

## 1 轨道模型及特性

#### 1.1 动力学模型描述

针对载人月球探测任务,地月转移轨道须具备自由返回的特性,如图1所示。参考文献[27],FRO以近月点为界可划分为两段轨道进行设计。首先,自近地停泊轨道至地月转移入轨点(trans-lunar inject, TLI)施加一个切向脉冲,进

人 LTO; 然后, 沿 LTO 自由飞行转移至近月点 (perilune, PRL), 要求满足近月高度约束; 在不进 行近月制动的情况下, 沿返回轨道(return transfer orbit, RTO)继续自由飞行转移至近地附近, 要求 满足再入高度与再入角约束, 根据文献 [26] 可将 再入条件约束等价转换成真空近地点(vacuum perigee, VCP)高度约束。

· 66 ·







其中:f(·)表示高精度轨道动力学模型的映射函 数; $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Theta}(t_{\text{TLI}}, h_{\text{TLI}}, i_{\text{LTO}}, \boldsymbol{\Phi})$ 表示映射函数的因变 量; $\boldsymbol{\Phi} = \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\Omega}_{\text{LTO}}, \boldsymbol{\omega}_{\text{LTO}}, \boldsymbol{v}_{\text{TLI}}^{x})$ 表示非线性规划问题 中的近地端设计参数;  $\Psi = \Psi(h_{PBL}, h_{VCP}, i_{BTO})$  表 示根据高精度轨道动力学模型计算得到的因变量 约束集合:J表示目标函数,可设计为单目标或多 目标加权函数;t<sub>TI</sub>为地月转移入轨时刻,h<sub>TI</sub>为近 地出发高度,i<sub>ITO</sub>为地月转移入轨倾角,以上变量 由地面发射段拼接设计参数确定; $\Omega_{LTO}$ 为地月转 移轨道升交点赤经,ωιτο为地月转移轨道近地点 幅角, v<sub>TI</sub>表示近地出发切向脉冲大小, 以上变量 为地月 FRO 的设计参数; hppl 为近月点轨道高度, h<sup>b</sup><sub>PBL</sub>与 h<sup>b</sup><sub>PBL</sub>分别为满足近月点轨道高度约束的上 下限;hvcp为真空近地点轨道高度,h\*vcp为目标真 空近地点轨道高度; i RTO 为返回轨道倾角, i RTO 为目 标返回轨道倾角。

#### 1.2 轨道解空间分域特性

TLI 纬度幅角  $u_{TLI}$ 在[-90°, 90°]内进行地 月转移时为近地升轨出发方式;反之为近地降轨 出发方式。不同升降轨方式之间的轨道演化特性 及非线性特征存在差异<sup>[19]</sup>。将近地出发高度 $h_{TLI}$ 设为 170 km,近月点轨道高度范围约束[ $h_{PRL}^{b}$ , 设为 170 km,近月点轨道高度范围约束[ $h_{PRL}^{b}$ ,  $h_{PRL}^{ub}$ ]设为[120.5 km, 119.5 km]。瞄准再入点轨 道高度 122 km 与倾角 -6°,并将再入点条件等效 于真空近地点轨道高度约束,即 $h_{VCP}^{*}$ 设为 51 km 左右<sup>[26]</sup>。在高精度模型下对 $t_{TLI}$ 、 $i_{LTO}$ 和 $i_{RTO}$ 进行 修正遍历,得到 FRO 解空间的分布情况,结果如 图 2 所示。由于时间主要相关的地月空间几何特



(a) LTO 近地点幅角随月球公转相位分布情况

(a) Distribution of the LTO argument of latitude and the lunar revolution phase



(b) Distribution of the LTO RAAN and the lunar revolution phase



征为月球绕地球公转的纬度幅角,简称月球公转 相位,下面采用 $t_{TLI}$ 时刻的月球公转相位来表示时 间特征。其中,标蓝解集表示近地升轨出发进行 地月转移的轨道解子空间;标红解集表示近地降 轨出发进行地月转移的轨道解子空间。由于 $u_{TLI}$ 与 $\omega_{LTO}$ 满足式(2)关系,近地升降轨方式与 $\omega_{LTO}$ 直接相关,在图2(a)区分度明显,呈多个连续弧 形集中分布特征。图2(b)中不同升降轨方式的 解集集中分布于近似平行的不同非交叠斜带中, 分域特性同样明显。

 $u_{\text{TLI}} = \boldsymbol{\omega}_{\text{LTO}} + f_{\text{TLI}} = \boldsymbol{\omega}_{\text{LTO}}$  (2) 其中,  $f_{\text{TLI}}$ 为 TLI 真近点角,等于 0°。

#### 2 双路网络学习方法

首先介绍对地月 FRO 进行深度学习的双路 神经网络架构,再介绍神经网络编码器与解码器 中的区分近地升降轨方式的参数关联变换设计。

#### 2.1 双路神经网络架构

深度神经网络有很多种类型,如全连接神经 网络、卷积神经网络、长/短记忆神经网络等<sup>[16]</sup>。 对于地月 FRO 设计问题,全连接神经网络足以拟 合地月 FRO 特征参数之间的非线性特征。但所 有特征在单一网络中混合传递,容易导致特征纠 缠,难以分辨不同的非线性映射模型,降低学习效 果:同时,容易陷入局部最优陷阱,遗漏可能存在 的多解情况。双路神经网络是一种通过设计两条 独立特征集处理路径的深度学习架构,其核心思 想是通过特征解耦、任务分工或模态分离等方式 提升模型性能<sup>[28]</sup>。双路神经网络可通过两个全 连接网络构建,相比单一全连接网络,双路架构在 特征解耦、抗局部最优等方面具有显著优势,适用 于复杂非线性系统的建模。由于自由返回轨道在 近地出发入轨处取不同的升降轨设计约束,其轨 道非线性映射关系差别较大,解空间存在分域特 性,并且对神经网络的学习效果影响明显,故采用 "升轨"和"降轨"两路进行网络架构的设计<sup>[19]</sup>。 由于其他指标参数如时间、月球公转相位、轨道 六根数等是反映轨道演化特性与参数映射关系 的连续变量,是需要深度神经网络进行学习的 变量对象,故一般不考虑区别这些连续变量分 路进行学习;升降轨方式是一种布尔值参数类 型,并且已有研究证明其对轨道演化与映射的 非线性特征影响明显,故考虑采用升降轨指标 进行分路学习的设计,能够提高网络模型学习 的拟合效果。因此本文选择双路全连接神经网 络来进行地月 FRO 轨道特征的深度学习,并作

为初值方法服务于地月 FRO 的高精度仿真修 正。图3 给出了融合动力学特征的地月 FRO 双 路神经网络架构示意图。该架构由输入层、编 码层、深度神经网络、解码层、输出层组成。其 中,输入层参数包含地月公转轨道特征、近地出 发输入特征、返回约束特征参数等;输出层参数 为近地端设计参数。区分近地升降轨方式,形 成两条由输入层到输出层的分支路径。两条子 网络路径的参数传递序列依次为:

$$I \xrightarrow{\text{High}} I_{A} \xrightarrow{\text{Enc}_{A}} X_{A} \xrightarrow{\text{Net}_{A}} Y_{A} \xrightarrow{\text{Dec}_{A}} E_{A} \xrightarrow{\text{\#k}} E \qquad (3)$$

$$I \xrightarrow{\text{Refs}} I_{\text{D}} \xrightarrow{\text{Enc}_{\text{D}}} X_{\text{D}} \xrightarrow{\text{Net}_{\text{D}}} Y_{\text{D}} \xrightarrow{\text{Dec}_{\text{D}}} E_{\text{D}} \xrightarrow{\text{\#}} E \qquad (4)$$

其中:I表示输入层参数组合, $I_A$ 、 $I_D$ 分别表示近 地升轨、降轨类型的输入层参数组合, $X_A$ 、 $X_D$ 分 别表示近地升轨、降轨类型的网络输入参数组合,  $Y_A$ 、 $Y_D$ 分别表示近地升轨、降轨类型的网络输出 参数组合, $E_A$ 、 $E_D$ 分别表示近地升轨、降轨类型 的输出层参数组合,E表示输出层参数组合; Enc<sub>A</sub>、Enc<sub>D</sub>分别表示升轨、降轨路径的编码器模 型,Net<sub>A</sub>、Net<sub>D</sub>分别表示升轨、降轨路径的深度神 经网络模型,Dec<sub>A</sub>、Dec<sub>D</sub>分别表示升轨、降轨路径 的解码器模型,如图 3 所示。

选取深度神经网络训练的输入层参数组 合为:

$$\boldsymbol{I} = (a_{\mathrm{M}}, e_{\mathrm{M}}, i_{\mathrm{M}}, \boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{M}}, u_{\mathrm{M}}, h_{\mathrm{TLI}}, i_{\mathrm{LTO}}, h_{\mathrm{VCP}}, i_{\mathrm{RTO}})$$
(5)

式中, $a_{M}$ 、 $e_{M}$ 、 $i_{M}$ 、 $\Omega_{M}$ 、 $u_{M}$ 分别表示由 TLI 出发时刻 历元转换得到的 J2000 惯性系下月球绕地球公转 的轨道半长轴、偏心率、倾角、升交点赤经、纬度幅 角,能够直接关联时间参数。

参考文献[24],选取深度神经网络训练的输 出层参数组合为:

$$\boldsymbol{E} = (\boldsymbol{\Omega}_{\text{LTO}}, \boldsymbol{\omega}_{\text{LTO}}, \boldsymbol{v}_{\text{TLI}}^{\text{x}})$$
(6)

两条路径下的深度神经网络模型为:

$$\begin{cases} \operatorname{Net}_{A}(\theta) : X_{A} \to Y_{A} \\ \operatorname{Net}_{D}(\theta) : X_{D} \to Y_{D} \end{cases}$$
(7)

其中,Net<sub>A</sub>(•)与 Net<sub>D</sub>(•)分别表示采用近地升 轨与降轨方式两种不同类型地月 FRO 数据训练 得到的两类深度神经网络模型,θ 表示全连接回 归神经网络参数。损失函数采用均方根误差表 示,即:

$$\varepsilon_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_{\text{pred}}^{i} - y_{\text{test}}^{i})^{2}}$$
(8)

式中,n 表示测试集样本总数,y<sup>i</sup><sub>pred</sub>和 y<sup>i</sup><sub>test</sub>分别代表 第 *i* 个样本的网络直接预测值和归一化测试值。



图 3 融合动力学特征的双路神经网络架构 Fig. 3 Dual-path neural network architecture integrating dynamic characteristics

#### 2.2 参数关联变换设计

从图 2(a) 中可以看出:升轨出发类型中  $\omega_{ITO}$ 的分布在数值上割裂为[0°,90°)和[270°, 360°)两个区间。由于角度0°与360°的物理含义 相同,以上两个区间本质在0°附近保持连续分布 的特征。尽管两个区间在物理意义上是连续的 分布域,但全连接网络在进行特征学习时难以 从单纯数值的角度上辨识0°附近的连续性特 征,导致网络学习效果降低;降轨出发类型中  $ω_{ITO}$  解空间保持连续分布的特征。从图 2(b)中 可以看出:升轨出发类型中 $\Omega_{\rm ITO}$ 的分布割裂为 近似平行的两个斜带状分布域,这同样会导致 网络学习效果降低;降轨出发类型中 $\Omega_{\rm Im}$ 的解 主要分布于三个区域中,但同样在物理意义上 呈现出解空间的连续分布特征。因此,为了使 神经网络能够从数值上辨识样本分布连续性的 特征参数,以提高神经网络对各近地升降轨方 式下 FRO 非线性特征的学习效果,需要对初始 参数进行关联变换,在保持不丢失原有物理含 义的基础上,拼接出数值上连续分布的特征参 数空间。

将 ω<sub>LTO</sub> 作出如式(9) 所示的关联变换得到 LTO 近地点幅角变换值 ω'<sub>LTO</sub>,能够使两种近地升

降轨方式下的样本参数空间分布在数值上分别保 持连续,如图4(a)所示。对于近地升轨方式样 本,将 Q<sub>LT0</sub>作出如式(10)所示的关联变换得到 LTO 升交点赤经变换值  $\Omega^{\Lambda}_{LTO}$ ;对于近地降轨方式 样本,将 Qum作出如式(11)所示的关联变换得到  $\Omega^{\rm D}_{\rm LTO}$ 。根据式(12)得到 LTO 升交点赤经变换值  $\Omega'_{\rm m}$ ,能够使近地升降轨方式下的样本参数空间 分布在数值上分别保持连续,如图4(b)所示。其 中,标蓝样本点表示近地升轨出发进行地月转移 的轨道解变换值;标红样本点表示近地降轨出发 进行地月转移的轨道解变换值。图4(a)中不同 升降轨方式的分布域区分明显,但各自呈现连续 性,存在一定的正弦特性;图4(b)中不同升降轨 方式的分布域同样区分明显,但各自呈现连续性, 主要集中分布于连续的不均匀斜带上。以上关联 变换仅涉及一维线性计算,不改变关联变换前后 的非线性特征。

$$\omega_{\rm LTO}' = \begin{cases} \omega_{\rm LTO} + \frac{\pi}{2}, \ \omega_{\rm LTO} < \frac{3\pi}{2} \\ \omega_{\rm LTO} - \frac{3\pi}{2}, \ \omega_{\rm LTO} \ge \frac{3\pi}{2} \end{cases}$$
(9)

$$\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{LTO}}^{\mathrm{A}} = \begin{cases} \boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{LTO}} + 2\pi, \ \boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{LTO}} < \boldsymbol{u}_{\mathrm{M}} \\ \boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{LTO}}, \ \boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{LTO}} \ge \boldsymbol{u}_{\mathrm{M}} \end{cases}$$
(10)

$$\Omega_{\rm LTO}^{\rm D} = \begin{cases} \Omega_{\rm LTO} + 2\pi, \ \Omega_{\rm LTO} < u_{\rm M} - \frac{\pi}{2} \\ \Omega_{\rm LTO}, \ u_{\rm M} - \frac{\pi}{2} \leq \Omega_{\rm LTO} < u_{\rm M} + \frac{\pi}{2} \end{cases} (11) \\ \Omega_{\rm LTO} - 2\pi, \ \Omega_{\rm LTO} \geq u_{\rm M} + \frac{\pi}{2} \end{cases}$$

 $\Omega_{\rm LTO}' = \begin{cases} \Omega_{\rm LTO}^{\rm A} , \ \omega_{\rm LTO}' \leqslant \pi \\ \Omega_{\rm LTO}^{\rm D} , \ \omega_{\rm LTO}' \approx \pi \end{cases}$ (12)



(a) LTO 近地点幅角变换值随月球公转相位分布情况
 (a) Distribution of the transformation value of LTO argument of latitude and the lunar revolution phase



 (b) LTO 升交点赤经变换值随月球公转相位分布情况
 (b) Distribution of the transformation value of LTO RAAN and the lunar revolution phase

图4 参数关联变换后的解空间分布情况

Fig. 4 Distribution of the FRO solution space after the parametric correlation transformation

## 3 仿真验证

通过数值仿真,首先对双路神经网络架构的 学习效果进行检验,然后利用 ATK 机动规划功能 模块验证地月 FRO 双路神经网络学习方法的有效性与可行性。所有计算在处理器为 Intel Core i9 – 12900 CPU 2.5 GHz、内存为 32 GB、显卡为 RTX 3060 的计算机上完成,运用 MATLAB R2021b 与 ATK 3.0 版本进行仿真计算。

### 3.1 学习效果验证

文献[19]采用近月点伪参数设计方法,通过 遍历 PRL 到达时间、 $i_{LTO}$ 、 $i_{RTO}$ 以及升降轨方式来 生成地月 FRO 数据库。本文在其基础上尽可能 扩大  $i_{LTO}$ 与 $i_{RTO}$ 遍历搜索范围。考虑到地面发射 入轨高度及再入返回条件等工程约束,通常设定  $h_{TLI}$ 为 170 km 左右、再入点轨道高度为 122 km、 倾角为 – 6°,并且再入点条件可以等效为  $h_{VCP}$ 约 为 51 km<sup>[26]</sup>。FRO 数据库生成的仿真参数如表 1 所示。最终生成 36 963 条满足收敛约束的地月 FRO,该数据库在 0°至 180°的  $i_{LTO}$ 和 0°至 360°的 LTO 升交点赤经  $\Omega_{LTO}$ 这个范围内均有分布,数据 库生成的计算时间约为 208 674 s。

表1 FRO 数据库生成仿真参数

 Tab. 1
 FRO database simulation parameters

生成参数	取值范围
PRL 时刻	[2029 - 08 - 01T12:00:00, 2029 - 11 - 01T12:00:00]
$h_{ m PRL}/ m km$	120
$h_{\scriptscriptstyle \mathrm{TLI}}/\mathrm{km}$	[169.5, 170.5]
$h_{ m VCP}/ m km$	[50.5,51.5]
$i_{\rm LTO}/(\circ)$	[0°, 180°]
$i_{ m RTO}/(\circ)$	[0°, 180°]
TLI 升降轨	{升轨,降轨}
VCP 升降轨	{升轨,降轨}

将数据库中 80% 的轨道数据作为训练集, 20% 的数据作为测试集,进行两条子网络路径的 学习训练。深度神经网络模型的隐藏层数量设置 为 8, 隐藏层单元数依次设置为[32,64,128, 256,128,64,32,16],学习率设置为 0.001,迭 代轮数设置为 100,学习率每隔 50 轮降低至当前 学习率的 10%。考虑设置不同的训练优化器与 激活函数,得到升轨与降轨两条路径下深度神经 网络的训练效果如下:优化器为 RMSProp 和激活 函数为 Leaky-ReLU 的设置相比其他设置的训练 效果更佳,其中  $\Omega_{LTO}$  的均方根误差为 6.018 8°,  $\omega_{LTO}$ 的均方根误差为 3.888 0°, $v_{TH}$ 的均方根误差 为 2. 195 9 m/s,并且优化器与激活函数的选择对 升轨深度神经网络学习训练效果的影响明显;优 化器为 RMSProp 和激活函数为 Leaky-ReLU 的设 置相比其他设置的训练效果更佳,其中 Ω<sub>LTO</sub> 的均 方根误差为 7. 154 3°, ω<sub>LTO</sub> 的均方根误差为 4. 064 3°, ν<sup>\*</sup><sub>TLI</sub>的均方根误差为 2. 036 8 m/s,并且 优化器与激活函数的选择对降轨深度神经网络学 习训练效果的影响明显。因此,两种类型的深度 神经网络均采用 RMSProp 优化器与 Leaky-ReLU 激活函数进行训练。

在确定 RMSProp 优化器与 Leaky-ReLU 激活 函数的基础上,考虑设置不同的学习率,得到升轨 与降轨两条路径下深度神经网络的训练效果,分 别如表 2 和表 3 所示。可以看出,升轨与降轨深 度神经网络的训练时长均在 3 min 左右,学习率

#### 表 2 不同学习率对应的升轨深度神经网络训练效果

Tab. 2 Training effects of the deep neural network for ascending type corresponding to different learning rates

学习率	训练 时长/s	Ω <sub>LTO</sub> 的 RMSE∕ (°)	ω <sub>LTO</sub> 的 RMSE/ (°)	v <sup>x</sup> <sub>TLI</sub> 的 RMSE/ (m/s)
0.1	164.76	92.053 3	26.3914	8.5649
0.05	182.22	28.705 6	13.472 4	3.099 3
0.01	173.50	10.830 5	8.1857	2.351 6
0.005	205.98	12.270 9	9.211 2	2.335 2
0.001	144.53	6.018 8	3.888 0	2.1959
0.000 5	220.85	6.6103	5.3169	2.1994
0.000 1	226.68	8.934 7	7.451 0	2.317 4

表 3	不	同学习率	对应自	勺降轨	深度	神经网	络训练	效果
Tak	2	Tusining	CC	. f. 11	1			<b>f</b>

Tab. 5	Trainin	ig enects	s or the	e deep	neura	networ	K IOF
descendi	ng type	correspo	onding	to diff	ferent l	learning	rates

学习率	训练 时长/s	Ω <sub>LTO</sub> 的 RMSE∕ (°)	ω <sub>LTO</sub> 的 RMSE/ (°)	v <sup>x</sup> <sub>TLI</sub> 的 RMSE/ (m/s)
0.1	203.07	99.7567	31.343 3	12.0937
0.05	232.52	42.1907	13.004 6	4.045 3
0.01	193.47	12.6169	10.3995	2.395 2
0.005	223.21	10.1679	8.3199	2.166 9
0.001	141.79	7.254 3	4.064 3	2.036 8
0.000 5	228.27	7.269 0	4.624 6	2.092 1
0.000 1	207.30	9.903 2	7.8477	2.1628

对两类网络模型训练效果的影响均比较明显, 过高和过低的学习率分别存在过拟合与欠拟合 的问题。学习率设置为 0.001 是比较合理的 选择。

综合上述,表4给出了超参数的最终配置,升 轨与降轨深度神经网络的配置结果一致。

表4 深度神经网络超参数配置

Tab. 4 Hyp	erparameter of deep neural network
超参数	取值配置
优化器	RMSProp
激活函数	ReLU
学习率	0.001
学习率衰减率	10%
学习率衰减代数	50
隐藏层数	8
隐藏层单元数	[32, 64, 128, 256, 128, 64, 32, 16]

随机生成2000组FRO轨道数据,并在该数 据集的基础上,将训练完成后的双路神经网络架 构用于地月 FRO 近地出发设计参数的回归预测, 对预测值进行误差分析。对于升轨类型深度神经 网络模型,统计得到  $\Omega_{LTO}$ 、 $\omega_{LTO}$ 与  $v_{TLI}^{x}$ 的误差分布 直方图,分别如图5(a)~(c)所示。从图5中可 以看出, $\Omega_{ITO}$ 的误差分布主要集中在 [ – 10°, 10°] 范围内, $\omega_{LTO}$ 的误差分布主要集中在 [-5°,  $3^{\circ}$ ]范围内, $v_{\pi_{I}}^{x}$ 的误差分布主要集中在[-4 m/s, 4 m/s ] 范围内,均近似呈现正态分布的规律。同 时,统计得到  $\Omega_{LTO}$ 、 $\omega_{LTO}$ 和  $v_{TLI}^{x}$ 的平均绝对误差分 别为 3.592 6°、2.082 1°和 1.836 2 m/s。对于降 轨类型深度神经网络模型,统计得到 $\Omega_{\text{LTO}}$ 。 $\omega_{\text{LTO}}$ 与 v<sup>x</sup><sub>TI</sub>的误差分布直方图,分别如图 6(a)~(c)所 示。从图6中可以看出, $\Omega_{LTO}$ 的误差分布主要集 中在[-10°,5°]范围内, ωLTO的误差分布主要集 中在「-5°,3°]范围内, v<sub>TU</sub>的误差分布主要集 中在[-4 m/s, 4 m/s]范围内,同样均近似呈现 正态分布的规律。同时,统计得到 $\Omega_{LTO}$ 、 $\omega_{LTO}$ 与 v<sub>TLI</sub>的平均绝对误差分别为 4.171 3°、1.868 8°和 1.6872 m/s。上述分析表明训练后两条子网络 路径的初值猜测精度在可接受的范围内,说明本 文提出的地月 FRO 双路网络学习结构可以提供 良好的设计初值。





#### 3.2 ATK 仿真结果

根据地月 FRO 方案描述, ATK 机动规划模块 需要设计的任务段序列如表 5 所示。

表 5 FRO 机动规划模型

Tab. 5	Model	of FRO	planning	scheme
			0	

任务段	停止条件	控制变量	约束参数
FRO 瞄准 序列段	_	_	_
TLI 初始段	立即停止	升交点赤经 近地点幅角	
TLI 机动段	立即停止	切向脉冲	
LTO 预报段	近月点停止		轨道高度
RTO 预报段	近地点停止		轨道高度 轨道倾角

实现对 ATK 机动规划模块的二次开发,具体 仿真设计框架如图 7 所示。双路神经网络架构将 两种不同近地升降轨方式的预测初值分别传递至 ATK 机动规划模块进行后续的仿真设计及验证, 进一步获取满足约束的高精度收敛解。参考文 献[24]的仿真算例设置,将两个预报段的轨道动 力学模型配置为 21 × 21 阶 JGM3 地球引力场,考 虑太阳和月球三体引力。下面将通过数个仿真算 例,验证本文提出的地月 FRO 双路网络学习方法 的有效性和可行性。



图 7 利用 ATK 的仿真设计框架



以文献[26]中的自由返回轨道高精度求解工 况为例进行仿真对比。输入 FRO 近地出发初始状 态为:初始时刻为2028-06-24T16:33:31,TLI初 始段轨道高度为170 km,轨道倾角为21°;TLI 初始 段轨道偏心率固定为0,真近点角固定为0°。输入 轨道约束为: PRL 高度约束为 200 km, 返回真空 近地点高度为50 km,返回轨道倾角为43°。通过 双路神经网络架构学习得到近地升轨方式下 LTO 升交点赤经的设计初值为 334.365°, 近地点幅角 的设计初值为346.222°,近地出发切向脉冲的设 计初值为3 176.772 m/s;同时得到 LTO 降轨方式 下 TLI 升交点赤经的设计初值为 149.980°,近地 点幅角的设计初值为195.653°,近地出发切向脉 冲的设计初值为 3 163.679 m/s。表 6 给出了本 文方法与文献[26]方法的自由返回轨道设计结 果。其中,降轨路径下的设计结果与文献[26]方

表6 自由返回轨道设计结果对比

- mor o componenter o coontro or recommendation or	Tab. 6	Comparative	results	of	free	return	orbit	design
--	--------	-------------	---------	----	------	--------	-------	--------

<b>抽送会粉</b>	文献[26]方法设计结果	本文方法设计结果			
轨道参数	(降轨出发方式)	降轨路径设计结果	升轨路径设计结果		
TLI 出发时刻	2028 - 06 - 24T16:33:31	2028 - 06 - 24T16:33:31	2028 - 06 - 24T16:33:31		
地月转移入轨脉冲/(m/s)	3 162.125	3 162.105	3 165.018		
LTO 升交点赤经/(°)	149.373	149.370	351.563		
TLI 入轨纬度幅角/(°)	199.286	199.289	355.066		
LTO 偏心率	0.975	0.975	0.976		
PRL 到达时刻	2028 - 06 - 27T10:50:00	2028 - 06 - 27T10:49:58	2028 - 06 - 27T09:03:40		
PRL 轨道倾角/(°)	149.122	149.122	154.649		
PRL 升交点赤经/(°)	181.742	181.742	175.919		
PRL 偏心率	1.525	1.525	1.499		
PRL 纬度幅角/(°)	24.821	24.820	18.341		
再入点时刻	2028 - 06 - 30T03:06:46	2028 - 06 - 30T03 :06 : 35	2028 - 06 - 30T02:49:27		
再入点经度/(°)	356.632	356.059	0.242		
再入点纬度/(°)	10.861	10.813	- 18.986		
计算时长/(s)	66 182	2, 546	7 859		

法设计结果基本一致;升轨路径下得到一个新的 轨道解。这说明在相同给定工况下,本文方法能 够充分探索不同近地升降轨方式下的轨道分域特 性,扩大了自由返回轨道高精度解的设计空间。 同时,本文计算效率也提升了一个数量级左右,具 备明显优势。采用 ATK 三维视图进行轨迹可视 化表征<sup>[24]</sup>,得到近地升轨与降轨出发方式下自由 返回轨道的三维轨迹及星下点轨迹,如图 8 所示, 其中红色轨迹表示 LTO,蓝色轨迹表示 RTO。



(a) TLI 升轨方式下的 LTO 三维轨迹(a) Three-dimensional LTO ascending at TLI



(b) TLI 升轨方式下的 FRO 三维轨迹(b) Three-dimensional FRO ascending at TLI



(c) TLI 升轨星下点轨迹(c) Sub-satellite track ascending at TLI

月球



(d) TLI 降轨方式下的 LTO 三维轨迹(d) Three-dimensional LTO descending at TLI



(e) TLI 降轨方式下的 FRO 三维轨迹(e) Three-dimensional FRO descending at TLI



(f) TLI 降轨星下点轨迹(f) Sub-satellite track descending at TLI

图 8 FRO 三维轨迹和星下点轨迹 Fig. 8 The three-dimensional orbit and sub-satellite track of FRO

考虑文献[19]中的FRO网络学习方法,将本 文采用的双路网络架构的初值方法与其进行对 比。文献[19] 通过分类与回归两层神经网络模 型提供 PRL 轨道倾角与升交点赤经作为设计初 值,为地月 FRO 的可达域做参考。本文所提网络 架构与文献[19]的主要区别在于是否采用参数 关联变换的设计。利用 ATK 机动规划模块进行 多个算例配置下的自由返回轨道高精度仿真设 计,观察采用不同初值方法下的收敛性,计算结果 如表7所示。所选取的算例考虑了时刻、LTO轨 道倾角、RTO 轨道倾角、轨道高度约束在一定工 程设计范围内设置的随机性,以此验证本文方 法在非预设、多样化条件下进行自由返回轨道 设计的有效性。表7显示,相比于不给出初值 及文献[19]的初值方法,本文所提方法收敛性 相对较好,轨道解空间得到扩大。同时,算例1、 算例2、算例3和算例6均在FRO数据库生成的 时间范围之外,其适用范围也不局限于智能代 理模型的学习边界,这说明本文所提双路网络 学习方法具有一定的泛适性。故本文通过融合 轨道动力学特征进行双路网络学习来提供初值 的方法具有一定优势。

#### 表7 自由返回轨道初值方法对比

Tab. 7 Comparative results of initial value method for free return orbit

算例序号		工况	不给予初值	文献[19]方法	本文方法
1	TLI 出发时刻:2028 - LTO 轨道倾角:21° RTO 轨道倾角:43°	- 06 – 24T16 : 33 : 31 PRL 轨道高度 : 200 km VCP 轨道高度 : 50 km	未收敛	升轨方式:未收敛 降轨方式:收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛
2	TLI 出发时刻:2029 - LTO 轨道倾角:23° RTO 轨道倾角:35°	-01 – 02T05 :00 :00 PRL 轨道高度 :160 km VCP 轨道高度 :49 km	未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛
3	TLI 出发时刻:2029 - LTO 轨道倾角:32° RTO 轨道倾角:57°	-06 – 17T17:00:00 PRL 轨道高度:120 km VCP 轨道高度:51 km	未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛
4	TLI 出发时刻:2029 - LTO 轨道倾角:28° RTO 轨道倾角:42°	-08 – 07T17 :00 :00 PRL 轨道高度 :120 km VCP 轨道高度 :51 km	未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛
5	TLI 出发时刻:2029 - LTO 轨道倾角:20° RTO 轨道倾角:72°	-10 – 17T17:00:00 PRL 轨道高度:120 km VCP 轨道高度:51 km	未收敛	升轨方式:未收敛 降轨方式:收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛
6	TLI 出发时刻:2030 - LTO 轨道倾角:25° RTO 轨道倾角:50°	- 03 – 10T22 :00 :00 PRL 轨道高度 :240 km VCP 轨道高度 :52 km	未收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛	升轨方式:收敛 降轨方式:收敛

#### 4 结论

本文围绕地月自由返回轨道设计问题,针对 现有算法对设计初值依赖性普遍较强的挑战,提 出了一种融合动力学特征的自由返回轨道双路网 络学习方法。通过对自由返回轨道近地端轨道解 空间升降轨分域特性的分析,提出一种采用参数 关联变换设计的双路神经网络架构。通过数值仿 真,对两条子网络路径的学习效果进行有效验证。 借助 ATK 机动规划功能模块实现了双路网络学 习初值方法下的自由返回轨道仿真设计,算例结 果表明,该网络架构学习得到的初值具有良好收 敛性,能够扩大自由返回轨道高精度解空间。所 提方法拓展了 ATK 支持载人探月工程轨道任务 规划的能力,能够为未来载人探月任务的方案设 计提供参考。

## 参考文献(References)

- SONG Y J, BANG J, BAE J, et al. Lunar orbit acquisition of the Korea Pathfinder lunar orbiter: design reference vs actual flight results[J]. Acta Astronautica, 2023, 213: 336 - 343.
- [2] ZHENG Y H, YANG M F, DENG X J, et al. Analysis of Chang'e-5 lunar core drilling process[J]. Chinese Journal of

Aeronautics, 2023, 36(2): 292 - 303.

 [3] 杨路易,李海阳,张进,等.基于多圆锥曲线法的着陆器 奔月轨道设计与特性分析[J]. 宇航学报,2019, 40(12):1383-1392.

YANG L Y, LI H Y, ZHANG J, et al. Design and characteristic analysis for lunar module's trans-lunar trajectory based on multi-conic method [J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(12): 1383 - 1392. (in Chinese)

- [4] 郑爱武,周建平.载人登月轨道设计方法及其约束条件 概述[J].载人航天,2012,18(1):48-54,72.
  ZHENG A W, ZHOU J P. A survey on trajectory design and constrains of manned lunar landing missions [J]. Manned Spaceflight, 2012, 18(1):48-54,72. (in Chinese)
- [5] TOPPUTO F. On optimal two-impulse Earth-Moon transfers in a four-body model [J]. Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy, 2013, 117(3): 279 – 313.
- [6] LYU M B, TAN M H, ZHOU D M. Design of two-impulse Earth-Moon transfers using differential correction approach[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 60: 183 – 192.
- [7] GAO Y F, WANG Z K, ZHANG Y L. Analytical design methods for transfer trajectories between the Earth and the Lunar Orbital Station [J]. Astrophysics and Space Science, 2018, 363: 206.
- [8] MIELE A. Theorem of image trajectories in the Earth-Moon space [ C ]//Proceedings of the XIth International Astronautical Congress, 1960: 385 - 391.
- [9] ZHOU W M, LI H Y, HE B Y, et al. Fixed-thrust Earth-Moon free return orbit design based on a hybrid multi-conic method of pseudo-perilune parameters [J]. Acta

Astronautica, 2019, 160: 365 - 377.

- [10] 周晚萌. 载人探月序列任务有限推力轨道逆动力学设计 方法研究[D]. 长沙:国防科技大学,2019.
   ZHOU W M. Finite thrust orbit design for manned lunar prospecting series mission using inverse dynamics method[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2019. (in Chinese)
- [11] 刘勇,刘磊,曹鹏飞,等. 自由返回轨道的 P 平面参数快速设计方法[J]. 宇航学报, 2022, 43(11): 1444 1453.
  LIU Y, LIU L, CAO P F, et al. A rapid design method of P-plane parameters for free-return orbit [J]. Journal of Astronautics, 2022, 43(11): 1444 1453. (in Chinese)
- [12] DONG T S, LUO Q Q, HAN C. Bayesian optimization of crewed lunar free return abort trajectory [ J ]. Acta Astronautica, 2022, 201: 288 - 301.
- [13] 彭祺擘,和星吉,陈天冀,等.星历模型下地月自由返回 全飞行过程轨道设计[J].宇航学报,2023,44(1): 43-51.

PENG Q B, HE X J, CHEN T J, et al. Design of Earth-Moon free return transfer trajectory under ephemeris model during the entire flight process[J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(1): 43-51. (in Chinese)

- [14] 王华,吕纪远,李海阳.载人月球探测序列任务组合仿真 设计与试验[J]. 宇航学报,2023,44(9):1447-1459.
  WANG H, LYU J Y, LI H Y. Composable simulation design and experiment of manned lunar exploration sequence missions[J]. Journal of Astronautics, 2023,44(9):1447-1459. (in Chinese)
- [15] CHEN B J, SHEN C Q, SHI J J, et al. Continual learning fault diagnosis: a dual-branch adaptive aggregation residual network for fault diagnosis with machine increments [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(6): 361-377.
- [16] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [17] 李海洋,宝音贺西.小推力转移燃料消耗估计的机器学 习方法[J].深空探测学报,2019,6(2):195-200.
  LI H Y, BAOYIN H X. Machine learning method of estimation for fuel consumption of low-thrust transfers [J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019,6(2):195-200. (in Chinese)
- [18] ZHU Y H, LUO Y Z. Fast approximation of optimal perturbed long-duration impulsive transfers via artificial neural networks[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2021, 57(2): 1123 – 1138.
- [19] YANG L Y, LI H Y, ZHANG J, et al. Fast solution to the free return orbit's reachable domain of the manned lunar

mission by deep neural network [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2024, 35(2): 495 - 508.

- [20] YANG B, LI S, FENG J L, et al. Fast solver for J2perturbed lambert problem using deep neural network [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2022, 45(5): 875-884.
- [21] GUO X, REN D, WU D, et al. DNN estimation of low-thrust transfer time: focusing on fast transfers in multi-asteroid rendezvous missions [J]. Acta Astronautica, 2023, 204: 518-530.
- [22] IZZO D, SPRAGUE C I, TAILOR D V. Machine learning and evolutionary techniques in interplanetary trajectory design[M]// FASANO G, PINTÉR J D. Modeling and Optimization in Space Engineering. [S. l. ]: Springer, 2019: 191-210.
- [23] IZZO D, ÖZTÜRK E. Real-time guidance for low-thrust transfers using deep neural networks [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2021, 44(2): 315 – 327.
- [24] 王华,周晚萌,李海阳,等.复杂轨道机动规划本体元模型与软件实现[J]. 宇航学报,2024,45(11):1732-1741.
  WANG H, ZHOU W M, LI H Y, et al. Ontology metamodel and software development for complex orbit maneuver planning[J]. Journal of Astronautics, 2024, 45 (11): 1732-1741. (in Chinese)
- [25] 李泽越,李海阳,杨震,等. 探月自由返回轨道设计的自适应初值 Newton-Raphson 方法[J]. 航空学报, 2023, 44(15): 528753.
  LIZY,LIHY,YANGZ, et al. Adaptive initial value Newton-Raphson algorithm for free return orbit design in lunar exploration[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(15): 528753. (in Chinese)
- [26] PENG Q B, SHEN H X, LI H Y. Free return orbit design and characteristics analysis for manned lunar mission [J]. Science China Technological Sciences, 2011, 54 (12): 3243-3250.
- [27] 陆林,李海阳,周晚萌,等.载人月球极地探测地月转移 轨道设计[J]. 宇航学报,2021,42(4):425-436.
  LUL,LIHY,ZHOUWM, et al. Design of Earth-Moon transfer orbit for manned lunar polar exploration missions[J].
  Journal of Astronautics, 2021, 42(4): 425 - 436. (in Chinese)
- [28] GUO L, BAI X T, HUO H, et al. High-resolution road information extraction based on an improved dual-path neural network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 1-5.