高精度火星大气制动轨迹智能高效优化方法

杨彬^{1,2}, 李爽^{1,2*}, 刘旭^{1,2}, 黄旭星^{1,2}, 黄翔宇³

1. 南京航空航天大学航天学院, 南京 210016;

2. 南京航空航天大学航天新技术实验室, 南京 210016;

3. 北京控制工程研究所, 北京 100190

* E-mail: lishuang@nuaa.edu.cn

收稿日期: 2020-06-15; 接受日期: 2020-07-13; 网络版发表日期: 2020-09-11

国家自然科学基金(批准号: 11672126, 61273051, 61525301, 61673057)、南京航空航天大学博士论文创新与创优基金(编号: BCXJ19-12)和空间智能控制技术实验室开放基金课题(编号: KGJZDSYS-2018-11)资助项目

摘要 大气制动技术是减少深空探测任务燃耗的重要手段. 本文面向火星大气制动轨迹优化问题, 提出了一种高精度火星大气制动轨迹快速优化方法. 首先, 构建了全维度非球形引力摄动动力学方程, 并基于此完成了火星大气制动轨迹参数的敏感性分析, 结果表明近火点高度在高精度模型下存在波动现象. 然后, 应用深度神经网络发展了大气制动轨迹参数快速估算方法, 提出了受控火星大气制动轨迹优化模型, 并采用遗传算法进行优化. 数值仿真结果表明, 本文所提方法较传统简化动力学方法在计算效率和精度方面优势明显.

关键词 火星探测, 大气制动, 轨迹优化, 神经网络, 非球形引力摄动

1 引言

自20世纪60年代首颗火星探测器发射以来, 火星一直是各航天大国深空探测的焦点. 迄今为止已实施了48次火星探测任务, 其中仅22次成功^[1,2]. 2020年火星探测迎来了又一次探测热潮, 我国首颗自主火星探测器“天问一号”也于7月23日成功发射, 拉开我国火星探测工程的序幕. 深空探测任务相较于近地空间任务的最大困难在于距离遥远, 探测器需要消耗大量燃料以实现星际转移并交会目标进入任务轨道. 首先, 发射阶段探测器需要加速从地球逃逸进入星际转移轨迹; 其次, 捕获阶段探测器需要执行制动机动, 从而被目标行星捕获进入大椭圆绕飞轨道; 最后, 降轨阶段探

测器需要减速拉近远拱点进入任务轨道. 发射阶段的绝大部分速度增量由运载火箭提供. 捕获和降轨阶段的所有速度增量则全部由探测器自身提供, 将消耗探测器携带的绝大部分燃料.

为节省捕获和降轨阶段的燃料消耗, 针对火星等存在大气的天体, 利用空气动力学飞行实现轨道调节的气动辅助变轨技术受到了各国的青睐, 已在金星和火星探测任务中被多次使用^[3~5]. 气动辅助变轨技术是使探测器在近拱点附近飞越目标天体大气层来实现低消耗轨道调整的变轨技术. 根据气动辅助变轨技术的应用目的, 可划分为气动引力辅助^[6]、气动捕获^[7]和大气制动^[8]三种类型. 气动引力辅助和气动捕获过程, 探测器只需单次穿越大气层, 持续时间短. 但为了获

引用格式: 杨彬, 李爽, 刘旭, 等. 高精度火星大气制动轨迹智能高效优化方法. 中国科学: 技术科学, 2020, 50: 1185–1199

Yang B, Li S, Liu X, et al. Fast optimization method for Mars high-fidelity aerobraking trajectory using a neural network (in Chinese). Sci Sin Tech, 2020, 50: 1185–1199, doi: 10.1360/SST-2020-0245

得更好的气动效果, 往往选择飞越中低层大气, 需要增加额外的热防护层. 大气制动过程探测器则是通过反复多次飞越高层大气实现气动减速, 降低远拱点轨道高度.

London^[9]在1962年首次提出利用空气动力作用进行轨道调节的概念. 随后, Finch^[10]和Boobar等人^[11]在此基础上提出了大气制动概念, 并给出了火星和金星探测的大气制动捕获方案. 20世纪90年代, NASA对大气制动的工程可行性和关键技术进行了系统研究, 并在随后的Magellan任务中首次成功尝试了大气制动技术^[12,13]. 后续火星全球勘测器(MGS)、火星奥德赛探测器(Odyssey)和火星侦查轨道器(MRO)等火星探测器均采用了大气制动技术进行降轨, 节省了大量燃料, 有效降低了任务成本. 尽管NASA已在实际任务中多次使用大气制动技术, 但大气制动过程复杂且持续时间长, 在动力学建模、制动轨迹设计优化等方面仍存在诸多问题亟待解决, 受到了大量学者和专家的关注. Lyons^[14]对MRO的大气制动窗口进行了优化设计, 分析了火星大气密度不确定性变化对任务轨迹造成的影响, 给出了适应火星大气变化的鲁棒参考轨迹. 张文普等人^[15]应用DSMC方法模拟了大气制动期间的火星大气动力学特性, 提出了气动力-气动热-轨道一体化优化模型. Lyons^[16]研究了低倾角大气制动的技术, 综合考虑日蚀和着陆器中继通信约束, 分析了低倾角大气制动轨迹特性, 并给出了着陆器的参考着陆范围. Lu等人^[17]开发了一种基于升力矢量控制的精确鲁棒轨迹优化方法, 有效减少了大气制动过程的控制消耗. 季英良等人^[18]针对大气制动过程中的近心点高度下降问题进行了研究, 提出了基于侧倾角调节实现近心点高度控制的方法. 周垂红等人^[19]研究了行星大气制动过程的时间消耗问题, 给出了大气制动时间与卫星面质比和近心点气动压力之间存在近似反比关系的结论.

上述大气制动轨迹优化设计方法主要采用简化引力模型和大气模型以提升计算效率. 这导致得到的参考轨迹与探测器的实际飞行轨迹存在较大的偏差, 尤其是近火点高度的误差严重威胁着探测器的飞行安全. 由于火星大气制动过程持续周期长, 火星不规则球形引力摄动随着时间的积累对轨迹的影响不再是小量, 不可忽略. 因此, 基于高精度动力学模型的大气制动轨迹分析和优化设计成为了当前的研究热点. 吕敬

等人^[20]分析了旋转大气模型和静止大气模型对气动捕获轨迹的影响, 其仿真结果表明在近火点高度较低时, 旋转大气对气动捕获轨迹作用明显. 江玲等人^[21]研究了行星引力摄动下的土卫六大气制动轨迹特性, 建立了复杂摄动下的半解析轨道方程, 说明了行星引力摄动对大气制动轨迹偏心率和近拱点高度存在显著影响. Kazmierczak等人^[22]在火星引力模型中增加了纵向重力项, 并采用蒙特卡罗方法进行了火星大气制动轨迹的敏感性和不确定性传播分析, 数值仿真结果表明高精度模型和传统简化模型下的大气制动轨迹远拱点高度上存在明显的误差. 火星大气制动期间由于探测器不断地飞越火星大气层, 需要地面测控全程跟踪. 漫长的任务周期将占用大量资源. 因此, 实现探测器自主大气制动飞行是未来的发展方向. Carrelli等人^[23]构建了火星自主大气制动框架, 分析了自主大气制动系统的基础框架和技术需求. 自主大气制动轨迹控制系统首要解决的问题是高精度动力学模型下的大气制动轨迹快速优化问题, 即高精度动力学模型应用时计算精度和效率之间的固有矛盾.

轨迹传播演化本质是初始状态和末端状态基于动力学模型的非线性转换. 但由于火星不规则球形引力场和气动力的共同作用, 航天器的轨迹表现出强非线性. 基于低阶展开式的简化模型无法满足精度要求, 而采用高阶展开形式则会严重降低计算效率. 人工智能技术在描述非线性系统方面展现出了明显的优势, 并在复杂环境下的轨迹规划控制等领域广泛应用^[24,25]. Sánchez-Sánchez等人^[26]利用深度神经网络近似火星进入、下降和着陆(EDL)的复杂轨迹传播过程, 实现了飞行轨迹实时解算. Cheng等人^[27]针对不规则小行星的着陆轨迹优化控制问题, 采用了多个神经网络分别近似小行星不规则引力场和最优控制变量与状态之间的映射关系, 仿真结果表明计算精度和求解效率得到了明显改善. 王银等人^[28]考虑飞行器出现破损以及飞行器受干扰时的轨迹优化问题, 利用深度神经网络逼近复杂气动环境下的控制变量, 避免了间接法轨迹优化的协态变量初值猜测问题. Li等人^[29]采用神经网络估算近地J2摄动下的小推力轨迹参数, 并对神经网络参数的优化方法进行了对比分析, 结果表明利用神经网络的估算误差小于0.5%, 对于轨迹求解精度的改善十分显著.

面向火星大气制动阶段对高精度快速轨迹优化技

术的需求, 本文考虑火星全维度非球形引力摄动, 基于人工智能技术提出了高精度火星大气制动轨迹快速智能优化方法. 首先, 通过推导三维非球形引力摄动加速度分量, 构建了火星大气制动高保真度动力学模型, 并基于此分析了大气制动轨迹对初始状态的敏感度. 然后, 应用深度神经网络学习初始状态和大气制动轨迹特征参数的映射关系, 建立了大气制动轨迹参数的快速高精度估算模型. 最后, 基于估算模型和遗传算法提出了火星大气制动轨迹快速优化方法, 实现了火星大气制动轨迹的高精度快速优化设计, 得到了火星高精度大气制动轨迹控制方案.

2 全维度引力摄动动力学建模

探测器在大气制动过程中多次飞越火星高层大气, 期间受到火星引力和气动力的共同作用, 动力学模型形式复杂. 为方便描述探测器的轨迹, 本文不失一般性地采用球坐标方式, 并定义了基础参考系, 如图1所示. 火星惯性系 $O-X_I Y_I Z_I$ 的坐标原点位于火星中心, X_I 轴在火星赤道平面内指向春分点, Z_I 轴垂直于火星赤道面指北, Y_I 轴符合右手系规则. 火星固连系 $O-X_F Y_F Z_F$ 的坐标原点位于火星中心, X_F 轴指向 0° 经线与火星赤道面的交点, Z_F 轴垂直火星赤道面指北, Y_F 轴满足右手系法则. 另外, 构建探测器位置系 $S-xyz$ 和速度坐标系 $S-x_v y_v z_v$ 以直观描述探测器在大气内的飞行状态. 位置系的坐标原点位于探测器质心, x 轴垂直于当地水平面沿火星中心指向探测器质心, y 轴和 z 轴位于当地水平面内分别指向东和北方向; 速度坐标系的 x_v 轴垂直于轨道面, y_v 轴沿探测器速度方向, z_v 轴符合右手系规则.

考虑火星自转情况, 探测器在火星大气内的运动方程描述如下:

$$\ddot{\mathbf{r}} = \mathbf{a}_r + 2\boldsymbol{\Omega} \times \mathbf{V} + \boldsymbol{\Omega} \times (\boldsymbol{\Omega} \times \mathbf{r}) = \mathbf{D} + \mathbf{L} + \mathbf{G}, \quad (1)$$

式中, $\mathbf{r}$ 是探测器的位置矢量, $\mathbf{a}_r$ 表示探测器的相对加速度矢量, $\mathbf{V}$ 是探测器的速度矢量, $\boldsymbol{\Omega}$ 是火星的自转角速度矢量, $\mathbf{D}$ 和 $\mathbf{L}$ 分别表示气动阻力加速度和气动升力加速度矢量, $\mathbf{G}$ 表示火星引力加速度矢量.

本文引入火星全梯度引力模型, 不仅考虑了径向和纬度方向的分量, 还添加了经度方向的分量, 全梯度引力模型在球坐标系下描述:

$$\nabla U = \frac{\partial U}{\partial r} \mathbf{r} + \frac{1}{r} \frac{\partial U}{\partial \alpha} \boldsymbol{\alpha} + \frac{1}{r \cos \alpha} \frac{\partial U}{\partial \beta} \boldsymbol{\beta} = g \mathbf{r} + l \boldsymbol{\alpha} + f \boldsymbol{\beta}, \quad (2)$$

式中, r 是探测器距离火星中心的距离, α 和 β 分别表示探测器火星固连系下的地理纬度和地理经度; g , l 和 f 分别表示火星非球形引力的径向、经度和纬度方向的分量.

将科氏加速度、牵连加速度、气动力和火星引力在探测器位置系下描述, 并代入式(1), 推导过程此处不再赘述. 最终得到探测器的全维度高阶引力摄动气动动力学模型:

$$\begin{cases} \dot{r} = V \sin \gamma, \\ \dot{\theta} = \frac{V \cos \gamma \cos \psi}{r \cos \phi}, \\ \dot{\phi} = \frac{-V \cos \gamma \sin \psi}{r}, \\ \dot{V} = -D + G_V + \Gamma_V, \\ \dot{\gamma} = \frac{1}{V} [L \cos \sigma + G_\gamma] + \frac{V}{r} \cos \gamma + C_\gamma + \Gamma_\gamma, \\ \dot{\psi} = \frac{1}{V \cos \gamma} [L \sin \sigma - G_\psi] + \frac{V}{r} \cos \gamma \cos \psi \tan \phi + C_\psi + \Gamma_\psi, \end{cases} \quad (3)$$

式中, r 表示探测器的轨道半径, θ 和 ϕ 分别表示探测器在火星固连系下的经度和纬度, V 是探测器的速度大小, γ 表示航迹角, ψ 是航向角, 以东方向为基准, 顺时针方向为正, 如图1所示. D 和 L 分别表示气动阻力和气动升力加速度大小, C 和 Γ 分别表示科氏加速度和牵连加速度分量, G 表示引力加速度分量, 描述如下:

$$\begin{cases} \Gamma_V = \Omega^2 r \cos \phi (\sin \gamma \cos \phi + \cos \gamma \sin \psi \sin \phi), \\ \Gamma_\gamma = \frac{\Omega^2 r \cos \phi}{V} (\cos \gamma \cos \phi + \sin \gamma \sin \psi \sin \phi), \\ \Gamma_\psi = \frac{\Omega^2 r \sin \phi \cos \phi \cos \psi}{V \cos \gamma}, \\ C_\gamma = 2\Omega \cos \psi \cos \phi, \\ C_\psi = 2\Omega (\sin \phi + \tan \gamma \sin \psi \cos \phi), \\ G_V = g \sin \gamma - f \cos \gamma \sin \psi + l \cos \gamma \cos \psi, \\ G_\gamma = g \cos \gamma + f \sin \gamma \sin \psi + l \sin \gamma \cos \psi, \\ G_\psi = f \cos \psi + l \sin \psi. \end{cases} \quad (4)$$

本文的火星大气模型采用火星大气修正指数模型

$$\rho(h) = 0.01474 \times e^{\left\{ \frac{-h}{8.8057} \right\}}, \quad (5)$$

式中, h 表示探测器的轨道高度, 单位 km. 根据大气密度模型可以确定探测器大气内飞行过程的气动加速

图 1 (网络版彩图)参考坐标系定义
Figure 1 (Color online) The reference coordinate systems.

度为

$$\begin{cases} D = \frac{1}{2m} C_D \rho S V^2, \\ L = \frac{1}{2m} C_L \rho S V^2, \end{cases} \quad (6)$$

式中, C_D 和 C_L 分别为探测器的阻力系数和升力系数, S 是探测器的有效迎风面积, V 是探测器的速度, m 表示探测器的质量, ρ 表示大气密度.

3 火星大气制动轨迹智能优化方法

3.1 全维度模型下大气制动参数敏感性分析

以火星侦查轨道器(MRO)为例, 利用构建的高精度火星大气制动动力学模型对火星大气制动参数的敏感性进行分析. MRO的基础参数如表1所示, 探测器总重1225 kg, 迎风有效面积达到36 m², 升力和阻力系数分别为2.2和0.31.

MRO完成火星捕获后停泊在近火点高度300 km, 轨道周期约35 h的大椭圆捕获轨道. 随后采用大气制动方式将轨道周期缩短至1.88 h, 进入任务轨道^[14]. MRO的捕获轨道参数详细信息如表2所示. MRO首先在远火点施加脉冲机动将近火点高度降至火星大气层范围, 然后经过近6个月的大气制动过程将远火点高度降至450 km. 大气制动技术使得MRO节省了1200 m/s的速度增量, 有效降低了任务的成本.

考虑不同阶数的火星非球形引力摄动动力学模型, 分析不同精度动力学模型下的大气制动轨迹精度

和求解效率. 以80×80阶引力摄动模型作为参考轨迹, 递推周期为20 d, 图2(a)和3(a)分别给出了不同阶数下近火点和远火点的时间和轨道高度误差. 随着动力学

表 1 MRO气动结构参数^[14]

Table 1 The Aerodynamic structural parameters of MRO [14]

MRO参数	数值
质量 m (kg)	1225
有效面积 S (m ²)	36
阻力系数 C_D	2.2
升力系数 C_L	0.31

表 2 MRO捕获轨道详细信息

Table 2 The information of the MRO capture trajectory

轨道参数	数值
半长轴 a (km)	25824.840
偏心率 e	0.856843
轨道倾角 i (°)	93
升交点赤经RAAN (°)	22
近地点幅角 w (°)	-70
真近点角 f (°)	180

图 2 (网络版彩图)不同阶数动力学模型下近火点高度及误差变化图. (a) 近火点高度误差情况; (b) 近火点高度变化

Figure 2 (Color online) The variation of the periareon altitude and its errors for different order dynamical models. (a) The errors of periareon altitude; (b) the variation of periareon altitude.

图3 (网络版彩图)不同阶数动力学模型下远火点高度及误差变化图。(a) 远火点误差情况; (b) 远火点高度变化

Figure 3 (Color online) The variation of the apogee altitude and its errors for different dynamical models. (a) The errors of apogee altitude; (b) the variation of apogee altitude.

模型阶数的增加, 近火点和远火点时间误差逐渐减小, 即高精度动力学模型能够有效改善远火点和近火点的时间精度。因为探测器的近火点位于火星大气层内, 需要提供高精度导航制导信息。所以近火点参数求解精度的提升将有助于增加火星大气制动的安全性。此外, 远火点的高度和时间信息展示了大气制动的效果, 传统二体模型和简化的J2摄动模型在远火点时间和高度上存在较大误差。近火点轨道高度的波动是导致误差的主要原因, 如图2(b)所示。

图4给出了随着动力学模型阶数增加, 轨道计算时间的变化情况。尽管高精度模型能够明显提升大气制动轨迹计算的精度, 但计算时间随着模型阶数的增加呈指数爆炸趋势。因此, 实现高精度大气制动轨迹快速优化设计的关键是克服动力学模型阶数和计算时间之间的冲突。本文基于人工智能技术描述大气制动轨迹参数与初始状态之间的映射关系, 较好地解决了计算时间和求解精度之间的问题, 详见3.2节。

大气制动轨迹由初始状态直接决定。大气制动轨迹参数在高精度动力学模型下对初始状态的敏感性分析是后续智能大气制动轨迹参数估算的基础。根据轨

图4 (网络版彩图)不同阶数动力学模型的轨迹计算时间
Figure 4 (Color online) The trajectory calculation time for different order dynamical models.

道动力学原理, 大气制动过程探测器的近火点速度和高度主要由初始轨道高度、速度和航迹角决定。图5给出了大气制动轨迹近火点和制动后的远火点状态随初始轨道高度误差变化的情况。近火点参数与初始高度误差呈近似线性关系, 约为初始误差的4.82%。近火点速度和近火点时间则对轨道高度误差的敏感度较低。这意味着初始轨道高度的误差主要影响近火点高度。制动后的远火点状态对初始轨道高度十分敏感, 远火点的到达时间、高度和速度均与标称值存在较大误差, 轨道高度误差甚至被放大了数量级。造成这种现象的主要原因是初始高度误差导致近火点高度出现较大的差异, 进而影响了大气制动效果。

除初始轨道高度以外, 初始速度也是决定轨道近火点状态的重要因素。初始速度大小影响着轨道近火点高度, 初始航迹角决定了轨道形状和近火点速度。图6和7分别给出了初始速度大小和方向误差对近火点和远火点状态的影响。由图6可知, 近火点时刻对于初始速度误差并不敏感, 误差在200 s以内, 但其对初始航迹角十分敏感。近火点高度和速度对初始速度大小和方向均十分敏感, 当初始速度大小误差达到1 m/s或初始航迹角误差达到 0.5° 时, 近火点高度误差将超过10 km。这种误差会导致探测器直接撞向火星。而且, 近火点高度和速度的误差最终导致大气制动后的远火点状态存在巨大差异。

综上所述, 在高阶非球形引力摄动作用下, 大气制动轨迹的近火点高度出现了明显的波动现象, 而简化模型中的近火点高度在大气制动过程中为常值。对于漫长的大气制动周期, 传统简化二体模型下大气制动轨迹20 d递推的近火点高度误差最大值超过2 km, 且呈现振荡发散趋势, 这种精度显然无法保证探测器在

图 5 (网络版彩图)大气制动轨迹参数对初始轨道高度的敏感程度

Figure 5 (Color online) Sensitivity of aerobraking trajectory parameters to initial orbital altitudes.

图 6 (网络版彩图)大气制动轨迹参数对初始速度的敏感程度

Figure 6 (Color online) Sensitivity of aerobraking trajectory parameters to initial velocity.

火星大气层内的飞行安全. 因此, 需要发展基于高保真度轨道动力学模型的大气制动轨迹优化设计方法以提高大气制动轨迹求解精度. 但高阶摄动模型导致计算负担指数级增长, 限制了高精度动力学模型在大气制动轨迹优化设计的应用. 此外, 大气制动轨迹的近火点和远火点可由初始状态经过动力学递推得到, 且大气制动轨迹对于初始轨道高度、速度等参数十分敏

感. 这说明大气制动轨迹参数与初始状态存在复杂的映射关系.

3.2 基于神经网络的大气制动轨迹参数快速估算模型

大气制动过程中探测器在近火点穿越火星大气层实现气动减速, 进而降低轨道远火点高度. 火星大气制

图 7 (网络版彩图)大气制动轨迹参数对初始航迹角的敏感程度

Figure 7 (Color online) Sensitivity of aerobraking trajectory parameters to initial flight-path angle.

动轨迹优化设计就是通过控制探测器的近火点状态, 实现期望的轨道调节效果. 大气制动的效果一般采用远火点状态描述. 因此, 火星大气制动轨迹优化设计的关键是近火点参数和制动后远火点状态的快速高精度计算. 高阶动力学模型能够满足精度要求, 但庞大的计算量使其无法在优化算法中推广使用. 现有方法主要采用简化动力学模型以精度为代价实现大气制动轨迹优化设计. 但是, 由于简化模型精度有限, 导致其求解的轨迹与实际情况存在较大差异, 无法满足实际任务需求.

结合3.1节的结论, 大气制动轨迹的近火点和制动后的远火点状态对初始轨道高度和速度十分敏感, 即近火点和制动后的远火点状态与初始状态之间存在隐含的映射关系.

$$\begin{cases} S_0 \mapsto [r_p, V_p] \\ S_0 \mapsto [t_a, r_a, \theta_a, \phi_a, V_a, \psi_a] \end{cases} \quad (7)$$

式中, S_0 表示探测器的初始状态, 下标 p 和 a 表示近火点和远火点.

神经网络具备突出的多维函数映射能力, 在近似各种非线性关系上表现优异. 考虑到高阶摄动动力学模型的强非线性, 本文采用2个深度神经网络分别描述初始状态与近火点参数和远火点状态的映射关系. 深度神经网络的结构如图8所示, 网络的输入为探测器

的6维初始状态, 输出分别为待求解的近火点参数和远火点状态. 网络采用全连接方式, 具体的网络层数和隐含层神经元数量将在第4节中进行详细讨论.

神经网络的估算精度直接取决于样本的质量. 本文的训练样本包含初始状态以及对应的近火点参数和单圈大气制动后的远火点状态.

$$\begin{cases} X_p = \{[S_0], [r_p, V_p]\} \\ X_a = \{[S_0], [t_a, r_a, \theta_a, \phi_a, V_a, \psi_a]\} \end{cases} \quad (8)$$

其中, 初始状态 S_0 在一定范围内随机生成, 近火点位置 r_p 和速度 V_p 以及远火点状态和到达远火点的时间则是

图 8 (网络版彩图)深度神经网络示意图

Figure 8 (Color online) The diagram of deep neural network.

利用初始状态在高精度动力学模型下递推得到, 递推时间不超过一个轨道周期。

训练完备的网络能够根据初始状态完成近火点参数和远火点状态的近似解析求解, 且其求解精度取决于样本生成采用的动力学模型精度。因此, 本文基于神经网络的大气制动轨迹参数估算方法不要求解复杂的动力学微分方程, 在改善求解精度的同时, 不会带来额外的计算负担, 实现了大气制动轨迹参数的高精度快速估算。

3.3 受控大气制动轨迹优化方法

由图2(b)可知, 由于复杂非球形引力摄动干扰, 大气制动轨迹的近火点高度不再是常数, 而是不断波动变化。因此, 需要在大气制动过程中施加控制脉冲, 调节近火点的状态, 在满足热流密度等约束的前提下达到最佳的大气制动效果。受控大气制动过程如图9所示。

整个受控大气制动过程分为三个阶段: 启动阶段、主制动阶段和脱离阶段。启动阶段是指探测器在初始停泊轨道的远火点施加脉冲减速, 将近火点降至火星大气层内的过程。主制动阶段是指探测器多次在近火点飞越火星大气实施气动减速的过程。主制动阶段持续时间较长, 近火点高度的波动可能会导致轨迹违反约束。所以, 此阶段需要施加脉冲控制调节近火点状态, 实现受控大气制动, 确保探测器的安全。脱离阶段是指探测器在到达期望远火点高度后, 施加脉冲

控制抬升近火点高度脱离火星大气, 进入任务轨道的过程。启动阶段和脱离阶段均是瞬时完成。

大气制动技术的目标是以较低的燃耗降低轨道的远火点高度。所以, 远火点轨道机动为面内变轨, 即只需要调节探测器的速度幅值和航迹角。受控大气制动轨迹优化问题, 本质上是通过控制探测器的远火点速度大小和航迹角使得探测器的近火点状态满足各项约束的同时到达最佳气动效果。受控大气制动轨迹优化的性能指标为探测器施加的总速度增量:

$$J = \|\Delta \mathbf{v}_{in}\| + \|\Delta \mathbf{v}_{out}\| + \sum_{k=1}^N \|\Delta \mathbf{v}_k\|, \quad (9)$$

式中, $\Delta \mathbf{v}_{in}$ 和 $\Delta \mathbf{v}_{out}$ 分别表示启动阶段和脱离阶段在远火点施加的速度增量矢量, N 表示主制动阶段施加的脉冲数量, $\Delta \mathbf{v}_k$ 表示主制动阶段的第 k 次脉冲机动速度增量矢量。

启动阶段施加的速度增量主要用于降低近火点高度, 只需要减小远火点速度幅值。制动和脱离阶段需要调节轨道的近火点高度, 同时控制热流密度上限。所以控制量设置为速度大小和航迹角。

$$J = f(\Delta V_{in}, K_1, \Delta V_1, \Delta \gamma_1, \dots, K_N, \Delta V_N, \Delta \gamma_N, \Delta V_{out}, \Delta \gamma_{out}), \quad (10)$$

式中, ΔV_{in} 是启动阶段的施加的速度增量; ΔV_{out} 和 $\Delta \gamma_{out}$ 分别表示脱离阶段施加的速度大小和航迹角控制量; K_N 表示第 N 次控制时的轨道圈数编号。

每次远火点施加控制后的状态可利用3.2节提出的大气制动轨迹参数快速估算方法求解, 则单圈大气制动后的状态为

$$\begin{aligned} S_{k+1} &= [t_{k+1}, r_{k+1}, \theta_{k+1}, \phi_{k+1}, V_{k+1}, \psi_{k+1}] \\ &= \text{DNN}_a([r_k, \theta_k, \phi_k, V_k + \Delta V_k, \psi_k, \Delta \gamma_k]), \end{aligned} \quad (11)$$

式中, DNN_a 为经过训练的大气制动轨迹远火点状态映射网络。

另外, 由于大气制动过程中探测器不会装备额外的热防护罩, 因此需要限制探测器大气飞行过程中的热流密度, 以保证探测器的安全。探测器的最大热流密度计算过程如下所示:

$$\dot{Q}_{p\max} = \frac{1}{2} \rho_p V_p^3, \quad (12)$$

式中, 下标 p 表示近火点, ρ 是近火点大气密度, V_p 是探测器近火点速度大小。

图9 (网络版彩图)火星受控大气制动过程示意图

Figure 9 (Color online) The diagram of the controlled aerobraking trajectory for Mars mission.

近火点速度和高度利用大气制动近火点参数映射网络求解.

$$[r_{pk+1}, V_{pk+1}] = \text{DNN}_p([r_k, \theta_k, \phi_k, V_k + \Delta V_k, \psi_k, \Delta \gamma_k]). \quad (13)$$

受控大气制动轨迹的过程参数计算过程如图10所示, 输入为初始状态和规划的任务过程控制量, 输出为受控大气制动轨迹的消耗的总速度增量. 智能参数快速估算网络的应用极大地减轻了计算负担. 详细计算步骤如表3所示.

因为待优化变量中的圈数为离散整数变量, 而速度增量和航迹角为连续控制量, 本文采用遗传算法进行混合变量优化.

4 数值仿真与分析

4.1 大气制动轨迹快速估算模型仿真

本文的样本中主要包含初始状态, 近火点参数和单圈制动后的远火点状态. 不失一般性, 初始状态采用随机生成方式获取. 为了提升样本的质量, 便于设置变量范围, 样本初始状态参数范围采用轨道根数形式描述, 如表4所示. 大气制动过程中近火点位于火星大气层内, 且热流密度会随着高度的降低显著增加. 所以近火点高度范围设定为100~300 km. 远火点轨道高度下限为任务轨迹的远火点高度, 上限为捕获停泊轨道的远火点高度. 火星轨道器主要采用太阳同步轨道以更好地对火星进行全覆盖观测, 初始轨道倾角范

图 10 基于智能估算模型的受控大气制动轨迹计算流程图
Figure 10 Flow chart of solving the controlled aerobraking trajectory using intelligent estimation model.

表 3 基于智能估算模型的受控大气制动轨迹计算流程

Table 3 The solving procedure of the controlled aerobraking trajectory using intelligent estimation model

编号	操作
Step 1	输入初始状态 S_0 , 以及控制变量参数;
Step 2	计算施加启动控制脉冲后的状态 S_m ;
Step 3	利用 DNN_a 估算一圈后的远火点状态 S_{next} ;
Step 4	利用 DNN_p 估算近火点参数 P_k , 并计算热流密度 $\dot{Q}_k$;
Step 5	判断近火点最大热流密度是否超过探测器的上限值, 超过则转入Step 9, 否则继续下一步;
Step 6	圈数更新 $k=k+1$, 并判断是否完成所有圈数, 完成则转入Step 10, 否则继续下一步;
Step 7	判断当前圈是否为控制圈, 是则转入下一步, 否则转入Step 3;
Step 8	在远火点施加控制量 $[\Delta V_k, \Delta \gamma_k]$, 计算控制后的远火点状态, 然后转入Step 3;
Step 9	违反约束, 轨迹不可行, 转入Step 11;
Step 10	完成大气制动, 计算消耗的总速度增量, 继续下一步;
Step 11	输出大气制动结果和任务总速度增量, 并结束程序

表4 训练样本初始状态的参数范围

Table 4 The initial state range of the sample

初始状态参数	样本取值范围
近火点高度 (km)	[80, 300]
远火点高度 (km)	[450, 47952]
轨道倾角 (°)	[89, 93]
升交点赤经 (°)	[0, 360]
近地点幅角 (°)	[0, 360]
真近点角 (°)	180

围设置为 $89^{\circ}\sim 93^{\circ}$ 。因为在远火点控制近火点状态燃耗最低, 所以样本的初始真近点角设定为固定值, 等于 180° 。样本中的近火点参数和制动后的远火点状态则是基于高阶摄动动力学模型递推求解。火星探测器的气动结构参数参照表1中MRO的参数, 轨道传播采用引力摄动模型式(3)的高精度动力学模型, 其中引力项选择 80×80 阶。

为获得更好的训练效果, 在训练前对样本进行了归一化处理。考虑高阶摄动模型的强非线性特征, 隐含层激活函数选用双曲正切函数 $\tanh$, 输出层的激活函数采用线性函数 Relu 。样本训练评价指标为平均相对误差。优化函数选用具备自适应学习率优化能力的Adam算法。此外, 为避免训练过程出现过拟合或欠拟合, 获取最优的网络规模, 本文针对具有不同规模隐含层的网络进行了仿真测试, 结果如图11所示。

由图11(a)可知, 采用4层隐含层, 每层60个神经元的神经网络方案在描述初始状态和近火点参数的映射关系时相对误差最小, 仅0.001。但随着神经元数目的增加出现了严重的过拟合, 相对误差逐渐发散。2层隐含层时欠拟合现象十分明显, 误差远大于其他情况。因此, 本文后续将采用4层隐含层, 每层60神经元的深度神经网络估算近火点参数。

图11(b)中网络估算的平均误差相对于图11(a)整体较大, 误差最小的神经网络结构具有4层隐含层, 每层80个神经网络。造成这种现象的原因主要有两个: 一是因为远火点状态的递推时间比近火点增加了1倍, 更长的非线性传播时间使得映射关系的非线性更强; 二是远火点状态估算神经网络的输出是6维, 而近火点参数估算网络的输出仅2维。强非线性关系和高维度使得神经网络的训练难度增加, 训练精度也相对较差。

最终, 确定的近火点参数估算神经网络和远火点

图11 (网络版彩图)不同规模神经网络的训练效果。(a) 近火点参数估算网络; (b) 远火点状态估算网络

Figure 11 (Color online) The training results of different scale neural networks. (a) DNN for periareon parameters estimation; (b) DNN for aporeon parameters estimation.

状态估算神经网络的最优结构如表5所示, 前者的隐含层神经元数目为60个, 后者为80个。训练过程如图12所示。经过20000代训练, 最终的平均相对误差收敛至0.00102。这意味着近火点高度误差不超过0.01 km, 近火点速度误差不超过5 m/s。结合3.1节给出的参数敏感度分析结果, 神经网络的估算误差等效于初始高度误差为0.1 km的情况, 足以保证轨道设计的精度。

远火点状态估算神经网络经过30000代训练后收敛的相对误差为0.00685, 即远火点的到达时间误差小于18 s, 高度误差不超过2.48 km, 速度误差不大于0.06 m/s, 精度远高于简化动力学模型。

4.2 大气制动轨迹快速估算模型仿真

为方便对比, 本节同样以MRO任务为例优化设计受控大气制动轨迹。MRO的气动结构参数和初始停泊轨道参数分别见表1和2, 由此得到的探测器初始状态如表6所示。

参考MRO的实际任务参数, 设定任务周期tof不超过180 d。另外, 为了确保探测器在大气层内的飞行安全, 对近火点高度等参数进行了约束。

表 5 深度神经网络结构参数详情表

Table 5 The details of the deep neural network structure parameter

网络结构参数	近火点参数估算网络	远火点状态估算网络
输入层神经元数目	6	6
隐含层规模	4×60	4×80
隐含层激活函数	Tanh	Tanh
输出层神经元数目	2	6
输出层激活函数	Relu	Relu

图 12 (网络版彩图)深度神经网络训练过程平均相对误差变化情况。(a) 近火点网络训练过程; (b) 远火点网络训练过程

Figure 12 (Color online) The variation of mean relative error (MRE) during deep neural network training. (a) Training process of periareon parameters estimation DNN; (b) training process of aproareon parameters estimation DNN.

$$\begin{cases} h_p \geq 110 \text{ km}, \\ \dot{Q}_{p\max} \leq 0.16 \text{ W/cm}^2, \\ \text{tof} \leq 180 \text{ d}. \end{cases} \quad (14)$$

考虑到近火点在高阶摄动模型下的波动现象,除了启动和脱离阶段的脉冲控制外,需要在制动阶段施加额外的控制脉冲,以抑制近火点高度的振荡趋势,从而保持高效的气动制动效果。综合考虑制动效果和控制速度增量消耗,设定主制动阶段的控制次数为5次,加上启动阶段和脱离阶段的脉冲机动,共7次控制机动,18个待优化变量。采用遗传算法进行优化,优化

过程如图13所示,经过25代进化后逐渐收敛,计算时间为10.825 s。探测器经过124.39 d的大气制动过程最终进入远火点高度450 km,近火点高度300 km的任务轨道。期间,探测器共穿越火星大气438次,累计施加48.109 m/s的控制脉冲,相较于直接制动方式节省了1152 m/s的速度增量。

探测器受控大气制动过程的远火点轨道高度变化情况如图14所示,远火点高度以一定的速度近似线性减小,减速趋势在接近目标高度前逐渐放缓。这种效果得益于主制动阶段施加的控制脉冲。首先,前60 d探测器的远火点轨道高度以线性速度减小。由于探测器的近火点速度大,其热流密度值维持在高位。近火点高度在不规则引力摄动作用下的振荡导致热流密度值出现剧烈的振荡,如图15和16所示。因此,前期的控制脉冲主要作用是确保探测器的近火点热流密度不超过额定上限值。远火点高度的减小速度在60 d后逐渐放缓,近火点速度也逐渐减小(如图17所示),致使近火点热流密度值也随之减小。在远火点高度下降到一定程度后,近火点呈现波动上升趋势。为保持气动制动效

表 6 探测器初始状态

Table 6 The initial state of the spacecraft

轨迹参数	数值
轨道半径 (km)	47952
经度 (°)	210.182
纬度 (°)	69.785
速度 (km/s)	1.278589
航迹角 (°)	0
航向角 (°)	163.952

图 13 (网络版彩图)遗传算法优化过程性能指标变化情况
Figure 13 (Color online) The variation of the performance indicators during genetic algorithm optimization process.

图 14 (网络版彩图)大气制动过程中远火点轨道高度变化情况

Figure 14 (Color online) The variation of the aporeon altitude during aerobraking.

图 15 (网络版彩图)大气制动过程中近火点轨道高度变化情况

Figure 15 (Color online) The variation of the periareon altitude during aerobraking.

图 16 (网络版彩图)大气制动过程中近火点热流密度变化情况

Figure 16 (Color online) The variation of the periareon free stream heat flux during aerobraking.

果, 探测器在80 d后施加了3次脉冲机动将探测器的近火点高度维持在火星大气层内, 同时实现气动轨迹的精确控制, 确保主制动阶段结束时探测器的远火点轨

道高度为450 km. 此外, 由于近火点速度的急剧减小, 探测器在近火点的热流密度值也迅速减小, 并维持在较低的水平. 而且由于近火点高度提升使得探测器近火点大气密度减小, 进一步减小了近火点热流密度值.

最终, 得到的大气制动轨迹如图18所示, 与传统基于二体简化模型得到的共面轨迹不同, 图18中的大气制动轨迹在最后阶段升交点赤经和拱线存在明显的进

图 17 (网络版彩图)大气制动过程中近火点轨道速度变化情况

Figure 17 (Color online) The variation of the periareon velocity during aerobraking.

图 18 (网络版彩图)受控火星大气制动轨迹示意图

Figure 18 (Color online) The controlled aerobraking trajectory for Mars mission.

动现象. 这是因为随着远火点高度的降低, 探测器受到的不规则引力摄动影响越明显.

图19给出了受控大气制动过程中通过神经网络估算值与真实值之间的误差变化情况. 无论是近火点参数还是远火点高度的误差并未随着轨道演化而发散, 且误差均值近似为0. 这说明神经网络估算的结果只有随机误差, 不存在系统偏差, 即神经网络对初始状态与近火点参数和制动后远火点状态的映射关系描述精准度高.

为了进一步说明本文所提方法相对于简化二体模型的优势, 本文在相同初始条件下采用简化二体模型进行火星大气制动轨迹优化. 在二体模型下, 探测器仅飞行259圈就能将远火点高度降至450 km. 将二体模型下的设计结果带入高精度动力学模型进行验证发现真实近火点高度与设计结果存在较大误差, 如图20所示. 而且, 在飞行195圈后探测器的真实近火点轨道高度已低于105 km. 图20中近火点高度误差逐渐发散, 并最终导致远火点高度误差发散, 而图19中相关参数并未出现发散趋势. 这表明本文所提方法相比于传统二体模型更符合探测器的实际大气制动轨迹.

5 结论

本文针对火星大气制动轨迹优化问题展开研究, 提出了一种基于深度神经网络的受控大气制动轨迹快速智能优化方法. 首先, 通过构建全维度高阶引力摄动气动动力学模型, 分析了大气制动轨迹参数对动力学模型和初始状态参数的敏感性. 仿真结果表明高阶摄动影响下的近火点高度存在明显的波动, 严重影响着大气制动效果. 然后, 利用深度神经网络逼近初始状态与近火点参数和远火点状态的映射关系, 并给出了最佳网络结构. 最后, 基于神经网络的大气制动轨迹参数快速估算模型, 建立了受控大气制动轨迹优化模型, 并采用遗传算法完成了受控大气制动轨迹的优化, 设计了MRO的受控大气制动轨迹. 本文所提方法避免

图19 (网络版彩图)大气制动阶段神经网络估算结果与真实值的误差

Figure 19 (Color online) The error between the neural network estimation results and the true value during the aerobraking process.

图20 (网络版彩图)简化二体模型与气动制动过程真实近火点高度误差

Figure 20 (Color online) The periareon altitude error between the simplified two-body results and the true value during the aerobraking process.

了复杂的动力学积分过程, 不存在计算精度和效率之间的冲突, 从而实现了大气制动轨迹参数的高精度快速计算. 仿真结果表明本文所提方法在计算效率和精度方面相对传统基于简化二体模型的大气制动轨迹优化方法在求解精度和计算效率方面具有明显优势.

参考文献

- 1 Chen L D, Xie J F, Liu Y, et al. Review of the orbit maneuver technology for Chinese deep space exploration missions (in Chinese). J Deep Space Explor, 2019, 6: 210–218 [陈莉丹, 谢剑锋, 刘勇, 等. 中国深空探测任务轨道控制技术综述. 深空探测学报, 2019, 6: 210–218]
- 2 Jiang X, Yang B, Li S. Overview of China's 2020 Mars mission design and navigation. Astrodynamics, 2018, 2: 1–11

- 3 Spilker T R, Adler M, Arora N, et al. Qualitative assessment of aerocapture and applications to future missions. *J Spacecraft Rockets*, 2019, 56: 536–545
- 4 Smith J J C, Bell J L. 2001 Mars Odyssey Aerobraking. *J Spacecraft Rockets*, 2005, 42: 406–415
- 5 Vals M, Spiga A, Forget F, et al. Study of gravity waves distribution and propagation in the thermosphere of Mars based on MGS, ODY, MRO and MAVEN density measurements. *Planet Space Sci*, 2019, 178: 104708
- 6 Xia S Y, Xu B. Design of Mars free return trajectories with aerogravity assist (in Chinese). *J Astronaut*, 2019, 40: 16–23 [夏时宇, 徐波. 气动引力辅助的火星自由返回轨道设计方法. *宇航学报*, 2019, 40: 16–23]
- 7 Han H, Qiao D, Chen H, et al. Rapid planning for aerocapture trajectory via convex optimization. *Aerospace Sci Tech*, 2019, 84: 763–775
- 8 Demcak S, Young B, Graat E, et al. Navigation design and operations of MAVEN aerobraking. In: *Proceedings of the AIAA Scitech 2020 Forum*. Nashville, 2020. 0471
- 9 London H S. Change of satellite orbit plane by aerodynamic maneuvering. *J Aerospace Sci*, 1962, 29: 323–332
- 10 Finch T W. Aerodynamic braking trajectories for Mars orbit attainment. *J Spacecraft Rockets*, 1965, 2: 497–500
- 11 Boobar M G, Chapel F G, Repic E M. Aerobraking as a potential planetary capture mode. *J Spacecraft Rockets*, 1968, 5: 921–926
- 12 Cooper D M, Arnold J O. Technologies for aerobraking. Technical Report. NASA Ames Research Center Moffett Field. 1991
- 13 Walberg G D. A review of aerobraking for Mars missions. Technical Report. NASA Langley Research Center Hampton. 1988
- 14 Lyons D. Mars reconnaissance orbiter: Aerobraking reference trajectory. In: *Proceedings of the AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*. Monterey, 2002. 4821
- 15 Zhang W P, Han B, Zhang C Y. Spacecraft aerodynamics and trajectory simulation during aerobraking (in Chinese). *Appl Math Mech*, 2010, 31: 1016–1026 [张文普, 韩波, 张成义. 大气制动期间探测器的气动特性和轨道计算. *应用数学和力学*, 2010, 31: 1016–1026]
- 16 Lyons D. Aerobraking challenges for a combined Mars orbiter and lander in 2018. In: *Proceedings of the AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference*. Minneapolis, 2012. 5068
- 17 Lu P, Cerimele C J, Tiggles M A, et al. Optimal aerocapture guidance. *J Guidance Control Dyn*, 2015, 38: 553–565
- 18 Ji Y L, Zhu H Y, Yang B. Perigee altitude control using aerodynamic force during aerobraking (in Chinese). *J Beijing Univer Aeronaut Astron*, 2015, 4: 517–522 [季英良, 朱宏玉, 杨博. 利用气动的大气制动过程中近心点高度控制. *北京航空航天大学学报*, 2015, 41: 517–522]
- 19 Zhou C H, Liu L. Time needed to use aerobraking to insert planetary low orbiters (in Chinese). *J Spacecraft TT C Tech*, 2013, 5: 72–77 [周垂红, 刘林. 利用行星大气制动形成环绕型目标轨道的耗时问题. *飞行器测控学报*, 2013, 5: 72–77]
- 20 Lv J, Zhang M M, Gong S P. Aerocapture period under rotating atmospheric environment for Mars vehicle (in Chinese). *J Beijing Univer Aeronaut Astron*, 2013, 3: 34–38, 94 [吕敬, 张明明, 龚胜平. 旋转大气下火星探测器轨道捕获. *北京航空航天大学学报*, 2013, 3: 34–38, 94]
- 21 Jiang L, Wang Y, Xu S J. Effect of planet's third-body gravitational perturbation on aerobraking of moon's explorer (in Chinese). *J Beijing Univer Aeronaut Astron*, 2018, 44: 110–115 [江玲, 王悦, 徐世杰. 行星三体引力摄动对卫星探测器大气制动的的影响. *北京航空航天大学学报*, 2018, 44: 110–115]
- 22 Kazmierczak E J, Nakhjiri N. Improvements to modeling and trajectory simulation of Mars aerocapture and aerobraking. In: *Proceedings of the 2018 Space Flight Mechanics Meeting*. Kissimmee, 2018. 2228
- 23 Carrelli D, O'Shaughnessy D, Strikwerda T, et al. Autonomous aerobraking for low-cost interplanetary missions. *Acta Astronaut*, 2014, 93: 467–474
- 24 Izzo D, Märtens M, Pan B. A survey on artificial intelligence trends in spacecraft guidance dynamics and control. *Astrodynamics*, 2019, 3: 287–299
- 25 Li S, Huang X, Yang B. Review of optimization methodologies in global and China trajectory optimization competitions. *Prog Aerospace Sci*, 2018, 102: 60–75
- 26 Sánchez-Sánchez C, Izzo D. Real-time optimal control via deep neural networks: Study on landing problems. *J Guidance Control Dyn*, 2018, 41: 1122–1135
- 27 Cheng L, Wang Z, Song Y, et al. Real-time optimal control for irregular asteroid landings using deep neural networks. *Acta Astronaut*, 2020, 170: 66–79
- 28 Wang Y, Yao K M, Lu Y P. Design of reentry trajectory based on neural dynamic optimization method (in Chinese). *Syst Eng Electron*, 2015, 10: 2347–2351 [王银, 姚克明, 陆宇平. 基于神经网络动态优化的再入轨迹设计. *系统工程与电子技术*, 2015, 10: 2347–2351]
- 29 Li H, Chen S, Izzo D, et al. Deep networks as approximators of optimal low-thrust and multi-impulse cost in multitarget missions. *Acta Astronaut*, 2020, 166: 469–481

Fast optimization method for Mars high-fidelity aerobraking trajectory using a neural network

YANG Bin^{1,2}, LI Shuang^{1,2}, LIU Xu^{1,2}, HUANG XuXing^{1,2} & HUANG XiangYu³

¹ College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

² Advanced Space Technology Laboratory, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

³ Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China

Aerobraking technology is a significant way to save fuel for interplanetary missions, and has been employed several times for Mars missions. A novel intelligent optimization method is proposed in this study to achieve high-fidelity aerobraking trajectory for Mars missions. First, a full-dimensional, nonspherical gravitational perturbation dynamic model is derived; this model is employed to analyze the sensitivity of the Mars aerobraking trajectory. The results indicate that the periapsis altitude of the aerobraking trajectory is volatile rather than being a constant value under the high-fidelity dynamic model. Then, two deep neural networks are applied to replace the complex dynamic equations for efficiently approximating the parameters of the aerobraking trajectory. Finally, a controlled aerobraking trajectory optimization approach is introduced for Mars missions, and the genetic algorithm is used to optimize the control variables. The numerical simulation results verify the effectiveness of the proposed method and show its outstanding advantages with respect to efficiency and accuracy.

Mars exploration, aerobraking, trajectory optimization, neural networks, nonspherical gravitational perturbation

doi: [10.1360/SST-2020-0245](https://doi.org/10.1360/SST-2020-0245)