



北京航空航天大学学报

Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics

ISSN 1001-5965, CN 11-2625/V

《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目: 高精度在轨实时轨道机动决策
作者: 解树聪, 董云峰
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0195
收稿日期: 2020-05-20
网络首发日期: 2020-09-15
引用格式: 解树聪, 董云峰. 高精度在轨实时轨道机动决策. 北京航空航天大学学报.
<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0195>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

高精度在轨实时轨道机动决策

解树聪, 董云峰[✉]

(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 102206)

*通信作者 E-mail: sinosat@buaa.edu.cn

摘要 为保证在轨机动实时性和高精度的要求, 提出了一种基于机器学习的在轨实时机动决策方法。通过优化算法离线获得摄动下的精确解, 减去二体解得到速度增量差, 将其投影到轨道系获得速度增量摄动修正项, 以此作为神经网络输出, 设计网络参数并训练得到摄动修正网络, 组合应用摄动修正网络和二体解实现高精度的在轨实时轨道机动决策。仿真结果表明, 卫星按照该决策机动完成后的终端位置偏差与按照优化算法给出的决策机动完成后终端位置偏差精度一致, 且前者决策耗时仅为后者决策耗时的 0.01% 左右。本文提出的轨道机动决策方法兼顾了精度与实时性, 适用于星上决策。

关键词 轨道机动; 神经网络; 机器学习; Lambert 机动; 摄动修正

中图分类号 V448.23

文献标识码: A

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0195

High-precision real-time orbital maneuver decision

XIE Shucong, DONG Yunfeng[✉]

(School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 102206, China)

*E-mail: sinosat@buaa.edu.cn

Abstract In order to ensure the real-time maneuverability and high-precision requirements of orbit maneuver, a real-time maneuver decision-making method based on machine learning is proposed. The optimal solution under perturbation is obtained offline through the optimization algorithm. The two-body solution is subtracted to obtain the speed increment difference, which is projected onto the orbital system to obtain the speed increment perturbation correction term, which is used as the output of the deep network. The Perturbation-Correction-Network is designed and trained. The combination of Perturbation-Correction-Network and two-body solution is used to achieve high-precision real-time orbital maneuver decision on board. The simulation results show that the terminal position deviation after the completion of the maneuver according to the decision is consistent with the accuracy of the terminal position deviation after the completion of the decision maneuver according to the optimization algorithm, and the former decision time is only about 0.01% of the latter decision time. The orbital maneuver decision-making method proposed in this paper takes into account both accuracy and real-time performance, and is suitable for on-board decision-making.

Key words orbital maneuver; machine learning; neural networks; Lambert maneuver; perturbation correction

高精度的轨道机动决策是空间交会、在轨监视与捕获等空间任务的关键技术^[1-4]。空间中一点到另一点固定时间的机动是轨道机动的基础问题。在二体模型条件下, 该问题可通过 Gauss 法^[5]、Bate 法^[5]等方法快速求解, 实际在轨机动要考虑摄动因素, 直接应用二体解会产生较大的末端位置偏差, 通过迭代优化的方式可以获得考虑摄动影响的高精度解^[6-10]。然而, 迭代优化运算量大, 不利于在轨自主实时解算。

近年来, 机器学习不断发展, 在实时控制方面展现出优势^[11-13]。Sánchez-Sánchez C 等^[14]的研究表明深度学习技术可以应用于航天器导航和控制的星上决策。在行星际任务^[15]和月球着陆^[16]方面,

收稿日期: 2020-05-20

作者简介: 解树聪, 男, 博士研究生。主要研究方向: 飞行器动力学与控制。董云峰, 男, 博士, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 飞行器动力学与控制。

网络首发时间: 2020-09-15 11:27:21 网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20200915.0959.002.html>

神经网络也得到应用,通过优化等间接方法获得精确解,训练网络用于实时决策。

对于高精度在轨机动问题,直接对问题的精确解进行训练得到的神经网络决策解精度不够。考虑将二体运动规律滤除,只对摄动引起的复杂规律进行训练学习。据此,本文提出了一种基于机器学习的在轨实时决策方法,使得决策精度与优化方法精度一致,且耗时大大缩短。

1 轨道机动问题描述

本文的轨道机动问题可描述为:给定卫星初始时刻的位置 r_1 速度 v_1 ,要求经过 Δt 飞行时间,卫星达到终端时刻的位置 r_2 速度 v_2 ,确定出卫星在初始时刻所需的速度增量 Δv_1 。

在航天工程应用中,往往会根据复杂约束确定标称工况,对于上述问题的标称工况,考虑摄动的影响,上述问题通常采用迭代优化的方法求解^[6]。

已知卫星的运动满足如下微分方程^[17]

$$\begin{aligned} d\mathbf{r} &= \dot{\mathbf{r}} \\ d\dot{\mathbf{r}} &= -\frac{\mu}{|\mathbf{r}|^3}\mathbf{r} + \frac{\mathbf{F}_p}{m} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: μ 为地心引力常数, \mathbf{F}_p 为各项摄动力,包括地球非球型引力,日月引力,太阳光压,大气阻力等^[17], m 为卫星质量。

在初始时刻,对卫星施加速度增量 Δv_1 ,则上述问题的边界条件为

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(0) &= \mathbf{r}_1 \\ d\mathbf{r}(0) &= \mathbf{v}_1 + \Delta \mathbf{v}_1 \end{aligned} \quad (2)$$

卫星飞行 Δt 时间后到达位置 $\mathbf{r}(\Delta t)$, $\mathbf{r}(\Delta t)$ 可通过求解微分方程(1)式得到,则终端位置偏差为:

$$d_t = |\mathbf{r}(\Delta t) - \mathbf{r}_2| \quad (3)$$

于是, Δv_1 可通过求解下述优化问题得到。

$$\begin{cases} \text{Find: } \Delta \mathbf{v}_1 \\ \min d_t = |\mathbf{r}(\Delta t) - \mathbf{r}_2| \\ \text{s.t. } d\mathbf{r} = \dot{\mathbf{r}}, d\dot{\mathbf{r}} = -\frac{\mu}{|\mathbf{r}|^3}\mathbf{r} + \frac{\mathbf{F}_p}{m} \\ \mathbf{r}(0) = \mathbf{r}_1, d\mathbf{r}(0) = \mathbf{v}_1 + \Delta \mathbf{v}_1 \end{cases}$$

2 机器学习方法

在实际工程应用中,由于不确定性因素的存在,会在标称工况周围形成一个可行解域,即实际初始位置速度和终端位置速度会在一定范围内变动。在该范围内采样并经优化算法得到每个样本点的解,训练神经网络,实现该范围内任一点的轨道机动问题的实时高精度求解。

2.1 初始采样

$$\mathbf{X}_0 = (\mathbf{r}_1^T, \mathbf{v}_1^T, \mathbf{r}_2^T, \mathbf{v}_2^T)^T$$

给定样本中心点的输入向量为 $\mathbf{X}_0 = (r_{1x0}, r_{1y0}, r_{1z0}, v_{1x0}, v_{1y0}, v_{1z0}, r_{2x0}, r_{2y0}, r_{2z0}, v_{2x0}, v_{2y0}, v_{2z0})^T$,给定样本点输入向量到样本中心点输入向量各维度的最远距离 $\delta r_{1x}, \delta r_{1y}, \delta r_{1z}, \delta v_{1x}, \delta v_{1y}, \delta v_{1z}, \delta r_{2x}, \delta r_{2y}, \delta r_{2z}, \delta v_{2x}, \delta v_{2y}, \delta v_{2z}$,可以得到初始位置速度和终端位置速度各分量的变动范围,即样本输入向量的取值范围 $\mathbf{X}_{\min} \sim \mathbf{X}_{\max}$ 。

其中,

$$\begin{aligned}
\mathbf{X}_{\min} &= (r_{Ix0} - \delta r_{Ix}, r_{Iy0} - \delta r_{Iy}, r_{Iz0} - \delta r_{Iz}, \\
&\quad v_{Ix0} - \delta v_{Ix}, v_{Iy0} - \delta v_{Iy}, v_{Iz0} - \delta v_{Iz}, \\
&\quad r_{2x0} - \delta r_{2x}, r_{2y0} - \delta r_{2y}, r_{2z0} - \delta r_{2z}, \\
&\quad v_{2x0} - \delta v_{2x}, v_{2y0} - \delta v_{2y}, v_{2z0} - \delta v_{2z})^T \\
\mathbf{X}_{\max} &= (r_{Ix0} + \delta r_{Ix}, r_{Iy0} + \delta r_{Iy}, r_{Iz0} + \delta r_{Iz}, \\
&\quad v_{Ix0} + \delta v_{Ix}, v_{Iy0} + \delta v_{Iy}, v_{Iz0} + \delta v_{Iz}, \\
&\quad r_{2x0} + \delta r_{2x}, r_{2y0} + \delta r_{2y}, r_{2z0} + \delta r_{2z}, \\
&\quad v_{2x0} + \delta v_{2x}, v_{2y0} + \delta v_{2y}, v_{2z0} + \delta v_{2z})^T
\end{aligned}$$

在上述范围中, 对于每个维度, 按照均匀分布采样一次得到一个样本输入向量 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12})^T$ 。

其中, $X_i \sim U((X_{\min})_i, (X_{\max})_i)$ $i=1,2,3,\dots,12$, X_i 表示 \mathbf{X} 第 i 维度取值, $(X_{\min})_i$ 表示 \mathbf{X}_{\min} 第 i 维度取值, $(X_{\max})_i$ 表示 \mathbf{X}_{\max} 第 i 维度取值。

给定样本个数, 按照上述方式完成采样。给定飞行时间 Δt , 对每一个样本点输入向量通过优化算法得到样本输出向量, 即摄动精确解 $\Delta \mathbf{v}_i$ 。

2.2 摄动解与二体解作差

在二体模型条件下, 通过 Bate 法可快速求得二体解 $\Delta \mathbf{v}_{\text{ITB}}$ 。

首先, 计算转移角度 $\Delta \theta$

$$\Delta \theta = \arccos \frac{\mathbf{r}_1 \mathbf{r}_2}{|\mathbf{r}_1| |\mathbf{r}_2|} \quad (4)$$

然后, 计算常数 A

$$A = \frac{\sqrt{|\mathbf{r}_1| |\mathbf{r}_2|} \sin \Delta \theta}{\sqrt{1 - \cos \Delta \theta}} \quad (5)$$

之后, 通过牛顿迭代法求解飞行时间 Δt 的普适方程:

$$\Delta t = \frac{1}{\sqrt{\mu}} \left(\left(\frac{y(z)}{C(z)} \right)^3 S(z) + A \sqrt{y(z)} \right) \quad (6)$$

$$S(z) = \frac{\sqrt{z} - \sin \sqrt{z}}{\sqrt{z}^3}, C(z) = \frac{1 - \cos \sqrt{z}}{z}, y(z) = |\mathbf{r}_1| + |\mathbf{r}_2| - A \frac{z S(z) - 1}{\sqrt{C(z)}}。$$

其中:

解得 z 之后, 计算拉格朗日系数 f, g ,

$$f = 1 - \frac{y(z)}{|\mathbf{r}_1|}, g = A \sqrt{\frac{y(z)}{\mu}} \quad (7)$$

于是, 得到二体模型下所需的速度增量 $\Delta \mathbf{v}_{\text{ITB}}$

$$\Delta \mathbf{v}_{\text{ITB}} = \frac{\mathbf{r}_2 - f \mathbf{r}_1}{g} - \mathbf{v}_1 = f_{\text{Bate}}(\mathbf{r}_1, \mathbf{v}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{v}_2, \Delta t) \quad (8)$$

摄动解与二体解作差得到摄动项引起的速度增量差为:

$$\Delta \Delta \mathbf{v}_I = \Delta \mathbf{v}_I - \Delta \mathbf{v}_{\text{ITB}} \quad (9)$$

2.3 坐标变换

已知卫星初始时刻位置 \mathbf{r}_I 速度 \mathbf{v}_I , 则

$$(\mathbf{k}_o)_i = -\frac{\mathbf{r}_I}{|\mathbf{r}_I|} \quad (10)$$

$$\mathbf{H} = \mathbf{r}_I \times \mathbf{v}_I \quad (11)$$

$$(j_o)_i = -\frac{H}{|H|} \quad (12)$$

$$(i_o)_i = (j_o)_i \times (k_o)_i \quad (13)$$

于是, 地心赤道惯性坐标系到质心轨道坐标系的坐标变换矩阵为

$$R_{oi} = \begin{bmatrix} (i_o)_i^T \\ (j_o)_i^T \\ (k_o)_i^T \end{bmatrix} \quad (14)$$

进而得到速度增量差在轨道系下的表示形式

$$(\Delta \Delta v_I)_o = R_{oi} \cdot \Delta \Delta v_I \quad (15)$$

至此, 得到最终的样本输出速度增量摄动修正项 $(\Delta \Delta v_I)_o$ 。

2.4 神经网络设计

设计摄动修正网络 $N_{HpopCorrect}$, 其输入为 r_I, v_I, r_2, v_2 在惯性系的三轴分量形式, 即 $X = (r_{Ix}, r_{Iy}, r_{Iz}, v_{Ix}, v_{Iy}, v_{Iz}, r_{2x}, r_{2y}, r_{2z}, v_{2x}, v_{2y}, v_{2z})^T$, 输出为速度增量差在轨道系的三轴分量形式, 即 $Y = ((\Delta \Delta v_{Ix})_o, (\Delta \Delta v_{Iy})_o, (\Delta \Delta v_{Iz})_o)^T$ 。

对网络包含的隐层层数, 层内神经元节点数, 每层的激活函数进行遍历, 假设隐层层数有 L_n 个取值, 层内神经元节点数有 N_n 个取值, 激活函数有 A_n 个取值, 则获得 $L_n \times N_n \times A_n$ 个网络, 对比获得性能最优的网络。网络性能指标采用均方误差 (Mean Squared Error, MSE)。

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (y_{j,k} - \hat{y}_{j,k})^2 \quad (16)$$

其中, M 为测试样本个数; N 为样本输出维度, 此处为 3; $y_{j,k}$ 为第 j 个测试样本第 k 个维度的输出真值; $\hat{y}_{j,k}$ 为第 j 个测试样本第 k 个维度的网络预测输出值。

2.5 应用网络进行轨道机动决策

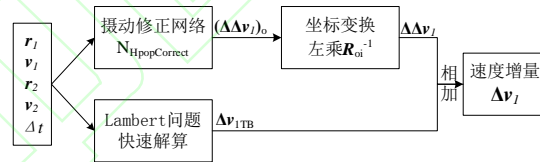


图1 轨道机动决策流程
Fig.1 Decision-making process for orbital maneuvers

step1, $\forall X = (r_I^T, v_I^T, r_2^T, v_2^T)^T \in X_{\min} \sim X_{\max}$,

$$(\Delta \Delta v_I)_o = N_{HpopCorrect}(r_I, v_I, r_2, v_2);$$

step2, $\Delta \Delta v_I = R_{oi}^{-1} \cdot (\Delta \Delta v_I)_o$;

step3, $\Delta v_{1TB} = f_{Bate}(r_I, v_I, r_2, v_2, \Delta t)$;

step4, $\Delta v_I = \Delta \Delta v_I + \Delta v_{1TB}$ 。

3 仿真验证

选定样本中心点为

$\mathbf{X}_0 = (5846591.2866, -1761003.2406, 3479801.9935,$
 $3176.3879, -2216.6371, -6458.5707,$
 $5432239.4721, -2636976.5905, -3602112.0817,$
 $-3952.6127, 604.6773, -6351.8356)^T$ 选定飞行时间 Δt 为 1000s。

选定样本点到样本中心点各维度的最远距离如下表所示,

表 1 样本点到样本中心点最远距离

Table 1 The farthest distance from sample point to sample center point

物理量	取值	物理量	取值
$\delta r_{1x}(\text{m})$	1000	$\delta r_{2x}(\text{m})$	1000
$\delta r_{1y}(\text{m})$	1000	$\delta r_{2y}(\text{m})$	1000
$\delta r_{1z}(\text{m})$	1000	$\delta r_{2z}(\text{m})$	1000
$\delta v_{1x}(\text{m/s})$	1	$\delta v_{2x}(\text{m/s})$	1
$\delta v_{1y}(\text{m/s})$	1	$\delta v_{2y}(\text{m/s})$	1
$\delta v_{1z}(\text{m/s})$	1	$\delta v_{2z}(\text{m/s})$	1

于是, 样本取值范围为 $\mathbf{X}_{\min} \sim \mathbf{X}_{\max}$ 。

$$\mathbf{X}_{\min} = (5845591.2866, -1762003.2406, 3478801.9935,$$

$$3175.3879, -2217.6371, -6459.5707,$$

$$5431239.4721, -2637976.5905, -3603112.0817,$$

$$-3953.6127, 603.6773, -6352.8356)^T,$$

$$\mathbf{X}_{\max} = (5847591.2866, -1760003.2406, 3480801.9935,$$

$$3177.3879, -2215.6371, -6457.5707,$$

$$5433239.4721, -2635976.5905, -3601112.0817,$$

$$-3951.6127, 605.6773, -6350.8356)^T。$$

在上述范围 $\mathbf{X}_{\min} \sim \mathbf{X}_{\max}$ 内按均匀分布 ($\mathbf{X}_i \sim U((\mathbf{X}_{\min})_i, (\mathbf{X}_{\max})_i) \quad i=1,2,3,\dots,12$) 随机采取 6000 样本点, 每个样本点经优化获得摄动下的精确解 $\Delta \mathbf{v}_i$, 作为样本的初始输出。摄动精确解与二体解作差, 再经坐标变换得到最终输出。

为比较不同输出网络的性能, 设计三种神经网络, 分别为速度增量网络 N_{Dir} 、摄动偏差网络 N_{DeTB} 、摄动修正网络 $\text{N}_{\text{HpopCorrect}}$ 。其中, 速度增量网络以速度增量 $\Delta \mathbf{v}_i$ 为网络输出, 摄动偏差网络以速度增量差 $\Delta \Delta \mathbf{v}_i$ 为网络输出, 摄动修正网络以速度增量摄动修正项 $(\Delta \Delta \mathbf{v}_i)$ 作为网络输出。

对三种网络的结构参数分别进行优化设计。隐层层数和层内神经元节点数取值如下表所示, 隐层激活函数选取最常见的几种, 分别是 $\text{logsig}[0,1]$, $\text{softmax}[0,1]$, $\text{poslin}[0,1]$, $\text{purelin}[-\infty,\infty]$, $\text{tansig}[-1,1]$ 。输出层激活函数取 $\text{purelin}[-\infty,\infty]$ 。网络训练最大迭代次数取 5000 次, 梯度下降下限取 1.0×10^{-5} , 误差最大连续不下降次数取 50 次。

表 2 网络结构参数取值

Table 2 Parameter value of network structure

神经网络参数	取值
网络隐层数	1, 2, 3, 4
隐层节点数	8, 16, 32, 64, 128

在 6000 个样本数据中, 取前 5400 个样本进行网络训练, 后 600 个样本进行测试。

(1) 直接对速度增量进行训练

统计不同参数网络的 MSE 记录在下表中。

表 3 不同层数,节点数和激活函数的速度增量网络的性能

Table 3 Performance of Speed-Increment-Networks with different units, layers and activation functions

<i>Layers/Nodes</i>	logsig	softmax	poslin	purelin	tansig
1/8	9.95E-6	8.38E-5	8.23E-9	2.06E-9	5.76E-6
1/16	3.05E-6	1.81E-5	5.42E-6	2.02E-9	1.45E-6
1/32	6.40E-6	2.20E-6	2.17E-9	2.02E-9	3.83E-6
1/64	6.41E-6	7.47E-6	2.73E-7	2.01E-9	4.27E-6
1/128	2.46E-4	2.62E-6	7.91E-6	2.02E-9	2.97E-6
2/8	2.26E-5	5.98E-5	2.86E-5	2.02E-9	3.10E-5
2/16	5.66E-6	2.69E-5	3.86E-6	2.02E-9	3.70E-6
2/32	2.60E-6	4.37E-6	6.06E-5	2.02E-9	8.53E-6
2/64	3.33E-4	1.54E-6	5.09E-4	2.02E-9	6.34E-5
2/128	1.89E-3	2.91E-6	5.29E-3	2.02E-9	9.91E-4
3/8	2.94E-5	1.18E-4	2.96E-1	2.02E-9	8.34E-6
3/16	3.23E-6	1.60E-5	4.88E-5	2.01E-9	4.08E-6
3/32	5.15E-6	1.64E-5	2.43E-3	2.03E-9	3.28E-6
3/64	4.24E-4	9.36E-6	5.23E-3	2.02E-9	1.25E-4
3/128	2.90E-3	2.93E-6	9.91E-2	2.02E-9	3.13E-3
4/8	4.02E-5	2.98E-1	2.96E-1	2.02E-9	2.57E-5
4/16	2.45E-6	3.03E-1	1.05E-2	2.02E-9	8.95E-6
4/32	5.82E-6	1.31E-5	7.84E-3	2.03E-9	9.21E-6
4/64	4.66E-4	1.13E-5	1.35E-1	2.02E-9	2.91E-4
4/128	2.65E-3	2.98E-1	1.50E+0	2.02E-9	2.94E-3

注: *Layers* 表示隐层层数, *Nodes* 表示隐层节点数。

由上表可以看出, 直接对速度增量进行训练, 最优的速度增量网络包含 3 层隐层, 隐层有 16 个神经元节点, 隐层激活函数为 **purelin**。

将 600 个测试样本输入到最优速度增量网络, 得到对应的速度增量 $\Delta v_{IN \text{ Dir}}$ 。

(2) 对速度增量的摄动因素进行训练

统计不同参数网络的 *MSE* 记录在下表中。

表 4 不同层数,节点数和激活函数的摄动偏差网络的性能

Table 4 Performance of Perturbation-Deviation-Networks with different units, layers and activation functions

<i>Layers/Nodes</i>	logsig	softmax	poslin	purelin	tansig
1/8	2.80E-6	1.04E-6	1.91E-6	6.11E-6	5.50E-6
1/16	1.62E-6	1.04E-6	2.24E-6	5.87E-6	4.11E-6
1/32	3.60E-6	1.34E-6	8.77E-6	1.87E-6	4.86E-6
1/64	3.27E-6	1.19E-6	7.61E-6	2.58E-6	3.04E-6
1/128	8.65E-6	2.26E-6	8.98E-6	7.81E-7	7.07E-6
2/8	2.08E-6	1.30E-6	3.33E-6	3.96E-6	4.73E-6
2/16	3.13E-6	2.07E-6	4.83E-6	8.44E-7	4.59E-6
2/32	3.20E-6	1.78E-6	4.35E-6	3.59E-7	3.19E-6
2/64	1.86E-6	8.88E-7	5.48E-6	1.09E-7	2.16E-6
2/128	5.23E-6	5.71E-7	3.04E-6	1.52E-8	2.02E-6
3/8	6.12E-6	5.85E-7	1.61E-6	9.80E-7	2.06E-6
3/16	5.45E-6	8.64E-7	2.22E-6	4.71E-7	2.32E-6
3/32	2.44E-6	7.58E-7	3.87E-6	8.09E-8	2.74E-6
3/64	2.49E-6	2.02E-6	3.55E-6	2.98E-9	2.52E-6

3/128	2.43E-6	7.33E-7	9.31E-7	4.11E-10	2.98E-6
4/8	7.63E-7	1.52E-6	9.29E-7	1.03E-6	9.74E-7
4/16	9.66E-7	8.19E-7	3.84E-6	4.16E-7	2.02E-6
4/32	1.99E-6	1.24E-6	3.53E-6	6.47E-9	1.12E-6
4/64	1.84E-6	1.51E-6	3.57E-7	1.06E-10	1.57E-6
4/128	1.87E-6	3.99E-7	6.99E-7	8.84E-12	1.18E-6

注: *Layers* 表示隐层层数, *Nodes* 表示隐层节点数。

由上表可以看出, 对速度增量的摄动因素进行训练, 最优摄动偏差网络包含 4 层隐层, 每层隐层有 128 个神经元节点, 隐层激活函数为 *purelin*。

将 600 个测试样本输入到最优摄动偏差网络, 得到对应的 $\Delta\Delta v_{IN_{DetB}}$, 加上对应的二体解 Δv_{ITB} , 得到对应的速度增量 $\Delta v_{IN_{DetB}}$ 。

(3) 对速度增量摄动因素坐标变换后进行训练
统计不同参数网络的 *MSE* 记录在下表中。

表 5 不同层数,节点数和激活函数的摄动修正网络的性能

Table 5 Performance of Perturbation-Correction-Networks with different units, layers and activation functions

<i>Layers/Nodes</i>	logsig	softmax	poslin	purelin	tansig
1/8	9.44E-7	3.87E-7	3.16E-6	2.70E-6	5.14E-6
1/16	2.29E-6	9.71E-7	6.09E-6	3.01E-6	1.83E-6
1/32	1.64E-6	1.36E-6	7.63E-6	3.61E-6	4.02E-6
1/64	2.87E-6	7.55E-7	4.58E-6	3.67E-6	9.22E-6
1/128	7.44E-6	2.81E-7	6.37E-6	5.56E-7	7.38E-6
2/8	1.24E-6	2.06E-6	2.71E-6	2.29E-6	1.21E-6
2/16	9.09E-7	6.05E-7	4.78E-6	2.10E-6	1.84E-6
2/32	2.73E-6	1.26E-6	1.99E-6	1.02E-6	4.42E-6
2/64	1.89E-6	1.08E-6	5.50E-6	6.50E-8	2.95E-6
2/128	4.18E-6	9.30E-7	5.67E-6	2.20E-8	3.87E-6
3/8	3.00E-7	2.51E-6	1.52E-6	1.51E-6	1.16E-6
3/16	2.18E-6	1.81E-6	4.38E-6	1.00E-6	1.05E-6
3/32	1.65E-6	1.10E-6	5.48E-6	1.01E-7	2.51E-6
3/64	2.15E-6	1.40E-6	4.15E-6	4.33E-9	1.95E-6
3/128	2.95E-6	9.17E-7	2.87E-6	5.72E-10	2.33E-6
4/8	4.20E-6	7.73E-7	1.46E-6	1.55E-6	1.26E-6
4/16	7.32E-7	1.25E-6	2.00E-6	3.41E-7	1.65E-6
4/32	8.72E-7	1.00E-6	1.85E-6	5.47E-9	2.16E-6
4/64	2.11E-6	1.54E-6	1.93E-6	1.14E-10	1.54E-6
4/128	2.63E-6	1.00E-6	3.29E-7	7.28E-12	2.03E-6

注: *Layers* 表示隐层层数, *Nodes* 表示隐层节点数。

由上表知, 对速度增量摄动因素坐标变换后进行训练, 最优的摄动修正网络包含 4 层隐层, 每层隐层有 128 个神经元节点, 隐层激活函数为 *purelin*。

将 600 个测试样本输入到最优摄动修正网络, 得到每个样本的对应输出 $(\Delta\Delta v_i)$, 经坐标变换得到对应的 $\Delta\Delta v_{IN_{HppgCorrect}}$, 加上对应的二体解 Δv_{ITB} , 得到对应的速度增量 $\Delta v_{IN_{HppgCorrect}}$ 。

将三种最优网络得到的速度增量施加到初始时刻, 进行仿真, 计算 t 时刻后卫星的终端位置偏差 d_t 。统计 600 个样本点对应 d_t 的最大值、最小值、平均值, 分别记为 d_{max} , d_{min} , d_{mean} , 结果记录在下表中。

表 6 终端位置偏差统计
Table 6 Statistics of terminal position deviation

	$d_{\max}(\text{m})$	$d_{\min}(\text{m})$	$d_{\text{mean}}(\text{m})$
优化算法(样本)	3.8640×10^{-3}	2.3400×10^{-4}	2.0080×10^{-3}
最优速度增量网络	2.8925×10^{-1}	3.0760×10^{-3}	7.3962×10^{-2}
最优摄动偏差网络	1.1923×10^{-2}	6.2400×10^{-4}	4.7519×10^{-3}
最优摄动修正网络	1.1178×10^{-2}	3.1500×10^{-4}	4.1758×10^{-3}

分析上表数据, 可以得出:

1) 对比最优速度增量网络和最优摄动偏差网络的结果, 不管是终端位置偏差的最大值, 最小值还是平均值, 最优摄动偏差网络的效果都要明显优于最优速度增量网络的效果(1 个数量级), 即对速度增量摄动项因素进行训练的效果要明显优于直接对速度增量训练的效果。

2) 对比最优摄动偏差网络和最优摄动修正网络结果, 不管是终端位置偏差的最大值, 最小值还是平均值, 最优摄动修正网络的效果都要略微优于最优摄动偏差网络的效果, 即将速度增量的摄动因素进行坐标变换, 投影到轨道系下, 训练效果更好一点。

3) 最优摄动修正网络与优化算法的结果很接近, 即对速度增量摄动因素坐标变换后进行训练出的神经网络在精度方面几乎与优化算法精度一致。

仿真所用计算机性能为: 内存, 8G; 处理器, Inter Core(TM) i7-2600@2.70GHz; GPU, NVIDIA GeForce GTX1050。优化算法给出一次决策的时间大约为 200 秒, 综合应用最优摄动修正网络和二体解给出一次决策的时间为 0.02 秒左右, 相比优化算法, 后者耗时大大缩短, 实现了精度与耗时的统一, 适于星上在轨实时决策。

4 结论

对于固定两点间固定时间的轨道机动问题, 在初始位置速度和终端位置速度一定误差范围内, 本文得到的最优摄动修正网络决策精度与优化算法的精度一致, 但其决策耗时仅为优化算法决策耗时的 0.01%, 实时性高。

本文为在轨机动、行星际转移等复杂问题的快速高精度求解提供了一种思路, 将精确解分解为简化模型解与残差的和, 对残差进行训练得到神经网络, 再与简化模型解组合获得原问题的高精度解。

参考文献 (References)

- [1] 夏红伟, 李莉, 曲耀斌等. 卫星编队构型设计与轨道机动算法优化[J]. 中国惯性技术学报, 2013, 21(2): 186-191.
XIA H W, LI L, QU Y B, et al. Satellites formation configuration design and orbit maneuver algorithm optimization[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2013, 21(2): 186-191 (in Chinese).
- [2] 于瀚. 航天器轨道机动可达区域研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017: 1
YU H. The study of reachable domain for spacecraft maneuver[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017: 1 (in Chinese).
- [3] 谭丽芬. 赤道椭圆交会轨道规划与制导方法[D]. 长沙: 国防科技大学, 2011: 1.
TAN L F. Rendezvous trajectory planning and guidance approach for equatorial elliptical orbit. Changsha: National university of defense technology, 2011: 1 (in Chinese).
- [4] 张守玉, 姜振东. 基于 STK 的卫星轨道机动模型设计与仿真[J]. 计算机仿真, 2004, 21(10): 25-27, 72
ZHANG S Y, JIANG Z D. Design and simulation of satellite orbital maneuver model on STK[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2004, 21(10): 25-27, 72 (in Chinese).
- [5] Bate R, R. 航天动力学基础[M]. 吴鹤鸣, 李肇杰, 译. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1990: 230-237, 205-214
Bate R, R. Fundamentals of Astrodynamics[M]. Wu H M, Li Z J, translated. Beijing: Beihang University Press, 1990: 230-237, 205-214 (in Chinese).
- [6] 李栋林, 黄福铭. 基于 Lambert 问题的精确拦截与交会策略研究[J]. 飞行力学, 2008, 26(2): 57-59.
LI D L, HUANG F M. Research into accurate interception and rendezvous scheme based on Lambert problem[J]. FLIGHT DYNAMICS, 2008, 26(2): 57-59 (in Chinese).
- [7] 桑艳, 周进. 基于 Lambert 算法的脉冲精确变轨策略[J]. 国防科技大学学报, 2009, 31(3): 29-32.
SANG Y, ZHOU J. An Approach of Accurate Impulse Transfer Based on Lambert Algorithm[J]. JOURNAL OF NATIONAL UNIVERSITY OF DEFENSE TECHNOLOGY, 2009, 31(3): 29-32 (in Chinese).
- [8] JEZEWSKI D J. Optimal rendezvous trajectories subject to arbitrary perturbations and constraints[C]//AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference, Hilton, S.C., 1992: 4507
- [9] CHANG Y, ZHOU J. Orbital correction method for two-impulse rendezvous between non-coplanar elliptic orbits considering the J2 perturbation[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(4): 1172-1176.
- [10] 周须峰, 唐硕. 固定时间拦截变轨段制导的摄动修正方法[J]. 飞行力学, 2006, 24(4): 46-49.
ZHOU X F, TANG S. Disturbed modify method of fixed-time interception's guidance in orbit-change stage[J]. FLIGHT

- DYNAMICS,2006,24(4):46-49(in Chinese).
- [11] 裴忠才, 尹丽, 王占林. 基于神经网络的仿真转台控制系统[J]. 北京航空航天大学学报, 2005, 31(9): 1045-1048.
PEI Z C, YIN L, WANG Z L. Simulating turntable control system with neural network[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2005, 31(9): 1045-1048(in Chinese).
- [12] CHENG L, WANG Z, JIANG F, et al. Real-time optimal control for spacecraft orbit transfer via multiscale deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 55(5): 2436-2450.
- [13] Zhong R, Xu S. Neural-network-based terminal sliding-mode control for thrust regulation of a tethered space-tug[J]. Astrodynamics, 2018, 2(2): 175-185.
- [14] Sánchez-Sánchez C, Izzo D. Real-time optimal control via Deep Neural Networks: study on landing problems[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2018, 41(5): 1122-1135.
- [15] Izzo D, Sprague C I, Tailor D V. Machine learning and evolutionary techniques in interplanetary trajectory design[M]//Modeling and Optimization in Space Engineering. Springer, Cham, 2019: 191-210.
- [16] FURFARO, R., BLOISE, I, et al Deep Learning for Autonomous Lunar Landing[J]. AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference, Snowbird, UT, 2018, AAS 18-363.
- [17] 董云峰, 陈士明, 苏建敏等. 卫星姿态控制动态模拟技术[M]. 北京, 科学出版社, 2010: 300-301.
DONG Y F, CHEN S M, SU J M, HU D. Dynamic Simulation Technology of Satellite Attitude Control[M]. Beijing, Science Press, 2010: 300-301(in Chinese).