

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.S.004

运载火箭推力下降故障下的在线弹道重构方法

张荣升¹, 吴燕生², 秦旭东¹, 张普卓¹

(1. 北京宇航系统工程研究所, 北京 100076; 2. 中国航天科技集团有限公司, 北京 100048)

摘要: 针对运载火箭推力下降故障下难以实现在线弹道重构的问题, 提出了一种基于神经网络的剩余运载能力估计及程序角重构的算法。以线下基于工程实践的弹道优化方法生成的故障状态下最优弹道作为学习样本, 针对程序角曲线的特点, 分别使用不同学习方式学习一级飞行段程序角和其他飞行段程序角; 分析不同超参数对神经网络训练过程的影响, 利用随机搜索法选取超参数。该算法使用以神经网络为核心的机器学习思想, 用基于数据的方式避免了因运载火箭动力学模型复杂而无法在线快速求解最优弹道的问题, 能够解决大气环境下弹道重构的难题。仿真结果表明, 该算法对剩余运载能力估计准确, 重构程序角与最优弹道相比误差小, 运算速度相比其他方法优势明显。

关键词: 推力下降; 在线弹道重构; 神经网络; 超参数分析

中图分类号: V448.13

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2021)S-0025-07

Online Trajectory Reconstruction of Launch Vehicle with Thrust Drop Faults

ZHANG Rongsheng¹, WU Yansheng², QIN Xudong¹, ZHANG Puzhuo¹

(1. Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China; 2. China Aerospace Science and Technology Corporation, Beijing 100048, China)

Abstract: A method for payload capacity estimation and program angle reconstruction is proposed based on neural networks to deal with the problem that it is difficult to reconstruct the trajectory after thrust drop. Optimal trajectories with thrust drop faults are generated offline based on engineering practice to train the neural networks. Features of the program angle are quite different in stage 1 and other stages. Different modes are taken. Impact of hyperparameters on the training process is also analyzed and a random search method is taken to optimize the hyperparameters. The proposed method is data-based and can avoid the complicated dynamics of the launch vehicle, and the trajectory reconstruction can even be used in endo-atmosphere. Numerical simulation shows that the proposed method can estimate the payload capacity accurately and the reconstructed program angle has a small error compared with the optimal trajectory. The arithmetic speed of the proposed method is also faster than those of other methods.

Key words: thrust drop; online trajectory reconstruction; neural networks; analysis of hyperparameters

动力系统故障导致的推力下降故障是运载火箭众多故障模式中最经常发生的故障, 据统计, 运载火箭动力飞行段大概有 60% 的故障是动力系统故障^[1]。发生推力下降故障后, 运载火箭实际弹道偏离标准弹道, 基于标准弹道和小偏差情况设计的制导方法无法适应故障, 造成入轨误差增大甚至无

法入轨。在推力下降故障后进行在线弹道重构能够最大程度减小故障对运载火箭的影响, 美国 SpaceX 公司的猎鹰 9 火箭在 2012 年、2020 年两次遭遇一级一台发动机故障关机, 均通过在线对弹道进行重构, 延长剩余发动机工作时间完成了发射任务。

收稿日期: 2020-12-07; **修订日期:** 2021-03-21

通信作者: 吴燕生, 男, 研究员, 博士生导师, E-mail: WuYSh_CASC@163.com。

引用格式: 张荣升, 吴燕生, 秦旭东, 等. 运载火箭推力下降故障下的在线弹道重构方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(S): 25-31. ZHANG Rongsheng, WU Yansheng, Qin Xudong, et al. Online trajectory reconstruction of launch vehicle with thrust drop faults[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(S): 25-31.

弹道优化本质上是最优控制问题,解决此类问题已经有成熟的数值求解方法^[2],但需要大量的迭代运算,无法满足在线重构弹道的实时性要求。国内外学者针对运载火箭推力下降故障开展了较多弹道重构方面的研究。Sponaugle和Fernandes^[3]、王文虎和李新国^[4]均通过设计指令角的方式应对推力下降故障,使可返回式飞行器安全返回,未考虑火箭入轨的问题。韩雪颖等^[5]和李文清等^[6]基于典型故障模式设计救援轨道,在故障发生后通过切换诸元的方式结合迭代制导方法完成故障条件下的弹道重构,这种方法工程上可实施性强,但具有故障模式覆盖不全面的问题。Ma等^[7]按故障程度进行决策,使用自适应伪谱法进行优化,但未考虑计算效率。凸优化方法是一种兼具计算速度和理论基础的优化方法,在弹道在线规划中广泛应用^[8]。李师尧等^[9]基于剩余燃料对故障情况进行估计,利用简化模型结合凸优化得到第0轨道作为初值,然后求解最大圆轨道或远地点最高的椭圆轨道。宋征宇等^[10]在故障时刻采用迭代制导和数值积分估计剩余运载能力,通过地心角估计和凸优化计算最高圆轨道作为初值,进一步求解不含地心角约束的最高圆轨道,并在保障轨道的前提下调整其他轨道根数偏差。Li等^[11-12]以保证远地点作为弹道优化目标,使用凸优化方法求解。凸优化方法通过凸化模型、定制求解器等方式大幅提高了运算效率,但仍难以有效处理大气环境,无法应对大气层内发生故障的情况,并且为达到箭上运算的要求,还需要提前装订部分优化变量,难以实现在线对所有优化变量进行优化。

神经网络具有很强的数据拟合能力,广泛应用于学习复杂的映射关系,在卫星轨道预报^[13]、高超声速飞行器制导^[14]、飞行器气动参数辨识^[15]等领域中均有很好的应用。神经网络的广泛应用为在线弹道规划提供了一种新思路,针对运载火箭推力下降故障模式,本文提出一种基于神经网络的在线弹道重构方法。在线下根据任务需求设计不同故障模式下的最优弹道作为训练样本对神经网络进行训练,发生故障后,神经网络能够在线快速计算故障后可达的最优轨道,并根据当前状态计算程序角,导引运载火箭飞行。

1 推力下降故障下的弹道优化方法

1.1 运载火箭动力学模型

在地面发射坐标系下建立运载火箭动力学模型^[16]。矢量形式的质心动力学方程和绕质心动力学方程分别为

$$\begin{cases} m\ddot{\mathbf{r}} = \mathbf{P} + \mathbf{R} + m\mathbf{g} + \mathbf{F}'_k - m\boldsymbol{\omega}_e \times (\boldsymbol{\omega}_e \times \mathbf{r}) - \\ \quad 2m\boldsymbol{\omega}_e \times \dot{\mathbf{r}} \\ \mathbf{J}\dot{\boldsymbol{\omega}}_T + \boldsymbol{\omega}_T \times (\mathbf{J} \cdot \boldsymbol{\omega}_T) = \mathbf{M}_{st} + \mathbf{M}_P + \mathbf{M}_d + \\ \quad \mathbf{M}'_{rel} + \mathbf{M}'_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为质量, \mathbf{r} 为位置, \mathbf{P} 为发动机推力, \mathbf{R} 为气动力, \mathbf{g} 为引力加速度, \mathbf{F}'_k 为附加哥氏力, $\boldsymbol{\omega}_e$ 为地球自转角速度, \mathbf{J} 为惯量张量, $\boldsymbol{\omega}_T$ 为箭体在惯性坐标系下的角速度, \mathbf{M}_{st} 为稳定力矩, \mathbf{M}_d 为阻尼力矩, \mathbf{M}_P 为发动机推力力矩, \mathbf{M}'_{rel} 为附加相对力矩, \mathbf{M}'_k 为附加哥氏力矩。

1.2 工程中使用的弹道优化方法

运载火箭的弹道优化问题本质上是求解最优控制问题,在工程上,通常分大气层飞行段和真空飞行段两部分设计飞行程序角。在大气飞行段主要垂直上升段、亚音速段、转弯段和关机分离段4段,其中主要对垂直飞行段时间 t_1 ,亚音速段攻角最大值 α_{max} 进行设计。在真空飞行段的各级飞行中,一般采用线性的程序角,因此可将设计程序角的工作简化为对第 i 级飞行段的程序角初值 φ_{0i} 及常值程序角速度 $\dot{\varphi}_i$ 进行设计。对于含有滑行段的情况,还要确定开始滑行的时间 t_s 及滑行结束时间 t_e 。因此,全弹道的俯仰角飞行程序 φ_{pr} 就可表示为

$$\varphi_{pr}(t) = f(\alpha_{max}, \varphi_{0i}, \dot{\varphi}_i, t_s, t_e) \quad (2)$$

对程序角的优化就转为各参数的优化,优化过程可使用牛顿迭代法、罚函数法等数值优化方法。弹道优化方法具体见文献[16-17]。

1.3 故障下弹道优化策略

不同故障情况下的弹道优化结果是作为神经网络学习的样本,弹道优化内容和故障下优化策略的选择不是本文研究的重点。为简化弹道优化过程,在弹道优化过程中采取了一定的简化操作,不对后续在线重构方法造成影响,具体的优化目标及假设列举如下:

(1) 优化指标 发生故障后,若仍能进入原轨道,则仅改变入轨时间;若无法进入原轨道则以远地点最高作为优化指标。

(2) 假设条件 仅考虑“一度故障”情况,即在飞行过程中仅有1台发动机发生1次故障;不考虑推力下降故障对火箭姿态的影响;为简化模型,一级与助推器同时分离,并且一级发生故障时仅考虑更为严重的助推故障情况,无法通过延长飞行时间减弱故障影响,二级、三级发生故障时可延长发动机工作时间至推进剂耗尽,推进剂无泄漏。

(3) 优化参数选择 固定垂直飞行时间、总滑行时间,各级程序角速度、各级开始时间、结束时间进行优化。

2 基于神经网络的在线弹道重构方法

2.1 神经网络

神经网络是受人脑神经网络启发而抽象得到的数学模型,其中,全连接前馈神经网络是发展时间最长、应用最广泛的神经网络,它包括输入层、隐藏层和输出层,相邻两层的神经元之间为全连接关系,通过反向传播算法进行参数学习。如图1所示一个具有两层隐藏层的为全连接神经网络,其前向计算公式为

$$y = f(W^3 f(W^2 f(W^1 x + b^1) + b^2) + b^3) \quad (3)$$

式中: W^l 和 b^l 为神经网络第 $l-1$ 层和第 l 层间的权值和偏置值, $f(\cdot)$ 为激活函数,当隐藏层较少时通常选用Sigmoid型函数,当隐藏层数量较多时通常选用ReLU函数。

通常把样本集进行分割,将85%左右的样本作为训练集,15%左右的样本作为测试集。以均方差MSE作为损失函数

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

式中: n 为样本个数, \hat{y}_i 为神经网络输出值, y_i 为真实值。

在训练过程中,利用反向传播算法求取损失函数对参数的偏导数,通过梯度下降的方式对参数进行训练,使损失函数最小化。

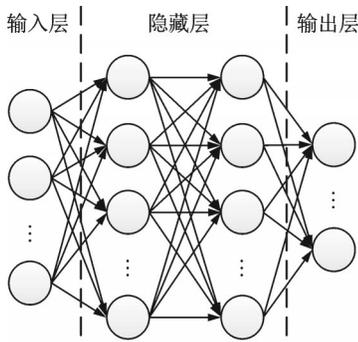


图1 全连接神经网络

Fig.1 Fully connected neural network

2.2 样本集生成

样本集对故障的覆盖性决定了神经网络的故障适应能力,用于神经网络训练的样本是从最优弹道中截取获取的,因此首先需要植入故障生成不同故障情况下的最优弹道,称为样本弹道。本文以某三级半构型的运载火箭为研究对象,目标轨道为 $200 \text{ km} \times 36\,000 \text{ km}$ 的GTO轨道,标准弹道下各级飞行时间如表1所示。在植入故障时,二级故障模式与三级故障模式类似,因此仅考虑一级飞行段

(即助推飞行段)故障和二级飞行段故障两种模式。具体故障植入情况见表2,其中,故障时间 t_{loss} 为故障发生的时间,故障程度 k 为故障发动机剩余推力与标称推力的比值。

表1 标准弹道上各级飞行时间

Table 1 Flight time of all the stages on standard trajectory

飞行段	结束时间/s	发动机台数
助推飞行段	175	4
一级飞行段	175	2
二级飞行段	460	4
三级一次飞行段	680	2
滑行段	1 280	0
三级二次飞行段	1 520	2

表2 故障情况

Table 2 Fault case

故障类型	初值	间隔	终值
故障时间 t_{loss} /s	0	1	460
故障程度 k	0	0.1	1

制作样本时需要确定样本的输入及输出,供神经网络学习,本文实现故障程度估计和在线生成程序角两部分功能,因此需要不同神经网络实现。

(1) 剩余运载能力估计。在进行剩余运载能力估计时,以最优弹道可达的远地点作为估计指标,因此,样本输入为故障发生时间 t_{loss} 、故障程度 k ,输出为最终可达的远地点 h_d 。后用 Net_1 表示用来估计剩余运载能力的神经网络。

(2) 在线生成程序角。根据程序角曲线的特点使用两个神经网络分别计算一级飞行段及其他飞行段的程序角。在一级飞行段,程序角为变化复杂的曲线,每个样本的输入为故障发生时间 t_{loss} 、故障程度 k 及当前时刻 t ,输出为与时刻 t 对应的程序角值。在一级飞行段后,程序角为折线,因此,仅需确定每段折线的起始时间、折线的斜率及起始时间处的程序角值即可确定整段折线,此时输入为故障发生时间 t_{loss} 、故障程度 k ,输出为二级飞行段、三级一次飞行段、滑行段、三级二次飞行段的起始时间、斜率及起始时间处的程序角值及最终停止时间。本文选取4个神经网络生成程序角: Net_{21} 生成一级程序角, Net_{22} 生成各级飞行段结束时间, Net_{23} 生成各级飞行段程序角斜率, Net_{24} 生成各级飞行段程序角偏置值。

2.3 神经网络训练

神经网络中参数分为两类,一类是网络中连接神经元之间的权值 w 以及神经元的偏置 b ,这些参数可以用学习的方式进行更新。另一类是诸如神

经元个数、隐藏层层数、学习率等无法通过学习的方式进行更新的参数,称为超参数,如何选取合适的超参数一直是神经网络应用中的难题,尚没有一种通用的方法。下面以一级故障情况下 Net_1 的训练过程为例,分别选取权值总数相近的10次训练结果以及学习率相近的10次训练结果,说明超参数对神经网络训练过程的影响。

如图2所示为学习率约为0.15的10次训练过程,随着权值数量的增加,验证集上的MSE的终值逐渐减小,但随着数量的继续增加,减小的效果不明显。权值数量代表了神经网络的拟合能力,与神经元数量有关,但随着神经元数量的逐渐增加,神经网络的能力提升有限,因此应综合网络训练难度和最终效果综合选择,如本例中应选择权值数为1 095的网络作为优选结果。

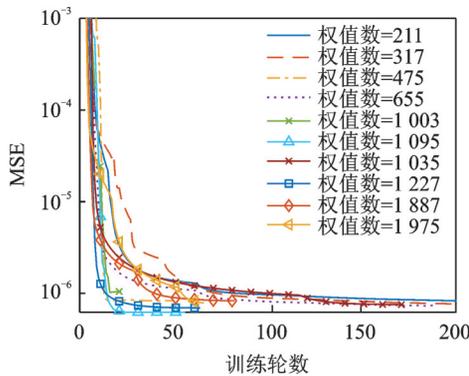


图2 权值数量对训练效果的影响

Fig.2 Impact of number of weights on training

图3为权值数量约1 000的10次训练过程,随着学习率的增加,MSE下降速度增加,MSE最终值先增大后减小。学习率决定了训练的效率和最终效果,但如果学习率过小可能导致陷入局部最小并且训练时间长,学习率过大能够减小训练时间但可能导致无法收敛。因此,应综合考虑收敛情况、最终效果及训练时间等多重因素选择学习率,本例中应选择学习率为0.024。

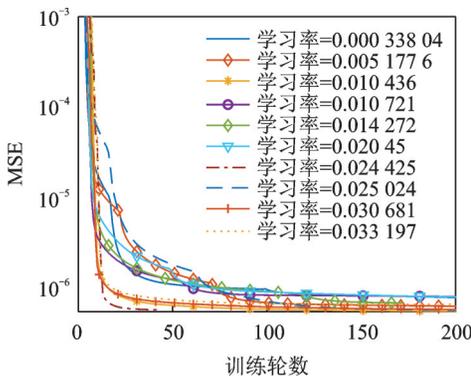


图3 学习率对训练效果的影响

Fig.3 Impact of learning rate on training

本文使用随机搜索法选取超参数。首先确定神经网络层数为输入层—隐藏层—隐藏层—输出层,选择 Sigmoid 型激活函数,对两层隐藏层的神经元个数及学习率进行优化,在优化过程中,两层神经元选择个数范围在[5,50],学习率选取范围在(0,0.05),参数在选取范围内随机选择300次,选取测试集上均方根误差最小的神经网络作为最终使用的神经网络。选取的神经网络参数为见表3。

表3 神经网络超参数

Table 3 Hyperparameters of neural networks

故障情况	神经网络	隐藏层1 神经元数	隐藏层2 神经元数	学习率
一级故障	Net_1	12	30	0.013 063 0
	Net_{21}	46	39	0.022 136 0
	Net_{22}	17	22	0.010 506 0
	Net_{23}	39	29	0.008 148 1
	Net_{24}	16	43	0.011 167 0
二级故障	Net_1	44	15	0.016 541 0
	Net_{22}	27	48	0.025 882 0
	Net_{23}	48	30	0.033 559 0
	Net_{24}	10	14	0.040 013 0

3 仿真校验

分别选取一级飞行段故障和二级飞行段故障两种情况对本文方法进行仿真校验。

3.1 一级故障

故障情况为:在开始飞行20 s时,1台发动机推力下降30%。仿真结果见表4。神经网络预测的远地点误差为-9.7 km,预测准确。神经网络重构的程序角及标准弹道程序角、故障下最优弹道的程序角如图4所示,神经网络对各级飞行段程序角进行重构,重构结果与最优弹道的优化结果相近。速度和高度的变化如图5、6所示,发生故障后,若按原程序角飞行,火箭则将在700 s左右失稳,停止仿真;按照神经网络重构的程序角飞行,最终达到的高度速度与故障下最优弹道的高度速度接近,相比标准弹道情况有所降低。

表4 一级故障仿真结果

Table 4 Simulation results with the first stage fault

终端状态	标准弹道	最优弹道	剩余运载能力估计 偏差	重构弹道 偏差
远地点/km	36 665.6	26 623.0	-9.7	-137.5
速度/(m·s ⁻¹)	9 753.5	9 558.0	—	-3.3
高度/km	252.1	245.6	—	-0.2

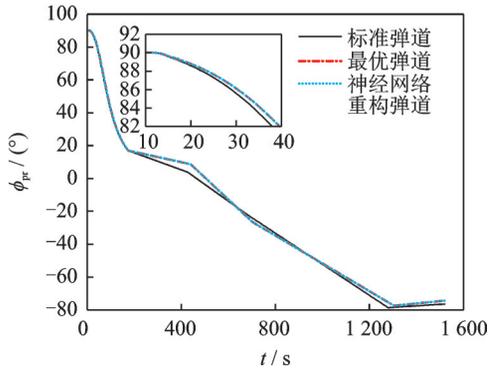


图4 一级故障情况程序角

Fig.4 Program angle with the first stage fault

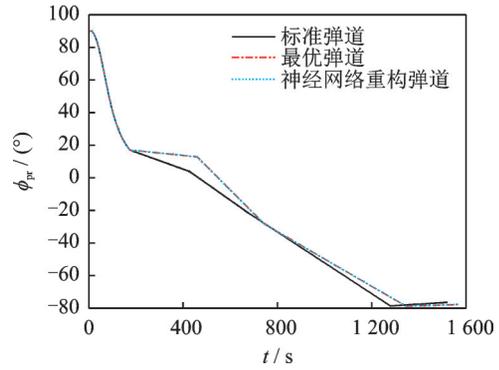


图7 二级故障情况程序角

Fig.7 Program angle with the second stage fault

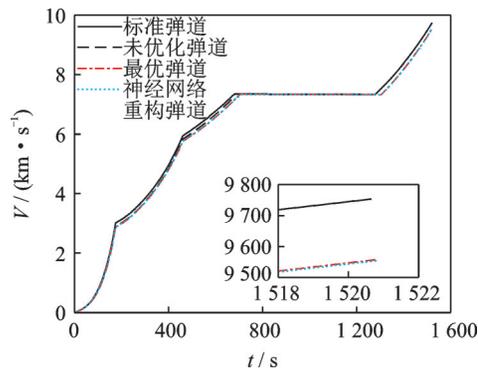


图5 一级故障情况速度

Fig.5 Velocity with the first stage fault

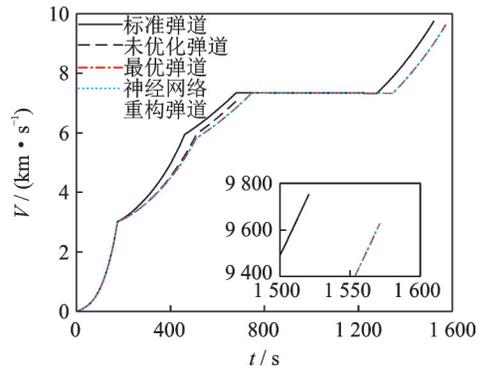


图8 二级故障情况速度

Fig.8 Velocity with the second stage fault

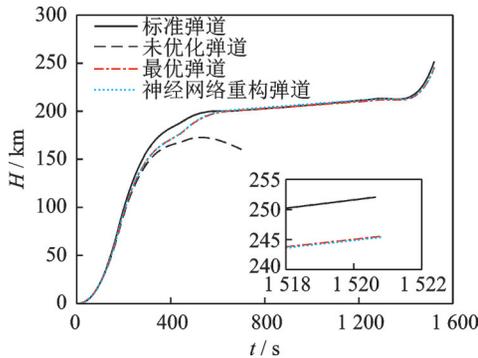


图6 一级故障情况高度

Fig.6 Altitude with the first stage fault

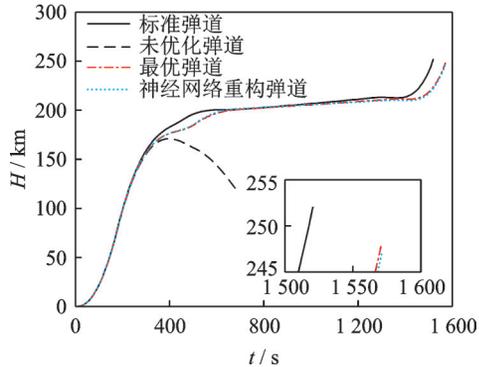


图9 二级故障情况高度

Fig.9 Altitude with the second stage fault

3.2 二级故障

故障情况为:在二级工作开始,1台发动机推力下降60%。神经网络预测的远地点误差为-15 km,预测准确。神经网络重构的程序角及标准弹道程序角、故障下最优弹道的程序角如图7所示,神经网络对各级飞行段程序角进行重构,重构结果与最优弹道的优化结果相近。速度和高度变化如图8、9所示,发生故障后,若按原程序角飞行,火箭则将在690 s左右失稳,停止仿真;按照神经网络重构的程序角飞行,二级飞行时间延长50 s,最终达到的高度速度与故障下最优弹道的高度速度接近,相比标准弹道情况有所降低。仿真结果见表5。

表5 二级故障仿真结果

Table 5 Simulation results with the second stage fault

终端状态	标准弹道	最优弹道	剩余运载能力估计偏差	重构弹道偏差
远地点/km	36 665.6	29 673.4	-15.0	-3.9
速度/(m·s ⁻¹)	9 753.5	9 627.4	—	1.0
高度/km	252.1	248.1	—	-1.1

3.3 算法运行时间分析

本文使用的硬件为主频为3.4 GHz的i7 CPU,使用MATLAB 2020a的神经网络工具箱进行神经网络训练及调用,仿真也基于MATLAB Simulink

完成。文献[10-11]中使用的仿真情况与本文相似,因此选择其中的仿真时间与本文方法进行比较,本文方法优势明显,见表6。

表6 运行时间
Table 6 Running time

数据来源	硬件平台	软件	运行时间/s
文献[10]	i7 2.8 GHz	MATLAB 2017a	伪谱法,77.98 凸优化,3.21
文献[11]	i7 2.8 GHz	MATLAB 2017a	伪谱法,116.9 凸优化,5.33
本文方法	i7 3.4 GHz	MATLAB 2020a	一级故障,0.248 5 二级故障,0.041 9

4 结 论

针对运载火箭推力下降情况的在线弹道重构问题,本文提出了一种基于神经网络的剩余运载能力估计、程序角重构方法,通过线下优化的弹道保证所得结果的最优性和约束满足性,能够快速估计故障情况的可达最优轨道,计算程序角,完成弹道重构。本方法通过基于数据的方法避免了传统方法难以处理大气环境的难题,能够适应全弹道范围内的故障情况,并且方法没有针对模型进行特殊处理,可移植性强,能够适用于其他构型运载火箭及其他目标轨道。并且,本方法运算效率高,相比伪谱法、凸优化方法优势明显,能够适应在线运算的要求。

参考文献:

- [1] 常武权, 张志国. 运载火箭故障模式及制导自适应技术应用分析[J]. 宇航学报, 2019, 40(3): 302-309.
CHANG Wuquan, ZHANG Zhiguo. Analysis of fault modes and applications of self-adaptive guidance technology for launch vehicle[J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(3): 302-309.
- [2] 王志祥. 推力下降故障下运载火箭轨迹在线生成与姿控系统重构[D]. 长沙: 国防科技大学, 2016.
WANG Zhixiang. On-line trajectory generation and attitude control system reconstruction for launch vehicle with thrust decline[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016.
- [3] SPONAUGLE S J, FERNANDES S T. Space shuttle guidance for multiple main engine failures during first stage[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1990, 12(6): 880-885.
- [4] 王文虎, 李新国. 亚轨道飞行器推力常值损失下应急上升段飞行程序设计[J]. 导弹与航天运载技术, 2014(6): 1-4.
WANG Wenhui, LI Xinguo. Emergency flight program design for endo-atmospheric ascent trajectory of suborbital reusable launch vehicle with constant loss of thrust[J]. Missiles and Space Vehicles, 2014(6): 1-4.
- [5] 韩雪颖, 马英, 程兴, 等. 运载火箭推力下降故障下的弹道重构策略研究[J]. 导弹与航天运载技术, 2019(2): 7-11.
HAN Xueying, MA Ying, CHENG Xing, et al. Trajectory reconfiguration strategy research on launch vehicle with thrust failure[J]. Missiles and Space Vehicles, 2019(2): 7-11.
- [6] 李文清, 王俊峰, 张志国, 等. 火箭适应发动机推力下降故障的弹道制导策略优化分析[J]. 导弹与航天运载技术, 2020(4): 73-78.
LI Wenqing, WANG Junfeng, ZHANG Zhiguo, et al. Optimization analysis of trajectory planning and guidance strategy of launch vehicle adapting to engine thrust declining fault[J]. Missiles and Space Vehicles, 2020(4): 73-78.
- [7] MA H, LI X, HUANG H. A trajectory re-planning method for multi-stage rockets based on decision classification[C]//Proceedings of the 38th Chinese Control Conference. Guangzhou, China: [s.n.], 2019.
- [8] 宋征宇, 王聪. 运载火箭返回着陆在线轨迹规划技术发展[J]. 宇航总体技术, 2019, 3(6): 1-12.
SONG Zhengyu, WANG Cong. Development of on-line trajectory planning technology for launch vehicle return and landing[J]. Astronautical Systems Engineering Technology, 2019, 3(6): 1-12.
- [9] 李师尧, 常武权, 闫宇申, 等. 运载火箭动力故障下的自主救援轨道规划[J]. 飞行力学, 2021(2): 83-89.
LI Shiyao, CHANG Wuquan, YAN Yushen, et al. Autonomous rescue orbit strategy for propulsion system failure of launch vehicle[J]. Flight Dynamics, 2021(2): 83-89.
- [10] 宋征宇, 王聪, 巩庆海. 运载火箭上升段推力下降故障的自主轨迹规划方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49(11): 1472-1487.
SONG Zhengyu, WANG Cong, GONG Qinghai. Autonomous trajectory planning for launch vehicle under thrust drop failure[J]. Scientia Sinica Informationis, 2019, 49(11): 1472-1487.
- [11] LI Y, GUAN Y, WEI C, et al. Optimal control of ascent trajectory for launch vehicles: A convex approach[J]. IEEE Access, 2019(7): 186491-186498.
- [12] LI Y, PANG B, WEI C, et al. Online trajectory optimization for power system fault of launch vehicles via convex programming[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 98: 105682.
- [13] PENG H, BAI X. Artificial neural network-based machine learning approach to improve orbit prediction

- accuracy[J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2018, 55(5): 1248-1260.
- [14] 曾庆华,董荣华,皮术武.基于最优制导模板的神经网络预测制导方法[J].国防科技大学学报,2014,36(1):137-141.
- ZENG Qinghua, DONG Ronghua, PI Shuwu. Neural network predictive guidance method based on pattern of optimal guidance[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2014, 36(1): 137-141.
- [15] 浦甲伦,韩业鹏,张亮.飞行器气动参数智能在线辨识技术研究[J].宇航总体技术,2018,2(6):1-9.
- PU Jialun, HAN Yepeng, ZHANG Liang. Research on intelligent online identification technology for aerodynamic parameters of aircraft parameters of aircraft[J]. Astronautical Systems Engineering Technology, 2018, 2(6): 1-9.
- [16] 贾沛然,陈克俊,何力.远程火箭弹道学[M].长沙:国防科技大学出版社,2004:229-247.
- [17] 徐延万.液体弹道导弹与运载火箭系列总体设计(上)[M].北京:宇航出版社,1989:339-362.

(编辑:张彤)