

基于最优制导模板的神经网络预测制导方法*

曾庆华,董荣华,皮术武

(国防科技大学 航天科学与工程学院,湖南 长沙 410073)

摘要:针对传统预测制导方法中高精度制导与快速实时解算之间的矛盾,提出了一种基于最优制导模板的神经网络预测制导方法。该方法采用基于高置信度飞行器运动模型仿真计算预测弹道落点,利用优化理论进行迭代解算制导变量,以此为基础离线生成样本数据;通过选择合适的多结构模态神经网络,进行基于调度管理的神经网络训练,完成神经网络控制器的设计。针对CAV进行了算例设计,结果表明:该制导方法在线计算量少,制导解算速度快,制导精度高,综合性能远优于传统的预测制导方法。

关键词:最优制导模板;神经网络;预测制导

中图分类号:V448 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)01-0137-05

Neural network predictive guidance method based on pattern of optimal guidance

ZENG Qinghua, DONG Ronghua, PI Shuwu

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to solve the contradiction between high guidance accuracy and fast real-time solving in traditional predictive guidance method, a neural network predictive guidance method is presented, based on the pattern of optimal guidance. The method predicts trajectory based on high believable simulation of kinematic aircraft model, and uses optimization theory to iterative solution of guide variable, so as to generate off-line sample data. By means of choosing multi-modal neural network, training neural network based on dispatching management, to complete the design of the neural network prediction guidance controller. CAV as an example to design, results show that: The method is less real time calculation, fast real-time solution and high guidance accuracy, of which the comprehensive performance is far better than the traditional predictive guidance method.

Key words: pattern of optimal guidance; neural network; predictive guidance

随着航空航天领域高科技探索技术的不断发展,空天飞行器已从概念阶段,逐步步入了工程验证阶段,它的飞行任务复杂,包括助推、分离、再入大气层、动力飞行、高速机动、滑翔飞行、返航回收等一系列复杂过程;飞行空域涵盖了从稠密大气层到稀薄大气层的较大空域;飞行速度涵盖了0~20马赫甚至更高的宽马赫范围;飞行时间长,导航制导精度要求高^[1-6]。因此,随着空天飞行器各类工程需求的牵引,在众多的临近空间飞行器研究计划中,从概念研究阶段到演示验证阶段,多约束条件下高精度制导控制技术都无一例外地被列为高超声速导弹武器系统研究中的关键技术。

1 问题的提出

标准轨道法和预测制导法是两种典型的飞行制导方法。标准轨道法制导精度受初始条件和飞

行环境影响很大,难以满足飞行器远程高精度制导的需求;而传统的预测制导法从理论层面确保了制导精度,对飞行过程扰动具有较好的鲁棒性。

图1抽象出了预测制导原理框图,图中虚线框为预测制导模型,它将飞行器运动的当前姿态、位置、速度等信息作为初值,并结合飞行器设计参数、预计扰动和各种约束条件,利用飞行器运动预测计算模型,实时预测弹道或落点。然后,根据其理论与弹道或目标点的偏差,迭代求解出制导信号,使得飞行器按照预定目标制导飞行。预测制导模型包括两部分:一是根据弹道偏差或落点偏差进行制导信号的求解;二是根据假定的制导信号和当前飞行姿态、位置和速度等信息进行弹道计算,预测出弹道或落点。显而易见,该方法在提高制导精度和鲁棒性的同时,增加了预测飞行弹道的计算量,导致制导指令严重滞后,所以预测制导法在工程应用

* 收稿日期:2013-05-15

基金项目:航天创新基金资助项目(CASC201102);国家自然科学基金资助项目(61174120)

作者简介:曾庆华(1966—),男,湖南安乡人,研究员,博士,E-mail:zqhk@qq.com

上困难重重。为解决制导精度和制导实时性之间矛盾,传统的预测制导方法一般将以上两部分内容

一并考虑,通过近似处理方法进行预测制导解算,文献[3]系统地研究了快速预测法和近似预测法。

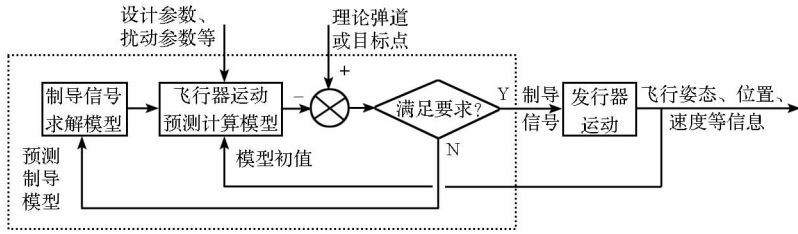


图 1 预测制导原理框图

Fig. 1 Schematic diagram of predictive guidance

快速预测法的实质是将飞行器运动模型纵向运动和横向运动进行线性化近似处理,结合参考制导方程及其调整方程,推导得到纵向偏差和横向偏差为零的条件,由此通过预测若干条弹道或落点,就可求解得到当前时刻的制导调整方程。近似预测法是从所有可能的飞行弹道或部分弹道中找出一个近似的解析解。它是在一定假设条件下,进行近似处理后,获得一个落点参数的近似公式,进一步推导得到制导信号的生成方法。以上两种方法均对飞行器运动预测计算进行了简化处理,制导器的在线计算工作量得到了较大简化,但其制导精度也有较大影响。文献[3-10]通过对轨道快速预报算法的研究,提出了几种提高在线解算速度的再入轨道预测制导方法,但仍存在较多限制条件;文献[11]中的复合预测制导方法较好解决了特定的再入飞行器制导问题,但未能从理论上解决传统预测制导方法存在的基本矛盾;文献[12]针对特定的轨道武器制导问题进行了神经网络预测制导方法的一些探索性研究。

实际上,随着计算机技术的发展,可以将图 1 中两个过程独立进行考虑。飞行器运动预测计算模型采用飞行器三自由度运动方程,制导信号求解模型采用特定的优化迭代计算模型^[13]。由于该方法需要进行优化迭代解算,解算模型中还包含非线性微分方程组,计算量较大,且有可能不收敛,而制导周期一般较短,因此,该方法应用于在线制导风险很高,工程应用价值不大,但该方法给出了一个理想的预测制导模型。如果不考虑实时解算的要求,就可以将每一个制导周期的预测制导信号解算问题转换为一个优化求解问题,从而获得具有极高制导精度的“最优制导器”方案。考虑到神经网络具有多维空间任意的非线性映射能力,以“最优制导器”方案作为学习模板,理论上完全可以找到一种神经网络控制器,实现在各种扰动条件下,从飞行姿态、位置、速度等飞行器

状态信息到制导信号的非线性映射。另一方面,由于神经网络控制器仅使用一些简单的加权操作和单一的函数操作,运算速度极快。基于该思想,就可以得到一种全新的预测制导器——基于最优制导模板的神经网络预测制导器(Neural Network Controller Based on Pattern of Optimal Guidance, NNC-POG)的设计方法,该方法同时具备制导精度高和运算速度快的特点。

2 设计原理与方法

基于最优制导模板的神经网络预测制导法是一种利用神经网络控制器作为制导器的预测制导方法。它通过离线仿真训练神经网络来生成神经网络控制器,并将其应用于在线制导。图 2 给出了 NNC-POG 设计方法的原理框图,其设计过程可分成三个阶段:第一阶段为最优模板制导器的设计与仿真阶段,该阶段需要建立一套较为真实的飞行器空间运动模型,并进行最优模板制导器的深入研究,完成高精度、高置信度最优模板制导器的设计与仿真评估工作;第二阶段为神经网络控制器的设计与训练阶段,该阶段首先进行最优模板制导器在回路的飞行器运动仿真,生成海量高精度制导样本数据,然后根据不同的飞行阶段设计不同结构的神经网络,并进行神经网络的离线学习与训练,获取多个神经网络控制器;第三阶段就是将训练得到的神经网络控制器在飞行器机载制导控制系统中进行工程实现,并编制多结构神经网络控制器的调度控制算法,实现飞行过程中的在线实时快速制导。

2.1 最优制导模板设计

最优制导模板设计首先要明确制导变量,给出制导方案,明确标准弹道以及最大允许偏差所形成的飞行管道,然后开展最优模板制导器的设计与仿真评估工作,以确保高精度制导要求。在此,以最优预测制导律为最优模板制导器的制导

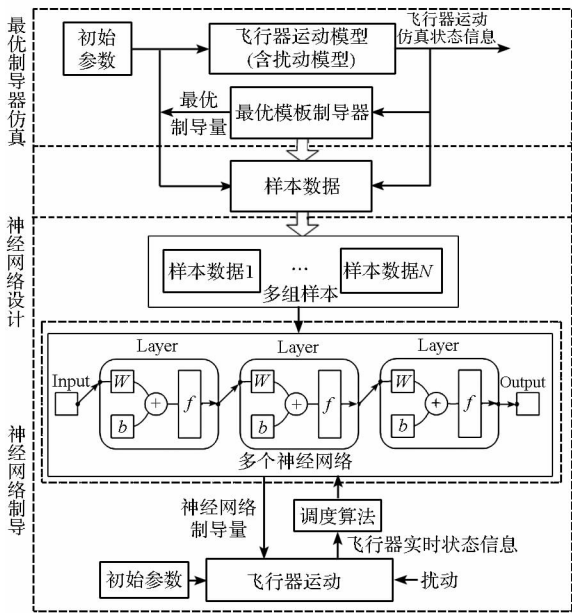


图 2 基于最优制导模板的神经网络预测制导器设计原理

Fig. 2 Schematic diagram of NNC-POG design theory

算法。设计的关键在于将制导律转换为一个约束优化问题。

2.1.1 系统分析模型

飞行器三自由度运动模型^[3,13-14]是一组非线性微分方程组,采用式(1)所示的一般形式来描述:

$$\dot{X} = f(X, U, t) \quad (1)$$

式中, X 为飞行器运动过程中位置、速度和姿态等状态变量; U 为设计确定的制导变量。

2.1.2 限制条件

飞行过程中的热流、过载、速度、高度等约束条件,可用等式或不等式约束来描述:

$$\begin{cases} g_{j1}(X, U, t) = 0 \\ g_{j2}(X, U, t) \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

2.1.3 优化模型

寻求最优制导量 U^* , 使得式(3)的目标函数值最小:

$$f(U, t) = \min \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2 + \sum_{j=1}^m T_j [\max(0, g_j(X))]^2 \quad (3)$$

等式右边第一项为落点偏差预测项, Y_i 为飞行器落地时刻射程、横程、速度以及速度倾角等变量的预测值; 而 \bar{Y}_i 为对应落点参数的理论值; g_j 为式(2)规定的等式和不等式约束项; T_j 为惩罚因子。

在给定的飞行器飞行管道内,选取多个关键特征点,在各种扰动情况下,通过数学仿真方式进行

最优预测制导律的设计解算与评估。预测制导律中的优化算法可选用单纯性法、遗传算法、神经网络等各种优化算法。仿真中,飞行器运动模型输出飞行状态信息,最优预测制导律结合当前飞行状态信息和弹(机)载储存的目标点状态信息,以及各种弹道约束条件,迭代求解满足多维约束且能到达目标点所需的制导信息,引导飞行器沿着预定落点方向飞行。经过全弹道、全管道的数学仿真,就可以形成最优制导方案簇 $\{U^*\}$, 直至满足高精度、高置信度评估要求,即完成了最优制导律设计。

2.2 神经网络样本获取

神经网络样本获取时,需要考虑样本的准确性、覆盖性和规模。在最优模板制导器的设计环境中,考虑各种可能存在的飞行状态,利用最优模板制导器进行高精度制导,以一定制导周期将飞行器运动的状态信息 X 和制导信息 U 作为样本存储起来,形成样本数据,用于提供给神经网络控制器进行离线训练。具体方法如下:依据标准弹道构造多维飞行状态参数扰动空间,扰动空间的大小与给定的飞行管道相对应,覆盖各种可能的飞行状态。为简化样本规模,采用灵敏度分析方法对标准弹道和飞行管道进行分段处理,这样就可以飞行管道内关键的弹道特征点为初值,仿真计算出使落点参数偏差最小的最优模板制导器的制导量,而当前飞行弹道点的多维状态参数 X_i 和所对应的制导参数值 U_i 便构成了一个个的输入输出样本对。其中, X_i 一般为 t 时刻的飞行器空间位置矢量 r 和速度矢量 V , U_i 一般为 t 时刻对应的最优制导攻角 α 和倾侧角 ν 。

神经网络的训练效果与飞行管道内所取弹道点的密集程度有关,所取弹道点越密集,飞行状态参数点所涵盖的扰动面越广,理论上训练出来的神经网络控制器对于飞行状态参数空间内的扰动就更具鲁棒性。图 2 中部分给出了样本数据产生的原理示意图。

2.3 神经网络控制器结构设计

神经网络控制器要实现从当前飞行的多维状态信息 X 到制导量 U 的映射。神经网络控制器可以根据经验选取 BP 网络、RBF 网络或 Hopfield 网络等神经网络结构。以三层 BP 神经网络为例,设计如图 3 所示的神经网络控制器结构,该神经网络控制器的输入信号为飞行过程中的多维状态信息 X ,通过输入层、中间层和输出层的作用,产生制导所需的制导量 U 。三层神经网络的各层神经元数目分别为: S^1 、 S^2 、 S^3 , 每个神经元完

成基本的输入信号加权求和、非线性映射的操作，即实现从 $X \rightarrow U$ 的映射：

$$U = f(W \cdot X + b) \quad (4)$$

图 3 中, b^1 、 b^2 和 b^3 分别表示神经网络输入层、隐层和输出层的阈值向量; $W^{1,1}$ 、 $W^{2,1}$ 和 $W^{3,2}$ 表示各层的权值矩阵; a^1 、 a^2 和 a^3 表示各层的输出向量; f^1 、 f^2 、 f^3 表示各层的传递函数; S^1 、 S^2 和 S^3 分别为各层的输出维数, 输出层维数由样本输

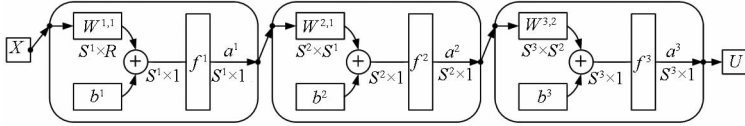


图 3 三层 BP 神经网络控制器原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of ternary BP neural network controller

2.4 神经网络控制器训练

神经网络采取有监督的学习方法进行训练, 样本数据库提供训练样本。样本数据库中的样本输入作为神经网络控制器的激励源, 神经网络控制器受到激励后, 迅速响应并产生输出信号。此时神经网络对实际输出与样本输出做误差性能分析, 如果神经网络输出与样本输出之间的误差不满足网络精度要求, 则以误差减小为目标, 重新计算并更新神经网络的权值和阈值矩阵。反复训练网络, 直到满足给定的误差要求, 神经网络才停止训练, 并保存权值和阈值矩阵。

当样本数量较大, 或者所研究的弹道比较复杂、弹道特征点较多时, 训练前应对样本进行整合分析, 按一定规则对样本加以分类。例如按高度、速度、时间、射程等对样本分类, 训练多个神经网络

出 U 的维数确定, 输入层维数 R 由样本输入 X 的维数确定。

神经网络理论已经证明, 通过适当增加神经元节点个数, 单隐层神经网络可实现任意非线性映射。但如果样本规模很大时, 通过适当增加隐层数, 可极大地减小神经网络规模, 从而明显减小神经网络训练收敛的难度并减少神经网络控制器的运算步骤。

络控制器, 减小神经网络规模, 以减轻神经网络训练收敛的难度, 从而达到较好的制导效果。

3 算例

以 CAV-H 为对象^[15], 取初始速度为 2000m/s, 初始高度为 40km, 考虑以 10° 攻角、180° 倾侧角作下压飞行的基准弹道, 进行基于最优制导模板的神经网络预测制导分析。

最优模板制导器的制导变量选取攻角 α 和倾侧角 ν , 优化目标函数为落点位置偏差, 以采用单纯性法为优化算法的最优预测制导作为最优制导模板, 预测 - 校正时间间隔为 5s。最优模板制导器设计完毕后, 通过各种扰动条件下的拉偏进行仿真评估, 并迭代优化, 直至满足制导精度要求为止。

表 1 两种预测制导法的仿真性能对比

Tab. 1 Simulation result comparing of the two predictive guidance methods

拉偏项	拉偏值	落点偏差 (m)	
		最优预测制导	神经网络预测制导
初始速度偏差 (m/s)	+ 100	1.3	5.9
	- 100	1.7	2.3
初始弹道倾角偏差 (°)	+ 2	0.5	6.3
	- 2	2.0	2.4
初始弹道偏角偏差 (°)	+ 2	2.4	2.5
	- 2	2.4	1.5
初始位置 x 偏差 (m)	+ 1000	3.6	16.9
	- 1000	2.2	23.6
初始位置 y 偏差 (m)	+ 1000	1.6	10.5
	- 1000	1.6	17.2
初始位置 z 偏差 (m)	+ 1000	3.4	12.4
	- 1000	3.4	15.4
制导解算时间 (s)		107.602	0.000

以最优模板制导器在回路的各种拉偏仿真数据为训练样本,其中样本的输入参数为速度矢量 V 和位置矢量 r ,样本的输出参数为攻角 α 和倾侧角 v ;设计神经网络结构为三层 BP 网络,输入层、隐层和输出层的神经元数目依次为 6、20、2,对应的传递函数分别为正切 Sigmoid 函数、正切 Sigmoid 函数和线性函数;训练算法为 Bayesian 归一化法,权值初始值采用随机值。经过反复训练与仿真测试,得到神经网络控制器。

表 1 中列出了最优预测制导和以其为最优制导模板训练得到的神经网络控制器在部分初始拉偏情况下的制导性能参数。通过对比可以看出,神经网络预测制导可实现较好的制导效果,制导精度略低于最优预测制导,这是由神经网络控制器近似逼近的制导原理决定的;但从时间性能来看,神经网络预测制导明显优于最优预测制导,最优预测制导的制导解算时间长达 107.602s,这在飞行器真实飞行过程中是不可接受的,而神经网络控制器制导解算几乎无信息延迟。

4 结论

本文从预测制导基本原理出发,研究了基于最优制导模板的神经网络预测制导方法,提出了该方法的设计原理和关键设计过程,从一般性的角度分析了最优预测制导律设计、神经网络样本获取、神经网络结构设计和样本训练等关键技术问题。针对 CAV 下压制导问题进行了神经网络预测制导律的设计,并对比分析了最优预测制导和神经网络预测制导的拉偏仿真结果。结果表明:基于最优制导模板的神经网络预测制导可达到与其采用的最优制导模板相近的制导精度,而其在制导解算时间大幅度减小,非常适用于在线制导。随着大规模、分布式超级仿真计算技术和大样本神经网络学习训练算法的发展,最优模板制导器生成的样本质量和神经网络学习训练质量都会得到大幅提高,神经网络控制器会越来越逼近高制导精度的最优模板制导器。因此,该方法越来越具有工程实用性,对解决高精度实时制导问题具有较大的潜在应用价值。

参考文献 (References)

[1] 杨勇,王小军,唐一华,等. 重复使用运载器发展趋势及特点[J]. 导弹与航天运载技术, 2002(5):15-19.
YANG Yong, WANG Xiaojun, TANG Yihua, et al. Development trends and characteristics of reusable launch vehicles[J]. Missiles and Space Vehicles, 2002(5):15-19. (in Chinese)

[2] 柴霖,袁建平,罗建军,等. 重复使用运载器 GN&C 技术发

展趋势及特点[J]. 导弹与航天运载技术, 2004(4):19-25
CHAI Lin, YUAN Jianping, LUO Jianjun, et al. Development trends and characteristics of the GN&C technologies for reusable launch vehicles[J]. Missiles and Space Vehicles, 2004(4):19-25. (in Chinese)

[3] Sivan K, Savithri A S, Ashok J, et al. An adaptive reentry guidance[R]. Indian Institute of Technology Bombay, 2004.

[4] Ashok J, Sivan K, Savithri A S. Predictor-corrector reentry guidance algorithm with path constraints for atmospheric entry vehicles[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2007, 30(5):1307-1318.

[5] Koji I, Koji S, Shinji I. A reentry guidance law employing simple real-time integration[R]. AIAA Paper, 98-4329, 1998.

[6] Ashok J, Sivan K, Savithri A S. Predictor-corrector reentry guidance algorithm with path constraints for atmospheric entry vehicles[J]. Journal of Guidance control and Dynamics, 2007, 30(5).

[7] 赵汉元. 飞行器再入动力学和制导[M]. 长沙:国防科技大学出版, 1997:404-412.
ZHAO Hanyuan. Vehicle reentry dynamics and guidance[M]. National University of Defense Technology Press, 1997:404-412. (in Chinese)

[8] 胡建学,陈克俊,赵汉元,等. RLV 再入混合制导方法研究[J]. 宇航学报, 2007, 28(1):213-217.
HU Jianxue, CHEN Kejun, ZHAO Hanyuan, et al. Hybrid entry guidance for reusable launch vehicles[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(1):213-217. (in Chinese)

[9] 胡建学,陈克俊,赵汉元,等. RLV 再入标准轨道制导与轨道预测制导方法比较分析研究[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(1).
HU Jianxue, CHEN Kejun, ZHAO Hanyuan, et al. Comparisons between reference-trajectory and predictor-corrector entry guidances for RLVs[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2007, 29(1). (in Chinese)

[10] 郑立伟,荆武兴. 机动再入飞行器的一种预测制导方法[J]. 宇航学报, 2006, 27(Sup).
ZHENG Liwei, JING Wuxing. A prediction guidance algorithm for the maneuvering reentry vehicle[J]. Journal of Astronautics, 2006, 27(Sup). (in Chinese)

[11] 任章,袁国雄. 轨道武器战斗舱再入制导技术研究[J]. 航天控制, 2005, 23(2).
REN Zhang, YUAN Guoxiong. Study on reentry guidance technique for orbit weapon fighting cabin[J]. Aerospace Control, 2005, 23(2). (in Chinese)

[12] 杨兴宝,毕开波. 基于神经网络的轨道武器再入制导研究[J]. 战术导弹技术, 2009(2):45-49.
YANG Xingbao, BI Kaibo. Study of reentry guidance of maneuverable weapon based on neural network. Tactical Missile Technology, 2009(2):45-49. (in Chinese)

[13] 皮术武. 滑翔飞行器神经网络预测制导方法研究[D]. 国防科技大学, 2012.
PI Shuwu. The study of glider vehicle's predictive guidance based on NN method[D]. National University of Defense Technology, 2012. (in Chinese)

[14] 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, 1993.
JIA Peiran, CHEN Kejun, HE Li. Long-range rocket ballistics[M]. National University of Defense Technology Press, 1993. (in Chinese)

[15] Phillips T. A common aero vehicle model, description, and employment guide[EB/OL]. http://www.dtic.mil/matris/sbir/sbi041/srch/af03_la.doc, 2003.