

DOI: 10.7652/xjtuxb201607019

一种基于神经网络的中制导改进算法

魏倩, 蔡远利

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对地球扁率影响下的大气层外导弹中段制导问题,提出了基于 BP 神经网络的模型预测改进算法,并且创新使用轨道偏差解析解来构造训练样本集。首先,利用极点变换方法把弹体受到的 J_2 项摄动引力优化分解为与运动轨迹相关的扰动函数;然后,采用偏差状态空间的转移矩阵,建立起导弹在 J_2 项摄动作用下的轨道偏差公式;最后,利用偏差公式构造取值广泛的训练样本集并训练 BP 神经网络,从而建立起关于虚拟目标信息的预测模型,计算出中段制导控制所需的增益速度矢量。该模型的优点是利用极点变换和状态转移矩阵直接求解 J_2 项摄动偏差,避免了进行大规模的数值积分运算;神经网络拥有强大的学习能力,保证了预测模型的全面性及精确性;BP 神经网络可以预先离线训练、学习,大大缩短了计算时间。与传统 Lambert 迭代补偿修正方法相比,改进型 BP 神经网络补偿算法可以同时满足实时计算速度及计算精度的双重要求,具有较强的实际工程意义。

关键词: 极点变换;摄动偏差; J_2 项摄动;BP 神经网络

中图分类号: V448.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2016)07-0125-06

A Modified Algorithm on the Midcourse Guidance Based on BP Neural Network

WEI Qian, CAI Yuanli

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at solving the midcourse guidance problem of exo-atmosphere missile under the influence of earth's oblateness perturbation, a prediction model for missile guidance was proposed based on BP neural network. This method provides a new training sample set constructed by the analytical formula of trajectory deviation. First, by using the pole transform method, the missile's J_2 perturbed gravity is decomposed into the disturbing function related to its flight trajectory. Then, with the state space matrix method, the analytic solution of trajectory deviation with the J_2 perturbation is calculated. Finally, using trajectory deviation function to construct a wide range of training sample set, the BP neural network of prediction model is established. The neural network can forecast the virtual target point information, so as to calculate the vector of gained velocity for midcourse guidance control. Using the modified algorithm, the trajectory deviation of J_2 perturbation can be directly solved by pole transform and state transition matrix, avoiding large-scale numerical calculation. The BP neural network has powerful learning and training ability, ensuring the comprehensiveness and accuracy of the prediction model and saving calculation time by the off-line training and learning before the simulation tests. In comparison

with traditional correction method of Lambert guidance, this modified algorithm can satisfy the requirements on both efficiency and accuracy of real-time computation, being of practical engineering significance.

Keywords: pole transform; perturbation deviation; J_2 perturbations; BP neural network

在大气层外的远距离导弹攻防作战中,弹体的飞行过程分为主动助推段、中段制导段和末制导段。中段制导段是指飞行器在主动段到达关机点后,末段制导开始之前,飞行器进行较长时间的无控滑行过程。在整个中段制导段,飞行器仅采用脉冲推力等方式进行少数几次飞行状态修正。因此,整个中段制导阶段可以抽象为固定时间的 Lambert 制导问题,经典方法求解法有传统高斯解法、普适变量法、Battin-Vaughan 算法等^[1-5],若考虑地球扁率所产生的 J_2 项引力摄动(引力场函数仅包含 2 阶带谐波),这些方法会产生较大的轨道偏差。

现阶段对于 J_2 摄动下的 Lambert 制导问题的研究,主要为引力差修正法和补偿 Lambert 制导法^[6-11]。引力差修正法是在中段制导过程中,分阶段对于引力差所产生的轨道偏差进行弹道修正,其优点是制导精度对于飞行状态参数的鲁棒性较好,缺点是引力差的计算进行了大量的近似处理,且修正过程持续整个中制导阶段。补偿 Lambert 制导法是在经典 Lambert 制导基础上,补偿修正 J_2 引力摄动对飞行弹道的影响,是一种简单、实用的制导方法。但是,现有的补偿制导法在计算精度和运行时间两方面难以取得平衡,限制了上述方法在实际工程中的应用。

本文提出了基于 BP 神经网络的模型预测制导算法,并使用偏差解析解来构造取值广泛的训练样本集,这可大大缩短计算时间,满足实时在线计算的要求。

1 改进 Lambert 制导问题描述

在研究 Lambert 制导时,通常假设飞行器可以瞬间获得转移轨道所需要的速度增益矢量,不涉及脉冲推力控制问题。

如图 1 所示,中心力场下的经典 Lambert 制导问题,就是在初始时刻 t_0 ,寻找一条通过初始位置 r_1 和终点位置 r_2 ,飞行时间为 t_F 的椭圆轨道。即经过初始点 P_1 和目标点 $P_2(r_2, \text{地心经度 } \lambda_2, \text{地心纬度 } \varphi_2)$ 设计出标准椭圆轨道 $\widehat{P_1 P_2}$,其初始飞行速度为 v_d 。 ϕ 为飞行器初始位置矢量与目标位置矢量之间的夹角,称为转移角。

当考虑地球扁率(主要是 J_2 项引力摄动)后,飞行轨道将会出现较大的位置偏差。导弹若仍然按照初速度 v_d 惯性飞行,所产生的实际飞行轨道将变为 $\widehat{P_1 P'_2}$,实际到达点为 $P'_2(r'_2, \lambda'_2, \varphi'_2)$,其中 $r_2 = r'_2$ 。

为了修正 J_2 项摄动产生的轨道偏差,改进算法引入虚拟目标点 P_2^* 。以 P_2^* 作为瞄准点,使得实际轨道在 t_F 时刻刚好落在任务目标点 P_2 ,对应的修正初始速度为 v_d^* ,速度增益矢量为 Δv_d 。

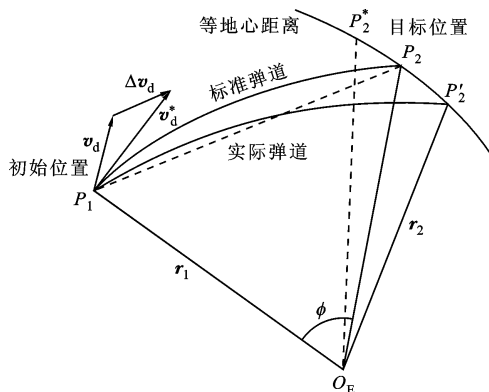


图 1 经典 Lambert 制导下目标点 P_2 与虚拟目标点 P_2^*

2 轨道偏差解析解

2.1 J_2 项引力摄动的分解

弹体受到的 J_2 项引力函数可表示为^[1]

$$V_2(r, \varphi) = J \frac{\mu}{r} \left(\frac{a_e}{r} \right)^2 \left(\frac{1}{3} - \sin^2 \varphi \right) \quad (1)$$

式中: r 为地心距; φ 为地心纬度; $a_e = 6\,378\,137$; $J = 1.082\,6 \times 10^{-3}$ 。

设导弹的关机点(初始点 P_1)的动量矩与地球不动外壳交点为 $O_p(\lambda_p, \varphi_p)$,将以北极点 N 为极点的位置坐标转换到以 O_p 为极点的新坐标系^[10]。如图 2 所示, K_{p1} 、 K_{p2} 、 K_q 分别为中制导阶段的初始点 P_1 、目标点 P_2 以及标准弹道上任意一点 Q 的单下点。新坐标系以点 O_p 作为极点,通过北极点 N 和新极点 O_p 的子午圈作为新初始子午圈。因此,标准弹道上任意点 Q 原始位置坐标 (r, λ, φ) , 转换为新的位置坐标 (r, η, σ) 。同时,中制导段初始点和目标点分别转换为 $(r_1, \eta_{p1}, \sigma_{p1})$ 和 $(r_2, \eta_{p2}, \sigma_{p2})$ 。对于标准的椭圆轨道 $\widehat{P_1 P_2}$, $\eta \equiv 0$, 任意点 Q 的射程角满足 $\beta = \sigma - \sigma_{p1}$ 。

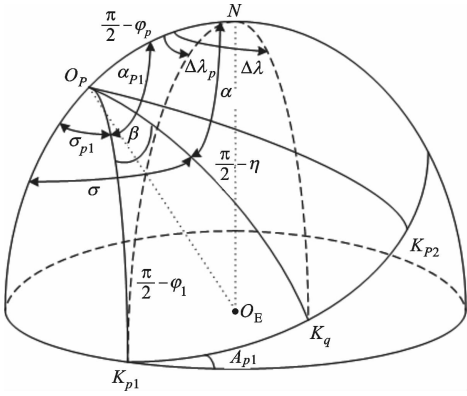


图 2 极点变换的几何关系

关于极点 $O_p(\lambda_p, \varphi_p)$ 可由初始点 P_1 位置信息得到,即

$$\left. \begin{aligned} \sin \varphi_p &= \cos \varphi_{p1} \sin A_{p1} \\ \sin \Delta \lambda_p &= \cos A_{p1} / \cos \varphi_p \\ \cos \Delta \lambda_p &= -\tan \varphi_p \tan \varphi_{p1} \\ \Delta \lambda_p &= \lambda_1 - \lambda_p \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

因此,标准椭圆轨道上任意点 $Q(\lambda, \varphi)$,变换出的新坐标 (η, σ) 关系式为

$$\left. \begin{aligned} \sin \eta &= \sin \varphi_p \sin \varphi + \cos \varphi_p \cos \varphi \cos \Delta \lambda \\ \sin \sigma &= \cos \varphi \sin \Delta \lambda / \cos \eta \\ \cos \sigma &= \frac{(-\sin \varphi + \sin \varphi_p \sin \eta)}{\cos \varphi_p} \cos \eta \\ \Delta \lambda &= \lambda - \lambda_p \\ \alpha &= \pi - \sigma \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

J_2 项引力摄动的加速度,关于导弹轨迹运动的分量表示为

$$\left. \begin{aligned} \Delta g_r &= \frac{\partial V_2}{\partial r} = -3 \frac{V_2}{r} \\ \Delta g_\beta &= \frac{1}{r \cos \eta} \frac{\partial V_2}{\partial \beta} = \frac{J \mu a_e^2}{r^4} (-b_2 \sin 2\beta + b_3 \cos 2\beta) \\ \Delta g_z &= \frac{1}{r} \frac{\partial V_2}{\partial \eta} = (b_4 \sin \beta + b_5 \cos \beta) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} b_1 &= \frac{2}{3} - \cos^2 \varphi_p \\ b_2 &= -\cos^2 \varphi_p \cos 2\alpha \\ b_3 &= -\cos^2 \varphi_p \sin 2\alpha \\ b_4 &= -\sin 2\varphi_p \cos \alpha \\ b_5 &= -\sin 2\varphi_p \sin \alpha \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

2.2 轨道偏差解析解

为避免直接求解微分方程带来的困难,本文采用偏差状态的转移矩阵直接解算出轨道偏差的解析

解。

在 J_2 项影响下,当实际飞行轨道与标准椭圆轨迹在地心射程角同为 β 时,轨道的状态参数偏差称为等地心角偏差。设等地心角偏差构成的偏差状态向量 $\mathbf{Y} = [\Delta v_r \ \Delta \beta \ \Delta v_\beta \ \Delta t \ v_z \ z]^T$,摄动向量为 $\mathbf{U} = [\frac{r}{v_\beta} \Delta g_r \ 0 \ \frac{r}{v_\beta} \Delta g_\beta \ 0 \ \frac{r}{v_\beta} \Delta g_z \ 0]^T$,等地心角偏差状态的摄动方程

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\beta} = \mathbf{C}\mathbf{Y} + \mathbf{U} \quad (6)$$

当考虑到实际轨道与标准椭圆轨道同为地心距 r 时,轨道状态参数的偏差称为等地心距偏差。设等地心距偏差构成的状态向量为

$$\mathbf{Y}_r = [\Delta r v_r \ \Delta r \beta \ \Delta r v_\beta \ \Delta t \ \Delta r v_z \ \Delta r z]^T \quad (7)$$

等地心距偏差与等地心角偏差的关系如图 3 所示。状态参数的等地心距偏差可以表示为标准椭圆轨道上点 P_2 到点 A_0 的运动参数差再加上点 A_0 到实际落点 P'_2 的等地心角偏差,得到偏差状态向量 $\mathbf{Y}_r$ 和 $\mathbf{Y}$ 的转换关系

$$\mathbf{Y}_r(\beta) = \mathbf{D}(\beta)\mathbf{Y}(\beta) \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{D}(\beta) = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{dv_r}{dr}(\beta) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{d\beta}{dr}(\beta) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{dv_\beta}{dr}(\beta) & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{dt}{dr}(\beta) & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

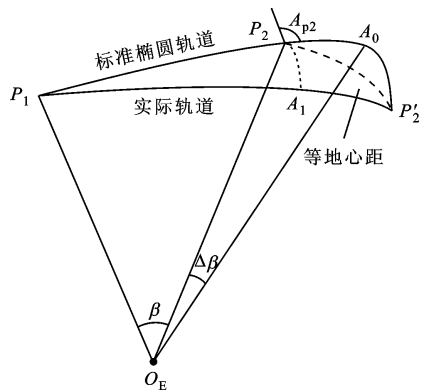


图 3 等地心距偏差与等地心角偏差的关系

因此, $\mathbf{Y}_r$ 的摄动偏差方程表示为

$$\frac{d\mathbf{Y}_r}{d\beta} = \left(\mathbf{D}\mathbf{C} + \frac{d\mathbf{D}}{d\beta} \right) \mathbf{D}^{-1}\mathbf{Y}_r + \mathbf{U} = \mathbf{A}\mathbf{Y}_r + \mathbf{U} \quad (10)$$

摄动偏差公式为 $\delta \mathbf{Y}_r(\beta) = \int_0^\beta \Phi_A(\beta, \zeta) \mathbf{U}(\zeta) d\zeta$ 。

快速解算出 $\mathbf{J}_2$ 项引力作用下、地心距为 $r(\beta_F)$ 时,等地心距偏差为 $(\Delta_r\beta(\beta_F), \Delta_r t(\beta_F), z(\beta_F))$ 。

由于 $\mathbf{J}_2$ 项引力扰动,导弹的轨道偏差可分解为东向和北向两个方向

$$\begin{bmatrix} \Delta E \\ \Delta N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin A_{p_2} & -\cos A_{p_2} \\ \cos A_{p_2} & \sin A_{p_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_2 \Delta_r \beta \\ \Delta_r z \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: A_{p_2} 为目标点 P_2 的方位角。

在 $\mathbf{J}_2$ 摄动引力作用下,导弹的实际落点位置 $P'_2(r'_2, \lambda'_2, \varphi'_2)$ 为

$$\left. \begin{aligned} r'_2 &= r_2 \\ \lambda'_2 &= \lambda_2 + \Delta E / (r_2 \cos \varphi_2) \\ \varphi'_2 &= \varphi_2 + \Delta N / r_2 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

3 改进型 Lambert 制导算法

3.1 虚拟目标点预测模型

本文提出了基于 BP 神经网络的虚拟目标点预测模型,此模型具有强大的学习能力,可准确实现预测模型,具有较好的收敛性、实时性和一定的泛化能力^[12]。在初始点固定不变的情况下,目标点位置与虚拟目标点位置之间本身就有很高的相关性。神经网络模型以中制导阶段的目标点 $P_2(\lambda_2, \varphi_2)$ 及标准飞行时间 t_F 作为输入变量,虚拟目标点 $P'_2(\lambda'_2, \varphi'_2)$ 以及修正飞行时间 t'_F 作为输出变量。

考虑到 Lambert 制导问题对于预测精度的要求,引入多隐含层来提高网络预测精度。通过对比分析,采用网络结构为 3-9-9-3 的 4 层 BP 神经网络满足模型的预测精度。

使用 BP 神经网络建模时,训练样本的选取十分重要。训练样本满足 2 个条件:①样本数量要足够多,能够反映出关系的复杂程度;②样本需要具有代表性,尽可能包含各种特征模式。

在大气层外导弹的取值范围内以任务目标点 P_2 为中心选取采样数据,构成采样矩阵 $\mathbf{T}_{i,j,k}(\lambda_{Ti}, \varphi_{Tj}, t_{Tk})$,满足条件

$$\left. \begin{aligned} \lambda_{Ti} &= \lambda_2 + i\Delta\lambda \\ \varphi_{Tj} &= \varphi_2 + j\Delta\varphi \\ t_{Tk} &= t_F + k\Delta t \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中: $\Delta\lambda, \Delta\varphi, \Delta t$ 为小量的采样间隔; $i=0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n_\lambda, j=0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n_\varphi, k=0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n_t, n_\lambda, n_\varphi$ 和 n_t 分别决定在 λ, φ 和 t_F 上采样规模的大小。

以采样 $(\lambda_T, \varphi_T, t_T)$ 作为经典 Lambert 制导的瞄

准数据,利用摄动偏差公式计算出相对应的实际落点数据 $(\lambda'_T, \varphi'_T, t'_T)$,构成采样结果矩阵 $\mathbf{T}'_{i,j,k}$ 。以矩阵 $\mathbf{T}'$ 作为训练样本的输入集,与之相对应的 $\mathbf{T}$ 作为训练样本的输出集,对 BP 神经网络进行离线样本训练。通过以上构造及训练方法,得到离线的虚拟目标点预测模型,如图 4 所示。

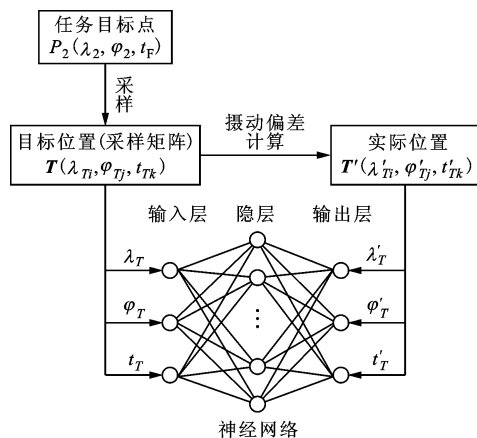


图4 神经网络训练原理图

因为 $\Delta\lambda, \Delta\varphi$ 取值较小,采样样本集中分布在目标点周围一定的范围内,此样本集减小了 $\mathbf{J}_2$ 项引力摄动对位置、飞行时间等的复杂影响,使得样本的输出信息也在小范围内变化,小范围变化的各种因素使得映射关系接近于线性关系。同时,此采样集兼顾考虑了时间、空间等因素不同数量级变化对于飞行轨道偏差的实际影响。

3.2 制导方法流程

运用预测模型进行虚拟目标点预测,从而计算出制导控制所需的增益速度矢量。步骤为:①以目标点 (λ_2, φ_2) 、飞行时间 t_F 作为瞄准点进行经典 Lambert 制导,得到标准初始速度 $\mathbf{v}_d$;②以目标点信息为采样中心构造训练样本集,对离线 BP 神经网络进行二次更新训练;③利用 BP 神经网络模型预测出虚拟目标信息(虚拟目标点 λ'_2, φ'_2 和修正飞行时间 t'_F);④以虚拟目标点 (λ'_2, φ'_2) 为瞄准点,对飞行时间 t'_F 进行经典 Lambert 制导计算,得到相应的修正初始速度 $\mathbf{v}_d^*$;⑤补偿轨道偏差所需导引控制量,增益速度矢量 $\Delta\mathbf{v}_d = \mathbf{v}_d^* - \mathbf{v}_d$ 。

4 算法验证与分析

假设远距离飞行的导弹只受到 $\mathbf{J}_2$ 项引力摄动作用的影响,且不进行导弹末段制导修正,通过仿真实验对以上改进型 Lambert 制导算法的正确性、可靠性和精度进行验证。

4.1 仿真算例分析

取导弹关机点 P_1 在地心东经纬度为 0° 、北纬经度为 10° 、高度为 $1\,200\text{ km}$ 处,用 2 个具体算例来对比分析。在算例 1 中,假设导弹的任务目标信息为 $(46.2^\circ, 7^\circ, 1\,150\text{ s})$ 。在考虑到 J_2 项引力摄动下,导弹的无修正落点为 $(46.260\,4^\circ, 7.006\,5^\circ, 1\,148\text{ s})$,落点误差 $6\,754\text{ m}$ 。通过 BP 神经网络预测出虚拟目标点 $(46.139\,7^\circ, 6.993\,6^\circ, 1\,151.6\text{ s})$,BP 改进算法的修正效果良好,修正落点误差仅为 7.6 m 。在算例 2 中,假设导弹的任务目标为 $(35^\circ, 17^\circ, 800\text{ s})$ 。在考虑到 J_2 项引力摄动下,导弹的无修正落点为 $(34.959^\circ, 16.985^\circ, 796.6\text{ s})$,落点误差为 $4\,844\text{ m}$ 。通过 BP 神经网络预测出虚拟目标点 $(35.040\,8^\circ, 17.015\,3^\circ, 803.3\text{ s})$,修正落点误差仅为 2.972 m 。

通过对 2 个算例数据对比可看出:在 J_2 项引力摄动的影响下,导弹的位置偏差为 10^4 m ,并且偏差随着飞行时间的延长、飞行距离的增长而不断变大;改进型算法利用 BP 神经网络预测出虚拟目标点,可很好修正 J_2 项引力摄动引起的轨道位置偏差。

根据 BP 神经网络训练样本的选取规则,算例 1 中,将任务目标点的信息 $(46.2^\circ, 7^\circ, 1\,150\text{ s})$ 作为 BP 神经网络的训练样本的采样中心点, $n_\lambda=10$ 、 $n_\varphi=10$ 、 $n_t=5$ 、 $\Delta\lambda=0.57^\circ$ 、 $\Delta\varphi=0.57^\circ$ 、 $\Delta t=20\text{ s}$,采样样本个数为 $4\,851$,随机抽取 $4\,751$ 个样本作为训练样本,剩余的 100 个样本作为测试数据。

利用算例 1 中的训练数据对预先训练完成的 BP 神经网络(BPnet)进行第 2 次更新训练,迭代次数为 100 ,均方误差为 10^{-6} 。由于 BPnet 网络经过预先训练过程,二次训练的迭代次数为 3 ,训练误差为 9.37×10^{-7} ,运行时间为 1.3 s ,测试样本数据的误差为 9.6×10^{-6} ,测试误差率如图 5 所示。对于算例 2 进行相同的神经网络训练,得到二次训练的迭代次数为 1 ,训练误差为 8.6×10^{-7} ,运行时间为 1.64 s ,测试样本误差为 8.5×10^{-6} ,测试数据的测

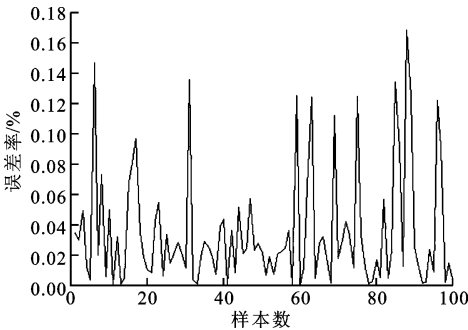


图 5 算例 1 的测试误差率

试误差率如图 6 所示。对于 BPnet 网络的二次更新训练,使得静态 BP 神经网络能够满足不同任务目标点的相关要求,并且在同一任务目标点周围一定区域中,BP 神经网络具有较好的预测能力。

通过 2 个算例的仿真计算可看出,本文讨论的基于 BP 神经网络的改进型 Lambert 制导算法,可很好修正 J_2 项摄动产生的轨道偏差,实现精确的飞行制导。

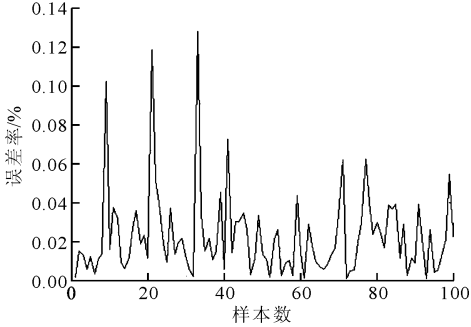


图 6 算例 2 的测试误差率

4.2 算法对比与分析

忽略关机点测量误差,且不进行末制导修正,在相同的运算环境下分别用 BP 神经网络改进法及经典虚拟目标补偿修正法进行对比仿真分析。不同算法的仿真精度、计算结果以及所耗费的运行时间如表 1 所示。

表 1 不同算法的仿真效果对比

算法	计算时间/s	位置偏差/m	修正次数
经典补偿无修正法		6 754	
BP 神经网络改进法	5.87	7.6	1
经典补偿修正法	157	8.7	3

经典的虚拟目标点补偿法^[1]采用数值积分,整个飞行仿真周期为 50 s ,计算出位置偏差并进行迭代修正,次数一般不小于 3 ,数值积分所耗费的时间相当可观,并且轨道积分的路径差别也影响计算精度。改进型算法使用 BP 神经网络建立目标点与实际位置之间的映射关系,从而可精准预测出虚拟目标点信息。

仿真对比实验结果表明,BP 神经网络改进型 Lambert 制导策略在计算精度相当的情况下,具有运算量小、方法简便、易于工程实现等优点。

5 结 论

考虑 J_2 项摄动影响的 Lambert 问题是一个典型的多变量非线性问题,常规方法不能满足计算时

间和运算精度的双重要求。本文利用偏差解析解构造出基于BP神经网络的预测模型,并计算得到补偿制导的控制参数,其最主要的优点是:利用状态转移矩阵直接求解 J_2 项摄动引起的轨道偏差,避免了进行大规模的数值积分运算;神经网络的强大学习能力,保证了预测模型的全面性以及精确性;BP神经网络的离线训练、学习,大大缩短了计算时间。此改进型制导算法可同时满足实时计算效率及计算精度的双重要求,具有较大的实际工程意义。

参考文献:

- [1] BATTIN R H. Introduction to the mathematics and methods of astrodynamics [M]. Reston, VA, USA: AIAA, 1999: 325-417.
- [2] AHN J, LEE S. Lambert algorithm using analytic gradients [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2013, 36(6): 1751-1761.
- [3] AHN J, BANG J, LEE S. Acceleration of zero-revolution Lambert's algorithms using table-based initialization [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2015, 38(2): 335-342.
- [4] ZHANG Gang, CAO Xibin, ZHOU Di. Two-impulse cotangent rendezvous between coplanar elliptic and hyperbolic orbits [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2014, 37(3): 965-969.
- [5] WAILLIEZ S E. On Lambert's problem and the elliptic time of flight equation: a simple semi-analytical inversion method [J]. Advances in Space Research, 2014, 53(5): 890-898.
- [6] 高海燕, 蔡远利. 高超声速飞行器的滑模预测控制方法 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(1): 67-72.
GAO Haiyan, CAI Yuanli. Sliding mode predictive control for hypersonic vehicle [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(1): 67-72.
- [7] 徐明, 谭田, 李志武, 等. Lambert 转移中途修正的全局概率最优策略 [J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(5): 574-578.
XU Ming, TAN Tian, LI Zhiwu, et al. Optimal correction strategy during Lambert transfer from view of probability [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(5): 574-578.
- [8] 胡正东, 郭才发, 曹渊, 等. 轨道轰炸飞行器过渡段轨道设计与制导 [J]. 固体火箭技术, 2009, 32(5): 473-479.
HU Zhengdong, GUO Caifa, CAO Yuan, et al. Transition trajectory planning and guidance for orbital bombing vehicle [J]. Journal of Solid Rocket Technol-

ogy, 2009, 32(5): 473-479.

- [9] 柴华, 仲明, 梁彦刚. 采用状态转移矩阵的拦截中段制导方法 [J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(4): 137-142.
CHAI Hua, ZHONG Ming, LIANG Yangang. Mid-course guidance of interception using state transition matrix [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2015, 37(4): 137-142.
- [10] 郑伟, 汤国建. 扰动引力场中弹道导弹飞行力学 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2009: 32-45.
- [11] YAMADA K, KIMURA M. New state transition matrix for formation flying in J_2 -perturbed elliptic orbits [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2012, 35(2): 536-547.
- [12] 邓一兵, 胡伟, 高峰, 等. 遗传神经网络在载人飞船环控决策系统中的应用研究 [J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(7): 64-69.
DENG Yibing, HU Wei, GAO Feng, et al. Application of genetic neural network to decision support system for environmental control and life support system [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(7): 64-69.

[本刊相关文献链接]

- 张小栋, 郭晋, 李睿, 等. 表情驱动下脑电信号的建模仿真及分类识别. 2016, 50(6): 1-8. [doi:10.7652/xjtuxb201606001]
- 姜涛, 黄伟, 王安麟. 多路阀阅芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型. 2016, 50(6): 36-41. [doi:10.7652/xjtuxb201606006]
- 宋青松, 田正鑫, 孙文磊, 等. 用于孤立数字语音识别的一种组合降维方法. 2016, 50(6): 42-46. [doi:10.7652/xjtuxb201606007]
- 陈江城, 张小栋. 人体下肢行走关节连续运动表面肌电解码方法. 2016, 50(6): 61-67. [doi:10.7652/xjtuxb201606010]
- 陈斌, 胡平舫, 屈丹. 子空间域相关特征变换与融合的语音识别方法. 2016, 50(4): 60-67. [doi:10.7652/xjtuxb201604010]
- 王安麟, 孟庆华, 曹岩, 等. 液力变矩器的叶片数神经网络模型. 2015, 49(7): 11-16. [doi:10.7652/xjtuxb201507003]
- 马忠丽, 文杰, 梁秀梅, 等. 无人艇视觉系统多类水面目标特征提取与识别. 2014, 48(8): 60-66. [doi:10.7652/xjtuxb201408011]
- 侯雨伸, 王秀丽. 气象过程信息挖掘与输电线路覆冰预测. 2014, 48(6): 43-49. [doi:10.7652/xjtuxb201406008]
- 王万召, 王杰. 采用限定记忆极限学习机的过热汽温逆建模研究. 2014, 48(2): 32-37. [doi:10.7652/xjtuxb201402006]
- 冯斌, 梅雪松, 杨军, 等. 数控机床摩擦误差自适应补偿方法研究. 2013, 47(11): 65-69. [doi:10.7652/xjtuxb201311012]

(编辑 赵炜)