



基于自适应滑动窗口的飞行器轨迹实时平滑算法

刘楚斌,刘雪峰,赵 伟,李 伟,张 强

(中国人民解放军 63801 部队,四川 西昌 635000)

摘要:为实现对飞行器目标的自动跟踪,需要给测量设备提供高精度的中心引导数据。针对目前飞行器测量数据误差导致的中心引导数据抖动剧烈和跳点野值多的问题,提出一种基于自适应滑动窗口的飞行器轨迹数据实时平滑算法。该算法先通过粗差探测算法对原始数据进行预处理,有效剔除异常野值;再采用自适应滑动窗口机制,根据数据特征动态调整窗口参数,实现轨迹数据的动态实时滤波,兼顾平滑效果与处理效率。为精准评估滤波性能,选取变量差分法、最小二乘拟合残差法、最大平滑度和边缘效应四项指标,对平滑前后的测量数据进行量化统计分析。通过仿真数据与 3 组实际飞行试验数据开展算法验证,结果表明,相较于传统滤波算法,该文算法鲁棒性更强、运算速度更快、实时性更优,能够有效抑制轨迹数据震荡,大幅减少跳点野值干扰。经该算法处理后的中心引导数据精度高、稳定性好,可满足飞行器自动跟踪中对数据精度和实时性的要求,具备较好的工程应用价值。

关键词:飞行器;轨迹;平滑滤波;粗差剔除;测量设备

中图分类号:TJ301 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-499X(2026)03-0009-10

Real-time Smoothing Algorithm for Aircraft Trajectory Based on Adaptive Sliding Window

LIU Chubin, LIU Xuefeng, ZHAO Wei, LI Wei, ZHANG Qiang

(Unit 63801 of PLA, Xichang 635000, China)

Abstract: To achieve automatic tracking of aircraft targets, it is necessary to provide high-precision central guidance data for measurement equipment. Aiming at the problems of severe jitter in central guidance data and numerous outlier jump points caused by current aircraft measurement data errors, a real-time smoothing algorithm for aircraft trajectory data based on adaptive sliding window was proposed. The algorithm first adopts the gross error detection algorithm to preprocess raw measurement data for effective outlier elimination. On this basis, an adaptive sliding window strategy was employed to dynamically adjust the window parameters according to data characteristics, realizing dynamic real-time filtering of trajectory data while balancing smoothing performance and computational efficiency. Four evaluation indicators including the variable difference method, least-squares fitting residual method, maximum smoothness and edge effect were selected to quantitatively analyze measurement data before and after smoothing. The algorithm was validated through simulation data and three groups of actual flight-test data. The result shows that the proposed algorithm features stronger robustness, higher computing speed and superior real-time capability compared with traditional filtering approaches. It can effectively suppress trajectory oscillation and eliminate most jump outliers. The processed central guidance data exhibits high precision and favorable stability, which fully satisfies the stringent requirements on precision and real-time

performance for aircraft automatic tracking, and possesses promising practical engineering value.

Key words: aircraft; trajectory; smoothing filtering; gross error elimination; measurement equipment

中心引导数据来源于各测量设备的飞行器跟踪测量结果,实时反映了飞行器的飞行状态,是安控中心决策和测量设备跟踪捕获的重要参考,同时也是判别测量设备跟踪状态是否正常的重要依据^[1]。但是,由于飞行器在飞行过程中,受外界环境的干扰和测量设备自身测量精度的影响,使得中心引导数据中存在随机误差,甚至还会出现丢帧或者产生野值跳点的情况。为了真实反映飞行器的飞行状态,需要对中心引导数据进行平滑滤波处理。目前,平滑滤波算法主要分为卡尔曼滤波算法和多项式滤波算法两大类。一般地,对于有精确运动模型以及部分先验知识的目标,通常采用卡尔曼滤波来估计当前和未来时刻的飞行状态^[2-4]。传统卡尔曼滤波依赖高斯-马尔可夫假设及恒定协方差矩阵,但飞行器轨迹测量,比如测量火箭飞行弹道时,由于受设备精度、环境因素等影响,量测噪声呈现非平稳时变特征,导致传统方法滤波精度降低甚至发散^[5-6]。针对未知统计特性噪声的自适应滤波难题, Sage 和 Husa 系统梳理序贯自适应估计算法,提出基于新息的 Sage-Husa 卡尔曼滤波算法。国内外诸多学者陆续对现有算法开展优化改进,但仍难以精准估计量测噪声^[7]。扩展卡尔曼滤波算法 (extended kalman filter, EKF) 通过对非线性方程线性化近似,将卡尔曼滤波拓展至非线性系统^[8-10]。然而,线性化过程引入的离散化误差与初值敏感性问题,致使 EKF 在复杂场景下滤波性能显著下降^[11]。针对实际弹道轨迹滤波中过程噪声和量测噪声统计特性未知且时变的难题,虽有研究采用强跟踪定位算法改善滤波效果,但该方法对初始值要求严苛,算法复杂度大幅提升^[12-13]。曲线拟合作为另一种平滑技术,虽可降低初值敏感性,但在处理强机动目标时,面临阶数选择与拟合精度、稳健性间的矛盾,低阶拟合精度不足,高阶拟合则引发方程求解复杂、曲线稳定性下降等问题^[14]。通过分析历次飞行实验中的中心引导数据,发现存在震荡大、较大跳变的野值点多和数据丢帧等问题。部分飞行实验震荡时间可达数十秒,粗差跳变点在很长的一段时间中持续存在。因此,根据飞行器飞行数据特点,寻找适合中心引导数据的平滑算法,提升算法的抗差性和应对复杂场景下

的剧烈震荡问题,实现较好的平滑滤波效果和跟踪精度,进而提升飞行器飞行状态的识别水平和测量设备自动跟踪捕获能力,具有重要的理论和现实意义。

针对上述现有算法的技术短板与工程应用难题,本文首先引入粗差探测预处理机制,剔除轨迹测量数据中的突变野值与粗差,解决原始数据异常扰动问题;其次,改进传统固定窗口滑动滤波缺陷,设计动态自适应滑动窗口策略,基于数据差分均方差特征,实时调整窗口长度与多项式拟合阶数,兼顾平滑效果与运算效率,规避滤波滞后与过拟合问题;再次,通过变量差分法、最小二乘拟合残差法、最大平滑度、边缘效应四项指标,全方位量化评估算法滤波性能;最后,通过仿真数据集与多组真实飞行试验数据开展对比测试,与传统卡尔曼滤波算法进行比较,验证本文算法的精度、鲁棒性与实时性优势,为飞行器轨迹实时平滑与高精度自动跟踪提供可靠的工程算法支撑。

1 算法描述

飞行器轨迹数据,在数学上可以表述为

$$y_k = s_k + e_k + b_k \quad (1)$$

式中: y_k 为实际测量轨迹数据, s_k 为真实轨迹数据, e_k 为随机误差, b_k 为粗差数据。

自适应滑动窗口平滑算法的设计思想是,通过滤波和粗差剔除处理,消除中心引导数据中的随机误差扰动和粗差干扰,尽可能得到飞行器的真实轨迹数据和取得较好的平滑滤波结果。传统的滑动窗口平滑算法,如 Savitzky-Golay 滤波算法采用的基本原理是通过一个滑动窗口,基于最小二乘法对滑动窗口内的数据进行拟合平滑^[15-17]。此类算法在拟合时需要当前值后续的数据,存在滞后的问题,无法用于实时数据处理。同时,在处理飞行器轨迹测量数据时,在过顶、分离点等特殊时刻,测量数据往往会出现抖动剧烈和粗差野值较多的情况,采用传统的滑动窗口平滑算法也难以实现较好的平滑效果^[18-22]。为了解决传统滑动窗口平滑算法滞后的问题,窗口滑动时只统计到当前帧数据。采用粗差探测算法对野值点进行剔除,然后采用自适应的方

法对滑动窗口长度进行自动调整。在抖动剧烈持续时间长的地方采用长窗口、高阶数。抖动小的地方采用短窗口、低阶数。自适应滑动窗口平滑算法的基本步骤如下。

1.1 粗差剔除

测量数据中往往含有粗差值,如果不进行处理而直接进行滤波,会影响测量精度和滤波效果。飞行器飞行过程中,轨迹一般为平滑的曲线,不会出现突然剧烈变化的抖动起伏。依据此机理,拟合平滑窗口内的测量数据,得到测量数据的拟合值。当测量值与拟合值超过设定阈值时视为粗差,不参与滤波计算。

1.2 自适应滑动滤波

统计滑动窗口内一阶差分的均方差,根据均方差的大小动态调整滑动窗口长度和多项式阶数。

设置不同级别的滑动窗口长度 $m_{\text{long}}, m_{\text{mid}}, m_{\text{short}}$ 和多项式阶数 $n_{\text{high}}, n_{\text{mid}}, n_{\text{low}}$ 。默认窗口长度采用 m_{mid} , 多项式阶数采用 n_{mid} 。根据求得的统计滑动窗口内一阶差分的方差 σ^2 , 选择不同的滑动窗口长度 m 和多项式阶数 n 。方差的判断阈值为 T_{high} 和 T_{low} 。根据阈值 T_{high} 和 T_{low} 进行判断, 当 $\sigma^2 \geq T_{\text{high}}$ 时, 表示抖动剧烈。此时在抖动剧烈持续时间长的地方采用长窗口 m_{long} , 高阶数 n_{high} 。当 $\sigma^2 < T_{\text{low}}$ 时, 表示抖动较小。此时在抖动小的地方采用短窗口 m_{short} , 低阶数 n_{low} 。当 $T_{\text{low}} \leq \sigma^2 < T_{\text{high}}$, 表示抖动情况处于中间状态, 此时不对窗口长度和多项式系数进行调整。通过自适应调整滑动窗口的方式, 既能解决抖动剧烈时平滑效果不佳的问题, 又可以避免在较为平滑的情况下出现过拟合的情况, 在保证精度的同时达到了较好的平滑效果。

$$m = \begin{cases} m_{\text{long}} & \sigma^2 \geq T_{\text{high}} \\ m_{\text{mid}} & T_{\text{low}} \leq \sigma^2 < T_{\text{high}} \\ m_{\text{short}} & \sigma^2 < T_{\text{low}} \end{cases} \quad (2)$$

$$n = \begin{cases} n_{\text{high}} & \sigma^2 \geq T_{\text{high}} \\ n_{\text{mid}} & T_{\text{low}} \leq \sigma^2 < T_{\text{high}} \\ n_{\text{low}} & \sigma^2 < T_{\text{low}} \end{cases} \quad (3)$$

假设调整后的滑动窗口长度为 m , 阶数为 n , 测量数据为 x_i 。对当前时刻窗内的 m 个观测值进行滤波, 用 n 阶多项式对其进行拟合。拟合公式如下:

$$f_i = \sum_{k=0}^n a_k i^k = a_0 + a_1 i + a_2 i^2 + \cdots + a_n i^n \quad (4)$$

目标函数 J 为 n 阶拟合多项式与测量数据之间

的拟合误差最小:

$$J = \min \sum_{i=0}^{m-1} (f_i - x_i)^2 \quad (5)$$

将上述问题转化为矩阵形式:

$$\mathbf{Y} = (y_{-m+1} \quad y_{-m+2} \quad \cdots \quad y_0)^T \quad (6)$$

$$\mathbf{A} = (a_0 \quad a_1 \quad \cdots \quad a_n)^T \quad (7)$$

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 1 & -m+1 & \cdots & (-m+1)^n \\ 1 & -m+2 & \cdots & (-m+2)^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0^n \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{Y}$ 为观测向量, $\mathbf{M}$ 为系数矩阵, $\mathbf{A}$ 为待求解参数向量。则目标函数可表示为

$$J = \min \|\mathbf{Y} - \mathbf{MA}\|^2 \quad (9)$$

根据最小二乘原理, 参数向量 $\mathbf{A}$ 的最小二乘解为

$$\hat{\mathbf{A}} = (\mathbf{M}^T \cdot \mathbf{M})^{-1} \cdot \mathbf{M}^T \cdot \mathbf{Y} \quad (10)$$

则滤波值为

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{M} \cdot \hat{\mathbf{A}} = \mathbf{M} \cdot (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^T \mathbf{Y} \quad (11)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{M} \cdot (\mathbf{M}^T \cdot \mathbf{M})^{-1} \cdot \mathbf{M}^T \quad (12)$$

1.3 平滑度指标设计

为了描述平滑前后的滤波效果, 设计了变量差分法、最小二乘拟合残差法、最大平滑度和边缘效应4个指标对测量数据进行统计分析。

1.3.1 变量差分法

变量差分法是统计外测数据随机误差方差的最常用方法之一。变量差分法原理简单, 计算也不复杂, 适合于随机误差序列为白噪声(等方差、不相干)的外测数据处理。通常人们认为外测数据是随时间变化的连续曲线, 可以表示为一个一定阶数的多项式。这样, 通过逐次差分可消除测量数据中的趋势项(真实信息和系统误差), 从而分离出测量数据中随机误差成分, 并估计其方差。

现假设测量数据随机误差具有下述性质: ①无偏性, 即 $E(e_k) = 0$; ②等方差且不相干。

对式(1)进行差分处理, 分离测量数据的随机误差部分和多项式部分, 再估计随机误差的方差。

假设测量数据个数为 N 。对测量数据作 p 阶前向差分, 当 $p+1 < N$, 则得到一阶差分为

$$\Delta x_i = x_{i-1} - x_i \quad (13)$$

二阶差分为

$$\Delta^2 x_i = \Delta x_{i+1} - \Delta x_i \quad (14)$$

p 阶差分为

$$\begin{aligned} \Delta^p x_i &= x_{i+p} - C_p^1 x_{i+p-1} + C_p^2 x_{i+p-2} + \cdots + \\ &(-1)^v C_p^v x_{i+p-v} + \cdots + (-1)^p x_i = \sum_{v=0}^p (-1)^v C_p^v x_{i+p-v} \end{aligned} \quad (15)$$

$$C_p^v = \frac{p!}{v! (p-v)!} \quad (16)$$

为了尽可能应用所有的差分信息准确估计测量数据的方差,作如下平方和:

$$Q_p = \sum_{i=1}^{N-p} (\Delta^p x_i)^2 \quad (17)$$

式中: $p=m+1$ 。对式(17)取数学期望,可以得到:

$$E \left(\sum_{i=1}^{N-p} (\Delta^p x_i)^2 \right) = (N-p) C_{2p}^p \sigma^2 \quad (18)$$

由上式可知统计量为

$$s_p^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N-p} (\Delta^p x_i)^2}{(N-p) C_{2p}^p} \quad (19)$$

式中: s_p^2 为方差 σ^2 的无偏估计,则均方差 σ 的估计可用下式得到:

$$s_p = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N-p} (\Delta^p x_i)^2}{(N-p) C_{2p}^p}} \quad (20)$$

式(19)和式(20)即为变量差分法得到的外测数据方差和均方差的估计式。从上述推导可知,变量差方法的数学原理和计算公式比较简单,而且不需要序列的附加统计信息,便于工程应用。

1.3.2 最小二乘拟合残差法

最小二乘拟合残差法的基本原理是外测系统跟踪测量的轨迹应该是随时间变化的连续曲线,故可用一个时间多项式进行描述。利用最小二乘估计可以拟合出测量数据的时间多项式,然后对拟合后的残差进行统计,得到测量数据的随机误差方差估计值。

假设测量数据的随机误差序列同样具有无偏性和等方差且不相干的性质。当 $N>m+1$ 时,对 N 个测量数据应用最小二乘估计多项式系数。首先将方程组转化成矩阵形式:

$$X = T a + \varepsilon \quad (21)$$

$$T = \begin{pmatrix} 1 & t_1 & \cdots & t_1^m \\ 1 & t_2 & \cdots & t_2^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & t_N & \cdots & t_N^m \end{pmatrix} \quad (22)$$

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix}, a = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{pmatrix}, \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{pmatrix} \quad (23)$$

根据最小二乘估计原理,可以得到多项式系数向量 a 的估计为

$$\hat{a} = (T^T T)^{-1} T^T X \quad (24)$$

得到测量数据 x 的估计为

$$\hat{x}_i = \sum_{j=0}^m \hat{a}_j t_i^j \quad (25)$$

测量数据的残差平方和为

$$\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 = \sum_{i=1}^N \left(x_i - \sum_{j=0}^m \hat{a}_j t_i^j \right)^2 \quad (26)$$

测量数据随机误差序列方差 σ^2 的无偏估计为

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N \left(x_i - \sum_{j=0}^m \hat{a}_j t_i^j \right)^2}{N - m - 1} \quad (27)$$

1.3.3 最大平滑度

数据的一阶差分可以一定程度反映数据的抖动情况。据此设计最大平滑度指标 $S_{\max}$ 来反映抖动震荡消除情况。

$$S_{\max} = \max_{i=1,2,\dots,n} \{ \Delta x_i \} \quad (28)$$

一般地,最大平滑度指标 $S_{\max}$ 越小,数据的抖动越小。

1.3.4 边缘效应指数

将数据按自变量排序,划分边缘区域(前25%和后25%数据)和内部区域,分别计算边缘区域均方误差 σ_{edge} 与内部区域的均方误差 σ_{inner} 。则边缘效应指数可由下式进行计算:

$$E = \sigma_{\text{edge}} / \sigma_{\text{inner}} \quad (29)$$

边缘效应指数 E 越大表示边缘效应越显著。

2 实验结果及分析

2.1 仿真数据及分析

飞行器每次发射前将会下发理论弹道。在仿真时将理论弹道作为真值数据,并添加相应的随机误差和粗差,模拟真实飞行数据的震荡情况。设测量设备在地心测量坐标系下的测量随机误差(均方差)为5 m,在理论弹道 X 、 Y 和 Z 方向上分别添加测量均方差 $\sigma_X=5$ m, $\sigma_Y=5$ m, $\sigma_Z=5$ m。考虑历史飞行任务中,测量时出现的粗差范围基本在100~200 m。因此,可在理论弹道的不同飞行时间添加100~200 m的随机值作为粗差。

仿真流程如下所示:

①将下发的理论弹道作为真值。设理论弹道在时刻 t 的位置为 $P_0(t)$, t 为飞行相对时间。

②模拟测量误差。对每个时刻 t 的理论位置 $P_0(t)$, 添加符合中误差特性的随机误差。

$$P_1(t) = P_0(t) + \varepsilon(t) \quad (30)$$

式中: $\varepsilon(t)$ 为服从正态分布的随机误差, 即 $\varepsilon(t) \sim N(0, \sigma^2)$, $\sigma = 5$ m。

③添加粗差。对每个 t_j ($t_j = 100$ s, 200 s, 300 s, 400 s, 500 s, 600 s, 700 s) 生成 $100 \sim 200$ m 的随机粗差 $\delta(t_j)$ 。

$$P_2(t_j) = P_1(t_j) + \delta(t_j) \quad (31)$$

式中: $\delta(t_j) \sim U(100, 200)$ (随机分布值), j 为粗差点时刻的序号。

综上可知, $P_2(t_j)$ 为添加测量误差和粗差后的测量数据, $P_0(t)$ 为真值数据。

由于真值数据为已知, 在精度统计时采用绝对误差的评价方法。将拟合值减去真实值, 得到平滑后每个点的绝对误差。选取任务代号为 41 的实际飞行中心引导数据进行仿真。仿真中心引导数据的一阶差分结果如图 1 所示。添加误差后仿真中心引导数据的一阶差分结果如图 2 所示。平滑滤波后中心引导数据的一阶差分结果如图 3 所示。仿真中心引导数据平滑前和平滑后的绝对误差统计结果如表 1 所示。

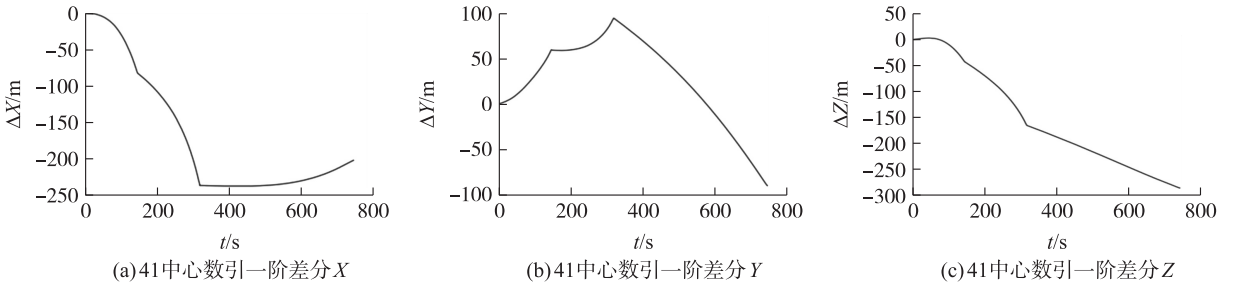


图1 仿真中心引导数据一阶差分

Fig1 First-order difference of simulation center guidance data

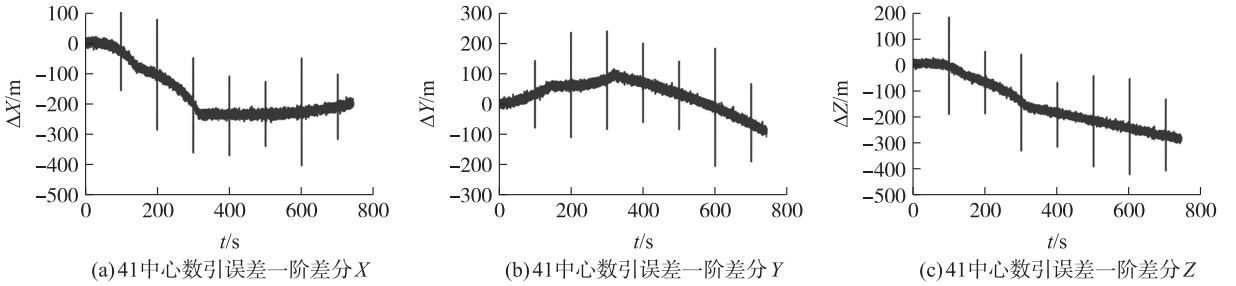


图2 添加误差后中心引导数据的一阶差分

Fig.2 First-order difference of simulation center guidance data after adding errors

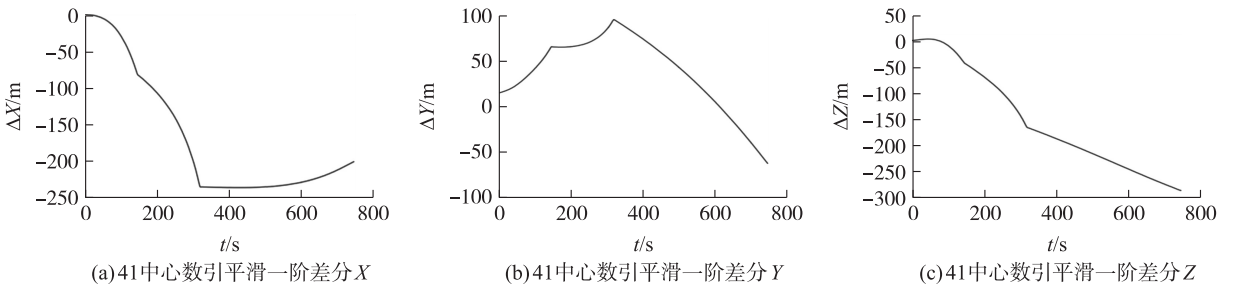


图3 平滑滤波后中心引导数据的一阶差分

Fig.3 First-order difference of simulation center guidance data after smoothing filtering

表 1 平滑前、后中心引导数据精度统计

Table 1 Simulation center guidance data precision before and after smoothing filtering

	平滑前			平滑后		
	X/m	Y/m	Z/m	X/m	Y/m	Z/m
最大误差	182.855	170.914	181.770	5.554	3.935	3.022
最小误差	1.540×10^{-5}	0.510×10^{-4}	0.002	2.130×10^{-5}	3.960×10^{-5}	7.070×10^{-5}
中误差	5.900	5.846	5.917	0.790	0.792	0.737

由图 2 和图 3 可知,平滑后消除了数据震荡和粗差情况。由图 1 和图 3 可知,平滑后的一阶差分数据与真值一阶差分数据基本一致。由表 1 可知,平滑后提升了中心引导数据的平滑度和精度,X、Y 和 Z 方向的中心引导数据最大误差由 182.855 m, 170.914 m 和 181.770 m,降低至 5.554 m,3.935 m 和 3.022 m,中误差由 5.900 m,5.846 m 和 5.917 m,降低至 0.760 m,0.792 m 和 0.737 m。

2.2 实际飞行数据及分析

为验证算法工程实用性,选取 3 组典型真实飞行器的飞行试验数据开展测试。试验平台为运载火箭,选取飞行主动段的有控弹道数据。任务代号为 36、42 和 43。中心引导数据来源于发射场飞行器发射升空后的实际飞行测量数据,分别采用卡尔曼滤波算法和本文算法进行滤波处理,实验结果见表 2 和表 3。

表 2 基于变量差分法的随机误差统计结果对比

Table 2 Statistics of random errors based on the variable difference method

任务代号		平滑前			卡尔曼滤波算法平滑后			本文滤波算法平滑后		
		平均误差/m	最大误差/m	中误差/m	平均误差/m	最大误差/m	中误差/m	平均误差/m	最大误差/m	中误差/m
36	X	24.988	1 219.041	133.913	5.153	281.698	30.887	0.007	0.193	0.025
	Y	5.335	193.130	21.782	1.076	43.597	4.890	0.002	0.030	0.004
	Z	3.216	114.739	13.099	0.656	26.637	3.015	0.001	0.018	0.002
42	X	5.844	19.246	3.593	1.097	3.913	0.853	0.001	0.007	0.001
	Y	3.647	10.708	1.875	0.806	2.563	0.436	0.001	0.003	0.000
	Z	3.879	16.876	2.244	0.848	3.636	0.490	0.001	0.002	0.000
43	X	3.984	24.638	6.519	0.783	5.436	1.277	0.001	0.005	0.001
	Y	1.791	23.337	4.714	0.374	5.619	0.972	0.001	0.006	0.001
	Z	1.478	20.217	3.915	0.316	4.452	0.875	0.001	0.004	0.001

表 3 基于最小二乘拟合残差法的随机误差统计结果对比

Table 3 Statistics of random errors based on the least-squares fitting residual method

任务代号		平滑前			卡尔曼滤波算法平滑后			本文滤波算法平滑后		
		平均误差/m	最大误差/m	中误差/m	平均误差/m	最大误差/m	中误差/m	平均误差/m	最大误差/m	中误差/m
36	X	-0.070	10 573.228	333.300	-0.012	4 778.239	185.975	-0.067	42.512	9.262
	Y	0.004	1 658.501	56.568	-0.042	789.843	33.551	-0.006	11.726	2.562
	Z	-0.025	1 008.352	34.257	-0.049	453.230	19.327	-0.019	5.104	1.148
42	X	0.089	103.029	19.704	0.157	70.786	13.856	0.096	21.440	4.891
	Y	-0.046	129.372	14.242	-0.105	76.102	9.352	-0.050	6.083	1.309
	Z	0.023	105.198	12.869	0.011	42.056	7.228	0.030	1.312	0.368
43	X	-0.125	250.768	22.326	-0.010	136.908	18.293	-0.126	15.412	4.451
	Y	-0.012	303.343	21.170	-0.099	158.500	16.504	-0.013	9.248	2.481
	Z	-0.007	206.755	20.672	-0.049	118.317	17.470	-0.009	9.640	2.269

由表 2 和表 3 可知,卡尔曼滤波算法能够起到一定程度的平滑效果。数据震荡情况相比平滑前有一定的改善,但是还是存在较大的震荡情况。相比卡尔曼滤波算法,本文滤波算法能够实现较好的滤

波效果,震荡情况得到了较为明显的改善。

对任务 36、42 和 43 平滑前、后的中心引导数据 X、Y 和 Z 3 个方向进行一阶差分。平滑前、后的对比图如图 4~图 6 所示。

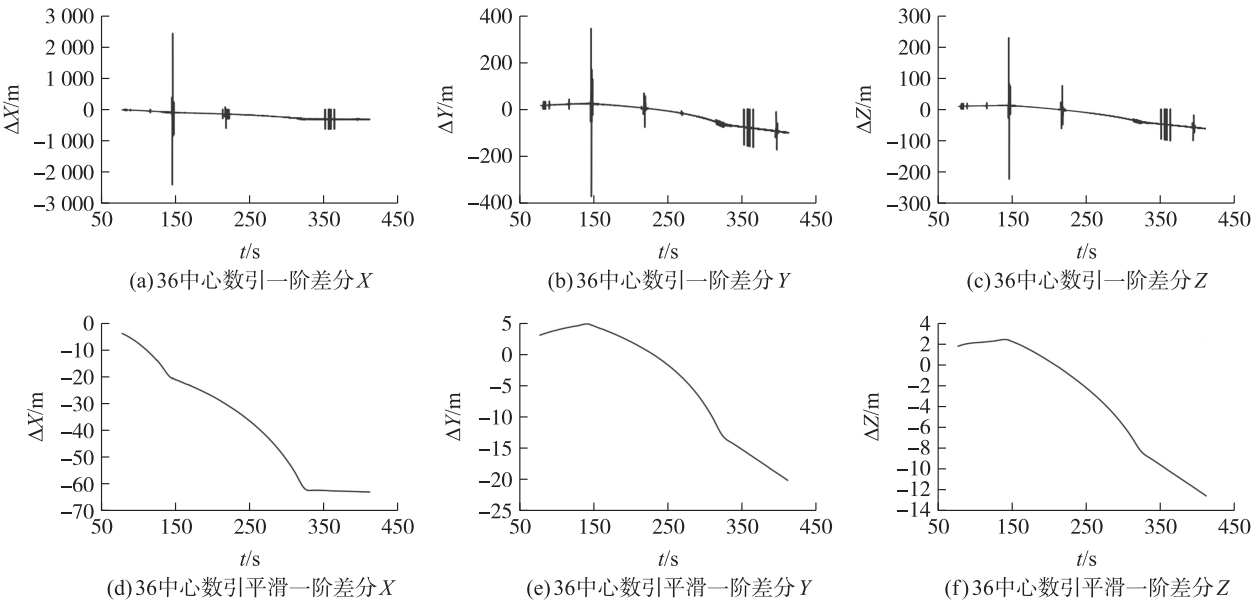


图 4 36 任务中心数引一阶差分

Fig. 4 First-order difference of the 36 task data

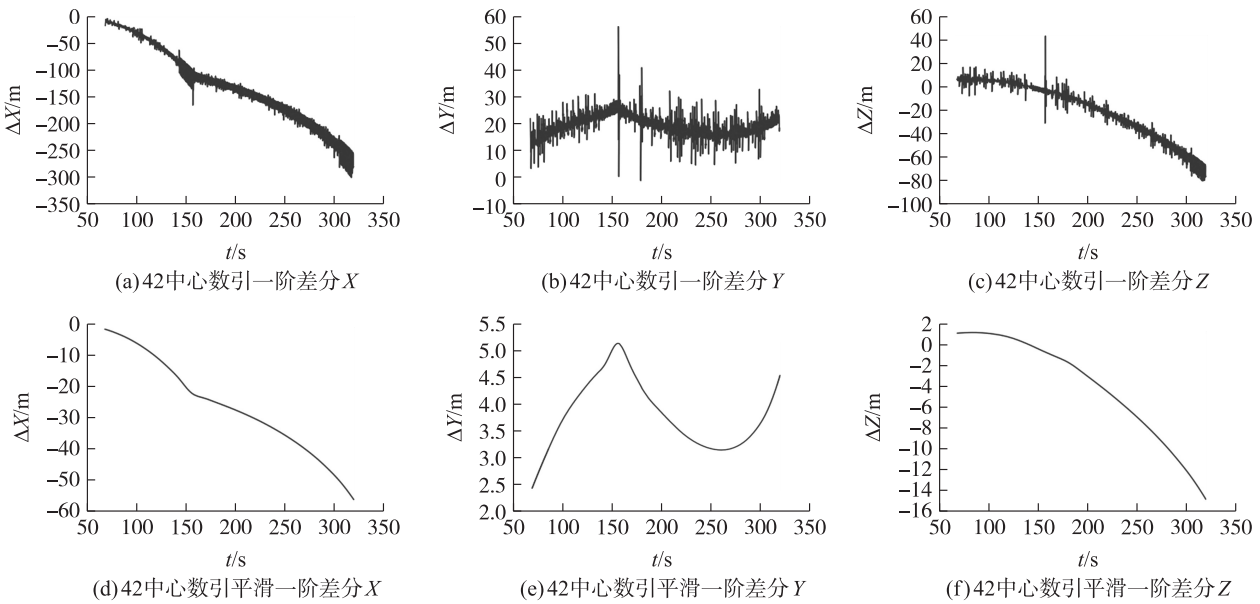
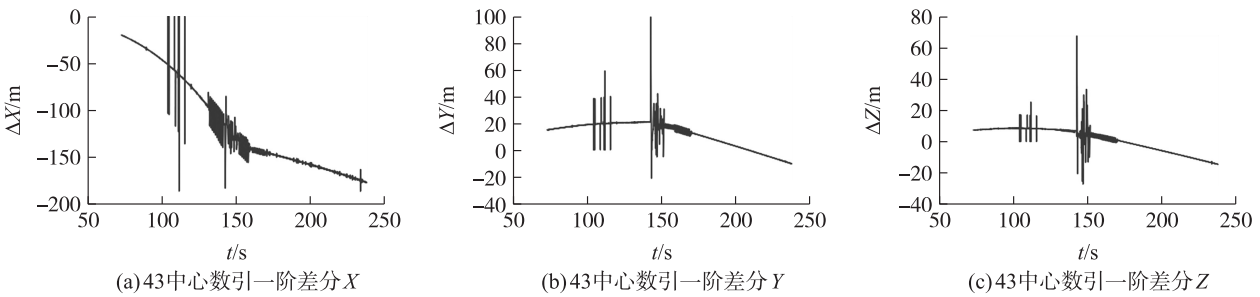


图 5 任务 42 中心数引一阶差分

Fig5 First-order difference of the 42 task data



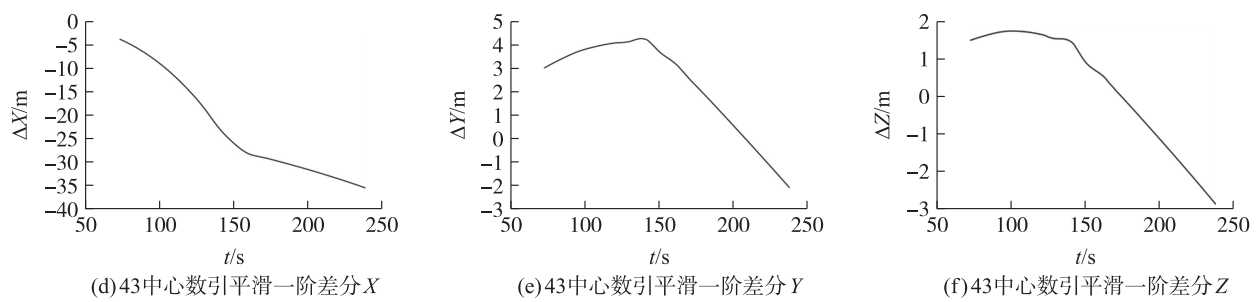


图 6 任务 43 中心数引一阶差分

Fig. 6 First-order difference of the 43 task data

在任务 36 中,中心引导数据在 147 s、210~225 s 和 352~370 s 时,在 X 方向出现了较大的粗差跳点。在 147 s、210~225 s、352~370 s 和 390 s 时,在 Y 方向和 Z 方向上出现了较大的粗差跳点。平滑后数据震荡和跳点野值问题均得到了较好的消除。

在任务 42 中,中心引导数据在 Y 方向全程均有较大的震荡现象,并且出现了明显的粗差跳点。平滑后数据震荡和跳点野值问题均得到了较好的消除。

在任务 43 中,中心引导数据在 100~160 s 时,在 X 方向上出现了较多的粗差跳点,并且震动较为剧

烈。 Y 方向和 Z 方向上也有类似的情况出现。平滑后数据震荡和跳点野值问题均得到了较好的消除。

采用变量差分法,对任务 36、42 和 43 平滑前、后的中心引导数据的随机误差进行统计,统计结果如表 4 所示。由表 4 可知,基于变量差分法的随机误差统计结果表明,随机误差的最大误差和中误差得到明显改善,平滑后基本接近于 0,表明粗差和震荡情况均得到较好的消除。

采用最小二乘拟合残差法,对任务 36、42 和 43 平滑前、后中心引导数据的随机误差进行统计,统计结果如表 5 所示。

表 4 基于变量差分法的随机误差统计

Table 4 Statistics of random errors based on the variable difference method

任务代号		平滑前			平滑后		
		平均误差/m	最大误差/m	中误差/m	平均误差/m	最大误差/m	中误差/m
36	X	24.988	1 219.041	133.913	0.007	0.193	0.025
	Y	5.335	193.130	21.782	0.002	0.030	0.004
	Z	3.216	114.739	13.099	0.001	0.018	0.002
42	X	5.844	19.246	3.593	0.001	0.007	0.001
	Y	3.647	10.708	1.875	0.001	0.003	0.000
	Z	3.879	16.876	2.244	0.001	0.002	0.000
43	X	3.984	24.638	6.519	0.001	0.005	0.001
	Y	1.791	23.337	4.714	0.001	0.006	0.001
	Z	1.478	20.217	3.915	0.001	0.004	0.001

表 5 基于最小二乘拟合残差法的随机误差统计

Table 5 Statistics of random errors based on the least-squares fitting residual method

任务代号		平滑前			平滑后		
		平均误差/m	最大误差/m	中误差/m	平均误差/m	最大误差/m	中误差/m
36	X	-0.070	10 573.228	333.300	-0.067	42.512	9.262
	Y	0.004	1 658.501	56.568	-0.006	11.726	2.562
	Z	-0.025	1 008.352	34.257	-0.019	5.104	1.148
42	X	0.089	103.029	19.704	0.096	21.440	4.891
	Y	-0.046	129.372	14.242	-0.050	6.083	1.309
	Z	0.023	105.198	12.869	0.030	1.312	0.368
43	X	-0.125	250.768	22.326	-0.126	15.412	4.451
	Y	-0.012	303.343	21.170	-0.013	9.248	2.481
	Z	-0.007	206.755	20.672	-0.009	9.640	2.269

由表 5 可知,基于最小二乘拟合残差法的随机误差统计结果表明,随机误差的最大误差和中误差同样得到明显改善,表明粗差和震荡情况均得到较好的消除。

统计任务 36、42 和 43 中心引导数据平滑前、后的最大平滑度,结果如表 6 所示。由表 6 可知,经过平滑处理后,最大平滑度均得到明显改善,表明粗差和震荡情况均得到较好的消除。

表 6 平滑前、后中心引导数据最大平滑度统计

Table 6 Statistics of maximum smoothness of center guidance data before and after smoothing

任务 代号	平滑前			平滑后		
	X/m	Y/m	Z/m	X/m	Y/m	Z/m
36	2 394.2	374.8	230.0	316.6	100.8	62.7
42	301.6	55.9	80.6	281.1	25.7	74.4
43	186.6	99.2	67.2	177.2	21.1	14.4

由试验结果可知,采用本文滤波平滑算法处理后,3 次实际飞行数据均实现了较为理想的平滑效果,基本消除了数据震荡和跳点野值现象。为进一步检验平滑处理后中心导引的跟踪性能,采用平滑后的中心导引数据驱动测量设备开展全程跟踪试验。验证结果表明,测量设备天线无抖动情况发生,跟踪画面没有异常抖动,能够满足基于中心数引数据自动跟踪的精度要求。

统计任务 36、42 和 43 中心引导数据平滑前、后的边缘效应,结果如表 7 所示。由表 7 可知,3 次实际飞行数据平滑后,中心引导数据的边缘效应均小于 1.2,并无明显的边缘效应。

表 7 平滑后中心引导数据边缘效应统计

Table 7 Statistics on the edge effect of central guidance data after smoothing

任务代号	均方差/m			边缘效应
		边缘	内部	
36	X	9.856	8.517	1.157
	Y	2.478	2.595	0.955
	Z	1.148	1.129	1.017
42	X	0.634	6.875	0.092
	Y	0.172	1.968	0.087
	Z	0.212	0.472	0.449
43	X	0.173	6.278	0.028
	Y	0.171	3.498	0.049
	Z	0.122	3.201	0.038

2.3 处理时间统计

实验的硬件平台为个人计算机电脑。CPU 处

理器: Intel i5-7500, 3.4 GHz; 内存: 4 GB。任务 36、42 和 43 平均每个弹道点的滤波处理时间分别为 1.957 μ s, 2.000 μ s 和 11.20 μ s。目前中心引导数据的发送频率为 20 Hz, 对平滑滤波处理速度的要求为每帧处理时间应小于 50 ms。本文滤波算法的每帧处理时间均远小于 50 ms, 符合实时跟踪的处理速度要求。

3 结束语

本文针对飞行器测量数据误差导致的震荡剧烈和野值跳点问题,通过粗差剔除、实时性优化和自适应滑动窗口调整,提升了平滑滤波效果和实时性。采用仿真数据和 3 次实际飞行数据进行验证,通过一阶差分统计和实际跟踪效果评估,验证了本文滤波算法的有效性和鲁棒性,并且能够满足跟踪实时性的要求。因此,在测量设备跟踪中,采用本文提出的滤波算法对中心引导数据进行平滑滤波处理是有效的。

参考文献

[1] 浦发,芮筱亭. 外弹道学[M]. 北京:国防工业出版社,1989.
PU Fa, RUI Xiaoting. External ballistics [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1989. (in Chinese)

[2] 陈建,向露,严明,等. 基于 BP 神经网络和拓展卡尔曼滤波的轨迹追踪[J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 508-512.
CHEN Jian, XIANG Lu, YAN Ming, et al. Trajectory tracking based on BP neural network and extended Kalman filter [J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 508-512. (in Chinese)

[3] 范旭,陈国光,白敦卓. Kalman 弹道滤波器的快速收敛性研究[J]. 导航与控制, 2018, 17(2): 73-78.
FAN Xu, CHEN Guoguang, BAI Dunzhuo, et al. Study of the fast convergence for Kalman ballistic filter [J]. Navigation and Control, 2018, 17(2): 73-78. (in Chinese)

[4] 史金光,徐明友,王中原,等. 卡尔曼滤波在弹道修正弹落点推算中的应用[J]. 弹道学报, 2008, 20(3): 41-43.
SHI Jinguang, XU Mingyou, WANG Zhongyuan, et al. Application of Kalman filtering in calculation of trajectory falling point of trajectory correction projectiles [J]. Journal of Ballistics, 2008, 20(3): 41-43. (in Chinese)

[5] 李小元,王中原,常思江. 在线弹道参数滤波与辨识方法分析[J]. 弹道学报, 2020, 32(2): 29-34.
LI Xiaoyuan, WANG Zhongyuan, CHANG Sijiang. Online trajectory parameter filtering and identification method analysis [J]. Journal of Ballistics, 2020, 32(2): 29-34. (in Chinese)

[6] 李岩,任睿,王旭刚. 两种卡尔曼滤波模型在修正弹道数据处理中的应用比较[J]. 弹道学报, 2011, 23(1): 27-30.

- LI Yan, REN Rui, WANG Xugang. Application comparison of two Kalman filtering models used in trajectory data processing of correction projectile[J]. Journal of Ballistics, 2011, 23 (1): 27–30. (in Chinese)
- [7] 段鹏伟, 宫志华, 徐旭, 等. 用于实时弹道滤波的 Sage-Husa 改进算法[J]. 弹道学报, 2022, 34(2): 10–16.
- DUAN Pengwei, GONG Zhihua, XU Xu, et al. Improved Sage-Husa algorithm for real-time trajectory filtering[J]. Journal of Ballistics, 2022, 34(2): 10–16. (in Chinese)
- [8] 许立松, 马国梁, 闻泉, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的火箭弹姿态估计[J]. 弹道学报, 2021, 33(4): 20–25.
- XU Lisong, MA Guoliang, WEN Quan, et al. Attitude estimation of artillery rocket based on unscented Kalman filter[J]. Journal of Ballistics, 2021, 33 (4): 20–25. (in Chinese)
- [9] 谢恺, 秦鹏程. 基于七维状态向量反向无迹卡尔曼滤波的弹道外推算法[J]. 兵工学报, 2018, 39(10): 1945–1950.
- XIE Kai, QIN Pengcheng. Extrapolation algorithm based on the seven-state inverse unscented Kalman filter [J]. Acta Armamentarii, 2018, 39 (10): 1945–1950. (in Chinese)
- [10] 雷晓云, 张志安, 杜忠华. 基于改进无迹卡尔曼滤波的弹道射程修正算法研究[J]. 兵工学报, 2018, 39(9): 1701–1710.
- LEI Xiaoyun, ZHANG Zhian, DU Zhonghua. Ballistic range correction algorithm based on an improved unscented Kalman filter[J]. Acta Armamentarii, 2018, 39 (9): 1701–1710. (in Chinese)
- [11] 范旭, 陈国光, 白敦卓, 等. 卡尔曼弹道滤波状态初值的最优估计方法研究[J]. 弹箭与制导学报, 2018, 38(1): 139–143.
- FAN Xu, CHEN Guoguang, BAI Dunzhuo, et al. Study on the optimal estimation method of initial value of Kalman ballistic filtering state [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2018, 38 (1): 139–143. (in Chinese)
- [12] 常思江, 王中原, 韩成辉. 一种基于过程噪声控制的弹道滤波方案[J]. 空军工程大学报(自然科学版), 2011, 12(1): 51–54.
- CHANG Sijiang, WANG Zhongyuan, HAN Chenhui. Investigation on a scheme for trajectory filtering based on process noise control[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2011, 12 (1): 51–54. (in Chinese)
- [13] 刘玉磊, 冯新喜, 鹿传国, 等. 带渐消因子的 Quadrature 卡尔曼滤波[J]. 宇航学报, 2013, 34(10): 1370–1377.
- LIU Yulei, FENG Xinxi, LU Chuanguo, et al. A fading quadrature Kalman filter for nonlinear systems[J]. Journal of Astronautics, 2013, 34(10): 1370–1377. (in Chinese)
- [14] 刘也, 余安喜, 朱焯波, 等. 弹道目标跟踪中的滤波方法综述[J]. 宇航学报, 2013, 34(11): 1417–1426.
- LIU Ye, YU Anxi, ZHU Jubo, et al. Survey of filter algorithms for ballistic target real-time tracking [J]. Journal of Astronautics, 2013, 34(11): 1417–1426. (in Chinese)
- [15] 何昕, 王经义. 基于 S-G 滤波算法的航空器着陆阶段滑行轨迹修正研究[J]. 现代计算机, 2024, 30(8): 108–109.
- HE Xin, WANG Jingyi. Research on aircraft taxi trajectory correction during landing stage based on S-G filter algorithm[J]. Modern Computer, 2024, 30(8): 108–109. (in Chinese)
- [16] 姜海玲, 姚奕旭, 洪绣超, 等. 基于 SG 滤波去噪的时间序列谐波分析重建算法研究[J]. 吉林师范大学学报(自然科学版), 2021, 42(3): 133–140.
- JIANG Hailing, YAO Yixu, HONG Xiuchao, et al. Research on reconstruction algorithm of time series harmonic analysis based on SG filter and denosing [J]. Journal of Jilin Normal University (Natural Science Edition), 2021, 42 (3): 133–140. (in Chinese)
- [17] SCHAFFER R W. On the frequency-domain properties of Savitzky-Golay filters [C]//2011 Digital Signal Processing and Signal Processing Education Meeting (DSP/SPE). Sedona, AZ, USA: IEEE, 2011: 54–59.
- [18] 赵立兴, 唐英干, 王洪瑞. 一种自适应窗口滤波算法研究[J]. 燕山大学学报, 2013, 37(4): 372–376.
- ZHAO Lixing, TANG Yinggan, WANG Hongrui, et al. Research on a novel adaptive window for image filtering algorithm[J]. Journal of Yanshan University, 2013, 37 (4): 372–376. (in Chinese)
- [19] 申程, 张连超, 张卓, 等. 轻量化弹道解算系统火控修正和瞄准线滤波预测[J]. 兵工学报, 2024, 45(2): 429–442.
- SHEN Cheng, ZHANG Lianchao, ZHANG Zhuo, et al. Fire control correction and line-of-sight filtering prediction of lightweight ballistic calculation system[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(2): 429–442. (in Chinese)
- [20] 王开园, 许志, 唐硕, 等. 一种基于飞行任务的临近空间短距滑翔飞行器弹道预示方法[J]. 宇航学报, 2021, 42(1): 50–60.
- WANG Kaiyuan, XU Zhi, TANG Shuo, et al. A trajectory prediction method for near space short-range glide vehicle based on flight mission[J]. Journal of Astronautics, 2021, 42 (1): 50–60. (in Chinese)
- [21] 崔乃刚, 张龙, 王小刚, 等. 自适应高阶容积分卡尔曼滤波在目标跟踪中的应用[J]. 航空学报, 2015, 36(12): 3885–3895.
- CUI Naigang, ZHANG Long, WANG Xiaogang, et al. Application of adaptive high-degree cubature Kalman filter in target tracking[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2015, 36 (12): 3885–3895. (in Chinese)
- [22] 刘也, 余安喜, 朱焯波, 等. 基于半参数建模的弹道目标实时滤波[J]. 宇航学报, 2011, 32(10): 2169–2174.
- LIU Ye, YU Anxi, ZHU Jubo, et al. Real-time filter for trajectory target tracking based on semi-parameter modeling[J]. Journal of Astronautics, 2013, 32(10): 2169–2174. (in Chinese)