



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 107357758 B

(45) 授权公告日 2021.04.13

(21) 申请号 201710516014.2

(56) 对比文件

(22) 申请日 2017.06.29

CN 102073036 A, 2011.05.25

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 103438886 A, 2013.12.11

申请公布号 CN 107357758 A

CN 104318119 A, 2015.01.28

(43) 申请公布日 2017.11.17

CN 104316903 A, 2015.01.28

US 2008189057 A1, 2008.08.07

(73) 专利权人 中国人民解放军63796部队

审查员 胡武扬

地址 615000 四川省凉山彝族自治州航天北路138号

(72) 发明人 车著明 刘涛 谢作敏 车云力

邹海彬 高东群 付玲 杨相林

(74) 专利代理机构 重庆市恒信知识产权代理有

限公司 50102

代理人 刘小红 李金蓉

(51) Int. Cl.

G06F 17/10 (2006.01)

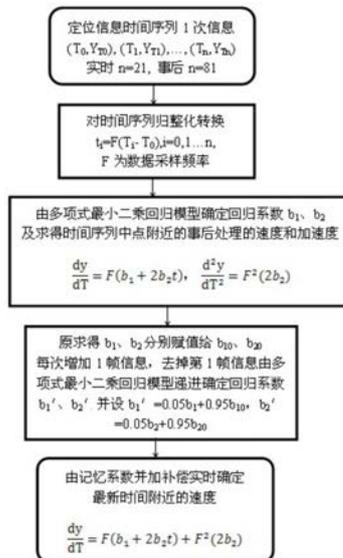
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54) 发明名称

定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法

(57) 摘要

本发明公开了一种定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,其目的是提供一种在缺乏测速信息的情况下,通过其位置测量信息序列动态精确确定速度信息序列的方法。不要求测量数据不缺帧,利用对时间进行归整变换,建立误差收敛的定位信息的多项式回归记忆补偿求速的数学模型,避免了多项式回归矩阵的求逆病态发散;通过实时计算,进行多项式回归系数的记忆累积。最后结合记忆系数和加速度的滞后补偿值,实时确定最新时间附近的速度。用实测数据仿真实验出多项式回归记忆补偿方法,使求速误差快速收敛,这样求得的速度精度和光滑度较以前用的方法有显著改善。



1. 定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,其特征在于,由航天器飞行位置测量信息确定速度,包括以下5个步骤:

S1: 建立定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型;

S2: 对时间序列进行归整,公式为:

$$t = F(T - T_0)$$

其中T为原测量数据时间序列变量;F为弹道参数的采样频率;T<sub>0</sub>为参与多项式回归平滑的第一个参数的时间;t为归整化变换后的测量数据时间序列;

S3: 由S1中定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型,比较选择多项式阶数p值,求取回归系数,并求得时间序列中点附近的事后处理的速度和加速度;

S4: 利用S3求取的回归系数、速度和加速度的公式,通过实时计算,进行多项式回归系数记忆累积,其中:

$$b'_0 = b_0$$

$$b'_1 = 0.05b_1 + 0.95b_{10}$$

$$b'_2 = 0.05b_2 + 0.95b_{20}$$

式中:b'<sub>0</sub>、b'<sub>1</sub>、b'<sub>2</sub>;b<sub>0</sub>、b<sub>1</sub>、b<sub>2</sub>;b<sub>00</sub>、b<sub>10</sub>、b<sub>20</sub>分别表示最新确定的、最新计算得出、上一回归周期确定的弹道参数的时间序列多项式0、1、2次项系数,b<sub>00</sub>≡0;

S5: 结合记忆累积系数和加速度的滞后补偿值,实时确定最新时间附近的速度;当记忆次数达20次以上时,且当  $\frac{d^2y}{dT^2} \leq a_{\max}$  时,  $\frac{dy}{dT} = F(b_1 + 2b_2t) + F^2(2b_2)$ ,其中t=F(T-T<sub>0</sub>),F为弹道参数的采样频率,a<sub>max</sub>为弹道参数y<sub>j</sub>时间序列在测量弧段最大的理论加速度,F<sup>2</sup>(2b<sub>2</sub>)为弹道参数速度上的加速度滞后补偿值。

2. 根据权利要求1中的定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,其特征在于,所述S1中建立定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型为:

$$Y = DB + E, V = DU, B = (D^T D)^{-1} D^T Y$$

式中:

$$D = \begin{bmatrix} 1 & t_1 & t_1^2 & \cdots & t_1^p \\ 1 & t_2 & t_2^2 & \cdots & t_2^p \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & t_n & t_n^2 & \cdots & t_n^p \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_n \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \cdots \\ b_p \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} \frac{dy_1}{dt} \\ \frac{dy_2}{dt} \\ \cdots \\ \frac{dy_n}{dt} \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} 0 \\ 1b_1 \\ \cdots \\ pb_p \end{bmatrix}$$

其中,b<sub>j</sub>为待求多项式回归系数,j=0,1,2,⋯,p,y<sub>j</sub>为弹道参数x、y、z时间序列t的第j个采样点测量值,j=1,2,⋯,n,p为多项式阶数,随机变量序列ε<sub>i</sub>~N(0,σ),i=1,2,⋯,n,ε<sub>i</sub>,ε<sub>j</sub>(i≠j)互相独立,服从0均值方差为σ的正态分布;t<sub>i</sub>~N(0,σ)为测量参数的时间序列,i=1,2,⋯,n,n为多项式回归拟合段落点数,V为位置测量数据序列的速度序列,U为速度的系数向量,Y为弹道参数的时间序列测量值向量,D为时间序列矩阵,B为多项式回归系数向量,E为服从正态分布的随机向量。

3. 根据权利要求2中的定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,其特征在于,

所述多项式阶数 $p$ 可取2,3,4……;多项式回归拟合段落点数 $n$ ,对帧频为20Hz的采样速率,在实时计算中, $n$ 取为21;在事后计算中, $n$ 取为81,取时间中点附近的平滑位置、速度及加速度结果,不受数据40帧缺失的影响。

4.根据权利要求1中的定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,其特征在于,所述S2原测量数据时间序列变量 $T$ ,不要求等间隔,即实时计算时1个计算周期内可最多丢失20帧,事后计算时1个计算周期内可最多丢失40帧。

5.根据权利要求1中的定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,其特征在于,所述S3比较选择多项式阶数 $p$ 值=2,所述求取回归系数为 $b_1$ 、 $b_2$ ,并求得时间序列中点附近的事后处理的速度和加速度的公式分别为:

$$y(T) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2$$

$$\frac{dy}{dT} = F(b_1 + 2b_2 t)$$

$$\frac{d^2y}{dT^2} = F^2(2b_2)$$

式中 $t = F(T - T_0)$ ,  $y(T)$  表示弹道参数的时间序列拟合多项式,  $\frac{dy}{dT}$  表示相对规整前的时间的速度,  $\frac{d^2y}{dT^2}$  表示加速度。

## 定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种定位信息的微分平滑求速技术,特别是航天器定位信息的多项式最小二乘回归记忆性求速方法,该方法适用于缺乏运动物体的测速元时,由其含有随机误差的位置信息序列动态确定速度信息序列的场合,由于位置信息序列的随机误差在以往适用的 $\alpha\beta\gamma$ 微分平滑求速方法常出现速度发散现象,使用该方法可以避免速度发散现象,且在对速度进行加速度的滞后补偿后,求速精度满足航天器飞行的地面安全控制要求。

### 背景技术

[0002] 在卫星发射火箭的跟踪测量中,速度信息是完成火箭飞行地面安全控制的最重要的弹道信息,地面安全控制的测速信息贡献率达95%以上,位置信息的贡献率小于5%。但最可靠的地面光学和无线电雷达大多缺乏测速功能,所以,在航天器弹道数据处理的实践中,当缺乏测速信息时,必须用位置信息通过微分平滑求得速度信息,无迹卡尔曼滤波(UKF)方法不但算法复杂,又需要初始位置速度及加速度信息,且需要较完备的速度信息才不会使弹道滤波发散。较长时间内,我们沿用了计算简便的等时间间隔 $\alpha\beta\gamma$ 微分平滑求速方法,该方法在数据丢帧、重帧或时间次序颠倒时,插值较多后易出现微分平滑求速误差较大,甚至发散现象,而多项式最小二乘回归平滑求速方法是带时间的,可以不受数据丢帧、重帧或时间次序颠倒的影响。现在计算机速度加快了,是探讨较复杂而精度较高的算法的时候了。比较了 $\alpha\beta\gamma$ 微分平滑求速方法,2阶多项式回归平滑求速方法显著提高了由位置信息确定的速度精度(图1)。

### 发明内容

[0003] 本发明的目的是提供一种在缺乏测速信息的情况下,通过其位置测量信息序列动态精确确定速度信息序列的方法,包括以下步骤:

[0004] S1:建立定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型;

[0005] S2:对时间序列进行归整;

[0006] S3:由S1中定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型,比较选择多项式阶数 $p$ 值,求取回归系数,并求得时间序列中点附近的事后处理的速度和加速度;

[0007] S4:利用S3求取的回归系数、速度和加速度的公式,通过实时计算,进行多项式回归系数记忆累积;

[0008] S5:结合记忆累积系数和加速度的滞后补偿值,实时确定最新时间附近的速度。

[0009] S1中建立定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型为:

[0010]  $Y=DB+E, V=DU, B=(D^T D)^{-1} D^T Y$

[0011] 式中:

$$[0012] \quad D = \begin{bmatrix} 1 & t_1 & t_1^2 & \cdots & t_1^p \\ 1 & t_2 & t_2^2 & \cdots & t_2^p \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & t_n & t_n^2 & \cdots & t_n^p \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \cdots \\ b_p \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}, \quad V = \begin{bmatrix} \frac{dy_1}{dt} \\ \frac{dy_2}{dt} \\ \cdots \\ \frac{dy_n}{dt} \end{bmatrix}, \quad U = \begin{bmatrix} 0 \\ 1b_1 \\ \cdots \\ pb_p \end{bmatrix}$$

[0013] 其中,  $b_j, j=0, 1, 2, \dots, p$  为待求多项式回归系数,  $y_j, j=1, 2, \dots, n$  为弹道参数  $x, y, z$  或测量元素  $R, A, E$  参数时间序列  $t$  的第  $j$  个采样点测量值,  $p$  为多项式阶数, 随机变量序列  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma), i=1, 2, \dots, n, \varepsilon_i, \varepsilon_j (i \neq j)$  互相独立, 服从 0 均值方差为  $\sigma$  的正态分布;  $t_i \sim N(0, \sigma), i=1, 2, \dots, n$  为测量参数的时间序列,  $n$  为多项式回归拟合段落点数,  $V$  为位置测量数据序列的速度序列,  $U$  为速度的系数向量,  $Y$  为弹道参数的时间序列测量值向量,  $D$  为时间序列矩阵,  $B$  为多项式回归系数向量,  $E$  为服从正态分布的随机向量。

[0014] 上述的多项式阶数  $p$  可取 2, 3, 4,  $\dots$ , 如  $p=0$ , 则为求  $y_j$  的平均值; 如  $p=1$ , 则可求  $y_j$  的多项式回归和期间速度的平均值, 但得不出加速度信息; 所述多项式回归拟合段落点数  $n$ , 对帧频为 20Hz 的采样速率, 对实时计算,  $n$  取为 21; 对事后计算,  $n$  取为 81, 取时间中点附近的平滑位置、速度及加速度结果, 不受数据 40 帧缺失的影响。(其中, 实时计算要求高度时效性, 一般要求对实际飞行的数据处理时间滞后小于 0.5 秒, 即是需要实时态势评估的实时计算; 事后计算是航天飞行结束后, 进行的评估分析或鉴定定型分析计算, 不对时效性提要求, 要求高精度和高可信度。)

[0015] 为保证算法矩阵求逆不出现病态发散, S2 对时间序列进行归整的公式为:

$$[0016] \quad t = F(T - T_0)$$

[0017] 其中  $T$  为原测量数据时间序列变量 (不要求等间隔, 即实时计算时 1 个计算周期内可最多丢失 20 帧, 事后计算时 1 个计算周期内可最多丢失 40 帧);  $F$  为弹道参数的采样频率;  $T_0$  为参与多项式回归平滑的第一个参数 (时间最小) 的时间;  $t$  为归整化变换后的测量数据时间序列。

[0018] S3 中, 通过仿真误差分析, 为尽可能地保证定位求速平滑精度, 比较选择  $p=2$  为实验效果最佳, 根据 S1 中定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型求取回归系数  $b_1, b_2$ , 并求得时间序列中点附近的事后处理的速度和加速度的多项式回归 (平滑) 分别为:

$$[0019] \quad y(T) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2$$

$$[0020] \quad \frac{dy}{dT} = F(b_1 + 2b_2 t)$$

$$[0021] \quad \frac{d^2 y}{dT^2} = F^2(2b_2)$$

[0022] 式中  $y(T)$  表示弹道参数的时间序列拟合多项式,  $\frac{dy}{dT}$  表示相对规整前的时间的速度,  $\frac{d^2 y}{dT^2}$  表示加速度。

[0023] 实时计算时, 当首次积累到 21 点时, 可一次性估计 (平滑) 算出全部 21 点参数, 或在

附近插值计算,当积累到22点时,去掉第一点,重新求解矩阵,进行多项式回归系数记忆累积,其中:

$$[0024] \quad b_0' = b_0$$

$$[0025] \quad b_1' = 0.05b_1 + 0.95b_{10}$$

$$[0026] \quad b_2' = 0.05b_2 + 0.95b_{20}$$

[0027] 式中: $b_0'$ 、 $b_1'$ 、 $b_2'$ ;  $b_0$ 、 $b_1$ 、 $b_2$ ;  $b_{00}$  ( $b_{00} \equiv 0$ )、 $b_{10}$ 、 $b_{20}$ 分别表示最新确定的、最新计算得出、上一回归周期确定的弹道参数的时间序列多项式0、1、2次项系数。

[0028] 计算时 $y(T)$ 始终用当前未加权的回归系数计算,而速度、加速度多项式回归系数用记忆累积,当记忆次数达20次以上时,且当 $\frac{d^2y}{dT^2} \leq a_{\max}$ 时, $\frac{dy}{dT} = F(b_1 + 2b_2t) + F^2(2b_2)$ ,其

中 $a_{\max}$ 为弹道参数 $y_j$ 时间序列在测量弧段最大的理论加速度, $F^2(2b_2)$ 为弹道参数速度上的加速度滞后补偿值,然后重复以上过程。

[0029] 有益效果

[0030] 本发明不要求测量数据不缺帧,利用对时间进行归整变换,建立误差收敛的定位信息的多项式回归记忆补偿求速的数学模型,避免了多项式回归矩阵的求逆病态发散;通过实时计算,进行多项式回归系数的记忆累积。最后结合记忆系数和加速度的滞后补偿值,实时确定最新时间附近的速度。

[0031] 本发明方法的特点是由于找到通过对时间序列进行归整的方法,解决了矩阵求逆出现病态发散的问题;用实测数据仿真实验出多项式回归记忆补偿方法,使求速误差快速收敛,这样求得的速度的精度和光滑度较以前用的方法有显著改善。

## 附图说明

[0032] 图1是系统集成示意图;

[0033] 图2是定位信息的多项式最小二乘回归求速的步骤图;

[0034] 图3是2阶多项式回归平滑求速与 $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速效果比较。

## 具体实施方式

[0035] 本发明的目的是提供一种在缺乏测速信息的情况下,通过其位置测量信息序列动态精确确定速度信息序列的方法,包括以下步骤:

[0036] S1:建立定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型;

[0037] S2:对时间序列进行归整;

[0038] S3:由S1中定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型,比较选择多项式阶数 $p=2$ 时,求取回归系数 $b_1$ 、 $b_2$ ,并求得时间序列中点附近的事后处理的速度和加速度;

[0039] S4:利用S3求取的回归系数、速度和加速度的公式,通过实时计算,进行多项式回归系数记忆累积;

[0040] S5:结合记忆系数和加速度的滞后补偿值,实时确定最新时间附近的速度。

[0041] 图1、图2在没有航天器飞行速度测量信息的情况下,通过图1所示的系统集成和图2所示的确定过程,由航天器飞行位置测量信息确定速度;应用本发明方法精确确定了航天器飞行速度,大大改进了由于没有航天器速度的测量信息时实时由其位置信息确定航天器

飞行速度的平滑度。

[0042] 图2,给出了定位信息的多项式最小二乘回归求速的步骤。

[0043] S1中建立定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型为:

$$[0044] \quad Y=DB+E, V=DU, B=(D^T D)^{-1} D^T Y$$

[0045] 式中:

$$[0046] \quad D = \begin{bmatrix} 1 & t_1 & t_1^2 & \cdots & t_1^p \\ 1 & t_2 & t_2^2 & \cdots & t_2^p \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & t_n & t_n^2 & \cdots & t_n^p \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_n \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \cdots \\ b_p \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} \frac{dy_1}{dt} \\ \frac{dy_2}{dt} \\ \cdots \\ \frac{dy_n}{dt} \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} 0 \\ 1b_1 \\ \cdots \\ pb_p \end{bmatrix}$$

[0047] 其中,  $b_j, j=0, 1, 2, \dots, p$  为待求多项式回归系数,  $y_j, j=1, 2, \dots, n$  为弹道参数  $x, y, z$  或测量元素  $R, A, E$  参数时间序列  $t$  的第  $j$  个采样点测量值,  $p$  为多项式阶数, 随机变量序列  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma), i=1, 2, \dots, n, \varepsilon_i, \varepsilon_j (i \neq j)$  互相独立, 服从 0 均值方差为  $\sigma$  的正态分布;  $t_i \sim N(0, \sigma), i=1, 2, \dots, n$  为测量参数的时间序列,  $n$  为多项式回归拟合段落点数,  $V$  为位置测量数据序列的速度序列,  $U$  为速度的系数向量,  $Y$  为弹道参数的时间序列测量值向量,  $D$  为时间序列矩阵,  $B$  为多项式回归系数向量,  $E$  为服从正态分布的随机向量。

[0048] 上述的多项式阶数  $p$  可取 2, 3, 4,  $\dots$  如  $p=0$ , 则为求  $y_j$  的平均值; 如  $p=1$ , 则可求  $y_j$  的多项式回归和期间速度的平均值, 但得不出加速度信息; 如  $p=0$ , 则为求  $y_j$  的平均值; 如  $p=1$ , 则可求  $y_j$  的多项式回归和期间速度的平均值, 但得不出加速度信息;  $n$  为多项式回归拟合段落点数, 对帧频为 20HZ 测元, 实时计算  $n$  取为 21, 为保证平滑求速精度和不影响实时性, 只能用端点平滑求速, 端点平滑求速的  $n$  取值不能太大, 太大需要积累的数据多, 影响实时性, 且第 1 点数据对最后的数据有滞后的影响; 实时计算  $n$  取值也不能太小, 太小, 平滑效果不能显现。实时计算且需要对求得的多项式系数加权并进行加速度滞后补偿, 加权及补偿方法需要用实测数据仿真计算探索。对事后计算, 回归段点数  $n$  取为 81, 取时间中点附近的平滑位置、速度及加速度结果, 这样可得到精确的平滑结果, 且不受数据 40 帧左右缺失的影响。

[0049] 为保证算法矩阵求逆不出现病态发散, S2 对时间序列进行归整的公式为:

$$[0050] \quad t = F(T - T_0)$$

[0051] 其中  $T$  为原测量数据时间序列变量 (不要求等间隔, 即实时计算时 1 个计算周期内可最多丢失 20 帧, 事后计算时 1 个计算周期内可最多丢失 40 帧);  $F$  为弹道参数的采样频率;  $T_0$  为参与多项式回归平滑的第一个参数 (时间最小) 的时间;  $t$  为归整化变换后的测量数据时间序列。

[0052] 必须对多项式回归平滑的时间矩阵进行归整。因为为求  $(D^T D)^{-1}$  的值, 对 2 阶多项式回归, 一次回归数据点数为 21, 出现近 8000 余次时间参数 6 次幂算术运算, 单次时间参数 6 次幂算术运算的浮点数项, 对精确到毫秒的数百秒大小的时间, 会至少产生 30 位有效位的数据, 小数点后有 18 位, 矩阵运算对角元素相乘再加减后。

[0053] 如不对时间参数  $T$  归整化, 则出现容易出现  $(D^T D)^{-1}$  的变异即矩阵求逆病态, 使得  $A = (A_{ij})_{3 \times 3} = (D^T D) (D^T D)^{-1}$  不为单位矩阵, 参见表 1。

[0054]

| T(s)    | A11   | A12   | A13   | A21   | A22   | A33   | A31   | A32   | A33   |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 210.042 | 1.000 | -0.00 | 0.00  | -0.01 | 1.000 | 0.00  | -1.76 | -0.01 | 1.000 |
| 210.092 | 1.000 | 0.00  | 0.00  | -0.01 | 1.000 | 0.00  | -1.55 | 0.00  | 1.000 |
| 210.142 | 1.000 | 0.00  | 0.00  | -0.02 | 1.000 | 0.00  | -3.36 | 0.01  | 1.000 |
| 210.192 | 1.000 | 0.00  | -0.00 | 0.00  | 1.000 | -0.00 | 0.37  | 0.01  | 1.000 |
| 210.242 | 1.000 | -0.00 | 0.00  | -0.01 | 1.000 | 0.00  | -2.87 | -0.01 | 1.000 |
| 210.292 | 1.000 | 0.00  | 0.00  | -0.01 | 1.000 | 0.00  | -2.96 | 0.00  | 1.000 |
| 210.342 | 1.000 | -0.00 | -0.00 | -0.02 | 1.000 | -0.00 | -3.19 | -0.03 | 1.000 |
| 210.492 | 1.000 | 0.00  | -0.00 | -0.01 | 1.000 | -0.00 | -1.72 | 0.00  | 1.000 |

[0055] 表1:时间序列不归整2阶多项式的 $A = (A_{ij})_{3 \times 3} = (D^T D) (D^T D)^{-1}$ 不为单位矩阵

[0056] 对时间参数归整,即取 $t = F(T - T_0)$ ,其中 $F$ 为弹道参数的采样频率。 $T_0$ 为参与多项式回归平滑的第一个(时间最小)参数的时间, $A = (A_{ij})_{3 \times 3} = (D^T D) (D^T D)^{-1}$ 精准变为单位矩阵,参见表2。

[0057]

| T(s)    | A11   | A12   | A13   | A21   | A22   | A33   | A31   | A32   | A33   |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 210.042 | 1.000 | -0.00 | -0.00 | -0.00 | 1.000 | -0.00 | -0.00 | -0.00 | 1.000 |
| 210.092 | 1.000 | 0.00  | 0.00  | 0.00  | 1.000 | 0.00  | 0.00  | 0.00  | 1.000 |
| 210.142 | 1.000 | -0.00 | 0.00  | -0.00 | 1.000 | 0.00  | -0.00 | -0.00 | 1.000 |
| 210.192 | 1.000 | -0.00 | 0.00  | -0.00 | 1.000 | 0.00  | -0.00 | -0.00 | 1.000 |
| 210.242 | 1.000 | 0.00  | 0.00  | 0.00  | 1.000 | 0.00  | 0.00  | 0.00  | 1.000 |
| 210.292 | 1.000 | -0.00 | -0.00 | -0.00 | 1.000 | -0.00 | -0.00 | -0.00 | 1.000 |
| 210.342 | 1.000 | -0.00 | 0.00  | -0.00 | 1.000 | 0.00  | -0.00 | -0.00 | 1.000 |
| 210.392 | 1.000 | -0.00 | 0.00  | -0.00 | 1.000 | 0.00  | -0.00 | 0.00  | 1.000 |

[0058] 表2:时间序列归整后2阶多项式的 $A = (A_{ij})_{3 \times 3} = (D^T D) (D^T D)^{-1}$ 为单位矩阵

[0059] S3中,建立误差收敛的定位信息的多项式回归记忆补偿求速的数学模型。通过仿真误差分析,为尽可能地保证定位求速平滑精度,比较选择 $p = 2$ 时实验效果最佳,根据S1中定位信息的多项式最小二乘回归求速的数学模型求取回归系数 $b_1$ 、 $b_2$ ,并求得时间序列中点附近的事后处理的速度和加速度的多项式回归(平滑)分别为:

[0060]  $y(T) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2$

[0061]  $\frac{dy}{dT} = F(b_1 + 2b_2 t)$

[0062]  $\frac{d^2 y}{dT^2} = F^2(2b_2)$

[0063] 式中 $y(T)$ 、 $\frac{dy}{dT}$ 、 $\frac{d^2 y}{dT^2}$ 分别表示弹道参数的时间序列拟合多项式、以及相对规整前的时间的速度和加速度表达式。

[0064] 实时计算时,当首次积累到21点时,可一次性估计(平滑)算出全部21点参数,或在附近插值计算,当积累到22点时,去掉第一点,重新求解矩阵,进行多项式回归系数记忆累积,其中:

[0065]  $b_0' = b_0$

[0066]  $b_1' = 0.05b_1 + 0.95b_{10}$

[0067]  $b_2' = 0.05b_2 + 0.95b_{20}$

[0068] 式中： $b_0'$ 、 $b_1'$ 、 $b_2'$ ； $b_0$ 、 $b_1$ 、 $b_2$ ； $b_{00}$  ( $b_{00} \equiv 0$ )、 $b_{10}$ 、 $b_{20}$ 分别表示最新确定的、最新计算出、上一回归周期确定的弹道参数的时间序列多项式0、1、2次项系数)

[0069] 式中 $b_{10}$ 、 $b_{20}$ 为上一平滑估计过程的 $b_1$ 、 $b_2$ 对应的系数，计算时 $y(T)$ 始终用当前未加权的回归系数计算，而速度、加速度多项式回归系数用记忆累积，当记忆次数达20次以上

时，且当  $\frac{d^2y}{dT^2} \leq a_{max}$  时， $\frac{dy}{dT} = F(b_1 + 2b_2t) + F^2(2b_2)$ ，其中 $a_{max}$ 为弹道参数 $y_j$ 时间序列在测量弧段最大的理论加速度， $F^2(2b_2)$ 为弹道参数速度上的加速度滞后补偿值，然后重复以上过程。

[0070] 图3，给出了2阶多项式回归平滑求速与 $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速效果比较，表明2阶多项式回归的速度误差分布被包络在 $\alpha\beta\gamma$ 微分平滑速度误差分布之内，二者差别较大。

[0071] 其中0型点线为 $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速与精确弹道速度误差分布曲线，•型点线为2阶多项式回归平滑求速与精确弹道速度的误差分布曲线(精确弹道指用短基线干涉仪测速信息解算的弹道)。

[0072] 下表为多项式回归平滑求速与 $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速效果稳定段统计数据，2阶多项式回归平滑求速、3阶多项式回归平滑求速与 $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速3种方法，速度总误差分别在2.67、3.67、14.57m/s左右，说明2阶多项式回归平滑求速效果最好，3阶多项式回归平滑求速效果次之， $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速效果最差。

|    | 2阶多项式回归平滑求速 |       | 3阶多项式回归平滑求速 |       | $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速 |       |
|----|-------------|-------|-------------|-------|--------------------------|-------|
|    | 总误差         | 平均误差  | 总误差         | 平均误差  | 总误差                      | 平均误差  |
| Vx | 2.68        | -0.38 | 3.95        | -0.37 | 14.57                    | 2.84  |
| Vy | 1.75        | 0.81  | 2.45        | 0.82  | 3.18                     | 1.22  |
| Vz | 2.81        | 0.56  | 3.67        | 0.52  | 15.09                    | 13.73 |

[0073] 表3: 多项式回归平滑求速与 $\alpha\beta\gamma$ 滤波求速效果稳定段统计数据

[0074] 以下是图3中与多项式回归平滑求速做比较的 $\alpha-\beta-\gamma$ 实时滤波的方法。

[0075] 1初值的选取

[0076] 第一、二点不进行滤波估值，第三点按下列方法估值：

[0077]  $\hat{a}_3 = -a_1/6 + a_2/3 + 5a_3/6$

[0078]  $\hat{u}_3 = -a_1/2 + a_3/2$

[0079]  $\hat{s}_3 = (a_1 - 2a_2 + a_3) / 2$

[0080] 从第四点开始，以为初值 $\hat{a}_3$ 、 $\hat{u}_3$ 、 $\hat{s}_3$ 进入 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波器，对新输入信息 $a_n$ 估值，得滤波估值 $\hat{a}_n$ 、 $\hat{u}_n$ 、 $\hat{s}_n$ 。

[0081] 2 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波器的计算公式

[0082] 预测：

[0083]  $\hat{x}_{n/n-1} = \hat{x}_{n-1} + \hat{u}_{n-1} + \hat{s}_{n-1}$

[0084]  $\hat{u}_{n/n-1} = \hat{u}_{n-1} + 2\hat{s}_{n-1}$

[0085]  $\hat{s}_{n/n-1} = \hat{s}_{n-1}$

[0087] 校正:

$$[0088] \quad \hat{x}_n = \hat{x}_{n/n-1} + \alpha (x_n - \hat{x}_{n/n-1})$$

$$[0089] \quad \hat{u}_n = \hat{u}_{n/n-1} + \beta (x_n - \hat{x}_{n/n-1})$$

$$[0090] \quad \hat{s}_n = \hat{s}_{n/n-1} + \gamma (x_n - \hat{x}_{n/n-1})$$

[0091] 滤波器的输入量为 $x_n$ (检择后的信息,  $n=1, 2 \cdots N$ ), 输出量为 $\hat{x}_n, dx_n, ddx_n$  ( $dx_n = \hat{u}_n/h, ddx_n = 2\hat{s}_n/h^2, h$ 为测量信息采样间隔时间), 并以 $\hat{x}_n, \hat{u}_n, \hat{s}_n$ 作为下一点采样信息的滤波初值。

[0092] 3滤波参数 $\alpha, \beta, \gamma$ 的选取

[0093] 对设备跟踪稳定2秒的测量信息的后10个采样点的信息, 我们用增长记忆滤波器的参数 $\alpha_n, \beta_n, \gamma_n$ 分别进行滤波,  $\alpha_n, \beta_n, \gamma_n$ 的值由下式计算:

$$[0094] \quad \alpha_n = 3(3N^2 - 3N + 2) / (N(N+1)(N+2))$$

$$[0095] \quad \beta_n = 18(2N - 1) / (N(N+1)(N+2))$$

$$[0096] \quad \gamma_n = 30 / (N(N+1)(N+2)) \quad N=1 \cdots 10;$$

[0097] 得到:

|        |      |                        |                        |                          |
|--------|------|------------------------|------------------------|--------------------------|
|        | N=1  | $\alpha_1=1$           | $\beta_1=3$            | $\gamma_1=5$             |
|        | N=2  | $\alpha_2=1$           | $\beta_2=2.25$         | $\gamma_2=1.25$          |
|        | N=3  | $\alpha_3=1$           | $\beta_3=1.5$          | $\gamma_3=0.5$           |
| [0098] | N=4  | $\alpha_4=0.95$        | $\beta_4=1.05$         | $\gamma_4=0.25$          |
|        | N=5  | $\alpha_5=0.8857143$   | $\beta_5=0.7714286$    | $\gamma_5=0.1428571$     |
|        | N=6  | $\alpha_6=0.8214286$   | $\beta_6=0.5892857$    | $\gamma_6=0.0892857$     |
|        | N=7  | $\alpha_7=0.7619048$   | $\beta_7=0.4642857$    | $\gamma_7=0.0595238$     |
|        | N=8  | $\alpha_8=0.7083333$   | $\beta_8=0.375$        | $\gamma_8=0.0416667$     |
| [0099] | N=9  | $\alpha_9=0.6606061$   | $\beta_9=0.3090909$    | $\gamma_9=0.030303$      |
|        | N=10 | $\alpha_{10}=0.618182$ | $\beta_{10}=0.2590901$ | $\gamma_{10}=0.02272723$ |

[0100] 此后, 滤波参数改用 $\alpha=0.2, \beta=0.014862535, \gamma=0.00018416391$ , 进入 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波器。

[0101] 对每个关机点后两秒时间内, 采用 $\alpha=0.6, \beta=0.18046526, \gamma=0.009115835$ 这组滤波参数进行滤波。

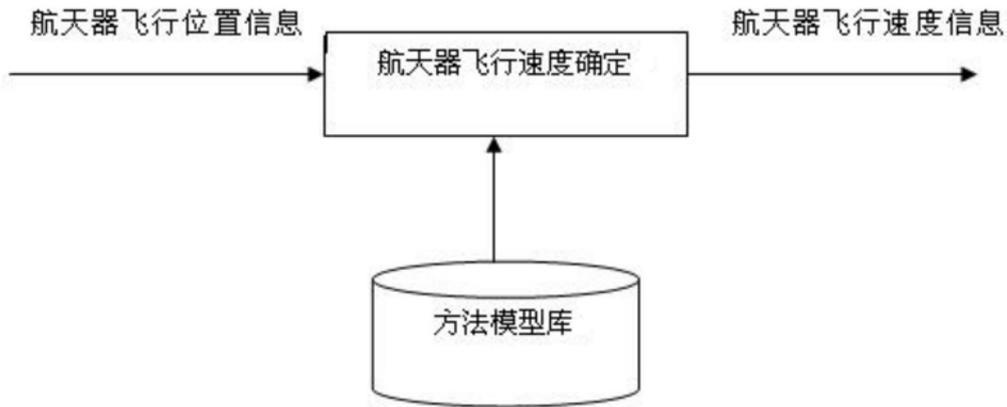


图1

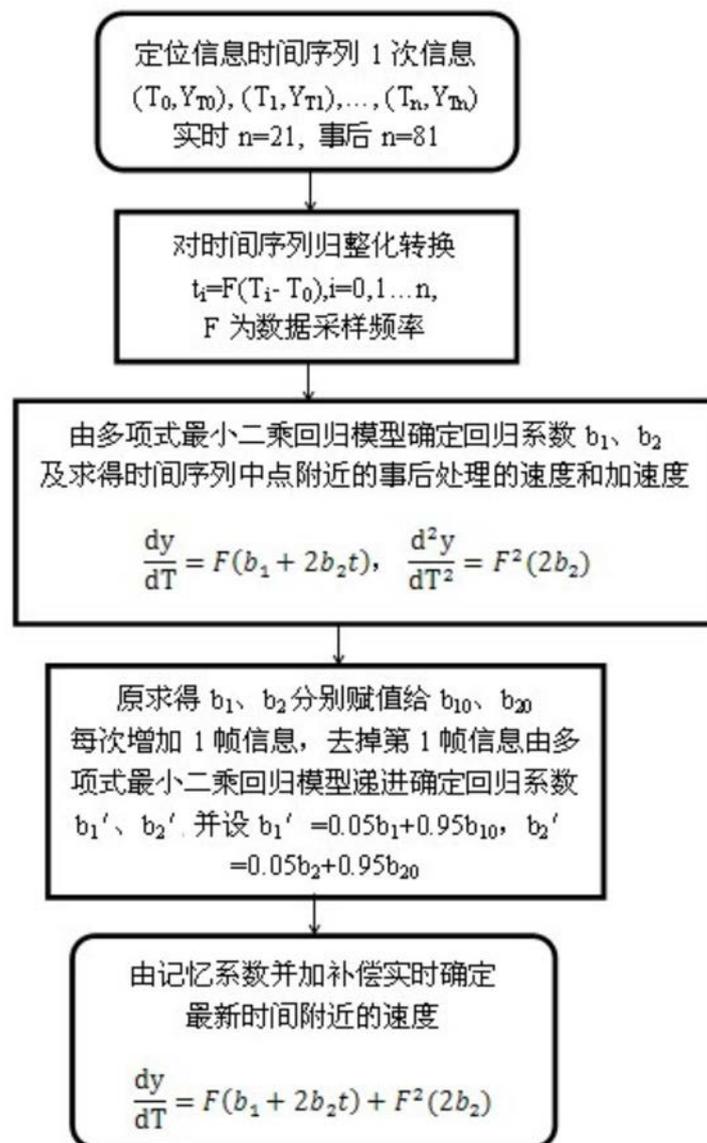


图2

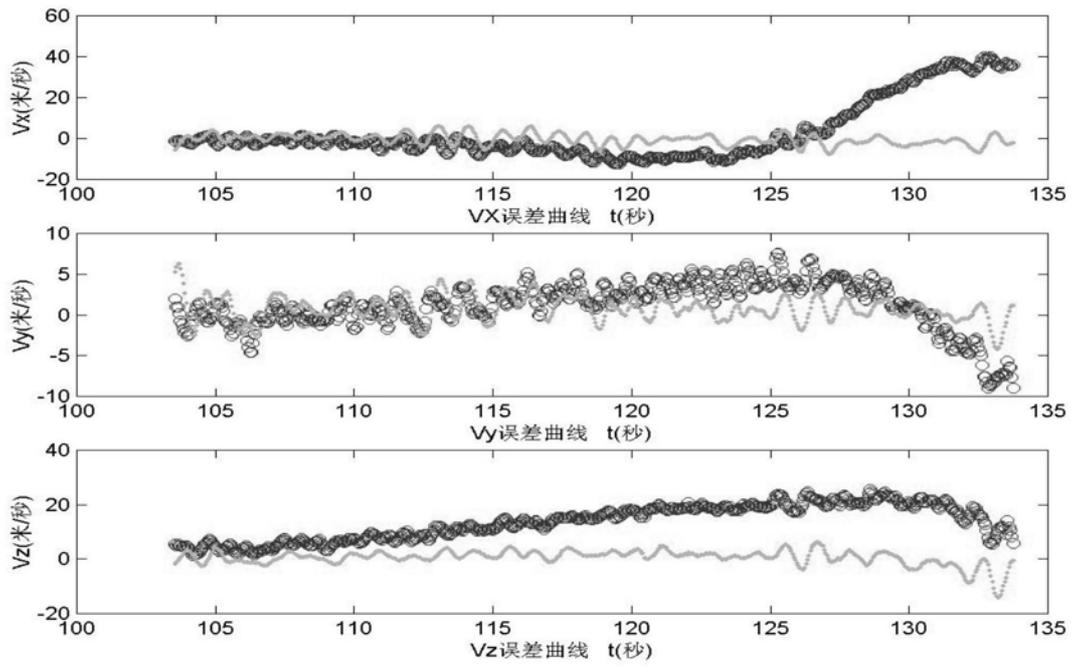


图3