车载 GPS/DR 组合导航系统的研究[1)]

郑平方 常 青 张其善 柳重堪
(北京航空航天大学 电子工程系)

摘 要 介绍了车载 GPS(Global Positioning System)/DR(Dead Reckoning)组合导航系统的设计,在对 GPS/DR 组合导航系统中主要误差来源分析的基础上,建立了表示这些误差的数学模型. 根据组合系统的数据融合原理,提出一种基于对观测量进行误差补偿的迭代扩展组合卡尔曼滤波算法. 对车载 GPS/DR 组合导航系统提供的实际数据的处理结果表明,该算法在提高 GPS 定位精度的情况下,能很好地修正 DR 系统的积累误差,大大提高了组合系统的完整性、可靠性.

关键词 航位推算法; 组合导航; 卡尔曼滤波; 全球定位系统
分类号 V 474.2

车辆作为人类活动的工具起着越来越重要的作用,如何有效地指挥和管理公共服务车辆已经成为交通运输和安全管理部门面临的一个重要问题,车辆导航定位系统受到人们的关注[1,2]. 全球定位系统(GPS)是美国国防部研制的第 2 代卫星导航与定位系统[3]. 它能为用户提供全天候、连续、实时的高精度位置、速度和时间信息. 但在城市高楼区、林荫道、涵洞等,常出现 GPS 卫星信号遮挡问题. 航位推算(DR ——Dead Reckoning)是一种常用的车辆定位技术,其基本原理是利用方向和速度传感器来推算车辆位置. 由于方向传感器的误差较大,且随时间的积累会发散,因此,航位推算方法不能单独、长时间地使用. 于是出现了 GPS/DR 组合导航系统. 本文介绍了车载 GPS/DR 组合导航系统的结构,建立了该导航系统的数学模型,并提出了一种对观测量误差补偿的迭代扩展组合卡尔曼滤波算法,对实际跑车数据的处理结果证明了该算法的有效性和实用性.

1 车载 GPS/DR 组合导航系统组成

车载 GPS/DR 组合导航系统主要由如下部分组成:GPS 接收机及 GPS 微带天线、陀螺和里程仪、中心控制器、液晶显示器、外存储器、红外遥控器、MODEM 以及 VHF 发射机(包括天线). 其结构框图如图 1 所示. 其中,中心控制器完成对 GPS、陀螺和里程仪的数据采集,然后进行数据融合,输出定位结果. 数据融合的算法对整个系统的定位精度起关键作用,必须仔细考虑.

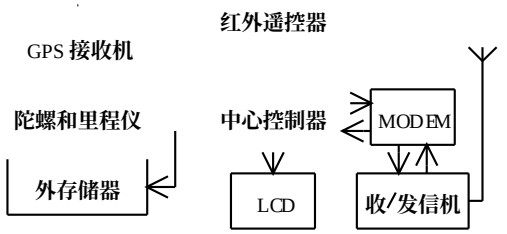


图 1 车载 GPS/DR 组合导航系统的组成

2 对观测量进行误差补偿的迭代扩展组合卡尔曼滤波方案

2.1 状态方程的建立

与航空导航不同的是陆地车辆的导航是在二维平面内进行的,因此组合导航系统的卡尔曼滤波的状态变量取为

$$X = [e \quad n \quad \dot{e} \quad \dot{n} \quad \ddot{e} \quad \ddot{n} \quad \varepsilon_e \quad \varepsilon_n \quad \delta_\theta \quad \delta_s]^T$$

其中 e 和 n 分别为东向和北向位置,m;$\dot{e}$ 和 $\dot{n}$ 分别为东向和北向速度,m/s;$\ddot{e}$ 和 $\ddot{n}$ 分别为东向和北向加速度,m/s^2;ε_e 和 ε_n 分别为各种误差源在 2 个坐标轴上造成的总的位置误差,m;δ_θ 为陀螺的误差,rad;δ_s 为里程仪的误差,m. 陀螺和里程仪的误差主要为随机噪声误差,由文献[4]知,可用一阶马尔可夫过程来描述 δ_θ 和 δ_s,即

$$\dot{\delta}_\theta = -\tau_\theta \delta_\theta + \omega_{\delta_\theta} \qquad \dot{\delta}_s = -\tau_s \delta_s + \omega_{\delta_s}$$

其中 ω_{δ_θ} 为均值为零,方差为 $q^2_{\delta_\theta}$ 的高斯白噪声;ω_{δ_s} 为均值为零,方差为 $q^2_{\delta_s}$ 的高斯白噪声;τ_θ 和 τ_s

收稿日期: 1998-04-29 第一作者 男 25 岁 硕士生 100083 北京
1) 国家重点科技攻关计划(96-1302-05-02)资助项目

是相关时间常数的倒数. 由文献[5]知,在 2 个坐标轴上造成的总的位置误差 ε_e 和 ε_n 可用一阶马尔可夫过程作为其模型,即

$$\dot{\varepsilon}_e = -\tau_e\varepsilon_e + \omega_e \qquad \dot{\varepsilon}_n = -\tau_n\varepsilon_n + \omega_n$$

其中 τ_e, τ_n 分别为对应马尔可夫过程的相关时间常数的倒数; ω_e, ω_n 分别为均值为零,方差为 q_e^2, q_n^2 的高斯白噪声. 由文献[6,7]知,可用机动加速度的"当前"统计模型来描述加速度,即

$$\ddot{e} = \bar{a}_e + a_e \qquad \dot{a}_e = -\alpha_e a_e + \omega_{a_e}$$

$$\ddot{n} = \bar{a}_n + a_n \qquad \dot{a}_n = -\alpha_n a_n + \omega_{a_n}$$

其中 a_e, a_n 为零均值有色加速度噪声; $\bar{a}_e$, $\bar{a}_n$ 为机动加速度均值,它在每一采样周期内为常数; α_e, α_n 为相关时间常数的倒数; ω_{a_e}, ω_{a_n} 为均值为零,方差为 $2\alpha_e\sigma_{a_e}^2$, $2\alpha_n\sigma_{a_n}^2$ ($\sigma_{a_e}^2$, $\sigma_{a_n}^2$ 为机动加速度的方差)的高斯白噪声. 综上误差模型得到系统的状态方程为

$$\dot{X}(t) = AX(t) + U + W(t)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0_{2\times2} & I_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & I_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & A_1 & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & A_2 & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & A_3 \end{bmatrix}$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} -\alpha_e & 0 \\ 0 & -\alpha_n \end{bmatrix} \qquad A_2 = \begin{bmatrix} -\tau_e & 0 \\ 0 & -\tau_n \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} -\tau_\theta & 0 \\ 0 & -\tau_s \end{bmatrix}$$

$$U = [0_{1\times4} \quad \alpha_e\bar{a}_e \quad \alpha_n\bar{a}_n \quad 0_{1\times4}]^T$$

$$W(t) = [0_{1\times4} \quad \omega_{a_e} \quad \omega_{a_n} \quad \omega_e \quad \omega_n \quad \omega_{\delta_\theta} \quad \omega_{\delta_s}]^T$$

2.2 状态方程的离散化

设采样周期为 T,可得到离散状态方程为

$$X(k+1) = \Phi(k+1)X(k) + U(k) + W(k)$$

其中 $X(k) = [e(k) \quad n(k) \quad \dot{e}(k) \quad \dot{n}(k) \quad \ddot{e}(k) \quad \ddot{n}(k) \quad \varepsilon_e(k) \quad \varepsilon_n(k) \quad \delta_\theta(k) \quad \delta_s(k)]^T$

$$\Phi = \begin{bmatrix} I_{2\times2} & TI_{2\times2} & C_1 & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & I_{2\times2} & C_2 & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & E_1 & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & E_2 & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & E_3 \end{bmatrix}$$

$$E_1 = \begin{bmatrix} e^{-\alpha_e T} & 0 \\ 0 & e^{-\alpha_n T} \end{bmatrix} \qquad E_2 = \begin{bmatrix} e^{-\tau_e T} & 0 \\ 0 & e^{-\tau_n T} \end{bmatrix}$$

$$E_3 = \begin{bmatrix} e^{-\tau_\theta T} & 0 \\ 0 & e^{-\tau_s T} \end{bmatrix}$$

C_i ($i = 1,2$) 和 $U(k)$ 见文献[7]; $W(k)$ 为离散时间白噪声序列,系统过程噪声协方差矩阵为

$$Q(k) = E[W(k)W^T(k)] = \begin{bmatrix} Q_1 & 0_{6\times4} \\ 0_{4\times6} & Q_2 \end{bmatrix}$$

其中 Q_1 见文献[7],

$$Q_2 = \mathrm{diag}\{q_{77}, q_{88}, q_{99}, q_{1010}\}$$

$$q_{77} = \sigma_{\varepsilon_e}^2(1 - e^{-2\tau_e T}) \qquad q_{88} = \sigma_{\varepsilon_n}^2(1 - e^{-2\tau_n T})$$

$$q_{99} = \sigma_{\delta_\theta}^2(1 - e^{-2\tau_\theta T}) \qquad q_{1010} = \sigma_{\delta_s}^2(1 - e^{-2\tau_s T})$$

2.3 观测方程的建立

将 GPS 接收机输出的位置信息 e_r, n_r、速度信息 $\dot{e}_r$, $\dot{n}_r$ 及陀螺和里程仪输出的距离和相对转角 s 和 θ 作为外部观测量,则外部观测量与状态量之间具有如下的关系:

$$z_1(k) = e_r(k) = e(k) + \varepsilon_e(k) + \nu_1(k)$$

$$z_2(k) = n_r(k) = n(k) + \varepsilon_n(k) + \nu_2(k)$$

$$z_3(k) = \dot{e}_r(k) = \dot{e}(k) + \nu_3(k)$$

$$z_4(k) = \dot{n}_r(k) = \dot{n}(k) + \nu_4(k)$$

$$z_5(k) = \theta(k) = \alpha(k) - \beta(k-1) + \delta_\theta(k) + \nu_5(k)$$

$$z_6 = s(k) = T\sqrt{\dot{e}^2(k) + \dot{n}^2(k)} + \delta_s(k) + \nu_6(k)$$

其中 $\alpha(k)$ 为 kT 瞬时时刻车辆运动方向与北向的夹角(以顺时针为正),其表达式为

$$\alpha(k) = \arctan\frac{\dot{e}(k)}{\dot{n}(k)} + \gamma$$

其中 γ 取 0, π, $-\pi$ 3 个值中之一;

$$\beta(k-1) = \alpha(0) + \sum_{i=1}^{k-1}[\theta(i) + \delta_\theta(i)]$$

$\nu_i(k)$ ($i = 1,2,3,4,5,6$) 为均值为零,方差为 r_i^2 的高斯白噪声. 于是观测方程为

$$Z(k) = h[X(k)] + V(k)$$

$$Z(k) = [e_r(k) \quad n_r(k) \quad \dot{e}_r(k) \quad \dot{n}_r(k) \quad \theta(k) \quad s(k)]^T$$

$$h[X(k)] = \begin{bmatrix} e(k) + \varepsilon_e(k) \\ n(k) + \varepsilon_n(k) \\ \dot{e}(k) \\ \dot{n}(k) \\ \arctan\dfrac{\dot{e}(k)}{\dot{n}(k)} + \gamma - \beta(k-1) + \delta_\theta(k) \\ T\sqrt{\dot{e}^2(k) + \dot{n}^2(k)} + \delta_s(k) \end{bmatrix}$$

$V(k)$ 的均值为零,方差为

$$R(k) = \mathrm{diag}\{r_1^2, r_2^2, r_3^2, r_4^2, r_5^2, r_6^2\}$$

由于观测方程为非线性的,为将其线性化,采用扩展卡尔曼滤波技术,即在一步预测值处将其

展成泰勒级数,并忽略高次项,得

$$Z(k) = H[X(k,k-1)]X(k) + V(k) + h[X(k,k-1)] - H[X(k,k-1)]X(k,k-1)$$

其中

$$H[X(k,k-1)] = \begin{bmatrix} I_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & I_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & I_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & H'_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & I_{2\times2} \end{bmatrix}$$

$$H'_{2\times2} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 \end{bmatrix} \qquad h_1 = \frac{\dot{n}}{\dot{e}^2 + \dot{n}^2}\Big|_{X(k,k-1)}$$

$$h_2 = \frac{-\dot{e}}{\dot{e}^2 + \dot{n}^2}\Big|_{X(k,k-1)}$$

$$h_3 = T\frac{\dot{e}}{\sqrt{\dot{e}^2 + \dot{n}^2}}\Big|_{X(k,k-1)}$$

$$h_4 = T\frac{\dot{n}}{\dot{e}^2 + \dot{n}^2}_{X(k,k-1)}$$

令　$\psi(k) = Z(k) - h[X(k,k-1)] + H[X(k,k-1)]X(k,k-1)$

则　$\psi(k) \approx H[X(k,k-1)]X(k) + V(k)$

该式便是线性化的观测方程.

2.4　递推算法

采用上面的离散化的状态方程和观测方程,标准卡尔曼滤波方程为

$$X(k) = X(k,k-1) + K(k) \cdot \{Z(k) - h[X(k,k-1)]\} \tag{1}$$

$$X(k,k-1) = \Phi(k,k-1)X(k-1) + U(k) \tag{2}$$

$$K(k) = P(k,k-1)H^{T}[X(k,k-1)] \cdot \{H[X(k,k-1)]P(k,k-1) \cdot H^{T}[X(k,k-1)] + R(k)\}^{-1} \tag{3}$$

$$P(k,k-1) = \Phi(k,k-1)P(k-1) \cdot \Phi^{T}(k,k-1) + Q(k-1) \tag{4}$$

$$P(k) = \{I - K(k) \cdot H[X(k,k-1)]\}P(k,k-1) \tag{5}$$

把加速度的一步预测看作在 kT 瞬时的"当前"机动加速度的均值,便可得到

$$X(k,k-1) = \Phi'(k,k-1) + X(k-1) \tag{6}$$

其中

$$\Phi'(k,k-1) = \begin{bmatrix} I_{2\times2} & TI_{2\times2} & 0.5T^2 I_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & I_{2\times2} & TI_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & I_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & E_2 & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & 0_{2\times2} & E_3 \end{bmatrix}$$

式(1),式(3)～式(6)便构成了加速度均值自适应的卡尔曼滤波算法.

由式(1)可知,陀螺和里程仪的误差必定会被引入到滤波器的位置、速度和加速度的估计中.由于随着时间的推移,陀螺和里程仪的误差会越来越大,因此滤波器的位置、速度和加速度的估计所受的影响也越来越大.为了减弱陀螺和里程仪的误差对滤波器的影响,应以 $k-1$ 时刻滤波器对陀螺和里程仪的误差估计,对观测向量 $Z(k)$ 进行误差补偿.另外,观测方程的线性化必然引入线性化误差,为抵消此误差,应采用迭代的方法.

假设 k 时刻 GPS 系统发生了丢星,不能给出定位解,那么卡尔曼滤波停止.此时由航迹推算系统按照以下的式子继续给出车辆的位置.

$$e(k') = e(k'-1) + s(k') \cdot \sin[\beta(k'-1) + \theta(k')]$$

$$n(k') = n(k'-1) + s(k') \cdot \cos[\beta(k'-1) + \theta(k')]$$

3　算法的跑车实验验证

为了验证前面提出算法的有效性,于 1998 年 4 月 3 日进行了跑车实验,路线为北京航空航天大学校内沿逸夫馆—体育馆—三号楼前—校正东门—一号楼前—主楼广场.

算法的初始条件选取为

$$\tau_e = \tau_n = 0.01 \qquad \sigma_{a_e} = \sigma_{a_n} = 0.8 \qquad \sigma_{\delta_s} = 2$$

$$X(0) = [z_1(0) \quad z_2(0) \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^{T}$$

$$\sigma_{\varepsilon_e} = \sigma_{\varepsilon_n} = 10 \qquad \sigma_{\delta_\theta} = 0.1$$

$$\alpha_e = 1 \qquad \alpha_n = 1$$

$$P(0) = \mathrm{diag}\{20^2, 20^2, 1^2, 1^2, 0.2^2, 0.2^2, 5^2, 5^2, 0.1^2, 2^2\}$$

$$R = \mathrm{diag}\{10^2, 10^2, 1^2, 1^2, 0.05^2, 2^2\}$$

经过数据处理,二者各种曲线比较如下.

图 2 为原始 GPS、原始 DR 以及 DR 系统经过

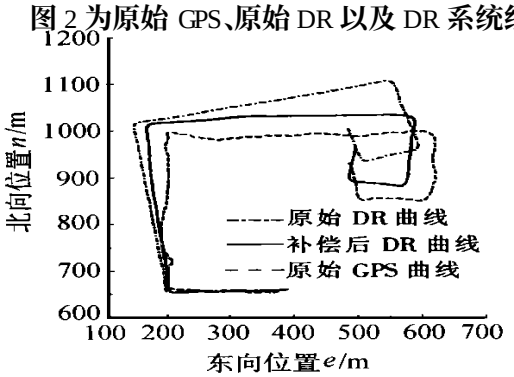


图 2　误差补偿曲线和原始测量曲线比较

误差补偿后的测量曲线,由图 2 可见,GPS 的测量曲线与实际路线基本重合,而 DR 系统的测量曲线随着时间的推移,误差逐渐积累,出现定位漂移,但经过误差补偿后,发散现象有了很大的改善.图 3 是 GPS 组合滤波后的曲线,由图 3 知,组合滤波曲线与 GPS 观测曲线基本一致,但是平滑效果显著.以上两图充分说明了算法的有效性.图 4 是在 A 点模拟 GPS 失效时切换到 DR 后的效果,可以看出,在短时间内,DR 系统完全可以满足定位精度的要求.

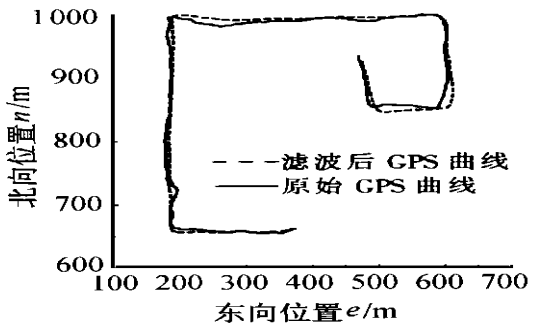


图 3 滤波曲线与原始测量曲线比较

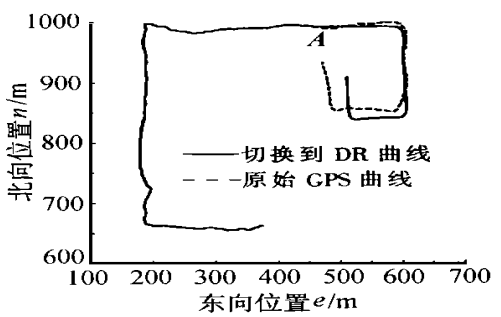


图 4 模拟曲线与原始测量曲线比较

4 结束语

从前面对实际跑车数据的处理结果可以看出,本文提出的迭代扩展组合卡尔曼滤波算法在提高 GPS 定位精度的情况下,有效地解决了 DR 系统误差积累发散问题,在短时间(至少 2 min)内,DR 完全可以满足定位精度的要求,提高了组合导航系统的完整性和可靠性.目前,整个组合导航系统软、硬件正在完善之中,一旦此工作得以完成,该系统将具有巨大的市场潜力.

参 考 文 献

1 Mar J, Leu J H. Simulation of the positioning accuracy of integrated vehicular navigation systems. IEE Proc —Radar, Sonar Navig, 1996, 143(2):121～128

2 吴秋平,王 庆,万德钧,等. 车载 GPS 组合导航与定位系统研究. 导航,1996,(4):18～24

3 刘基余,李征航,王跃虎,等. 全球定位系统原理及其应用. 北京:测绘出版社,1993

4 徐爱功. 用 GPS 观测值对数据进行非线性平滑的模型建立. 解放军测绘学院学报,1997,4(2):85～90

5 吴秋平,王 庆,万德钧,等. GPS 动态跟踪精度的研究. 导航,1997,(2):54～60

6 刘 渊. 城市车辆导航定位系统研究:[学位论文]. 北京:北京航空航天大学自动控制系,1997

7 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪. 北京:国防工业出版社,1991

Study of GPS/DR Integrated Navigation System for Vehicle

Zheng Pingfang Chang Qing Zhang Qishan Liu Zhongkan

(Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Dept. of Electronic Engineering)

Abstract The design of the GPS/DR integrated navigation system is presented and the main error sources which affect the GPS/DR system position accuracy are also analyzed. A mathematical model is founded to represent these main errors and an extended, iterated and federated Kalman filter algorithm is propounded which is based on compensating for some observation errors according to the principle of data fusion of the GPS/DR integrated system for vehicle. The Experimental results demonstrate that this filter algorithm can improve the positioning accuracy of the GPS system, correct the accumulating error of the DR system at the same time, and enhance the GPS/DR integrated system reliability and integrity greatly.

Key words dead reckoning; integrated navigation; Kalman filter; global position system