

## ◎ 工程与应用 ◎

## 车辆导航中的交互多模卡尔曼滤波跟踪方法

孔金生, 翟 弦

KONG Jin-sheng, ZHAI Xian

郑州大学 电气工程学院, 郑州 450001

College of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

E-mail: freezx1323@163.com

KONG Jin-sheng, ZHAI Xian. Application of IMM-kalman filter algorithm in vehicle navigation system. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(14): 198-200.

**Abstract:** The extended and application of common kalman filter technique used in the GPS vehicle navigation system is studied, two basic models of the vehicle movement is established. Based on the maneuvering target, the Interaction Multiple Model kalman (IMM-kalman) filter algorithm is introduced. This method can effectively reduce the tracking error, and to overcome the traditional target tracking algorithms such as the lag of shortcomings.

**Key words:** Interaction Multiple Model kalman (IMM-kalman) filter; vehicle navigation; target tracking

**摘 要:** 对 GPS 车辆定位中常用的卡尔曼滤波技术的扩展与应用进行了研究, 建立了车辆运动的两种基本模型, 并针对车辆机动目标给出了基于交互多模卡尔曼滤波跟踪的车辆导航方法, 该方法能够有效地减小跟踪误差, 并克服了传统目标跟踪算法的滞后性等缺点。

**关键词:** 交互多模卡尔曼滤波; 车辆导航; 目标跟踪

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.14.061 文章编号: 1002-8331(2009)14-0198-03 文献标识码: A 中图分类号: U491

## 1 前言

随着智能交通(ITS)技术的发展, 车辆的实时导航越来越受到关注。车辆导航中关键技术之一就是连续、实时、准确地确定车辆的位置。目前使用的车辆定位设备大多数是采用全球卫星定位系统(GPS), 由于车辆在行进中的定位属于动态过程, GPS 在动态定位数据中存在着影响定位精度的随机误差。文献[1]对车载 GPS/DR 组合导航系统进行了深入地分析, 但该组合系统复杂、成本高, 不能满足普通导航的需要。文献[2]运用强跟踪动态定位模型方法, 将 GPS 的误差等效为马尔可夫过程, 运算量大, GPS 定位信号仍存在一定的随机干扰。文献[3]对组合导航系统采用联邦卡尔曼滤波方法, 容错性和环境适应性较好, 但优化滤波器结构和信息分配系数也是一个亟待解决的问题。文献[4]运用交互多模算法来提高跟踪低空目标的性能, 并且提出了一种去相关的滤波方法来克服多径误差相关性的影响, 但对于车辆的跟踪效果有限。目前的 GPS 动态滤波模型中, 载体运动模型大多采用 Singer 模型, 此模型对于等速和等加速范围的载体运动最适宜, 而对较大的、持续的机动造成影响描述不准确, 且由此所引起的滤波误差较大。在此背景下, 提高对高速高机动目标的跟踪性能便成为越来越重要的问题, 迫切需要研究性能更为优越的跟踪滤波方法。

本文给出了一种交互多模型卡尔曼滤波(IMM-kalman)算法, 并对车辆运动模型进行了仿真分析, 结果证明该算法能更好地反映目标实际的机动情况, 在性能和计算复杂度之间得到了较好的平衡, 跟踪机动目标的能力更强、效果更佳。

## 2 车辆运动模型

车辆运动的坐标系为东北天地理坐标系, 其数学模型如下:

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1} \\ Z_k = H_k X_k + V_k \end{cases} \quad (1)$$

## 2.1 恒速(CV)模型(非机动模型)

假定 GPS 数据接收周期为  $T$ , 当车辆以恒定速度运动时, 状态变量为  $X = [e, v_e, n, v_n]^T$ ,  $e, n$  分别为车辆东向及北向的位置,  $v_e, v_n$  分别车辆的东向和北向速度。则状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} X(k+1) = \Phi X(k) + G W(k) \\ Z(k) = H X(k) + V(k) \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{式中 } \Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} T/2 & 2 \\ 1 & 0 \\ 0 & T/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, W =$$

$[w_1 \ w_2]^T$ ; 系统噪声  $W$  为零均值、方差阵为  $Q$  的高斯随机序

基金项目: 河南省教育厅科技攻关项目(the Education Department of Henan Province Programs for Science and Technology Development)。

作者简介: 孔金生(1963-), 男, 博士后, 教授, 研究方向: 复杂系统的优化与控制; 翟弦(1982-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 信息采集与处理。

收稿日期: 2008-03-18

修回日期: 2008-06-10

列; 观测噪声  $V$  为零均值、协方差阵为  $R$  的白噪声, 与  $W$  互不相关。  $W$ 、 $V$  在两个坐标方向上的加速度相互独立并具有相同的方差  $\sigma_a^2$ , 即:  $Q = \sigma_a^2 I$ ,  $E[W(k)] = 0$ ,  $E[W(k)W^T(j)] = Q\delta_{kj}$ 。

## 2.2 恒加速(CA)模型(机动模型)

假定 GPS 数据接收周期为  $T$ , 当车辆为恒定的加速度在运动, 系统的状态变量为  $X^m = [e, v_e, a_e, n, v_n, a_n]^T$ ,  $e, n$  分别为车辆东向及北向的位置,  $v_e, v_n$  分别为车辆的东向及北向速度,  $a_e, a_n$  分别为车辆的东向及北向加速度。则状态方程和观测方程可表示为:

$$\begin{cases} X^m(k+1) = \Phi^m X^m(k) + G^m W^m(k) \\ Z^m(k) = H^m X^m(k) + V^m(k) \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{式中 } \Phi^m = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G^m = \begin{bmatrix} T^2/4 & 0 \\ T/2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & T^2/4 \\ 0 & T/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, H^m =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, W^m = [w_1^m \quad w_2^m]^T; \text{系统噪声 } W^m \text{ 及观测噪声 } V^m \text{ 与恒速模型相同。}$$

## 3 车辆导航中的交互多模卡尔曼滤波跟踪方法

当前的各种机动模型对不同的机动模式各有优劣, 若只用其中一种进行跟踪, 则当目标的机动模式变化时, 不可避免会出现模型不匹配的情况, 导致跟踪误差变大。所以应建立一种算法使几种模型可以互相弥补彼此的不足, 从而改善跟踪性能。

交互多模(IMM)算法是一种基于“软切换”的机动目标跟踪方法。其主要原理是: 使用多个不同的运动模型分别匹配目标的不同运动状态; 不同模型间的转移概率是一个马尔可夫链; 目标状态的估计和模型概率的更新使用 Kalman 滤波。交互多模型算法的一个关键因素是目标运动模型, 它应能尽可能真实地反映目标的实际机动情况<sup>[5-6]</sup>。

### 3.1 建立基于交互多模卡尔曼滤波跟踪的车辆导航模型

交互多模估计首先设计一个含有多个模型的模型集来描述系统可能的运动模型, 模型集的建立要符合贝叶斯的完备性与独立性原则, 并假设模型之间的转移是马尔可夫过程。本文选取 DR 为主系统, 以东北位置, 北向位置和航向角为滤波器状态变量建立滤波方程, GPS 作为辅助导航系统提供观测信息, 交互多模卡尔曼滤波输出的导航参数估计值就是系统最终的定位结果。利用航位推算定位首先要考虑车体姿态的问题, 正常情况下车辆是平稳行驶的, 因此认为滚转角和俯仰角接近零, 仅考虑车辆的航向角  $\alpha$  (本体系  $y$  轴与正北方向夹角, 顺时针为正), 可以得到滤波器状态方程:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + v(k) \sin(\alpha(k)) \Delta t + \xi_x(k) \\ y(k+1) = y(k) + v(k) \cos(\alpha(k)) \Delta t + \xi_y(k) \\ \alpha(k+1) = \alpha(k) - w_z(k) \Delta t + \xi_\alpha(k) \end{cases} \quad (4)$$

以 GPS 输出的东向、北向位置, 东向、北向速度为观测量的观测方程:

$$\begin{cases} x_{gps}(k) = x(k) + \eta_x(k) \\ y_{gps}(k) = y(k) + \eta_y(k) \\ v_{e_{gps}}(k) = v(k) \sin \alpha(k) + \eta_{ve}(k) \\ v_{n_{gps}}(k) = v(k) \cos \alpha(k) + \eta_{vn}(k) \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $x, y$  为东向和北向位置,  $v$  为车辆前向速度,  $w_z$  是安装在本体系坐标轴的陀螺测量得到的航向角速率,  $\xi, \eta$  分别为系统噪声和观测噪声,  $\Delta t$  为采样时间间隔, 可见状态方程和观测方程都是非线性的。

考虑车辆行进过程中的系统噪声与量测噪声变化的不确定性, 引入一组系统白噪声和观测白噪声, 其方差阵分别记为  $Q_i, R_i$  得到一组模型集:

$$X(k+1) = f(X(k), u) + \xi(k, m(k)) \quad (6)$$

$$Z(k) = h(X(k)) + \eta(k, m(k))$$

### 3.2 车辆导航中的交互多模卡尔曼滤波跟踪方法

根据文献[7], 若交互多模算法采用  $r$  个模型, 则模型  $j$  的过程方程为:

$$X(k+1) = \Phi_j X(k) + W_j(k), j=1, \dots, r \quad (7)$$

式中,  $\Phi_j$  为模型  $j$  的过程矩阵;  $W_j(k)$  是均值为零、协方差矩阵为  $Q_j$  的白噪声序列, 即过程噪声。

模型  $j$  的测量方程为:

$$Z(k) = H_j X(k) + V_j(k) \quad (8)$$

式中,  $H_j$  为模型  $j$  的测量矩阵;  $V_j(k)$  是均值为零、协方差矩阵为  $R$  的白噪声序列, 即观测噪声。马尔可夫转移概率矩阵为:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{1r} \\ p_{r1} & \dots & p_{rr} \end{bmatrix}$$

式中,  $p_{ij}$  是模型  $i$  转移到模型  $j$  的转移概率。

交互多模卡尔曼滤波算法步骤如下:

(1) 输入交互

$$X^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) = \sum_{i=1}^r X^i \left( \frac{k-1}{k-1} \right) \mu_{ij} \left( \frac{k-1}{k-1} \right), j=1, \dots, r \quad (9)$$

$$P^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) \left\{ P^i \left( \frac{k-1}{k-1} \right) + \left[ X^i \left( \frac{k-1}{k-1} \right) - X^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) \right] \left[ X^i \left( \frac{k-1}{k-1} \right) - X^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) \right]^T \right\} \quad (10)$$

式中  $\mu_{ij} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) = P\{M_i(k-1) | M_j(k), Z^{k-1}\} = p_{ij} \mu_i(k-1) \bar{c}_j$ ,  $Z^{k-1}$  是直到  $k-1$  时刻的累计量测值,  $\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1)$  为归一化常数。

(2) 卡尔曼滤波

此时, 对应模型  $j$ , 以  $X^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right)$ ,  $P^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right)$  和  $Z(k)$  作为输出进行卡尔曼滤波, 具体过程是:

$$X^j \left( \frac{k}{k-1} \right) = \Phi_j X^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) \quad (11)$$

预测误差协方差:

$$P^j \left( \frac{k}{k-1} \right) = \Phi_j P^{0j} \left( \frac{k-1}{k-1} \right) \Phi_j^T + Q_j \quad (12)$$

卡尔曼增益:

$$K_j(k) = P^j \left( \frac{k}{k-1} \right) H^T \times \left[ H P^j \left( \frac{k}{k-1} \right) H^T + R \right]^{-1} \quad (13)$$

滤波:

$$X^j \left( \frac{k}{k} \right) = X^j \left( \frac{k}{k-1} \right) + K_j(k) \left[ Z(k) - H X^j \left( \frac{k}{k-1} \right) \right] \quad (14)$$

滤波协方差:

$$P^j \left( \frac{k}{k} \right) = [I - K_j(k) H] P^j \left( \frac{k}{k-1} \right) \quad (15)$$

模型概率更新:

$$\mu_j(k) = P\{M_j(k) | Z^k\} = P\{Z(k) | M_j(k), Z^{k-1}\} P\{M_j(k) | Z^{k-1}\} =$$

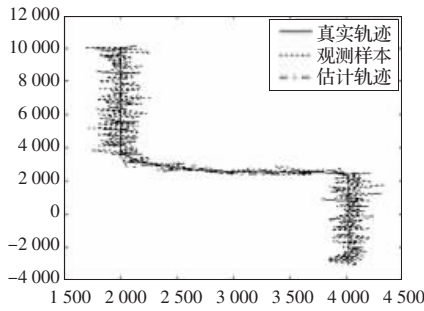


图1 GPS 原始数据及处理数据、结果图

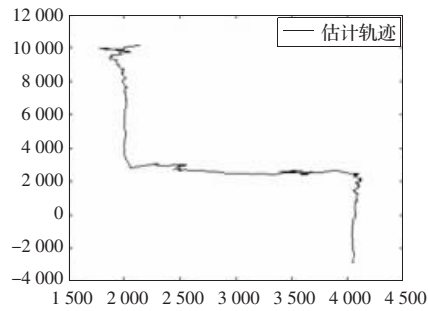


图2 GPS 数据滤波处理轨迹

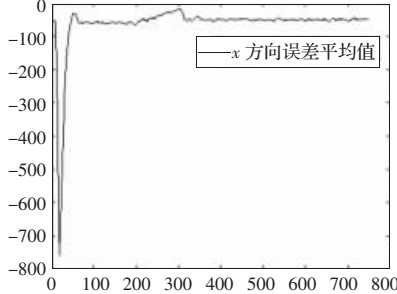


图3 GPS 数据位置估计误差平均值曲线

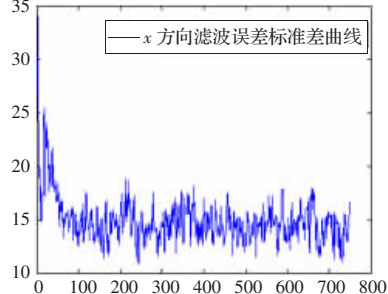


图4 GPS 数据滤波误差标准差曲线

$$\frac{1}{c} \Lambda_j(k) \sum_{i=1}^r p^{ij} \mu_i(k-1) = \Lambda_j(k) \bar{c}_j / c \quad (16)$$

上式中,  $c$  为归一化常数,  $c = \sum_{i=1}^r \Lambda_j(k) \bar{c}_j$ ;  $\Lambda_j(k)$  为观测  $Z(k)$  的似然函数:

$$\Lambda_j(k) = P\{Z(k) | M_j(k), Z^{k-1}\} = \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2} v_j^T S_j^{-1}(k) v_j\right\}}{\sqrt{2\pi |S_j(k)|^{1/2}}} \quad (17)$$

其中  $v_j(k) = Z(k) - HX^j(k/k-1)$ ,  $S_j(k) = HP^j(k/k-1)H^T + R$ 。

(3) 输出交互

$$X\left(\frac{k}{k}\right) = \sum_{j=1}^r X^j\left(\frac{k}{k}\right) \mu_j(k) \quad (18)$$

$$P\left(\frac{k}{k}\right) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \left\{ P^j\left(\frac{k}{k}\right) + \left[ X^j\left(\frac{k}{k}\right) - X\left(\frac{k}{k}\right) \right] \left[ X^j\left(\frac{k}{k}\right) - X\left(\frac{k}{k}\right) \right]^T \right\} \quad (19)$$

### 3.3 仿真分析

在东北天坐标系中对一平面上运动的车辆进行观测。假定车辆的起始点为(2 000 m, 10 000 m); 目标在  $t=0\sim 400$  s 沿  $y$  轴做恒速直线运动, 运动速度为  $-15$  m/s; 在  $t=400\sim 600$  s 向  $x$  轴方向做的慢转弯, 加速度为  $u_x = u_y = 0.075$  m/s<sup>2</sup>, 完成慢转弯之后加速度将降为零; 从  $t=610$  s 开始向  $y$  轴方向做  $90^\circ$  的快转弯, 加速度是  $-0.3$  m/s<sup>2</sup>, 在  $660$  s 结束转弯, 加速度降为 0。

交互多模卡尔曼滤波算法中, 采用三个模型。第一个模型采用恒速模型(非机动模型); 第二、三模型采用恒加速模型(机动模型), 第二个模型的  $q$  值为  $q_2 = 0.001 2$ , 而第三个模型的  $q$  值为  $q_3 = 0.014 3$ ; 控制模型转换的马尔可夫链的转移概率矩阵为:

$$P = \begin{bmatrix} 0.890 & 0.055 & 0.055 \\ 0.055 & 0.890 & 0.055 \\ 0.055 & 0.055 & 0.890 \end{bmatrix}$$

在跟踪的开始, 首先采用常规卡尔曼滤波(非机动模型)进行跟踪, 从第 50 次采样开始, 采用三模型的交互多模卡尔曼滤波算法。经过仿真得到仿真结果如图 1~图 4 所示。

图 1~图 4 给出了 IMM-Kalman 算法目标轨迹曲线、观测样

本曲线、滤波数据曲线以及位置估计误差平均值和标准差曲线, 从这些图中可以看出, 在开始时滤波误差较大, 但随着时间的推移, 滤波误差迅速降低, 估计值逐步逼近真实轨迹, 当模型之间转换时, 会带来较大的误差。IMM-Kalman 滤波算法假定有多个目标模型存在, 每个模型滤波器都有可能成为当前有效的系统模型滤波器, 这个根据车辆机动情况而定, 该灵活性使得滤波跟踪误差大大减小。

## 4 结论

如何有效地克服 GPS 动态定位时卡尔曼滤波器造成的发散现象, 在车辆导航系统中是非常重要的。IMM-Kalman 滤波算法, 是一种有效的机动目标跟踪算法, 其明显的特点就是能够对目标的运动状态进行有限模式的估计, 并能根据各模式之间的转移概率进行转换。该算法通过对车辆运动状态的建模及仿真分析, 可以看出能够有效地提高滤波数值的稳定性和运用 GPS 进行车辆定位的精度, 交互多模算法从理论上克服了传统的目标跟踪算法的滞后性等缺点, 说明了提出的基于交互模算法的卡尔曼滤波从理论上优于标准卡尔曼滤波。

## 参考文献:

- [1] 万德钧, 房建成, 王庆. GPS 动态滤波的理论、方法及其应用[M]. 南京: 江苏科技出版社, 2002.
- [2] 王新龙, 申功勋, 丁杨斌. 利用 GPS 进行车辆动态定位的自适应模型研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(1): 103-105.
- [3] 陈则王, 袁信. 联合卡尔曼滤波在车辆组合导航系统中的应用[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2005(28): 86-90.
- [4] 韩兴斌, 胡卫东, 杨世海. 应用交互多模算法跟踪低空目标[J]. 火力与指挥控制, 2003, 28(5): 48-51.
- [5] 王军, 吴成富. 一种改进的交互多模型算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(13): 83-86.
- [6] Daubechies I. The wavelet transform, time frequency localization and signal analysis[J]. IEEE Trans on Information and Theory, 1990, 36: 961-1005.
- [7] 易令, 吕明. 使用交互多模型算法的高速高机动目标跟踪[J]. 雷达科学与技术, 2006, 4(3): 143-147.