

一种车辆机动目标跟踪的多传感器信息融合估计算法

张文峰¹, 胡振涛², 程建兴³

(1. 西北工业大学 自动化学院; 2. 航海学院; 3. 机电学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 为了保证自动高速公路系统对车辆机动目标的实时、精确跟踪, 提出了一种车辆机动目标状态的多传感器信息融合估计算法. 建立了车辆运动状态的离散时间多模式非线性动态系统模型, 利用当前时刻的各个传感器量测数据, 结合交互式多模型和扩展卡尔曼滤波器得到各个局部状态估计值和滤波误差协方差阵, 并采用动态加权信息融合准则获得更为精确的车辆融合航迹估计值. 通过仿真验证表明这种多传感器信息融合估计算法能实时有效地提高车辆机动目标跟踪精度.

关键词: 车辆; 机动目标跟踪; 交互式多模型; 扩展卡尔曼滤波; 信息融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2009) 01-0036-04

对高速公路车辆进行实时、精确的跟踪是自动高速公路系统研究中的重要内容之一. 为了达到这一目的, 需要为监控中心提供可靠和准确的车辆当前运动状态信息. 这些信息一般都是通过监控雷达测量得到的, 而监控雷达由于受自身精度和外界环境的扰动的影响, 其实时量测数据的可靠性和准确性很难保障, 因而仅仅利用单部监控雷达的量测估计车辆的当前状态, 必然会出现较大的跟踪定位误差. 而多传感器信息融合技术可通过融合多个传感器在空间或时间上的冗余和互补信息, 全面准确地描述被测对象, 得到车辆较精确的状态估计精度, 从而克服了单个传感器量测的不确定和局限性. 在融合系统的结构上, 集中式与分布式融合是最基本的两种结构, 分布式融合由于对于资源需求相对较低且具有较强的容错性、较好的实时性、稳定性和可扩展性等优点而在实际工程中被广泛地采用^[1]. 在分布式融合系统中如何给来自多传感器信息配置合理的权重, 实现对于冗余和互补信息充分提取和利用是较好融合获取车辆运动状态信息的关键. 基于此类问题的研究, 国内外学者做了大量工作. 文献[2-3]讨论了基于传感器精度的加权融合准则, 但当量测向量为高维度时, 由于量测分量的属性不同及量纲的不一致性, 对于传感器精度的有效度量将很难实现. 文献[4-5]基于不确定信息的特性首先提出了一种利用置信距离对量测数据进行一致性检验的信息融合算法, 但算法中用以计算量测数据相互支持程度的置信度函数构建存在着基于专家知识或先验信息的门限设置问题, 门限设置的优劣将直接关系到对量测数据中冗余信息和互补信息的利用

程度. 这些因素对滤波最终结果会导致跟踪精度受影响. 文献[6-7]采用了表征滤波精度的估计误差协方差为参量实现局部状态估计权重的优化, 理论上可以得到最小方差的无偏估计, 并且权重的获取是一种在线计算, 融合了当前的量测信息, 具有较强的鲁棒性, 但实际上考虑到车辆运动状态的多样性和系统建模的非线性, 计算的效率不高无法满足实时状态估计以实现机动精确的目标跟踪. 针对以上问题, 并且考虑到高速公路上的车辆包含有多种运动状态, 如匀速、加速等状态, 如果用单一的运动模型来描述运动物体, 会由于运动模型与实际情况的不相符而降低运动状态估计的精度, 因而首先采用离散时间多模式非线性动态系统模型来对车辆机动运动状态进行建模, 并利用交互式多模型算法(MM)和扩展卡尔曼滤波器(EKF)相结合, 使用单传感器的量测数据来实现车辆机动目标的局部状态估计, 同时依据滤波误差协方差阵具有表征目标当前状态估计精度性质, 采用动态加权信息融合准则在线获得更为精确的车辆融合航迹估计值, 以实现自动高速公路系统车辆机动目标的实时、高精度跟踪. 最后通过仿真试验验证了这种车辆机动目标跟踪的多传感器信息融合估计算法的有效性.

1 车辆运动状态建模

车辆运动状态可考虑采用如下的离散时间多模式非线性动态系统模型来表示:

$$\mathbf{x}_j(k) = \mathbf{f}_j(\mathbf{x}_j(k-1)) + \mathbf{w}_j(k-1), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_l(k) = \mathbf{h}_l(\mathbf{x}_j(k)) + \mathbf{v}_l(k). \quad (2)$$

其中, k 表示采样时刻, $\mathbf{x}_j(k)$ 是 n 维系统状态

收稿日期: 2008-04-22

基金项目: 广东省工业攻关计划项目(2007B080701001); 广东省高速公路有限公司研究项目(粤高路建函[2006]46号)

作者简介: 张文峰(1968-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为系统规划和交通监控.

向量, $f_j(\cdot)$ 和 $h_l(\cdot)$ 分别是系统的状态和量测演化函数, $z_l(k)$ 是 m 维量测向量, 并假定过程噪声 $w_j(k)$ 是加性零均值方差为 $Q_j(k)$ 的白噪声, 量测噪声 $v_l(k)$ 是加性零均值方差为 $R_l(k)$ 的白噪声, 同时 $w_j(k)$ 和 $v_l(k)$ 相互独立且与系统状态无关, 其中 j 和 l 分别表示系统状态模式和传感器的标号. 设 m_j 为状态有限、时间离散的马尔可夫链, 系统模式的马尔可夫转移概率为: $p\{m_j(k+1)|m_i(k)\} = \pi_{ji}, \forall i, j \in M$.

2 基于 EKF 的交互式多模型算法

交互式多模型算法 (MM) 总保持所有的模型并行工作, 每个模型对应一个不同过程噪声水平, 是一种基于“软切换”的机动目标跟踪方法. 这种方法对不同车辆运动状态或同一车辆的不同运动阶段, 应用不同模型滤波器, 并用计算的概率权值对这些模型输出进行综合. 对每个车辆运动模型, 除了状态估计外还保持一个概率估计, 并利用这个概率估计来描述车辆运动与每个模型的一致程度^[8]. 由于车辆运动状态采用非线性系统模型来表示, 因而这里子滤波器选用扩展卡尔曼滤波器 (EKF), 并将两者有机地结合进而得到 MM-EKF 滤波器. 具体算法步骤如下:

步骤 1 模型 j 的混合估计:

在 $k-1$ 时刻模型 j 的概率: $\mu_j(k-1)$,
模型预测概率:

$$\mu_j^- = \sum_{i=1}^M \pi_{ji} \mu_i(k-1), \tag{3}$$

模型的混合概率:

$$\mu_{1j} = \pi_{ji} \mu_i(k-1) / \Lambda_j^-, \tag{4}$$

对模型 j 混合状态估计:

$$\hat{X}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^M \hat{X}_i(k-1|k-1) \mu_{1j}, \tag{5}$$

对模型 j 混合状态协方差估计:

$$P_{0j} = \sum_i \mu_{1ij} \{P_i(k-1|k-1) + V_{ij}\}, \tag{6}$$

式中

$$V_j = [\hat{X}_i(k-1|k-1) - \hat{X}_{0j}(k-1|k-1)] \times [\hat{X}_i(k-1|k-1) - \hat{X}_{0j}(k-1|k-1)]^T.$$

步骤 2 模型 j 的 EKF 滤波:

$$\begin{aligned} \hat{X}_j(k|k|k-1) &= f_j(\hat{X}_{0j}(k-1|k-1)), \tag{7} \\ P_j(k|k-1) &= F_j(k-1)P_{0j}(k|k-1)F_j^T(k-1) + Q_j(k-1), \tag{8} \end{aligned}$$

$$\hat{z}_j(k|k-1) = h(\hat{X}_j(k|k-1)), \tag{9}$$

$$S_j(k) = H_j(k-1)P_j(k|k-1)H_j^T(k-1) + R_j(k-1), \tag{10}$$

$$W_j(k) = P_j(k|k-1)H_j^T(k-1)S_j^{-1}(k), \tag{11}$$

$$\hat{X}_j(k|k) = \hat{X}_j(k|k-1) + W_j(k)(z(k) - h(\hat{X}_j(k|k-1))), \tag{12}$$

$$P_j(k|k) = P_j(k|k-1) - W_j(k)S_j(k)W_j^T(k), \tag{13}$$

式中 $F_j(k-1)$ 和 $H_j^T(k-1)$ 分别为 $\hat{X}_j(k|k-1)$ 在 $\hat{X}_j(k|k-1)$ 以及 $\hat{z}(k|k-1)$ 在 $\hat{X}_j(k|k-1)$ 处得到的雅可比矩阵.

步骤 3 模型概率更新:

$$\Lambda_j = (2\pi)^{-1} |S_j(j)|^{-1/2} \exp(-0.5v_j^T(k)S_j^{-1}(j)v_j(k)), \tag{14}$$

$$\mu_j = \mu_j^- \Lambda_j / \sum_{i=1}^M \mu_i^- \Lambda_i \tag{15}$$

步骤 4 估计综合:

状态估计:

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{i=1}^M \hat{X}_i(k|k) \mu_i \tag{16}$$

协方差估计:

$$P(k|k) = \sum_{i=1}^M \{P_j(k|k) + [\hat{X}(k|k) - \hat{X}_j(k|k) - \hat{X}_j(k-k)] [\hat{X}(k|k) - \hat{X}_j(k-k)]^T\}. \tag{17}$$

3 动态加权融合准则

在多传感器组成的目标跟踪系统中, 信息融合算法的核心内容即是在一定的最优准则下, 融合基于各传感器测量数据而获得的目标局部状态估计值, 以充分利用这些测量数据中的冗余和互补信息. 具体来说, 首先基于各传感器的量测数据利用 MM-EKF 滤波器求得到各局部状态估计值 $\hat{X}_l(k) = \hat{X}(k|k)$ 和滤波误差协方差阵 $P_l(k) = P(k|k)$, 然后利用一定的融合准则对 $\hat{X}_l(k)$ 进行融合, 进而获得更为精确的融合航迹估计值 $\hat{X}(k)$. 设 $\hat{X}_l(k)$ 是对 n 维随机变量 $X(k)$ 的 N 个无偏估计, 且估计误差和误差的方差矩阵分别为 $X_l(k) = X(k) - \hat{X}_l(k)$, $P_l(k) = E[X_l(k)X_l^T(k)]$. 对 $\hat{X}_l(k)$ 做无偏估计组合 $\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^M w_i(k)\hat{X}_i(k)$, 其中 $w_i(k)$ 为各局部状态估计值的加权系数. 由信息守恒原理, 当 $\sum_{i=1}^M w_i = 1$ 时, 组合结果 $\hat{X}(k)$ 是 $X(k)$ 的无偏估计. 考虑到滤波误差协方差阵 $P_l(k)$ 具有表征目标状态估计可信度的特性, 即可定量地描述 k 时刻局部滤波器 l 的航迹精度. 因此取 $r_l(k) = 1/\text{tr}(P_l(k))$, 其中 $\text{tr}(P_l(k))$ 表示对矩阵 $P_l(k)$ 求迹运算, 则局部各状态估计的动态加权系数 $w_l(k)$ 表示为

$$\omega_l(k) = r_l(k) / \sum_{i=1}^M r_i(k). \tag{18}$$

融合估计的意义可以从上式中看出: 如果 $\text{tr}(P_l(k))$ 值小, 则第 l 个传感器的滤波估计精度将越高, $\text{tr}(P_l(k))$ 的倒数就越大, 因而在融合估计中所起的作用就越显著. 另外, 由于 $\omega_l(k)$ 的是通过在线计算获得, 从而可以实现系统中各传感器仅系数

的自适应分配. 通过动态加权准则的信息融合估计算法可实现对车辆目标实时、精确的跟踪.

4 仿真结果与分析

某机动车辆系统模型的状态方程和量测方程如下:

$$\mathbf{x}_j(k) = \mathbf{F}_j \mathbf{x}_j(k-1) + \Gamma_j \mathbf{w}_j(k-1) \quad j = 1, 2$$
$$\mathbf{z}_l(k) = [\text{sqrt}(\mathbf{x}_j(k) + \mathbf{y}_j(k)), \arctan(\mathbf{y}_j(k) / \mathbf{x}_j(k))]^T + \mathbf{v}_l(k) \quad l = 1, 2, 3$$

其中 $\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} f_{CV} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & f_{CV} \end{bmatrix}$, $\mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} f_{CA} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & f_{CA} \end{bmatrix}$, $\mathbf{0} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $f_{CV} = \begin{bmatrix} 1 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $f_{CA} = \begin{bmatrix} 1 & t & 0.5t^2 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$.

假设车辆以两种运动模型进行切换: 匀速 CV 模型和匀加速 CA 模型. 目标运动场景设置如下: $1 \leq k \leq 30$ 个采样时刻 CV 模型作用; $31 \leq k \leq 70$ 采样时刻 CA 模型起作用; $70 \leq k \leq 100$ 采样时刻 CV 模型起作用. 在匀速和匀加速两种运动情况下, 系统噪声的统计特性分别为 $\mathbf{w}_j = N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_j)$, $\mathbf{Q}_j = \text{diag}(0.001, 0.001)$, $\mathbf{Q}_2 = \text{diag}(100, 100)$. 量测系统中采用三个

雷达传感器, 实现对于目标径向距和方位角两种运动属性的量测. 各个雷达量测噪声的统计特性依次为 $\mathbf{v}_l = N(\mathbf{0}, \mathbf{R}_l)$, $\mathbf{R}_1 = \text{diag}([60, 0.8, \pi/180])$, $\mathbf{R}_2 = \text{diag}([80, 0.85, \pi/180])$, $\mathbf{R}_3 = \text{diag}([100, 0.85, \pi/180])$, 采样间隔 $t = 1 \text{ s}$ 采用 MATLAB 对车辆目标进行跟踪仿真, Monte-Carlo 仿真次数为 50 步长为 100 可在车辆机动目标跟踪的图 1 图 2 图 3 中, 分别得到 X 和 Y 轴方向上位置、速度、加速度的估计值与测量值的均方根误差 RMSE 曲线.

从图 1 至图 3 中的仿真结果可以得出, 通过机动目标跟踪的多传感器信息融合估计算法获得的车辆状态估计精度明显优于利用单传感器量测得到滤波结果, 这也体现了多传感器信息融合所具有的优势. 该算法考虑到了提高车辆的多运动状态物体估计精度, 另外, 对各局部估计分配的权重采用一种在线计算的方式, 避免了利用传感器精度的静态加权方法导致的抗干扰能力较弱及鲁棒性较差的问题, 从而增强了滤波结果的可靠性和准确性. 并且在权重的求取过程中矩阵迹运算的采用有效地降低了计算量, 保证了算法的实时性.

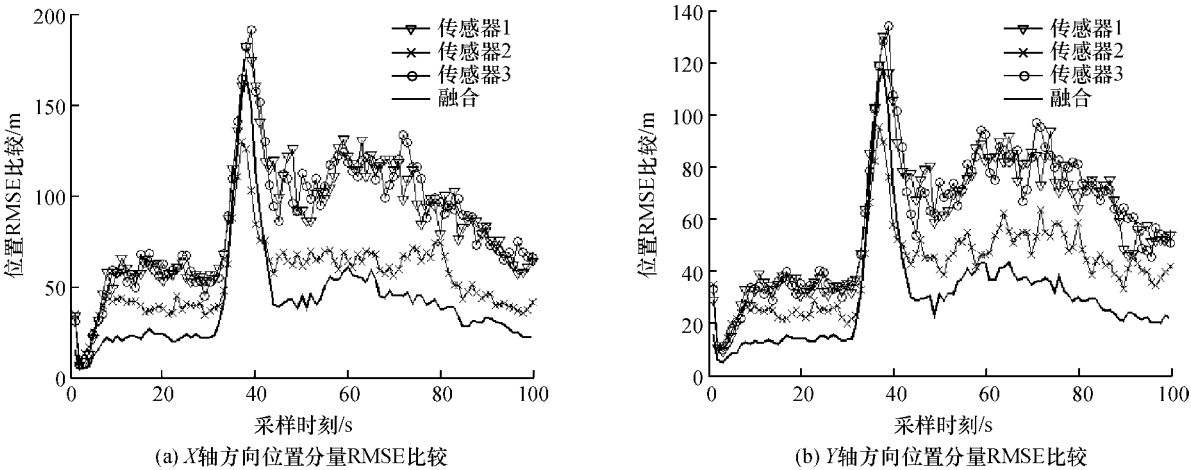


图 1 第 1 个雷达的位置分量 RMSE 比较

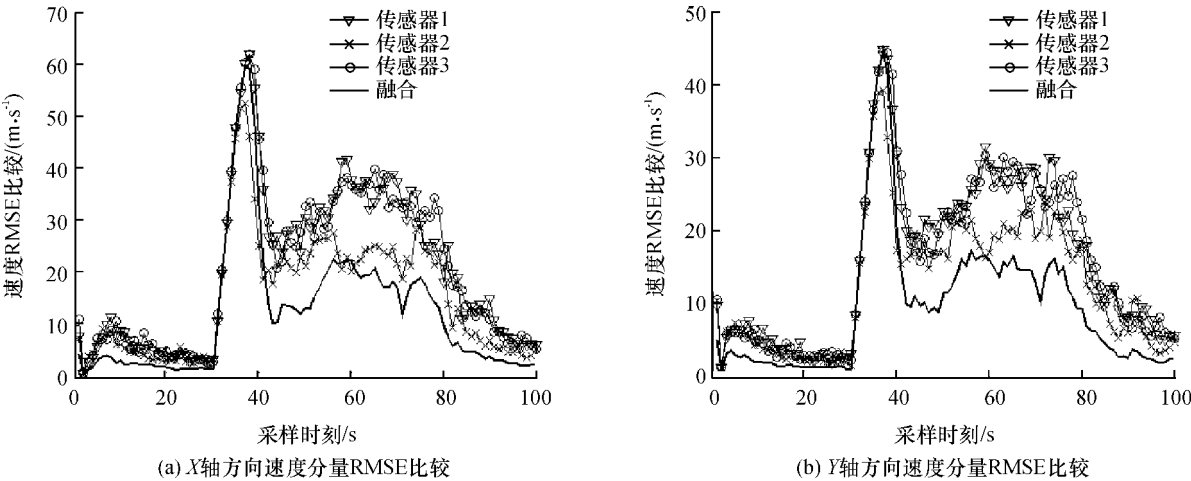


图 2 第 2 个雷达的速度分量 RMSE 比较

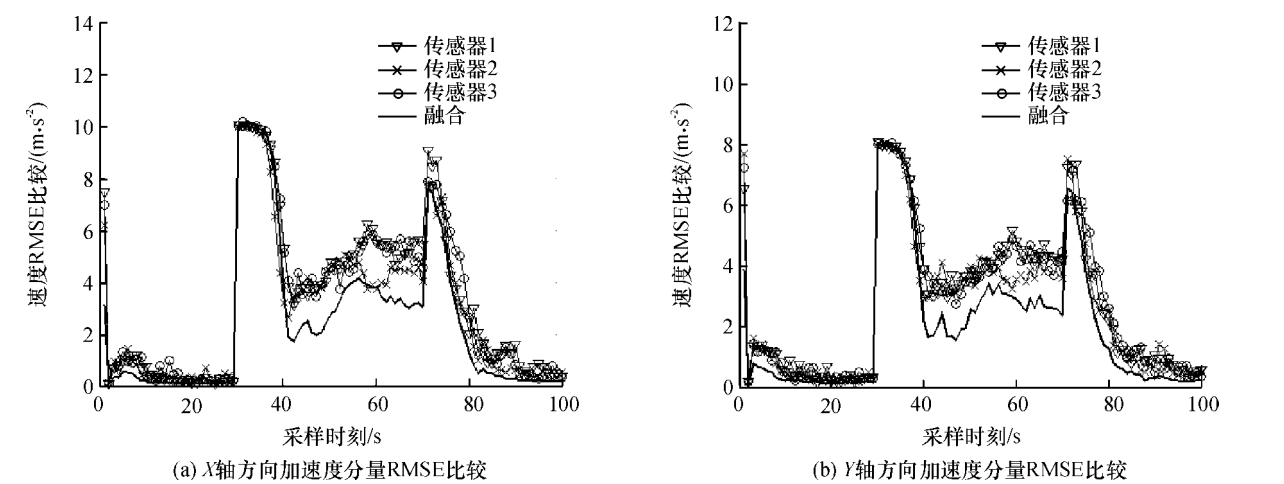


图 3 第 3 个雷达的加速度分量 RMSE 比较

5 总结

本文根据车辆具有机动多运动状态的特点, 给出了车辆运动状态的离散时间多模式非线性动态系统模型, 利用 MM - EKF 滤波器对各传感器的量测数据处理得到各局部状态估计值和滤波误差协方差阵, 并通过动态加权准则的信息融合算法获得更为精确的融合航迹估计值, 以保证实时地对车辆目标进行精确跟踪. 通过仿真验证表明该多传感器信息融合估计算法能实时有效地提高车辆机动目标跟踪精度, 可应用于自动高速公路系统来提供可靠而准确的车辆当前运动状态信息. 而在实际的高速公路应用中, 车流量比较大, 需要对多个目标同时进行跟踪. 因此, 下一步工作将开展将该算法应用于高速公路车辆的多目标跟踪研究中.

参考文献:

[1] 何友, 王国宏, 陆大珍, 等. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.

[2] 周军, 王志胜, 周凤岐. 基于线性均方估计的数据融合理论 [J]. 宇航学报, 2003, 24(4): 364-367.

[3] 刘玉芹, 于婉丽, 符秀辉. 一种数据融合方法在智能仪表中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(4): 792-793.

[4] 胡振涛, 刘先省. 一种改进的一致性数据融合算法 [J]. 传感器技术, 2005, 24(8): 64-67.

[5] 胡学骏, 罗中良. 基于统计理论的多传感器信息融合方法 [J]. 传感器技术, 2002, 21(8): 38-43.

[6] 孙书利, 崔平远. 多传感器标量加权最有信息融合稳态 Kalman 滤波器 [J]. 控制与决策, 2004 19(2): 208-211.

[7] 盛三元, 王建华. 联合卡尔曼滤波在多传感器信息融合中的应用 [J]. 雷达与对抗, 2002(1): 27-33.

[8] Li X R, Jik ov V P. A survey of maneuvering target tracking-part I : dynamic models [J]. IEEE Trans On Aerospace and Electronic Systems 2003 4(39): 1333-1363.

A Multisensor Data Fusion Estimation Algorithm for Vehicle Maneuvering Target Tracking

Zhang Wen-feng³, Hu Zhen-tao², Cheng Jian-xing³

(1. School of Automation, Northwestem Polytechnical University; 2. School of Marine Engineering, Northwestem Polytechnical University; 3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Northwestem Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract To solve the vehicle's tracking problems with real time and precision in automated highway system, a novel state estimation algorithm based on multisensor data fusion is proposed. Firstly, a nonlinear system dynamic model was established for the vehicle motion state with discrete time and multiple models. By utilizing each sensor measurement data in current time and combining interacting multiple models (MM) with extended kalman filter (EKF), the local state estimation value and error covariance matrix were obtained. Then, data fusion with dynamic weight coefficient was carried out so that the accuracy of the state estimate in the maneuver could be improved to guarantee real-time tracking performance. The Monte-Carlo simulation results show the effectiveness of the algorithm in improving the accuracy of vehicle maneuvering target tracking.

Key words vehicle maneuvering target tracking; interacting multiple models (MM); extended kalman filter (EKF); data fusion