

基于改进当前统计模型的模糊自适应车辆定位算法

邵震洪^{1,2}, 李文峰³, 吴怡¹, 杨琼¹, 沈连丰¹

(1. 东南大学 移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096; 2. 南京电讯技术研究所, 江苏 南京 210007;
3. 南京大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210046)

摘要: 分析比较了“当前”统计模型和 Singer 模型各自的特点, 提出了基于改进的“当前”统计模型的模糊自适应车辆定位算法 (MCS-FAEKF), 实时动态选择机动模型和调整系统噪声协方差矩阵。相对于传统的“当前”统计模型卡尔曼滤波算法 (CS-EKF) 和 Singer-EKF 算法, MCS-FAEKF 算法对车辆目标的定位精度和可靠性等都得到了较大提高, 计算机仿真结果验证了算法的有效性和可行性。

关键词: Singer 模型; “当前”统计模型; 车辆定位; 模糊自适应; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)07-0184-07

Fuzzy adaptive algorithm based on modified current statistical model for vehicle positioning

SHAO Zhen-hong^{1,2}, LI Wen-feng³, WU Yi¹, YANG Qiong¹, SHEN Lian-feng¹

(1. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Nanjing Telecommunication Technology Institute, Nanjing 210007, China;

3. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210046, China)

Abstract: The singer model and current statistical model were first analyzed and compared. A modified scheme based on the two kinds of models was proposed. Moreover, a modified current statistical model based-fuzzy adaptive extended Kalman filter (MCS-FAEKF) algorithm was proposed to choose maneuvering model and adjust system noise covariance dynamically. The simulated results show that the algorithm could get more accurate and reliable performance for vehicle positioning compared with the current statistical model based-extended Kalman filter (CS-EKF) and Singer-EKF algorithms.

Key words: Singer model; current statistical model; vehicle positioning; fuzzy adaptive; extended Kalman filter

1 引言

车辆间自组织网 (VANET, vehicle ad hoc network) 由于其在汽车安全领域独特的作用, 近年来受到学术界和企业界的重视^[1,2]。其中, 车辆快速准确定位是许多汽车安全类应用首先需要解决的关键技术问题。差分 GPS (DGPS, differential global positioning system) 虽然可以提供很高的定位精度^[3],

但城市环境多径效应影响严重, 如在隧道和高楼树木密集的地区, 其性能也将大大下降, 并且 DGPS 设备价格一般比较昂贵。考虑到成本和互补性, 车辆定位一般都采用全球定位系统/惯性导航系统 (GPS/INS, global positioning system/inertial navigation system) 组合方式^[4], 文献[5]利用基于微机电系统 (MEMS, micro-electro-mechanical systems) 的低成本车内传感器和 GPS 进行导航定位, 这种方

收稿日期: 2013-03-12; 修回日期: 2013-05-28

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (“863”计划) 基金资助项目 (2008AA01Z205), 国家自然科学基金资助项目 (61171081); 江苏省技术创新基金资助项目 (BC2012006); 教育部新世纪优秀人才支持计划基金资助项目 (NCET-10-0018)

Foundation Items: The National High Technology Research and Development Program of China (863 (2008AA01Z205); The National Natural Science Foundation of China (61171081); The Innovation Technology Found of Jiangsu Province (BC2012006); The Program of New Century Excellent Talents in University of China (NCET-10-0018)

式在 GPS 信号被遮挡时由 INS 提供连续的定位数据，但由于惯性器件具有误差累积问题，如果采用的车辆机动模型和实际情况相差太大，其最终的定位精度通常都不高，所以需要采用更精确的机动统计模型和更先进的信号处理技术才能满足车辆快速准确定位的要求。Singer 模型是一种经典的机动统计模型^[6]，并且应用较广。但是在 Singer 模型中假设机动加速度均值为零且服从均匀分布，这一般不符合机动目标，特别是强机动目标的运动实际，并会带来较大跟踪和定位误差^[7]。针对 Singer 模型中的缺陷，由我国学者提出了一种非零均值的“当前”统计模型，其目标机动加速度的概率密度函数采用修正的瑞利分布，均值采用加速度的预测值，并结合扩展卡尔曼滤波器进行时域滤波，这种基于“当前”统计模型卡尔曼滤波（CS-EKF, current statistical model based-extended kalman filter）跟踪算法是目前跟踪强机动目标相对有效的方法^[8]。目前，“当前”统计模型的应用比较集中于对雷达空中目标强机动的定位跟踪^[9]，并取得较好效果^[10]。然而，由于“当前”统计模型存在缺陷，导致该自适应跟踪算法对机动性较强的目标跟踪效果良好，而对机动性较弱的目标跟踪效果很差^[11]。文献[12]使用交互式多模型（IMM, interacting multiple-model）并结合使用“当前”统计模型，提高了对无线传感器网（WSN, wireless sensor network）中匀速移动目标跟踪精度。另有研究者引入模糊控制理论^[13]，文献[14]通过模糊逻辑来动态控制和调整“当前”统计模型中的参数，但它由于主要针对飞行物目标，和车辆定位的情况不尽相同。

实际上，相对于空中目标和无线传感器网的跟踪目标，地面车辆既有弱机动或不机动（如匀速行驶）的情形，同时也具有快速机动（如启动、超车、并道等）的情形，现有文献并没有从根本上解决对同时具有弱机动和快速机动特点的车辆目标的精确定位跟踪问题。本文提出一种基于改进“当前”统计模型的模糊自适应（MCS-FAEKF, modified current statistical model based-fuzzy adaptive extended kalman filter）定位算法，主要思想是结合 Singer 模型对弱机动目标的强跟踪和 CS 模型对强机动目标的良好定位等各自优点，并利用模糊自适应算法来平滑调整系统噪声误差的变化，降低系统噪声突变带来的误差，极大提高对车辆的定位跟踪精度。仿真结果也验证了本文算法的有效性。

2 Singer 模型和“当前”统计模型及其存在问题

2.1 一阶时间相关模型（Singer 模型）

Singer 模型（一维）的离散状态方程和测量方程分别为^[6]

$$X(k+1) = F(T, a)X(k) + W(k) \quad (1)$$

$$F(T, a) = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1+aT+e^{-aT})/a^2 \\ 0 & 1 & (1-e^{-aT})/a \\ 0 & 0 & e^{-aT} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$Y(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (3)$$

其中， T 为采样周期， a 为机动时间常数的倒数， $W(k)$ 、 $V(k)$ 为相互独立的离散时间白噪声序列，且系统噪声协方差矩阵为

$$Q(k) = E[W(k)W^T(k)] = 2as_a^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中， s_a 为机动加速度方差，且

$$\begin{cases} q_{11} = \frac{1}{2a^5} \left[1 - e^{-2aT} + 2aT + \frac{2a^3T^3}{3} - 2a^2T^2 - 4aTe^{-aT} \right] \\ q_{12} = \frac{1}{2a^4} \left[e^{-2aT} + 1 - 2e^{-aT} + 2aTe^{-aT} - 2aT + a^2T^2 \right] \\ q_{13} = \frac{1}{2a^3} \left[1 - e^{-2aT} - 2aTe^{-aT} \right] \\ q_{22} = \frac{1}{2a^3} \left[4e^{-aT} - 3 - e^{-2aT} + 2aT \right] \\ q_{23} = \frac{1}{2a^2} \left[e^{-2aT} + 1 - 2e^{-aT} \right] \\ q_{33} = \frac{1}{2a} \left[1 - e^{-2aT} \right] \end{cases} \quad (5)$$

Singer 模型假定机动加速度的概率密度函数近似服从均匀分布，其概率密度模型如图 1 所示^[6]。

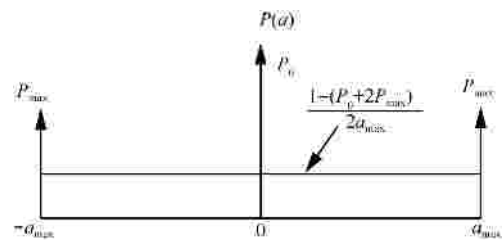


图 1 Singer 模型中机动加速度的概率密度函数模型

根据以上模型可以得出，机动加速度的均值为 0，方差 s_a^2 为

$$s_a^2 = \frac{a_{\max}^2}{3} [1 + 4P_{\max} - P_0] \quad (6)$$

其中, a_{\max} 为最大机动加速度, P_{\max} 为其发生概率, P_0 为非机动概率。

由于在 Singer 模型中假设机动加速度均值为零且服从均匀分布, 它能比较准确地描述弱机动目标的运动, 而对于强机动目标 (如雷达目标), 将会出现较大误差。

2.2 “当前”统计模型及其自适应定位算法

“当前”统计模型 (一维) 的离散状态方程为

$$X(k+1) = F(T, a)X(k) + U(k)\bar{a}(k) + W(k) \quad (7)$$

其中, $\bar{a}(k)$ 为机动加速度均值, 而

$$U(k) = \begin{pmatrix} \frac{1}{a} \left(-T + \frac{aT^2}{2} + \frac{1-e^{-aT}}{a} \right) \\ T - \frac{1-e^{-aT}}{a} \\ 1-e^{-aT} \end{pmatrix} \quad (8)$$

比较式(1)和式(7)可知, “当前”统计模型比 Singer 模型多出机动加速度均值这一项, 其他都相同。在“当前”统计模型中, 机动加速度的概率密度函数服从修正瑞利分布, 其自适应定位算法的核心是根据前一刻的平均机动加速度 $\bar{a}(k)$, 动态调整机动加速度的方差 s_a , 并自适应调整系统状态噪声方差 $Q(k)$, 从而有效地提高系统的定位精度和响应速度。

根据扩展卡尔曼滤波方程, “当前”统计模型自适应滤波算法递推方程如下^[8]:

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K(k)[Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)] \quad (9)$$

$$\hat{X}(k/k-1) = F(k/k-1) \cdot \hat{X}(k-1/k-1) + U(k)\bar{a}(k) \quad (10)$$

$$K(k) = P(k/k-1)H^T(k) \cdot [H(k)P(k/k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (11)$$

$$P(k/k-1) = F(k/k-1) \cdot P(k-1/k-1) + Q(k-1) \quad (12)$$

$$P(k-1/k-1) = F^T(k/k-1)P(k-1/k-1) + Q(k-1) \quad (13)$$

$$P(k/k) = [I - K(k)H(k)]P(k/k-1) \quad (14)$$

其中, $R(k)$ 为测量噪声协方差矩阵。系统噪声协方差矩阵 Q 受采样周期 T 、机动时间常数的倒数 a 以及当前时刻加速度方差 s_a 这 3 个因素影响, 一般地,

采样周期 T 和机动时间常数的倒数 a 较为固定, 所以, 系统噪声协方差矩阵 Q 主要由当前时刻加速度方差 s_a 决定。“当前”统计模型方差 s_a^2 采用下式计算^[8]。

$$s_a^2 = \begin{cases} \frac{4-p}{p} [a_{\max} - \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) \geq 0 \\ \frac{4-p}{p} [-a_{-\max} + \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) < 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中, a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 分别为目标的正负极限加速度。机动加速度均值与方差的关系如图 2 中虚线所示 (取 $a_{\max} = -a_{-\max} = 10 \text{ m/s}^2$)。

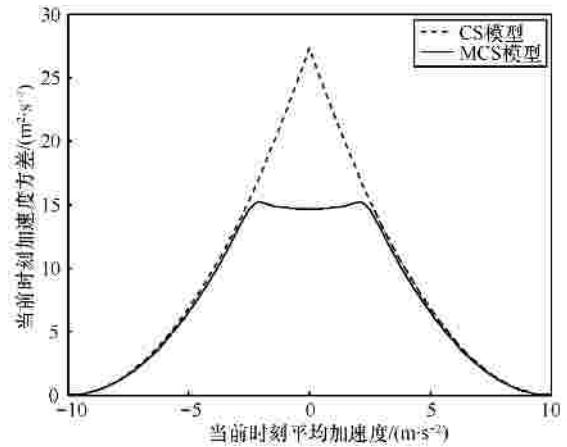


图 2 机动加速度均值估计与方差曲线

2.3 “当前”统计模型存在的问题

根据“当前”统计模型设计, 目标机动加速度采用了修正瑞利分布, 当目标“当前”时刻的加速度为正时, 其概率密度函数可以表示为

$$P(a) = \begin{cases} \frac{a_{\max} - a}{2} e^{-\frac{(a_{\max}-a)^2}{2\mu_i^2}}, & 0 < a < a_{\max} \\ 0, & a = a_{\max} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\mu_i > 0$ 为一常数, a 为加速度随机变量, 其均值和方差如下:

$$E[a] = a_{\max} - \sqrt{\frac{p}{2}} \mu_i \quad (17)$$

$$s_a^2 = \frac{4-p}{2} \mu_i^2 \quad (18)$$

当目标“当前”时刻的加速度为负时, 其概率密度函数可以表示为

$$P(a) = \begin{cases} \frac{a - a_{-\max}}{2} e^{-\frac{(a-a_{-\max})^2}{2\mu_i^2}}, & a_{-\max} < a < 0 \\ 0, & a = a_{-\max} \end{cases} \quad (19)$$

a 的均值和方差为

$$E[a] = a_{-\max} + \sqrt{\frac{p}{2}} m_t \quad (20)$$

$$s_a^2 = \frac{4-p}{2} m_t^2 \quad (21)$$

当目标“当前”时刻的加速度为零时, 概率密度函数为狄拉克函数

$$P(a) = d(a) \quad (22)$$

当目标“当前”时刻的加速度为正时, 由概率论可以得到

$$\int_0^{a_{\max}} a^2 P(a) da = s_a^2 + \{E[a]\}^2 \quad (23)$$

$$\int_0^{a_{\max}} a^2 P(a) da = a_{\max} \quad (24)$$

$$\int_0^{a_{\max}} a P(a) da = a_{\max} \cdot E[a] \quad (25)$$

将式(17)、式(18)代入式(25), 并化解运算可得

$$\frac{4-p}{4} a_{\max} E[a] = a_{\max} \quad (26)$$

当目标“当前”时刻的加速度为负时, 同理可得:

$$a_{-\max} E[a] = \frac{4-p}{4} a_{-\max} \quad (27)$$

式(26)和式(27)表明, 基于修正瑞利分布的“当前”统计模型只能较好描述加速度在区间 $[\frac{4-p}{4} a_{\max}, a_{\max}]$ 和 $[a_{-\max}, \frac{4-p}{4} a_{-\max}]$ 内的机动目标, 而对于在区间 $[\frac{4-p}{4} a_{-\max}, \frac{4-p}{4} a_{\max}]$ 内的机动目标不能准确描述, 如果还采用“当前”统计模型的自适应算法势必带来较大定位误差。

3 MCS-FAEKF 算法描述

3.1 改进的“当前”统计模型 (MCS)

为充分利用“当前”统计模型和 Singer 模型各自的优点, 本文引入一个模型影响因子 β 来控制采用何种模型, 根据式(7), 可以得到离散状态方程为

$$X(k+1) = F(T, a)X(k) + bU(k)\bar{a}(k) + W(k) \quad (28)$$

1) 当机动加速度 $\bar{a}(k)$ 在区间 $[\frac{4-p}{4} a_{\max}, a_{\max}]$ 和 $[a_{-\max}, \frac{4-p}{4} a_{-\max}]$ 内时, 模型影响因子 $\beta \sim 1$, 采

用传统的“当前”统计模型。

2) 当机动加速度 $\bar{a}(k)$ 在区间 $[\frac{4-p}{4} a_{-\max}, \frac{4-p}{4} a_{\max}]$ 内时, 模型影响因子 $\beta \sim 0$, 采用 Singer 模型。

为防止机动加速度的方差的突变造成误差, 选择了一种模糊自适应算法来确定模型影响因子 β , 这样就能充分发挥 Singer 模型和“当前”统计模型各自的优点, 对机动目标进行更精确地描述, 提高定位的精度和响应速度。

3.2 基于改进“当前”统计模型的模糊自适应 (MCS-FAEKF) 定位算法

模糊逻辑作为人工智能领域的研究热点已被许多研究者应用到定位跟踪系统中。为解决传统“当前”统计模型的设计缺陷, 文献[14]通过模糊逻辑来动态控制和调整“当前”统计模型中的参数 a_{\max} 和 $a_{-\max}$, 从而使得“当前”统计模型能够适应目标实时的机动情况, 这种方法虽然对定位性能的提高有一定作用, 但没有根本解决问题, 这是由于参数 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 不可能无限小, 在目标无机动或很弱机动时必将带来较大的定位误差。本文采用改进的“当前”统计模型, 彻底修正了传统“当前”统计模型的设计缺陷。同时根据前一时刻的平均机动加速度 $\bar{a}(k)$, 通过模糊逻辑推理系统动态调整机动加速度的方差 s_a^2 , 在机动加速度均值 $\bar{a}(k)$ 较小时, 采用近似常数的方差 (如图 2 实线所示), 从而提高机动目标在弱机动状态时的定位性能。算法框架如图 3 所示。

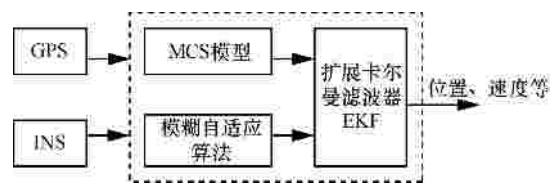


图 3 MCS-FAEKF 算法框架

在设计模糊自适应算法时, 采用机动加速度均值 $\bar{a}(k)$ 作为模糊输入, 依据模糊规则对输入进行模糊化, 通过模糊推理算法和去模糊化得到模型影响因子 β , 实现对统计模型的选择和方差的计算, 其基本流程如图 4 所示。

为避免加速度方差 s_a^2 的突变, 带来跟踪精度的较大误差, 模糊推理系统的输入分别采用 zmf 和 gbellmf 隶属度函数, 如图 5 所示。

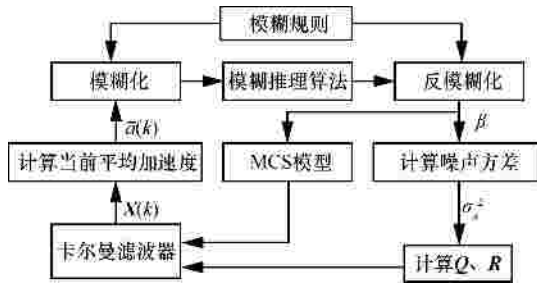


图 4 模糊控制基本流程

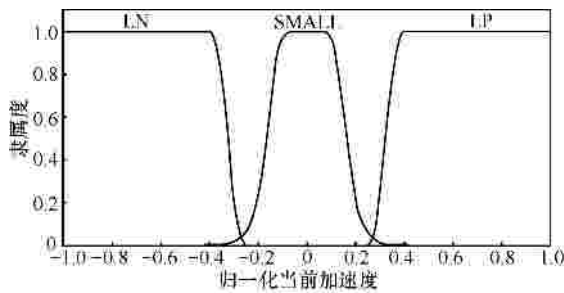


图 5 模糊推理系统隶属度函数

其模糊推理系统采用的隶属度函数如图 5 所示。输入的当前加速度取值范围为 $[a_{\min}, a_{\max}]$ ，其归一化加速度 A 取值为 $[-1, 1]$ 。

3.3 基于 MCS-FAEKF 算法的状态向量

对于一般车辆而言，只关心其二维坐标，其状态向量可取为

$$X = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}]^T \quad (29)$$

其中， x 和 y 分别为车辆正东和正北方向位置分量； \dot{x} 和 \dot{y} 分别为车辆正东和正北方向速度分量； \ddot{x} 和 \ddot{y} 分别为车辆正东和正北方向加速度分量。

3.4 测量方程

根据图 3 所示，GPS 输出位置的测量值 x_g 和 y_g ，INS 设备如陀螺仪或罗盘输出方位角 w ，里程计输出行驶距离 s ，其测量向量为

$$Z = [x_g, y_g, w, s]^T \quad (30)$$

测量方程为

$$Z(k) = h_k[X(k)] + V(k) \quad (31)$$

其中， h_k 为转移函数。

$$w = \frac{\partial}{\partial t} \left[\arctan \frac{\dot{y}}{\dot{x}} \right] + n_w = \frac{\dot{y}\ddot{x} - \dot{x}\ddot{y}}{(\dot{x})^2 + (\dot{y})^2} + n_w \quad (32)$$

$$s = T \cdot \sqrt{(\dot{x})^2 + (\dot{y})^2} + n_s \quad (33)$$

其中， n_w 和 n_s 分别为方位角和行驶距离的误差。

$$H(k) = \frac{\partial h_k(X)}{\partial X} \Big|_{X=X_{k-1}} \quad (34)$$

4 仿真实验及结果分析

本文采用 MATLAB 工具，在相同条件下对“当前”模型自适应卡尔曼滤波 (CS-EKF) 定位算法和基于改进“当前”统计模型的模糊自适应 (MCS-FAEKF) 定位算法分别进行 100 次 Monte Carlo 仿真实验，并比较其性能。仿真结果采用均方根误差 RMSE 来评价，其表达式为

$$RMSE(k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(k) - \hat{x}^i(k))^T (x(k) - \hat{x}^i(k))} \quad (35)$$

其中， N 为 Monte Carlo 仿真的次数， $x(k)$ 和 $\hat{x}^i(k)$ 分别为 k 时刻目标状态的真实值和第 i 次滤波估计值。

为尽量模拟现实的车辆驾驶状况，在仿真中假定车辆目标经历了直线匀速运行、GPS 遭受多径衰落、直线机动以及匀速转弯等 4 种不同场景。如图 6 所示。采样周期为 1 s，目标运动总时间约为 400 s，总行驶距离约为 5 km。目标从 0 km 处开始运动， $[0, 1]$ km 内作匀速直线运动，加速度为 0，速度为 50 m/s； $[1, 1.5]$ km 处，由于受到树木及房屋遮蔽，GPS 遭受多径衰落； $[1.5, 2]$ km 内作匀速直线运动，加速度为 0，速度为 50 m/s； $[2, 2.5]$ km 内假设做超车、并道等机动驾驶，并简化为做随机加、减速运动直线运动，加速度随机变化，方差为 3 m/s^2 ； $[2.5, 3]$ km 内作匀速转弯运动，速度为 30 m/s；最后做匀速直线运动，直到结束。

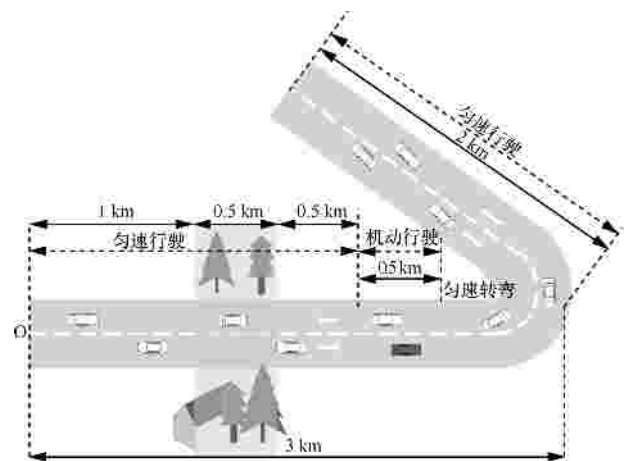


图 6 仿真场景示意

在仿真中，算法各参数的具体取值为 $a_{\max}=10 \text{ m/s}^2$ 和 $a_{\min} = -10 \text{ m/s}^2$ ，采样周期为 $T=1 \text{ s}$ ，GPS 量测噪声方差 $s = 15 \text{ m}$ ，GPS 遭受多径衰落时噪声方差 $s = 50 \text{ m}$ ， a 的取值 0.1。

图 7 是对车辆目标的实际估计曲线比较。可以看出，各种算法基本上都能围绕实际行驶路线对车辆目标进行估计，其中 GPS 的估计误差最大。图 8 和图 9 分别对目标跟踪的位置、速度和加速度均方根误差进行了比较。

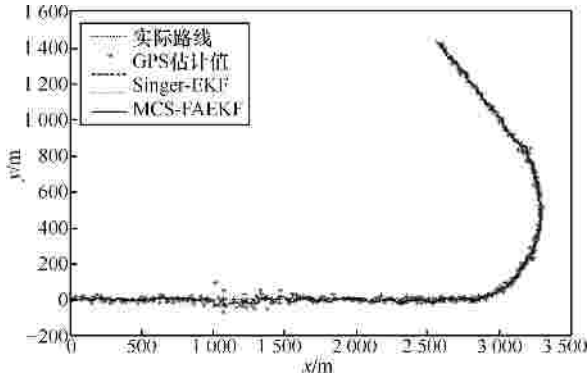


图 7 实际估计曲线比较

从图 8 中可以看出，和 GPS 的估计值相比，SINGER-EKF、CS-EKF 和 MCS-FAEKF 算法得到的定位精度都有显著提高；在 GPS 遭受多径衰落时，CS-EKF 算法的定位误差比 SINGER-EKF 和 MCS-FAEKF 算法高出许多；而当车辆目标发生突然机动时，SINGER-EKF 算法的定位误差最大，MCS-FAEKF 算法次之，CS-EKF 算法的定位误差最小；当车辆处在匀速行驶或者弱机动情况下，MCS-FAEKF 算法的定位误差也明显好于 CS-EKF 算法。在图 9 对车辆目标速度和加速度的估计中，MCS-FAEKF 算法比 CS-EKF 算法的性能也有明显提高，在车辆处于快速机动时，MCS-FAEKF 算法好于 SINGER-EKF 算法。

本文由于采用了模糊自适应算法，可以根据“当前”机动加速度，动态采用不同机动模型以及调整机动加速度的方差，所以相对 SINGER-EKF 算法，在车辆快速机动时，可以保持较小的定位误差；

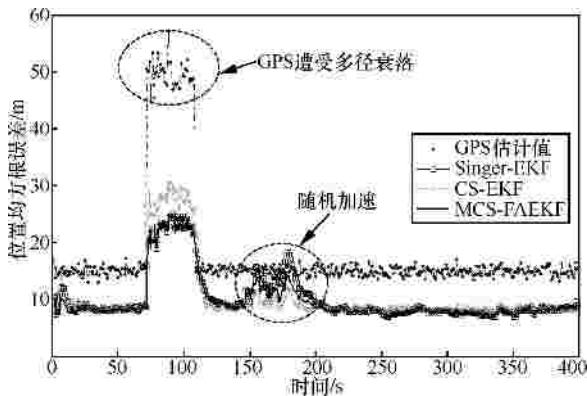


图 8 位置均方根误差比较

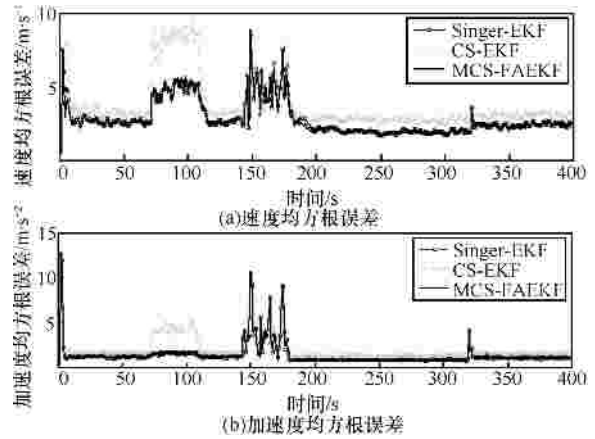


图 9 速度、加速度均方根误差比较

而对于 CS-EKF 算法，本算法在车辆目标匀速行驶或弱机动时能够迅速跟踪目标的当前状态，具备更快的响应速度。从仿真结果可以看出，MCS-FAEKF 算法综合了 SINGER-EKF 和 CS-EKF 算法的优点，无论是在车辆快速机动或无机动/弱机动的情况下都能保持较好的定位跟踪性能，验证了本文的理论分析和算法设计的有效性。

5 结束语

本文结合了“当前”统计模型和 Singer 模型各自的特点，并采用了模糊自适应算法，实时动态选择机动模型和调整系统噪声协方差矩阵，从而提高了对机动车辆目标的定位精度以及跟踪响应速度。但是对一些需要更快速、更高精度的汽车安全类应用，如高速公路雾天“盲”驾驶等，还需要融合更多其他测量信息，来满足其对车辆目标的定位精度要求。另外，还可以利用 VANET 技术，将得到的周围车辆位置、速度等信息，组成多维多层信息阵，从而进一步提高系统性能，这将有待下一步深入研究。

参考文献：

- [1] HARTENSTEIN H, LABERTEAUX K P. A tutorial survey on vehicular ad hoc networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(6):164-171.
- [2] BOBAN M. Impact of vehicles as obstacles in vehicular ad hoc networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(1):15-28.
- [3] TAN H S, HUANG J H. DGPS-based vehicle-to-vehicle cooperative collision warning:engineering feasibility viewpoints[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(4):415-428.
- [4] HUANG D L, LEUNG H, EL-SHEIMY N. Expectation maximization based GPS/INS integration for land-vehicle navigation[J]. IEEE Trans-

actions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3):1168-1177.

- [5] NOURELDIN A ,KARAMAT T B, EBERTS M D, *et al.* Performance enhancement of MEMS-based INS/GPS integration for low-cost navigation applications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(3):1071-1096.
- [6] SINCER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4):473-483.
- [7] ZHOU H R, KUMAR K S P. A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets[J]. J Guid Control Dyn, 1984, 7 (5):596-602.
- [8] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
ZHOU H R, JING Z L, WANG P D. Maneuvering Target Tracking[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991.
- [9] 刘宝光, 陶青长, 潘明海. 基于当前统计模型的强机动目标跟踪算法[J]. 雷达与对抗, 2012, 32(1):28-30.
LIU B G, TAO Q C, PAN M H. An improved tracking algorithm based on current statistical model for highly maneuver ng targets[J]. RADAR & ECM, 2012, 32(1):28 - 30.
- [10] WU J F, LI G, MA F Z. Research on target tracking algorithm using improved current statistical mode[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE)[C]. Yichang, China, 2011.2515-2517.
- [11] 王向华, 覃征, 杨慧杰等. 基于“当前”统计模型的模糊自适应跟踪算法[J]. 兵工学报, 2009, 30(8):1089-1093.
WANG X H, QIN Z, YANG H J, *et al.* A fuzzy adaptive algorithm based on current statistical model for maneuvering target tracking[J]. Acta Armamentarii, 2009, 30(8):1089-1093.
- [12] VASUHI S, VAIDEHI V, RINCY T. IMM estimator for maneuvering target tracking with improved current statistical mode[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Recent Trends in Information Technology[C]. Chennai, India, 2011.286-290.
- [13] ABDEL-HAMID W, NOURELDIN A, EL-SHEIMY N. Adaptive fuzzy prediction of low-cost inertial-based positioning errors[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2007, 15(3):519-529.
- [14] 陈佳俊, 刘高峰, 辛晋生等. 机动频率模糊自适应目标跟踪算法研究[J]. 弹箭与制导学报, 2010, 30(2):259-262.
CHEN J J, LIU G F, XIN J S, *et al.* Research on maneuvering frequency fuzzy adaptive target tracking algorithm[J]. Journal of Projectiles , Rockets , Missiles and Guidance, 2010, 30(2):259-262.

作者简介：



邵震洪 (1970-), 男, 江西景德镇人, 东南大学博士生, 主要研究方向为车辆自组织网络、导航定位和电磁频谱管理技术等。



李文峰 (1975-), 男, 江苏常州人, 南京大学博士后, 主要研究方向为无线传感器网络、协作通信、位置服务、卫星网络通信等。



吴怡 (1970-), 女, 辽宁葫芦岛人, 博士, 主要研究方向为无线自组织网络、网络编码等。



杨琼 (1984-), 女, 江苏泰州人, 东南大学博士生, 主要研究方向为移动自组织网络相关技术, 车辆自组织网络 MAC 层协议等。



沈连丰 (1952-), 男, 江苏邳州人, 东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为移动互联网、移动自组织网络、短距离无线通信与泛在网络等。