

基于非线性卡尔曼滤波的车辆定位优化算法

卞月根, 张 伟

(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘 要:智能交通系统(ITS)是未来交通系统发展的重要趋势,为了实现智能交通所提供的各种功能,必须获知车联网中车辆的准确位置。因此,如何快速准确地实现车辆定位是现代智能交通系统所要研究的一个重要问题。实际系统中一般都是非线性系统,所以需要采用非线性的卡尔曼滤波算法。文中采用了非线性无迹卡尔曼滤波算法。无迹卡尔曼滤波在车辆运动状态发生突变时,车辆定位精度有所下降。为了提高无迹卡尔曼滤波算法在车辆运动状态发生突变时的定位精度,文中将自适应的交互多模算法和无迹卡尔曼滤波算法相结合,进一步提高了车辆的定位精度,同时也更能适应车辆的各种机动运动状态。仿真实验结果表明,交互多模无迹卡尔曼滤波算法的定位精度相较于无迹卡尔曼滤波算法有显著提升。

关键词:车辆定位;卡尔曼滤波;交互多模算法;非线性模型

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)08-0080-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.017

An Optimization Algorithm of Vehicle Positioning Based on Nonlinear Kalman Filter

BIAN Yue-gen, ZHANG Wei

(College of Communication & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Intelligent Transportation Systems (ITS) is an important trend in the development of future transport systems. In order to provide the various functions, the system should acquire the exact position of the vehicle. How to achieve accurate and rapid vehicle position is an important issue which modern intelligent transportation systems must go to research. The actual systems are generally nonlinear system, so a nonlinear unscented Kalman filter algorithm is used. When the vehicle is in motion is mutated, the accuracy of unscented Kalman filter algorithm is declined. Due to improving the accuracy of vehicle position while the vehicle is motor-driven, the interacting multiple model algorithm is combined with the unscented Kalman filtering. At the same time, the improved algorithm can adapt to a variety of motion state of the vehicle. Simulation results show that the positioning accuracy of interacting multiple model unscented Kalman filtering algorithm is obviously better than unscented Kalman filtering algorithm.

Key words: vehicle location; unscented Kalman filter; interacting multiple model algorithm; non-linear model

1 概 述

随着科学技术的不断发展,交通智能化是未来发展的重要趋势。智能交通^[1]能提供的重要功能之一在于对车辆的精确定位。目前,对车辆的精确定位方法主要依靠GPS^[2]全球卫星定位系统。然而GPS信号在隧道、高架桥、地下室等建筑物的遮挡下非常微弱,因此惯性自主导航定位方法的研究必不可少,也成为现今的一个研究热点。

通过网络对车载进行定位^[3]无论是在测量距离

阶段,还是根据多组距离数据计算待测节点位置阶段,都带有误差,这样最终定位出来的车载位置^[4]必然带有较大误差。因此,这时就需要根据车载运动特点对所测数据进行进一步的处理,以期能得到更精确的车载位置提高定位精度就需要将随机干扰和测量误差从系统中滤除,或者能够降低它们的影响,从而能够从含有噪声的采集信息中获取被测量系统的参数和状态。在这里考虑使用应用较为广泛的卡尔曼滤波算法,最早提出的卡尔曼滤波算法只能适用于线性系统的滤

收稿日期:2014-10-14

修回日期:2015-01-14

网络出版时间:2015-06-23

基金项目:江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(CXLX13_456)

作者简介:卞月根(1989-),男,硕士,研究方向为车联网、智能交通及无线通信技术。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1453.099.html>

波。但是,实际存在的大多数系统模型都是非线性的,如在车载定位导航系统等,这就导致了研究非线性滤波算法的必要性。为了使卡尔曼滤波算法能够适用于非线性系统^[5],学者们进行了广泛而深入的研究。首先是布西等在提出了仅适用于线性系统的卡尔曼滤波算法之后,对其进行了扩展,提出了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter)算法^[6]。该算法主要是采用函数近似的方法来实现非线性系统的滤波,具体做法就是将非线性函数泰勒展开并取其一阶截断近似的方法,按照此方法能够得到次优滤波效果。与扩展卡尔曼滤波算法相似的还有标称状态下的滤波算法,也即将非线性函数在标称状态处泰勒展开并一阶截断取近似。不过这类方法共同之处都是将非线性函数泰勒展开并取其一阶截断近似,滤波精度只能达到一阶近似的效果。为了能够提高近似估计的精度,可以对泰勒展开式做二阶、三阶截断处理,这样做确实能够提高估计精度,但同时也带来了更大的计算复杂度。

文中利用车载行驶路程信息作为观测量的一项,建立非线性统计的车载运动模型。无迹卡尔曼滤波算法能够适用于非线性系统,定位精度高,计算复杂度低,因此文中采用无迹卡尔曼滤波算法作为基本定位算法,得出经过滤波的车载位置信息。交互多模算法采用多个模型描述动态系统,当系统状态发生变化时,也能很好地描述系统状态,这是无迹卡尔曼滤波算法所不具备的功能。因此,为了提高无迹卡尔曼滤波算法在车载运动状态突然发生变化时的定位精度,文中将交互多模算法和无迹卡尔曼滤波算法相结合,进一步提高了车载定位精度,同时也更能适应车载的各种运动状态。

2 系统模型及交互多模无迹卡尔曼滤波算法

文中将无迹卡尔曼滤波算法^[7-11]作为基本的滤波算法。但是无迹卡尔曼滤波算法无法自动适应车载的运动状态变化,当车载突然加减速或者转弯时,会出现较大的定位误差,这一点在文中的实验仿真部分也可以很明显的看出。而交互多模算法作为一种自适应的算法能很好地克服这一问题,因此文中采用交互多模算法^[12-15]的思想来描述车载的运动模型,即构建多个车载运动模型,同时,对每一个车载运动模型都利用无迹卡尔曼滤波算法进行滤波,并且对滤波的输入和输出进行交互,这样得到的最终滤波结果必然要优于单独的无迹卡尔曼滤波算法。

在无迹卡尔曼滤波算法中引入交互多模算法,在保证基本滤波精度的前提下,又能有效克服当车载运动状态切换时,滤波误差增大并且收敛慢的问题,真正实现准确、实时的定位效果。

将无迹卡尔曼滤波算法和交互多模算法相结合就是在交互多模算法的步骤中,利用无迹卡尔曼滤波算法来计算状态估计和状态的协方差估计。下面将介绍这两种算法相结合的具体计算步骤。

假定有 m 个非线性模型:

$$X_{k+1}^j = f(X_k^j, \mu_k^j, W_k^j), j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

其中, W_k^j 是均值为零,协方差矩阵为 Q_j 的白噪声序列。

用一个马尔可夫链来控制这些模型之间的转换,马尔可夫链的转移概率矩阵为:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{m1} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} \quad (2)$$

非线性观测模型:

$$Z_k = h(X_k, V_k) \quad (3)$$

其中, V_k 为 m 维系统观测噪声。

基于交互多模的无迹卡尔曼滤波算法步骤可归纳如下:

1) 输入交互(以模型 j 为例说明), 计算滤波输入。

假定模型 i 到模型 j 的转移概率为 p_{ij} , 模型 j 在 $k-1$ 时刻的概率为 $\mu_j(k-1)$, 则模型 j 的预测概率(归一化常数)为:

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (4)$$

$$P_j(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1/k-1) \cdot 1) P_i(k-1/k-1)$$

模型 i 到模型 j 的混合概率:

$$\mu_{ij}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1) / \bar{c}_j \quad (5)$$

模型 j 的混合状态估计:

$$\hat{X}_j(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^r \hat{X}_i(k-1/k-1) \mu_{ij}(k-1/k-1) \quad (6)$$

模型 j 的混合协方差估计:

$$P_j(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1/k-1) \{ P_i(k-1/k-1) + [\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}_j(k-1/k-1)] \cdot [\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}_j(k-1/k-1)]^T \} \quad (7)$$

2) 无迹卡尔曼滤波(模型 j), 计算各模型的滤波输出。

对应于模型 j , 以模型 j 在 $k-1$ 时刻的状态估计值 $\hat{X}_j(k-1/k-1)$ 和误差协方差矩阵 $P_j(k-1/k-1)$

及新的观测信息 $Z(k)$ 作为输入进行无迹卡尔曼滤波估计。

(1) 利用 $k-1$ 时刻的状态估计值 $\hat{X}_j(k-1/k-1)$ 和误差协方差矩阵 $P_j(k-1/k-1)$ 求状态变量的 ξ 点值 $\xi_j^i(k-1/k-1)$ 及其相应的一阶权值 ω_i^m 和二阶权值 ω_i^c 。

(2) 将 ξ 点值 $\xi_j^i(k-1/k-1)$ 通过模型 j 的状态方程传播得到状态的一步预测 ξ 点值 $\xi_j^i(k/k-1)$ ，然后计算状态的一步预测值 $\hat{X}_j(k/k-1)$ 和一步预测协方差矩阵 $P_j^x(k/k-1)$ 。

(3) 将一步预测 sigma 点值 $\xi_j^i(k/k-1)$ 通过系统的观测方程传播得到观测值的 sigma 点值 $\chi_j^i(k/k-1)$ ，然后分别计算观测预测值 $Z_j(k/k-1)$ 、观测协方差矩阵 $P_j^z(k/k-1)$ 及状态观测互协方差矩阵 $P_j^{xz}(k/k-1)$ 。

(4) 量测更新。

$$K_j = P_j^{xz}(k/k-1)/P_j^z(k/k-1) \quad (8)$$

$$\hat{X}_j(k/k) = \hat{X}_j(k/k-1) + K_j[Z(k) - Z_j(k/k-1)] \quad (9)$$

$$P_j^x(k/k) = P_j^x(k/k-1) - K_j P_j^z(k/k-1) K_j^T \quad (10)$$

3) 模型概率更新, 计算在获得新的观测信息之后各模型的概率。

模型 j 的似然函数:

$$A_j(k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |S_j(k)|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} v_j^T S_j(k) v_j\right\} \quad (11)$$

其中

$$v_j = Z(k) - Z_j(k/k-1) \quad (12)$$

$$S_j(k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} [\chi_j^i(k/k-1) - Z_j(k/k-1) - 1] [\chi_j^i(k/k-1) - Z_j(k/k-1)]^T \quad (13)$$

则模型 j 的概率更新:

$$\mu_j(k) = A_j(k) \bar{c}_j / c \quad (14)$$

其中, c 为归一化常数, 且 $c = \sum_{j=1}^m A_j(k) \bar{c}_j$ 。

4) 输出交互。

总的状态估计:

$$\hat{X}(k/k) = \sum_{j=1}^m \mu_j(k) \hat{X}_j(k/k) \quad (15)$$

总的协方差估计:

$$P^x(k/k) = \sum_{j=1}^m \mu_j(k) \{P_j^x(k/k) + [\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)] \bullet [\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)]^T\} \quad (16)$$

通过以上算法的基本步骤可以明显看出, 最终的

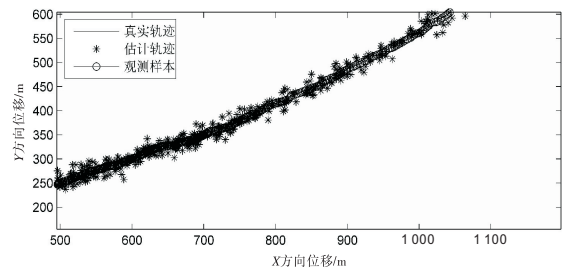
滤波输出是多个模型的加权平均值, 权值即为该时刻模型正确描述车载运动状态的概率。

基于交互多模的无迹卡尔曼滤波算法在对车载状态向量进行最优估计时, 采用了多个模型, 这样当车载运动状态发生改变时, 总能找到最适合描述车载当前运动状态的模型。并且通过概率更新也能将最适合描述车载实际运动状态的模型概率设置为最大, 这样最终滤波输出就能最接近状态向量的实际值。无迹卡尔曼滤波算法只能采用同一模型对车载运动状态进行描述, 缺乏灵活性。基于交互多模的无迹卡尔曼滤波算法很好地解决了这一问题, 在实际对车载运动状态进行估计时, 具有较好的自适应性。因此在滤波性能上, 基于交互多模的无迹卡尔曼滤波算法相较于无迹卡尔曼滤波算法肯定会有所提升, 这种提升效果在车载运动状态切换时必然更为明显。

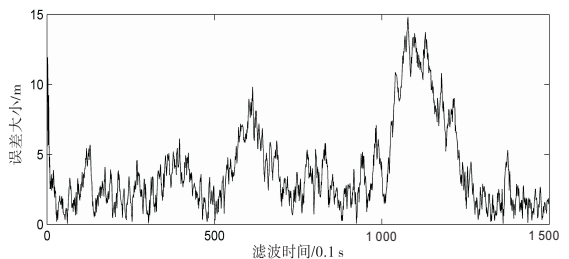
3 仿真分析

本节将给出一些仿真结果与分析。由于受实验条件的限制, 文中在仿真实验时, 首先对车载的运动轨迹进行模拟, 同时记录车载的真实位置信息, 然后将真实的位置信息加上均值为零、方差为 10 的高斯随机噪声作为观测向量。从观测向量的获得过程中可以看出, 观测数据中的车载位置的误差在 10 m 左右。仿真实验采用的仿真工具是 MATLAB R2010a, PC 环境为 Windows XP。

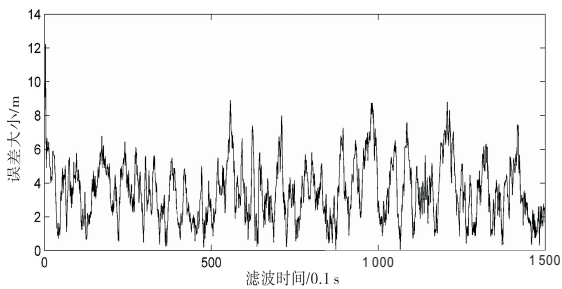
车辆在 X 及 Y 方向均做匀变速运动, 车载起始位置位于 (200, 100) 坐标处, 速度初始值为 (10, 5)。沿着 X 方向和 Y 方向同时匀速、加速及减速运动。整个运动过程中匀速、加速及减速三种状态均运行 50 s, 误差采样周期为 0.1 s。仿真实验图如图 1 所示。



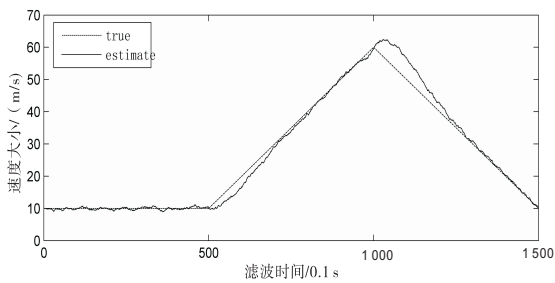
(a) 车载定位轨迹放大部分



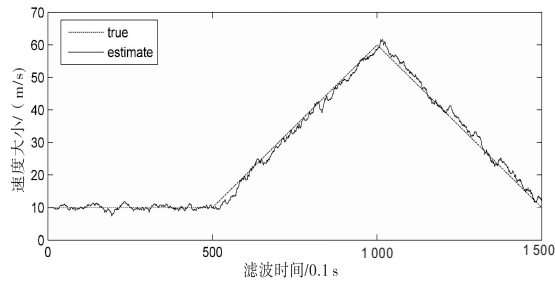
(b) 无迹卡尔曼滤波定位误差



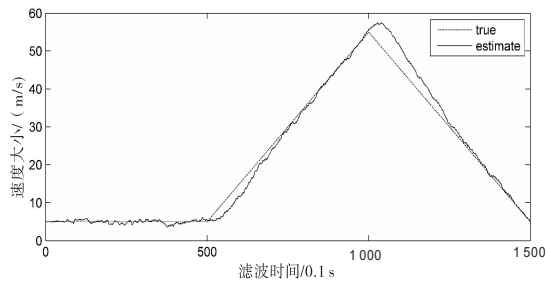
(c) 交互多模无迹卡尔曼滤波定位误差



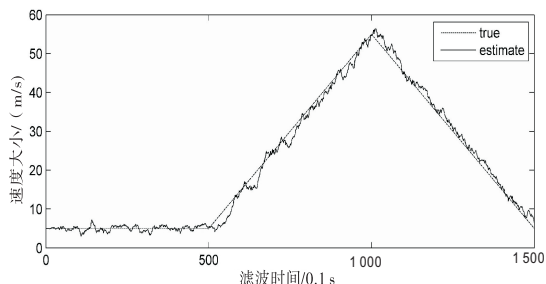
(d) 无迹卡尔曼滤波 X 方向速度估计



(e) 交互多模无迹卡尔曼滤波 X 方向速度估计



(f) 无迹卡尔曼滤波 Y 方向速度估计



(g) 交互多模无迹卡尔曼滤波 Y 方向速度估计

图 1 仿真实验图

从图(b)和(c)可以看出,车载在状态切换时,无迹卡尔曼滤波算法定位误差会迅速增大且收敛慢,状态切换越大,误差就越大,收敛也越慢;而交互多模无

迹卡尔曼滤波算法定位误差在车载状态切换时也会增大,但增大幅度较无迹卡尔曼滤波算法小,并且收敛迅速。从表 1 中的实验数据也可以看出,交互多模无迹卡尔曼滤波算法定位效果优于无迹卡尔曼滤波算法。从图(d)和(e)及图(f)和(g)可以很明显看到,车载状态切换时,无迹卡尔曼滤波算法对速度的估计偏差增大,且较长时间才收敛;而交互多模无迹卡尔曼滤波算法对速度的估计偏差则无明显变化。本实验模拟了车载沿着 X 方向及 Y 方向均做“匀速—加速—减速”运动,整个过程车载运动状态变化较大,交互多模无迹卡尔曼滤波定位效果较无迹卡尔曼滤波定位效果提升明显。

表 1 车载沿着 X 及 Y 方向匀变速时仿真实验测量的定位误差 m

算法	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次
	实验	实验	实验	实验
无迹卡尔曼滤波	1.834 8	2.017 1	2.018 1	1.793 7
交互多模无迹卡尔曼滤波	1.703 9	1.650 1	1.721 8	1.610 9

4 结束语

交互多模无迹卡尔曼滤波算法对车载的定位效果确实优于无迹卡尔曼滤波算法,提升效果在车载运动状态转换时表现得尤其明显。事实上,交互多模无迹卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波的核心算法都是无迹卡尔曼滤波算法,前者之所以有定位效果的提升主要是因为结合了交互多模这种自适应算法,能够在车载运动状态转换时,找到最适合描述车载运动状态的模型,而单独的无迹卡尔曼滤波算法则不能做到这点。这样,在车载运动状态变换时,无迹卡尔曼滤波算法由于模型不适合从而定位误差必然增大,并且误差是渐近收敛的,收敛速度较慢,因此导致了整体的定位效果不如交互多模无迹卡尔曼滤波算法。

参考文献:

[1] 梁 伟,郑 印,王沁艳,等. 智能交通系统消息交换的复杂度研究[J]. 计算机技术与发展,2014,24(1):81-84.
[2] 李 鑫. 提高 GPS 定位精度的改进卡尔曼滤波算法研究 [D]. 南京:南京理工大学,2004.
[3] 王建强,李世威,曾俊伟. 车联网发展模式探析[J]. 计算机技术与发展,2011,21(12):235-238.
[4] 智 勇. 城市车辆定位系统的设计与实现 [D]. 大连:大连理工大学,2013.
[5] 张 璇. 分层线性模型的最大后验估计[J]. 统计与信息论坛,2011,26(1):10-15.
[6] 吴志华,丁杨斌,申功勋. 改进的非线性鲁棒 EKF 算法及其应用[J]. 计算机工程与应用,2011,47(3):207-209.

5 结束语

文中充分考虑到QR码特有的结构特征,采用了分步定位的方法,先获得QR码可能所在的区域,然后在该区域内进行精确定位。由于QR码整体呈正方形,文中利用了QR码的这一特征,运用Hough变换去检测正方形区域从而获得QR码的大致轮廓,再进行精确的定位,这样比直接在整个图像中寻找探测图形提高了成功率。QR码的精确定位过程中,寻找满足1:1:3:1:1的线段是整个精确定位过程中最耗时的部分。文中借鉴了KMP算法的思想,克服了原有方法当匹配过程中失配时需要回溯的缺点。经过实验测试,文中方法可以有效地提高QR码的识别率和识别速度,对于传统方法中在比较复杂背景下识别率低的问题有了较大改善。

由于文中方法用到了Hough变换去检测正方形,耗时虽然有一定的提高但还可以考虑其他的检测方法,进一步提升时间效率。

参考文献:

[1] ISO/IEC18004: 2006. QR code 2005 bar code symbology specification[S]. Switzerland:ISO,2006.

[2] 国家质量技术监督局. 中华人民共和国国家标准—快速响应矩阵码(QRCode)[S]. 北京:中国标准出版社,2000.

[3] 朱雯晶,夏翠娟. 二维码在图书馆移动服务中的应用—以上海图书馆为例[J]. 现代图书情报技术,2012,28(7):115-120.

[4] 王世慧,杜伟. 手机QR码在图书馆的应用探析[J]. 现

+++++

(上接第83页)

[7] Julier S J,Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE,2004,92(3):401-422.

[8] Julier S J,Uhlmann J K. Reduced sigma point filters for the propagation of means and covariances through nonlinear transformations[C]//Proceedings of the American control conference. [s. l.]:IEEE,2002;887-892.

[9] Han Pengxin,Mu Rongjun. Effective fault diagnosis based on strong tracking UKF[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology,2011,83(5):275-282.

[10] 唐苗苗. 车载组合导航系统自适应无迹卡尔曼滤波算法研

代情报,2011,31(6):151-154.

[5] 王维虎,刘延申. 基于二维码的物流管理及应用[J]. 物联网技术,2012,2(12):36-38.

[6] 孙明,傅隆生,杨信廷,等. 用于QR码自动识读的图像分析方法[J]. 电子科技大学学报,2009,38(6):1017-1020.

[7] 李人哲,许刚. 模糊QR码图像的恢复[J]. 计算机应用与软件,2013,30(6):258-261.

[8] 孙道达,赵健,王瑞,等. 基于稀疏表示的QR码识别[J]. 计算机应用,2013,33(1):179-181.

[9] 熊用,汪鲁才,艾琼龙. 基于相关匹配的QR码识别方法[J]. 仪器仪表学报,2011,32(3):571-576.

[10] 张民,郑建立. 基于符号特征的QR码识别算法[J]. 计算机工程,2011,37(4):278-280.

[11] 孙文静,钱华. 改进BM算法及其在网络入侵检测中的应用[J]. 计算机科学,2013,40(12):174-176.

[12] 鲁宏伟,魏凯,孔华锋. 一种改进的KMP高效模式匹配算法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2006,34(10):41-43.

[13] 严蔚敏,吴伟民. 数据结构[M]. C语言版. 北京:清华大学出版社,1997:80-82.

[14] 卫晋伟,戴曙光,穆平安. 基于形态学和Hough变换的QR码校正与定位方法[J]. 电脑与信息技术,2010,18(6):32-35.

[15] Furukawa Y,Shinagawa Y. Accurate and robust line segment extraction by analyzing distribution around peaks in hough space[J]. Computer Vision and Image Understanding,2003,92(1):1-25.

+++++

究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2013

[11] Song Q,Han J D. An adaptive UKF algorithm for the state and parameter estimation of a mobile robot[J]. Acta Automatica Sinica,2008,34(1):72-79.

[12] 胡炜. 交互多模型目标跟踪算法的研究[D]. 沈阳:东北大学,2010.

[13] 孔金生,翟弦. 车辆导航中的交互多模卡尔曼滤波跟踪方法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(14):198-200.

[14] 韩兴斌,胡卫东,杨世海. 应用交互多模(IMM)算法跟踪低空目标[J]. 火力与指挥控制,2003,28(5):48-51.

[15] 肖宁,王玫,雷延锋. 基于交互多模卡尔曼滤波器的定位算法[J]. 无线电通信技术,2013,39(1):80-83.

基于非线性卡尔曼滤波的车辆定位优化算法

作者：[卞月根](#)，[张伟](#)，[BIAN Yue-gen](#)，[ZHANG Wei](#)
作者单位：[南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京, 210003](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)[ISTIC](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2015(8)

引用本文格式：[卞月根](#), [张伟](#), [BIAN Yue-gen](#), [ZHANG Wei](#) [基于非线性卡尔曼滤波的车辆定位优化算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(8)