

基于曲率特征的自主车辆地图匹配定位方法

苏奎峰^{1,2}, 邓志东¹, 黄 振¹

(1. 清华大学计算机科学与技术系清华信息科学与技术国家实验室智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084;

2. 装甲兵工程学院, 北京 100072)

摘 要: 提出了一种新的基于曲率特征的自主车辆地图匹配定位方法, 该方法通过计算自主车辆行驶轨迹和参考轨迹的尺度不变曲率积分特征及其相关性进行匹配, 可以有效地消除因航迹推算 (DR) 传感器标定参数偏差和航向角估计偏差而引起的错误匹配问题. 文中首先采用扩展卡尔曼滤波器融合惯性测量单元输出、方向盘转角和 4 个 ABS (防抱死刹车系统) 传感器测量的轮速, 估计自主车辆的位姿状态, 并据此从数字地图中选择匹配的候选路段. 然后利用本文提出的曲率空间特征地图匹配算法实现路段匹配, 并根据曲率和航向角变化确定匹配点, 最后将其作为无迹卡尔曼滤波器的观测值更新滤波器, 从而实现高精度的位姿估计. 现场道路实验结果表明, 该法能够有效地实现地图匹配, 降低自主车辆 DR 产生的累积误差, 从而能够在 GPS (全球定位系统) 信号失效情况下实现长距离精确定位.

关键词: 自主车辆; 地图匹配; 尺度不变特征; 无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2012)-04-0440-09

A Novel Localization Approach for Autonomous Vehicles Based on Map Matching with Curvature Features

SU Kuifeng^{1,2}, DENG Zhidong¹, HUANG Zhen¹

(1. State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology,

Department of Computer Science, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: Using the curvature features, a novel map-matching based localization approach for autonomous vehicles is proposed. By computing the scale-invariant curvature integral and its correlation of autonomous vehicle's historical and reference trajectories for matching, the proposed approach can effectively eliminate the mismatch problem caused by odometer calibration parameters bias and azimuth estimation errors in dead-reckoning (DR). Firstly, we integrate the inertial measurement unit output, steering angles, and wheel speed measurements from four ABS (anti-lock braking system) sensors by using the extended Kalman filter in order to estimate the autonomous vehicle's position and orientation, which are then used to select the candidate matching segments from digital maps. Then, a map matching algorithm based on spatial curvature features is proposed to accomplish segment matching, and matching points are determined according to the changes in curvature and yaw. Finally, these matching points are further utilized as the measurements of the unscented Kalman filter to update the filter and achieve high-precision estimation of pose. The experimental results in the real road condition show that the proposed approach is able to realize map matching effectively, reduce the accumulative error of autonomous vehicles in DR, and estimate the pose of autonomous vehicles accurately for long-range navigation even if the GPS (global positioning system) signal occasionally fails.

Keywords: autonomous vehicle; map matching; scale-invariant feature; unscented Kalman filter

1 引言 (Introduction)

实时可靠的位姿是实现自主车辆自主行驶的基础, 一直以来是该领域研究的热点之一. 针对自主车辆的定位问题, 无论是所使用传感器的类型, 还是状态估计的策略, 目前都有多种方法. 例如采用

GPS、GPS/INS、GPS/DR、WiFi 或移动网络等传感器^[1-3], 利用卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波 (EKF)、无迹卡尔曼滤波 (UKF) 和粒子滤波 (PF) 等方法实现信息融合与状态估计. 在所使用的传感器中, GPS 能够提供高精度的绝对位置信息, 无累积误差, 且

可单独使用, 但易受卫星信号遮挡、衰减、多路径传输等因素影响, 所提供的位姿信息连续性较差, 有时精度也相对较低。惯性导航系统、里程计等相对定位系统通常能够获得较高的局部相对定位精度, 但由于存在长时间误差积分累积的问题, 绝对位姿精度难于保障。为提高导航定位系统输出位姿的精度、连续性和鲁棒性, 目前多采用 GPS 与惯性测量单元 (IMU)、里程计、速度传感器、方向传感器等多传感信息融合的方法实现。无论采取哪种定位方法, 传感器都存在测量误差, 从而影响系统的定位精度, 因此需要采取多种措施对定位误差进行修正。地图匹配算法就是针对结构化道路环境的一种较为典型的误差修正策略。

在地理信息系统 (GIS) 中, 地图路网包含绝对位置信息, 使用此类数据校准位置估计的漂移是非常有效的解决方法之一^[4]。利用地图网络信息实现位置校准的最直接方式就是地图匹配, 地图匹配是一种基于软件技术的定位修正方法, 其基本思想是将车辆行驶轨迹与地理信息系统中的路网信息相关联^[4], 从而确定车辆在地图网络中的位姿。地图匹配技术的应用需要满足两个前提假设: (1) 车辆始终行驶在道路网络内; (2) 用于匹配的数字地图具有足够高的精度。因此, 地图匹配算法主要用于路网数据相对比较清晰的环境, 尤其是结构化道路环境。

目前, 实现地图匹配的算法比较多, 从简单的搜索技术到复杂的扩展卡尔曼滤波、模糊逻辑、证据理论等^[5-6]。综合起来, 匹配算法可以分为 4 类: 几何法^[1-4]、拓扑法^[7-10]、概率法^[2,11]和其他匹配法^[6,12-15]。常用的几何匹配算法包括点-点匹配、点-线匹配和线-线匹配, 此类算法利用路网的几何特征, 一般仅考虑连接的形状信息^[9], 而不考虑彼此的连接方式。拓扑分析法同时利用地图的几何信息和拓扑关系实现地图匹配算法^[9-10,16-17]。概率算法需要在导航传感器提供的定位点周围定义一个椭圆或方形置信区域, 如果在置信区域内包含多个路段, 则采用航向、连通性、速度和距离等标准评估候选路段^[18]。除了上述 3 种算法外, 近年来很多学者采用如卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波、D-S 证据理论、状态空间模型、粒子滤波^[19]、交互式多模型、模糊逻辑模型^[20-21]以及贝叶斯推理等算法实现地图匹配。

本文提出了一种新的基于曲率特征的地图匹配方法。该方法首先采用扩展卡尔曼滤波器融合 IMU (惯性测量单元)、方向盘转角和 4 个 ABS 传感器实现车辆位姿状态的初步估计, 据此采用几何距离的

方法选择匹配的候选路段, 适当地缩小匹配搜索范围以提高算法的实时性。然后, 利用本文提出的曲率空间特征匹配算法实现路段匹配, 并根据曲率和航向角变化确定匹配点, 最后将其作为无迹卡尔曼滤波器的观测值, 对融合滤波器进行更新从而提高位姿估计精度。现场道路实验结果表明, 该方法能够有效地实现地图匹配, 并可以消除自主车辆 DR 产生的累积误差, 能够在 GPS 信号失效情况下实现长距离精确定位。

2 基于曲率特征的地图匹配方法 (Map matching based on curvature feature)

地图匹配算法实质就是确定车辆在路网中的位置, 传统的匹配算法大多采用距离标准度量车辆行驶轨迹与路网路段之间的相近程度, 在候选路段中选择匹配路段。此类方法受度量距离的选择、传感器参数标定等因素影响较大, 且大多数匹配算法在投影过程中只能计算定位点与路段的侧向偏差, 而无法确定纵向偏差。为此, 本文提出采用基于曲率特征匹配的方式实现地图匹配, 该匹配方法可以分为两步, 首先提取比例不变特征, 克服轮速标定系数、航向角偏差等因素对匹配精度产生的影响, 然后利用提取的特征实现匹配。

特征提取的具体步骤包括:

- 1) 对待匹配的路段及历史轨迹进行降噪处理, 然后对离散的点采用 3 次 B 样条曲线进行参数化描述;
- 2) 对参数化的曲线进行等弧长间隔采样;
- 3) 对离散采样后的曲线曲率绝对值求和, 求取无符号曲率相对弧长的积分:

$$K = \int |\kappa(s)| ds \quad (1)$$

- 4) 在无符号曲率积分轴上等弧长间隔点采样, 求取各点处的曲率, 从而得到曲线的特征。

2.1 基于尺度不变性的曲率积分特征匹配方法

2.1.1 地图与轨迹特征的提取方法

参数化曲线 $X(s) : (x(s), y(s))$ 上任意弧段的曲率定义为^[22]

$$|\kappa(s)| = |\ddot{X}(s)| \quad (2)$$

曲线上 s_1 和 s_2 两点之间的无符号曲率积分定义为

$$K(s_1 : s_2) = \int_{s_2}^{s_1} |\kappa(s)| ds \quad (3)$$

式中, $\kappa(s)$ 表示曲线点上的曲率, 其定义由式 (1) 给出。需要说明的是, 采用有符号曲率积分也能够满

足积分不变的性质. 但有符号积分在转换点处的积分值非常小, 容易产生数值计算问题, 而无符号积分则可以保证合理的运算范围.

定理 1: 对曲线进行相似变换后, 无符号绝对值积分具有不变性.

证明: 对于给定弧长为 l 的曲线, 无符号曲率积分和 K 为

$$K(0:l) = \int_0^l |\kappa(s)| ds \quad (4)$$

曲线经过旋转和平移后, 曲线的曲率和弧长不变, 因此无符号曲率积分具有旋转、平移不变性.

对曲线进行伸缩变换, 假设变换系数为 m , 得到新的弧长为 ml 的曲线 $\bar{X}(\bar{s})$, 对于伸缩后的曲线有

$$\bar{K}(0:ml) = \int_0^{ml} |\bar{\kappa}(\bar{s})| d\bar{s} \quad (5)$$

由于曲率的变化和曲线伸缩变化成反比, 因此有

$$|\bar{\kappa}(\bar{s})| = \frac{1}{m} |\kappa(s)| \quad (6)$$

且 $d\bar{s} = mds$, 将其代入积分方程, 可得

$$\bar{K}(0:ml) = \int_0^{ml} \frac{1}{m} |\kappa(s)| d\bar{s} \quad (7)$$

$$\bar{K}(0:ml) = \int_0^l \frac{1}{m} |\kappa(s)| mds = \int_0^l |\kappa(s)| ds \quad (8)$$

综上, 无符号曲率积分特征具有旋转、平移和伸缩的尺度不变特性.

定理 2: 缩放比为 m 的两段曲线, 对于位于曲线 $(s_1:s_2)$ 之间任意点 s 和曲线 $(\bar{s}_1:\bar{s}_2)$ 之间的任意点 \bar{s} , 如果满足 $K(s_1:s) = \bar{K}(\bar{s}_1:\bar{s})$, 则 $(s-s_1)/(\bar{s}-\bar{s}_1) = m$.

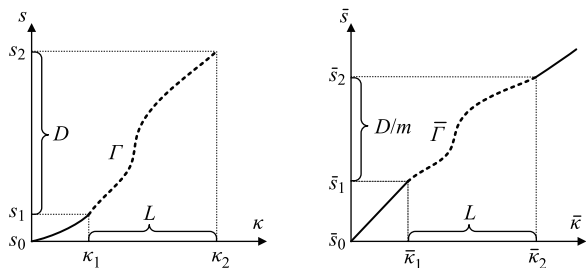


图 1 路段特征的尺度不变性

Fig.1 Scale invariance of segment features

证明: 如果 $K(s_1:s) = \bar{K}(\bar{s}_1:\bar{s})$, 则:

$$\int_{s_1}^s |\kappa(s)| ds = \int_{\bar{s}_1}^{\bar{s}} |\bar{\kappa}(\bar{s})| d\bar{s}$$

由于两段曲线变换的比例系数为 m , 即 $ds = m d\bar{s}$, 且曲率与缩放比呈反比, 即 $\kappa(s) = \frac{1}{m} \bar{\kappa}(\bar{s})$, 因

此

$$\begin{aligned} \int_{s_1}^s |\kappa(s)| ds &= \int_{\bar{s}_1}^{\bar{s}} m |\kappa(s)| d\bar{s} \\ &= \int_{\bar{s}_1}^{\bar{s}} |\kappa(s)| d(m\bar{s}) = \int_{m\bar{s}_1}^{m\bar{s}} |\kappa(s)| ds \end{aligned} \quad (9)$$

其中 s 和 \bar{s} 分别表示曲线 $(s_1:s_2)$ 和 $(\bar{s}_1:\bar{s}_2)$ 上对应的匹配点, 因此有

$$s - s_1 = m\bar{s} - m\bar{s}_1 = m(\bar{s} - \bar{s}_1)$$

可得

$$(s - s_1)/(\bar{s} - \bar{s}_1) = m$$

定理 3: 假定第 1 条曲线 Γ 上的 $[\kappa_1, \kappa_2]$ 线段与第 2 条曲线 $\bar{\Gamma}$ 上的 $[\bar{\kappa}_1, \bar{\kappa}_2]$ 线段之间的比例系数为 m , 则:

$$(1) \kappa_2 - \kappa_1 = \bar{\kappa}_2 - \bar{\kappa}_1.$$

(2) 对于任何 $[\kappa_1, \kappa_2]$ 之间的点 κ 和 $[\bar{\kappa}_1, \bar{\kappa}_2]$ 之间的点 $\bar{\kappa}$, 如果 $\kappa - \kappa_1 = \bar{\kappa} - \bar{\kappa}_1$, 则有 $\dot{\Gamma}(\kappa) = m\dot{\bar{\Gamma}}(\bar{\kappa})$, 其中 Γ 表示 $(s \rightarrow \int |\kappa|)$ 曲线, $\dot{\Gamma}$ 表示相对 $|\kappa|$ 的微分, 如图 1 所示.

证明:

(1) 从上面的分析知, 如果两个曲线段匹配, 则从起点开始的曲率积分应该相同, 有

$$\int_0^s |\kappa(s)| ds = \int_0^{\bar{s}} |\bar{\kappa}(\bar{s})| d\bar{s}$$

又根据积分特性有

$$\begin{aligned} \int_{\bar{s}_1}^{\bar{s}_2} |\bar{\kappa}(\bar{s})| d\bar{s} &= \int_0^{\bar{s}_2} |\bar{\kappa}(\bar{s})| d\bar{s} - \int_0^{\bar{s}_1} |\bar{\kappa}(\bar{s})| d\bar{s} = \bar{K}_2 - \bar{K}_1 \\ \int_{s_1}^{s_2} |\kappa(s)| ds &= \int_0^{s_2} |\kappa(s)| ds - \int_0^{s_1} |\kappa(s)| ds = K_2 - K_1 \end{aligned}$$

其中, $\bar{K}_1 = \bar{K}(0:\bar{s}_1)$, $\bar{K}_2 = \bar{K}(0:\bar{s}_2)$, $K_1 = K(0:s_1)$, $K_2 = K(0:s_2)$. 因此, $K_2 - K_1 = \bar{K}_2 - \bar{K}_1$.

(2) 由于 Γ 表示 $(s \rightarrow \int |\kappa|)$ 曲线, 且两个匹配的曲线对 Γ 和 $\bar{\Gamma}$ 之间的相似变换系数为 m , 如图 1 所示, 因此有

$$\begin{aligned} \Gamma(\kappa + \Delta\kappa) - \Gamma(\kappa_1) &= m(\bar{\Gamma}(\bar{\kappa} + \Delta\kappa) - \bar{\Gamma}(\bar{\kappa}_1)) \\ \Gamma(\kappa - \Delta\kappa) - \Gamma(\kappa_1) &= m(\bar{\Gamma}(\bar{\kappa} - \Delta\kappa) - \bar{\Gamma}(\bar{\kappa}_1)) \end{aligned} \quad (10)$$

将上述两式互减并除以 $\Delta\kappa$, 当 $\Delta\kappa \rightarrow 0$ 时有

$$\begin{aligned} \lim_{\Delta\kappa \rightarrow 0} \frac{\Gamma(\kappa + \Delta\kappa) - \Gamma(\kappa - \Delta\kappa)}{2\Delta\kappa} \\ = m \lim_{\Delta\kappa \rightarrow 0} \frac{\bar{\Gamma}(\bar{\kappa} + \Delta\kappa) - \bar{\Gamma}(\bar{\kappa} - \Delta\kappa)}{2\Delta\kappa} \end{aligned} \quad (11)$$

即满足 $\dot{\Gamma}(\kappa) = m\dot{\bar{\Gamma}}(\bar{\kappa})$.

由此可见, 弧长相对曲率积分的微分消除了起

始点对匹配的影响. 由于 $\dot{r} = ds/(d \int |\kappa|)$, 取逆可得 $\dot{r} = 1/(d \int |\kappa|/ds) = 1/|\kappa|$, 且 $\rho = 1/|\kappa|$ 为曲率半径, 因此弧长相对曲率积分的微分本质上是曲率的逆或曲率半径. 对于匹配部分, 两者的曲率半径-曲率积分曲线符合线性比例关系, 曲率-曲率积分曲线也同样符合一定的比例关系. 因此, 可以直接对曲率采样而不用对弧长再次进行微分.

如果在曲率绝对值积分上采用等间隔采样, 如图 1 所示, 即便是比例不同的匹配曲线, 匹配曲线的曲率绝对值积分跨度也相同. 且曲率与曲线的平移和旋转无关, 其积分也符合此特点. 因此, 经过上述参数化后可以方便地进行曲线匹配.

需要说明的是, 曲率积分特征仅适合具有一定曲率的曲线匹配, 而对于直线路段, 由于曲率恒定为 0, 因此不适合采用此不变特征. 不过对于自主车辆定位系统而言, 里程计通常在直线路段标定, 且此时的 IMU 测量的漂移也很小, 因此在直线路段定位精度相对较高, 一般可以不进行地图匹配修正. 相反在转弯处, 由于航向角漂移、速度标定误差、侧滑等因素对定位精度影响较大, 因而可以采用曲率特征匹配在转过转弯进入直线路段的过程中修正定位偏差.

2.1.2 基于地图特征点的地图匹配方法

地图匹配算法的最终目的是从数字地图或参考轨迹中找到最好的匹配路段, 为此可以分两步实现:

a) 根据定位位置、航向角和定位精度, 在数字地图或参考轨迹中选择一条或多条候选路段;

b) 从多个候选路段中选择最佳匹配路段作为匹配段并确定匹配点.

利用道路或参考轨迹的连通性、道路方向、车辆当前位置、航向等信息很容易找到候选道路, 为了保证真实匹配路段一定在候选路段集内, 可以适当放宽选择阈值. 应用候选路段和车辆行驶轨迹的曲率特征实现对匹配路段的搜索, 该算法的特点是对匹配曲线的缩放系数不敏感. 为了检测两段匹配曲线的相似性, 确定行驶轨迹与地图的匹配点, 可以采用归一化相关系数判定.

关于车辆行驶轨迹与地图数据匹配, 其实质是车辆行驶轨迹的一部分与匹配区域内候选路段匹配, 因此称之为 whole-to-part 匹配, 可以确定匹配的一条曲线 (车辆轨迹) 必定在另外一条曲线 (地图或参考轨迹) 内, 因此关键是找到车辆轨迹在候选路段中的位置. 此外, 由于采用曲率积分参数化曲率特征, 需要匹配的两条曲线之间只存在缩放系数之间的区别, 又因曲率与缩放系数成反比, 因此曲线匹配问题就转换成了模板匹配的问题, 为此采用归一化相关系数处理, 从而消除缩放系数的影响. 图 2 分别给出了两个匹配线段、相应的曲率积分-曲率特征曲线和特征曲线之间的相关系数. 计算两条曲线之间的归一化相关系数的公式如下:

$$v(u) = \frac{\sum_{i \in \Omega} (f(i) - \bar{f}) [t(i-u) - \bar{t}]}{\sqrt{\sum_{i \in \Omega} (f(i) - \bar{f})^2 \sum_{i \in \Omega} [t(i-u) - \bar{t}]^2}} \quad (12)$$

其中, t 为车辆的行驶轨迹经过等弧长间隔采样的曲率特征线段, f 表示经过曲率特征变换后的候选路

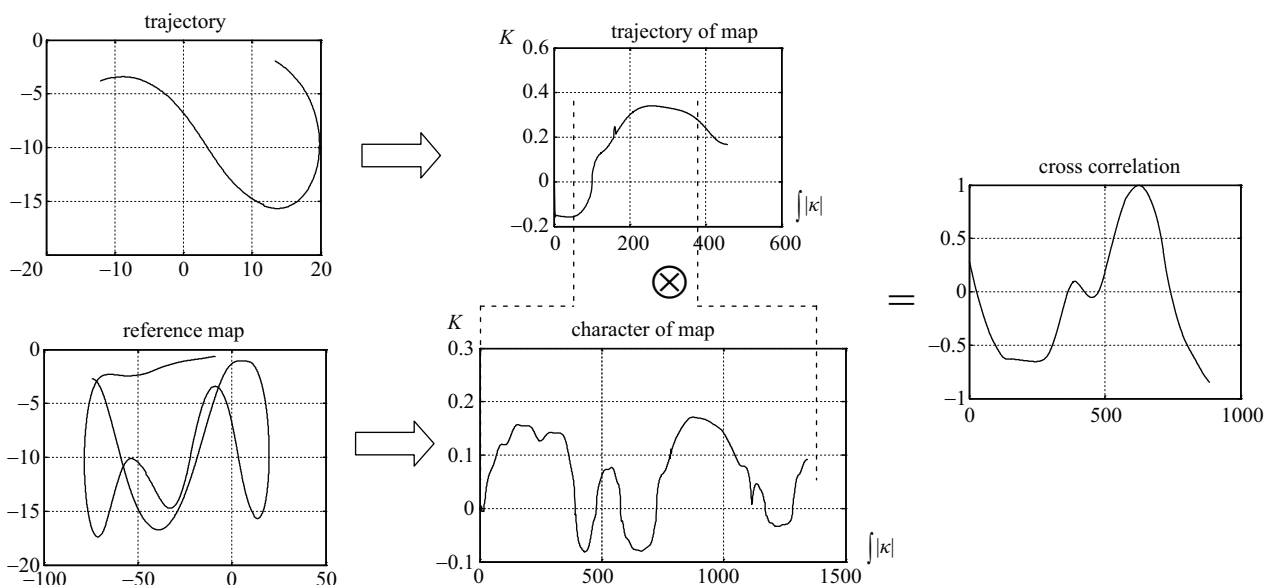


图 2 匹配路段、轨迹特征曲线及其相关系数曲线

Fig.2 Plots of matched segments, trajectory characteristics and correlation coefficient

段曲线. 通过行驶轨迹 t 在参考路段上滑动来计算 t 与 f 的相关系数. u 是一条曲线相对另外一条曲线的偏移量. \bar{t} 为整个行驶轨迹的均值, \bar{f} 为待匹配路段滑动窗口的均值. v 是 $[-1, 1]$ 之间的值, $v(u)$ 的值越大, 匹配得越好. 一旦求得 v 最大值时 u 对应的位置, 就可以得到轨迹与参考路段匹配的准确位置. 为了保证地图匹配的可靠性, 根据实际道路情况设定一个阈值, 可通过设定的阈值来判定路段上不存在同行驶轨迹相似的路段.

2.1.3 算法复杂度分析

简单曲线匹配算法的时间复杂度为 $O(N^3)$, 而 Lewis 提出的和表技术 (sum table technique), 可以预先处理式 (12) 的分母, 其时间复杂度为 $O(N)$, 空间复杂度为 $O(N)$. 计算式 (12) 分子项的时间复杂度为 $O(N \log N)$, 空间复杂度为 $O(N)$. 文 [1,11,22] 在 Lewis 原有方法的基础上进行了改进, 其计算结果和标准化相关系数近似. 因此总体上匹配算法的时间复杂度为 $O(N \log N)$.

2.2 基于地图特征点匹配的自主车辆定位方法

2.2.1 基于 UKF 和地图匹配的组合导航算法

在对车速传感器和方向盘转角传感器进行标定的基础上, 首先采用 EKF 估计 UGV 在定位解算周期内的行驶里程增量 Δ_k 和航向角增量 ω_k [8-9,23]. 整个组合导航系统的结构框图如图 3 所示. 其中 $v_{rr}, v_{rl}, v_{fr}, v_{fl}$ 分别是 CAN 总线获得的右后轮、左后轮、右前轮和左前轮的 ABS 传感器测量的轮速值, δ 为传感器测量的方向盘转角. 根据 4 个轮速、方向盘转角和 IMU 测量信息, 采用 EKF 滤波器估计得到车辆的行驶里程增量 Δ_k 和航向角增量 ω_k .

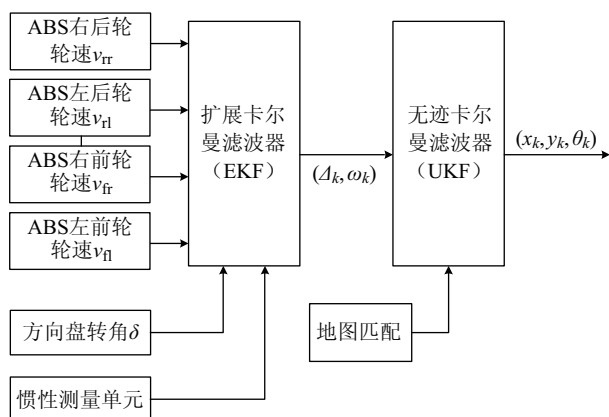


图 3 组合导航系统结构框图

Fig.3 Architecture of the integrated navigation system

由于 UGV 在行驶过程中不可避免地存在打滑和建模误差, 因此可利用多传感数据来估计状态向

量 $\xi_k = [\Delta_k, \omega_k]^T$, 从而利用多传感器测量值降低噪声对系统的影响. 考虑到上述量测方程为非线性方程, 本文采用 EKF 方法实现 ξ_k 的状态估计.

以车体坐标原点位置描述的状态方程为

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta_k \cos(\varphi_k + \omega_k/2) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta_k \sin(\varphi_k + \omega_k/2) \\ \varphi_{k+1} = \varphi_k + \omega_k \end{cases} \quad (13)$$

其中, (x_k, y_k) 表示 k 时刻 UGV 的位置, φ_k 为航向角. 在 2 维地面环境中, UGV 的位姿可用状态矢量 $\mathbf{x}_k^x = [x_k, y_k, \varphi_k]$ 表示.

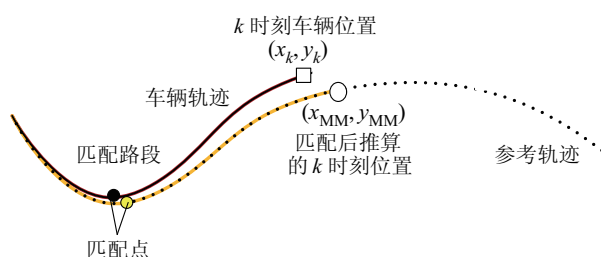


图 4 轨迹与地图匹配产生的位置观测

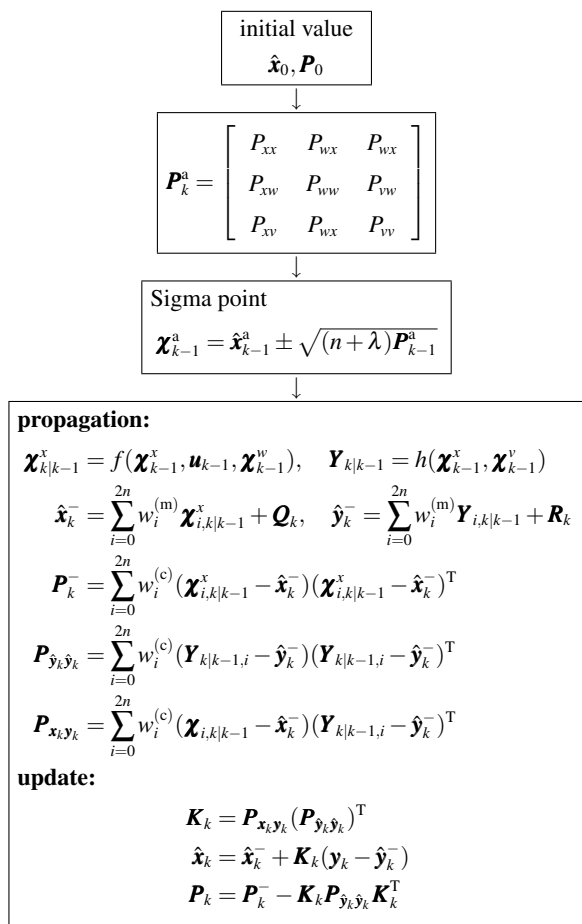
Fig.4 Position observation based on trajectory and map matching

采用基于曲率特征的地图匹配方法在参考轨迹中确定匹配路段, 并根据航向角及航向角差分曲线的极值点确定匹配点, 然后以轨迹中的匹配点为基点重新计算当前时刻车辆在参考轨迹中的位置, 如图 4 所示, 根据匹配结果推算出当前 UGV 的位置, 得到基于地图匹配的量测方程:

$$\mathbf{z}_{MM} = \mathbf{h}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} x_{MM} \\ y_{MM} \end{bmatrix} + \mathbf{v}_{MM} \quad (14)$$

其中, (x_{MM}, y_{MM}) 表示 k 时刻地图匹配观测到的车辆位置, \mathbf{v}_{MM} 为量测噪声. 由于地图匹配算法及匹配点在弯道处相对较准确, 但很难保证此时车辆航向角与车道方向偏差较小, 因此在弯道处只实现位置更新. 在车辆行驶过程中, 可以根据历史轨迹实时统计航向角的方差, 判定车辆行驶在参考轨迹的直线段时, 再更新车辆的航向角, 其方法和位置更新类似.

由于导航系统的状态方程为非线性方程 [23-24], 因此采用 UKF 滤波器实现自主车的姿态估计. UKF 滤波器属于 Sigma 点卡尔曼滤波器 [13], 本质上是利用无迹变换对随机量进行非线性映射后, 将统计信息的估计嵌入到卡尔曼滤波算法中, 下面给出了 UKF 算法流程.



其中, \mathbf{x}_k^x 表示系统估计的 UGV 位姿状态矢量, \mathbf{x}_k^a 表示包含估计状态、系统噪声和观测噪声的增广状态, n 表示估计状态的维数, λ 为调节系数, $f(\cdot)$ 表示系统模型, $h(\cdot)$ 为观测模型, \mathbf{P}_k^- 为状态更新方差矩阵, $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k}$ 为观测方差矩阵, $\mathbf{P}_{\mathbf{x}_k\mathbf{y}_k}$ 为协方差矩阵, $\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a}$ 是 $(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a$ 的矩阵方根, 可以采用 Cholesky 分解求得, \mathbf{P}_k^a 为协方差矩阵, \mathbf{Q}_k 为加性系统噪声的协方差矩阵, \mathbf{R}_k 为加性量测噪声的协方差矩阵, n 表示增广状态向量的维数, \mathbf{K}_k 为增益矩阵。

2.2.2 DR 参数校准

在 DR 导航系统中, 一旦收不到可靠的 GPS 信号, 陀螺仪和里程计的标定参数就很难实现在线校准。本文提出基于地图匹配的参数校准方法, 里程计和陀螺仪的标定系数分别定义为 K_{gyro} 和 K_{odo} 。

$$\Delta\phi = K_{\text{gyro}} \cdot S \cdot \Delta T + \Delta_{\text{drift}} \quad (15)$$

其中, $\Delta\phi$ 表示在采样时间间隔 ΔT 内车辆的航向角变化, S 表示陀螺仪的采样值, Δ_{drift} 表示陀螺仪在时间间隔 ΔT 内的角度漂移, 且 K_{gyro} 为陀螺仪的标定系数。

同样, 在采样时间间隔 ΔT 内车辆行驶的距离

可表示为

$$S_{\text{curve}} = K_{\text{odo}} \cdot V_{\text{sensor}} \quad (16)$$

这里, S_{curve} 为车辆在采样时间间隔 ΔT 内行驶的距离, V_{sensor} 为里程计的输出值。

为了准确计算里程计标定系数, 在路段匹配过程中首先对匹配路段和车辆行驶历史轨迹采用等弧长三次样条插值, 然后在匹配良好的路段 (匹配的相关系数大于设定阈值) 上根据航向角差分找到两个转换点 P_1 和 P_2 , 采用地图或参考轨迹路径的曲线长度和车辆轨迹传感器的输出计算里程计标定系数。图 5 和图 6 给出了匹配良好路段及相应的转换点。当车辆从 P_1 点运动到 P_2 点时, 参考轨迹与行驶轨迹之间的里程比可以作为里程计标定系数的修正参数。

$$K'_{\text{odo}} = \frac{\sum \Delta S_{\text{map}}}{\sum \Delta S_{\text{trajectory}}} K_{\text{odo}} \quad (17)$$

其中, K_{odo} 是里程计原来的标定系数, K'_{odo} 为修正后的标定系数。

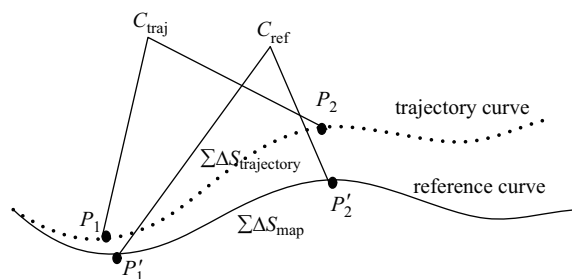


图 5 匹配良好路段及相应的转换点

Fig.5 The well matched segments and corresponding turning points

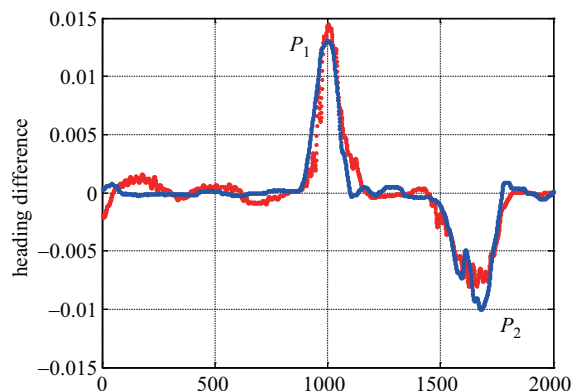


图 6 匹配路段上等间隔弧长航向角差分

Fig.6 Difference of heading angle with equal arc interval on the matched segment

航向角的校准通常包含标定系数和漂移偏差, 标定系数的校准和里程计标定系数类似, 在确定转换点 P_1 和 P_2 后, 根据两点的航向角差分来确定。而

漂移偏差则选择直线路段(航向角差分的方差小于 0.02°)内的均值偏差作为漂移补偿。

惯性导航系统(INS)具有相对独立,不受工作环境、气候条件等外在因素影响的特点,得到广泛的关注和应用。航位推算系统则是根据传感器量测的行驶距离和方位进行位置推算,解算误差会随时间或距离的推移而累积,因此单纯依赖 INS/DR 很难满足长距离导航应用的要求。为此,必须采用绝对定位方式,如 GPS、路标匹配等进行绝对位置修正以消除误差的累积。由于基于地图特征的地图匹配算法能够准确实现车辆行驶轨迹与参考轨迹的精确匹配,且可以根据匹配路段的航向角差分的极值点准确定位匹配点的位姿,因此可以将地图特征匹配作为虚拟路标对系统进行修正,从而消除了累积误差,实现了 DR 长距离导航应用。

3 结果与分析(Results and analysis)

为验证算法的有效性,利用清华大学新一代智能车 THIV-I 平台进行实验测试,如图 7 所示,其中惯性测量单元(IMU)安装在车辆的后轴中心,采用四元数法根据 IMU 的测量输出,解算出车辆的姿态角。组合导航子系统可以通过车辆本身的 CAN 总线直接获得 ABS 传感器输出的 4 个车轮的车速和方向盘转角。首先利用传感器的量测信息并采用扩展卡尔曼滤波估计每个采样时间间隔内自主车辆的行驶弧长和航向角变化,在此基础上利用无迹卡尔曼滤波(UKF)实现地图匹配与 DR 的数据融合,实时解算自主车辆的位置。



图 7 清华大学新一代智能车 THIV-I

Fig.7 THIV-I, the next generation of intelligent vehicle of Tsinghua University

首先利用 Novatel 公司的高精度 Span/DGPS 组合导航系统在清华大学校园采集地图数据,然后通过与 Google 卫星图片匹配对偏离道路的路点进行离线修正,生成准确的参考轨迹,校园内 Google 卫

星图片每个像素分辨率在 $0.25\text{ m} \times 0.25\text{ m}$ 以内,能够满足自主车参考轨迹修正的需求,如图 8 所示。在测试过程中仅利用 IMU 及车载传感器(轮速和方向盘转角)等相对传感器,关闭 GPS 绝对传感器,从而能够充分地验证匹配算法对绝对位置的修正作用。



图 8 清华大学校园内测试环境

Fig.8 Test environment in Tsinghua University

自主车辆在行驶过程中,利用行驶的历史轨迹和参考轨迹进行实时匹配,其中参考轨迹的特征可以离线产生,而自主车辆行驶的历史轨迹则根据定位精度、匹配效果、航向角的变化量等因素选取,为了保证匹配的可靠性,选择曲率大于 0.05 前后 50 m 长度的历史轨迹进行匹配。一旦匹配完成,则根据曲率变化极值点和航向角来确定行驶轨迹和地图的匹配点,并将其作为观测值给 UKF 滤波器提供观测信息,实现滤波器的量测更新。图 9 和图 10 分别给出了整个测试轨迹匹配和典型匹配点的轨迹图。

为了实现 DR 参数和航向角的在线修正,根据两个相邻匹配点之间的自主车辆 DR 量测的累积距离和参考轨迹的累积距离进行计算修正,由于原标定参数已离线修正,相对较为准确。为了提高系统的可靠性、防止错误修正,修正参数需要设置 2% 以内的阈值,一旦超出此范围则保持原有标定系数。根据车辆行驶轨迹的曲率变化和方向盘转角判定直线行驶路段,在累积直线超过 20 m 时,则根据自主车辆解算航向和参考轨迹航向进行综合修正。图 11 给出了经过 DR 标定系数修正后的位置误差。

图 10 中,基于 UKF 独立估计自主车 DR 位置的侧向和纵向最大误差分别为 8.9948 m 和 8.9407 m,而融入 MM 观测更新后侧向和纵向最大误差分别为 5.8820 m 和 4.6961 m。图 11 给出了采用地图特征匹配修正前后的所有测试点的精度统计,匹配修正前

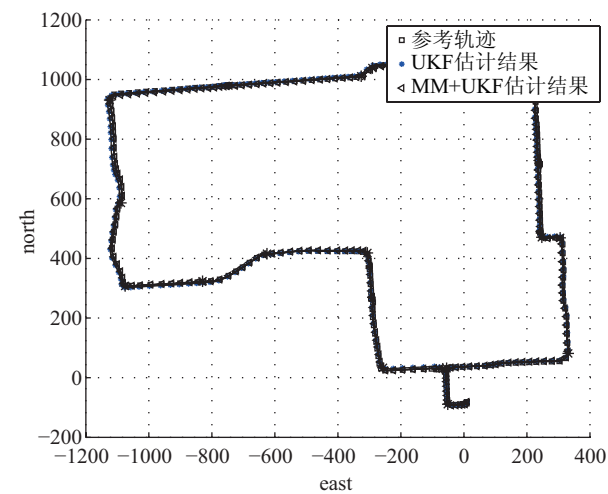


图 9 参考轨迹、UKF 轨迹和 MM 修正轨迹比较
Fig.9 The reference trajectory, estimated trajectory based on UKF and corrected trajectory based on map matching

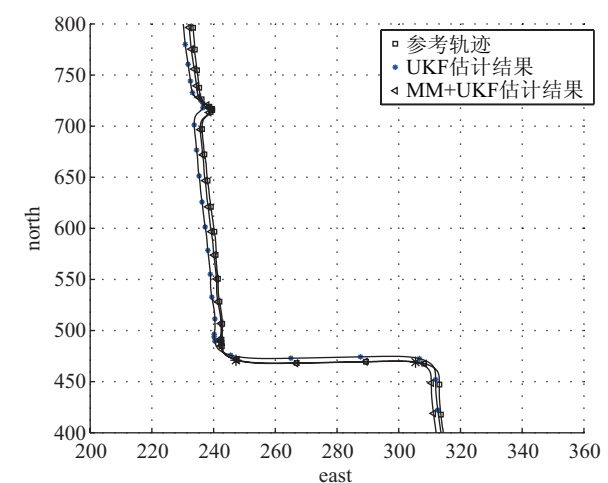


图 10 典型匹配路段
Fig.10 Typical matched segments

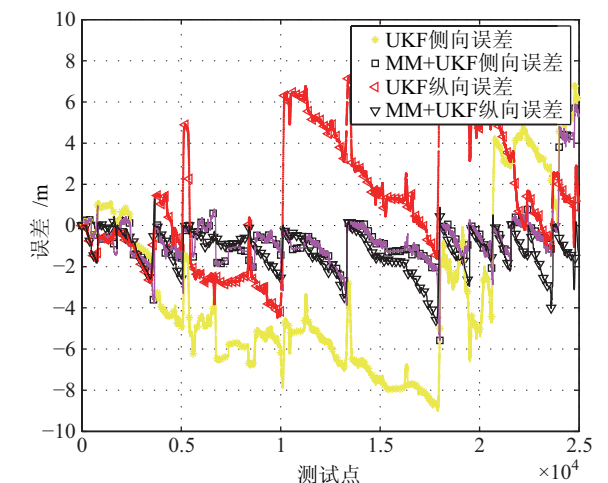


图 11 UKF 和 UKF+MM 修正的纵向和侧向定位误差比较
Fig.11 The lateral and longitude position errors based on UKF and UKF+MM

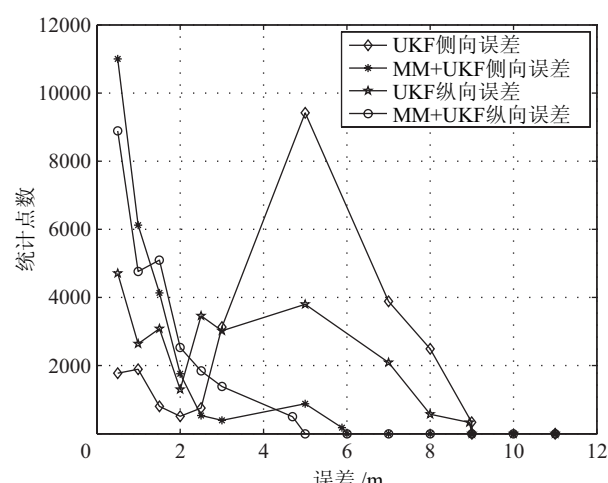


图 12 匹配修正误差统计
Fig.12 Statistics of matching correction errors

表 1 定位精度对比

Tab.1 Comparison of location precision

	定位误差平均 MSE/m ²	最大定位误差 /m	小于 1.0 m 比例	小于 2.0 m 比例	小于 5.0 m 比例
UKF 侧向	25.5723	8.9948	7.62%	13.05%	53.17%
UKF 纵向	12.6505	8.9407			
UKF+MM 侧向	2.2037	5.8828	52.17%	71.27%	99.21%
UKF+MM 纵向	2.4502	4.6961			

后详细对比参数如表 1 所示，除基本误差指标外，还给出了侧向和纵向偏差均小于 1.0 m、2.0 m 和 5.0 m 时的累积里程占整个测试道路的比例。

4 结论 (Conclusion)

本文提出了基于地图和参考轨迹曲率特征的地图匹配方法，该匹配算法利用曲线曲率特征实

现地图与车辆行驶轨迹之间的相关性判定，并依此确定匹配点。清华大学校园内 5.5 km 长（行驶时间 30 min）的实验表明，该算法匹配精度高，具有一定的鲁棒性，尤其适合类似码头、公园、校园等自主车辆运行环境。在此类环境中能够获得详细道路信息或行驶轨迹，通过匹配可以实现定位修正，消除累积误差。同时该方法可以克服因 DR 传感器系数

标定误差、航向角偏差而引起的地图错误匹配问题,并能够实现对 DR 传感器和陀螺仪标定系数的修正,从而提高系统的定位精度。

参考文献 (References)

- [1] Greenfield J S. GPS matching observations to locations on a digital map[C/CD]//81st Annual Meeting of the Transportation Research Board. Washington, WS, USA: s.n., 2002: 164-173.
- [2] Zhao Y. Vehicle location and navigation system[M]. Massachusetts, USA: Artech House, 1997: 120-145.
- [3] 张其善, 吴今培, 杨东凯. 智能车辆定位导航系统及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 21-28.
Zhang Q S, Wu J P, Yang D K. Intelligent vehicle positioning navigation system and its application[M]. Beijing: Science Press, 2002: 21-28.
- [4] 苏洁, 周东方, 岳春生. GPS 车辆导航中的实时地图匹配算法[J]. 测绘学报, 2001, 30(3): 252-256.
Su J, Zhou D F, Yue C S. Real-time map-matching algorithm in GPS navigation system for vehicles[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2001, 30(3): 252-256.
- [5] Kim J S, Le J H, Kang T H, et al. Node based map-matching algorithm for car navigation system[C]//Proceedings of the 29th ISATA Symposium. Florence, Italy: Automotive Automation Ltd, 1996: 121-126.
- [6] El Najjar M E, Bonnifait P. A road-matching method for precise vehicle localization using belief theory and Kalman filtering[J]. Autonomous Robots, 2005, 19(2): 173-191.
- [7] White C E, Bernstein D, Kornhauser A L. Some map matching algorithms for personal navigation assistants[J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 2000, 8(1-6): 91-108.
- [8] Joshi R R. A new approach to map-matching for in-vehicle navigation systems: The rotational variation metric[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 33-38.
- [9] Quddus M A, Ochieng W Y, Zhao L, et al. A general map matching algorithm for transport telematics applications[J]. GPS Solutions, 2003, 7(3): 157-167.
- [10] Li Z H, Chen W. A new approach to map-matching and parameter correcting for vehicle navigation system in the area of shadow of GPS signal[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 425-430.
- [11] Quddus M A, Noland R B, Ochieng W Y. Validation of map matching algorithms using high precision positioning with GPS[J]. Journal of Navigation, 2005, 58(2): 257-271.
- [12] Pyo J S, Shin D H, Sung T K. Development of a map matching method using the multiple hypothesis technique[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 23-27.
- [13] Yang D, Cai B, Yuan Y. An improved map-matching algorithm used in vehicle navigation system[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 1246-1250.
- [14] Quddus M A, Noland R B, Ochieng W Y. A high accuracy fuzzy logic based map matching algorithm for road transport[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2006, 10(3): 103-115.
- [15] Phuyal B. Method and use of aggregated dead reckoning sensor and GPS data for map-matching[C]//Proceedings of the Institute of Navigation (ION) Annual Conference. USA: ION, 2002: 20-27.
- [16] Yin H, Wolfson O. A weight-based map matching method in moving objects databases[C]//Proceedings of the International Working Conference on Scientific and Statistical Database Management. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 437-438.
- [17] Ochieng W Y, Quddus M A, Noland R B. Map-matching in complex urban road networks[J]. Brazilian Journal of Cartography, 2009, 55(2): 1-18.
- [18] Kim W, Jee G I, Lee J G. Efficient use of digital road map in various positioning for ITS[C]//IEEE Position Location and Navigation Symposium. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 170-176.
- [19] Gustafsson F, Gunnarsson F, Bergman N, et al. Particle filters for positioning, navigation, and tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 425-437.
- [20] Syed S, Cannon M E. Fuzzy logic-based map-matching algorithm for vehicle navigation system in urban canyons[C/CD]//Proceedings of the Institute of Navigation (ION) National Technical Meeting. USA: ION, 2004: 26-28.
- [21] Fu M Y, Li J, Wang M L. A hybrid map matching algorithm based on fuzzy comprehensive judgment[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 613-617.
- [22] Cui M, Femiani J, Hu J, et al. Curve matching for open 2D curves[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(1): 1-10.
- [23] 邓志东, 孙增圻. 自学习自适应 INS/Doppler 组合导航系统[J]. 宇航学报, 1994, 15(3): 55-63.
Deng Z D, Sun Z Q. INS/Doppler integrated navigation system based on self-learning adaptive Kalman filtering[J]. Journal of Astronautics, 1994, 15(3): 55-63.
- [24] 邓志东, 孙增圻. 一种对成片连续野值不敏感的鲁棒 Kalman 滤波[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 1994, 34(1): 55-61.
Deng Z D, Sun Z Q. Robust Kalman filtering insensitive to continuous outlier[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 1994, 34(1): 55-61.

作者简介:

苏奎峰 (1976-), 男, 博士生, 讲师. 研究领域: 自主车辆导航与控制, 多传感器信息融合.

邓志东 (1966-), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人, 自主车辆, 计算智能, 计算神经科学, 无线传感器网络等.