

赵岩,王宁,叶继坤.约束无迹粒子滤波及其在车辆导航中的应用[J].长安大学学报:自然科学版,2020,40(3):109-116.

ZHAO Yan, WANG Ning, YE Ji-kun. Constraints unscented particle filter and its application in vehicle navigation[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2020, 40(3): 109-116.

DOI:10.19721/j.cnki.1671-8879.2020.03.012

约束无迹粒子滤波及其在车辆导航中的应用

赵岩,王宁,叶继坤

(空军工程大学 防空反导学院,陕西 西安 710051)

摘要:针对城市高楼密集区,卫星导航信号易被干扰或遮挡、航位推算长期定位误差积累导致车辆组合导航定位精度差的问题,提出一种约束无迹粒子滤波算法。首先,该算法利用无迹卡尔曼滤波对实时状态的均值和方差进行估计,生成的高斯分布作为粒子采样的重要性函数,克服了粒子滤波重要性函数难以选取的问题。其次,采用从观测方程中提取约束条件、构建约束方程的方法,解决约束条件难以构造和新增约束方程导致算法计算量激增的缺陷。再次,通过构造拉格朗日函数,得到无迹粒子滤波的状态估值投影到约束平面的最小值。然后,设计车辆组合导航系统的车辆运动约束方程和道路约束方程,对状态估计值进行约束,修正误差大的估计值,提高了状态量的估计精度。最后,将提出的约束无迹粒子滤波应用到全球定位系统/航位推算车辆组合导航系统中进行仿真验证,并与无迹粒子滤波和自适应无迹粒子滤波进行比较。结果表明:提出的算法估计得到位置误差均值控制在 1.5 m 左右,而 2 种比较算法估计得到的位置误差均值控制在 3 m 左右;提出算法的位置误差估计精度明显优于 2 种比较算法,车辆组合导航定位性能得到了改善。该方法为驾驶人提供了可靠的反馈信息,避免了交通事故的发生,从而减小了人员伤亡和经济损失。

关键词:交通工程;约束无迹粒子滤波;状态估计;车辆导航

中图分类号:U491

文献标志码:A

文章编号:1671-8879(2020)03-0109-08

Constraints unscented particle filter and its application in vehicle navigation

ZHAO Yan, WANG Ning, YE Ji-kun

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, Shaanxi, China)

Abstract: A constraints unscented particle filter algorithm was proposed to deal with the low accuracy of vehicle integrated navigation, which was caused by interference and blockage of satellite navigation signal or long-term position error accumulation of dead reckoning in urban built-up area. Firstly, unscented Kalman filter was used to estimate the mean and variance of state in real-time. As the importance density function of particle sampling, Gaussian distribution overcomes the hard selection problem of importance function. Secondly, the method of constraint condition and constraint equation, which were constructed from observation equation and adopted to solve the defects of constraint conditions, which was hard to constructed and new constraint

收稿日期:2019-12-23

基金项目:国家自然科学基金项目(61703424);航空科学基金项目(20175896023)

作者简介:赵岩(1983-),男,陕西西安人,讲师,工学博士,E-mail:zytyler@163.com.

equation and leads to the computation surge. Then, Lagrange function was constructed to obtain the minimum value, which was projected to constraint plane by the state estimation. The vehicle kinetics constraint function and road constraint function were designed to constrain the state estimation and modify the big error estimation in order to improve the estimation accuracy of the state. Finally, the proposed algorithm was applied to simulation testing of GPS/DR integrated navigation system. The results show that compared with unscented particle filter and adaptive unscented particle filter, the precision of position error of proposed algorithm is controlled at about 1.5 m, while the precision of position error of other two algorithms are controlled at about 3 m. The estimated accuracy of position error of proposed algorithm performs better than other two algorithms and the positioning performance of integrated navigation is improved. Because of the improvement of the positioning performance of integrated navigation, reliable feedback information is provided and the occurrence of traffic accidents is avoided which in turn reduces casualties and economic losses. 1 tab, 9 figs, 25 refs.

Key words: traffic engineering; constraints unscented particle filter; state estimation; vehicle navigation

0 引言

常用的车辆导航系统有航位推算(dead reckoning, DR)系统和全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)。前者导航误差随时间积累,动态定位精度较低^[1],后者导航精度受可见星数目的限制,特别是在城市高楼密集区,卫星信号易被遮挡或淹没,使得车辆导航定位精度下降^[2]。

单一导航系统难以满足车辆的高精度导航需求。将 GNSS 和 DR 系统相结合,建成组合导航系统,通过信息融合技术,利用 GNSS 观测信息修正 DR 积累误差,在卫星信号较弱的情况下,仍能利用 DR 数据进行导航,提高了车辆导航定位的精度^[3-4]。组合导航系统模型较为复杂,一般具有非线性特性,必须采用非线性滤波对导航参数进行估计^[5]。常用的非线性滤波算法有扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)^[6]、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)^[7]和粒子滤波(particle filter, PF)^[8]算法。国内外一些学者已经将这些滤波算法或其改进算法应用到车辆导航中。如 Liu 等采用惯性导航(inertia navigation system, INS)/GNSS 进行组合导航,在 GNSS 信号丢失时,利用单目相机的观测信息辅助 INS 进行持续导航。对于这样的非线性系统,采用了 EKF 算法对导航参数进行解算,并利用消失点模块建立 EKF 的约束模型,从而提高 EKF 算法的计算精度^[9]。Hao 等同样采用 INS/全球定位系统(global positioning system, GPS)进行组合导航,并安装了 2 套接收天线采

集 GPS 信号,已改善 GPS 在苛刻环境下的适应性和稳定性^[10]。为了改善 EKF 的缺陷,可利用观测噪声协方差阵构造自适应因子,提高 EKF 算法的计算精度。然而, EKF 存在一阶线性化精度偏低和需要计算雅可比矩阵的缺点^[11],且不适用于函数不连续或不可微的非线性系统的滤波计算,因此难以准确估计车辆的导航参数。Cheng 等采用微机电系统(microelectromechanical system, MEMS)/GPS 进行车辆组合导航,为了克服系统的非线性和噪声的不确定性,在吸收了自适应卡尔曼滤波(adaptive Kalman filter, AKF)和 UKF 优点的基础上,设计了自适应 UKF^[12]。该算法通过在线估计不确定噪声的特征,修正 UKF 算法,提高了 UKF 的估计精度。Yang 等研究了 UKF 和 EKF 在车辆导航中的不同反馈控制模式,并通过理论推导、模拟和现场测试,对 UKF 和 EKF 的性能进行了比较,仿真和测试结果表明, UKF 的估计状态依赖于测量准确性,且避免了雅可比矩阵的计算, UKF 在原型模型设计中具有优势,并具有更高的计算效率和稳定性^[13]。Zhao 等通过对文献[12]、文献[13]研究得出, UKF 对车辆导航参数进行求解时无需进行雅可比计算,且估计精度可达到二阶,克服了 EKF 需要计算雅可比矩阵和估计高非线性度的精度较低的缺点,但 UKF 算法对系统误差敏感^[14]。Tseng 等提出一种扩展粒子滤波(extended particle filter, EPF)应用到 INS/GPS 组合导航系统中对车辆进行导航^[15]。EPF 由 EKF 产生粒子获得更好粒子分布,同时在难以获得系统模型精确信息的情况下,采用模糊逻辑

辑自适应因子调节 EPF 算法,防止滤波器发散问题。虽然该算法适用于任意非线性非高斯随机系统,但是该算法通过 EKF 产生的重要性密度函数,仍然不能避免因泰勒级数的一阶局部线性化近似而降低模型的准确性。

针对上述问题,本文提出一种约束无迹粒子滤波(constraints unscented particle filter, CUPF)算法,利用 UKF 产生采样粒子的重要性函数,克服扩展粒子滤波缺陷;采用约束方程降低观测方程的维数,从而减小算法的计算量,提高算法实时性;并将 CUPF 算法应用到 GPS/DR 的车辆组合导航系统中估计车辆的状态。该算法提高了车辆导航定位的精度,为驾驶人提供了可靠的反馈信息,避免了交通事故的发生,从而减小了人员伤亡和经济损失。

1 约束无迹粒子滤波

1.1 无迹粒子滤波

标准无迹粒子滤波(unscented particle filter, UPF)算法利用 UKF 对实时状态的均值 \mathbf{x}_k 和方差 \mathbf{P}_k 进行估计,以高斯分布 $N(\mathbf{x}_k, \mathbf{P}_k)$ 作为 PF 粒子采样的重要性函数^[16],从重要性函数中抽取随机粒子,由 UKF 的 Sigma 点构成粒子集^[17]。该算法对粒子均值和方差的估计精度更高,生成的替代分布与真实后验密度更为接近,从而能够提高采样的质量,更好改善 PF 算法的性能^[18]。

假设一个非线性系统模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \\ \mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k \in R^n$ 为 k 时刻系统的状态向量; $\mathbf{z}_k \in R^n$ 为量测输出向量; $\mathbf{w}_k \in R^n$ 为系统噪声向量; $\mathbf{v}_k \in R^n$ 为量测噪声向量; $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 均为非线性函数,其中 $f(\cdot)$ 为状态转移函数, $h(\cdot)$ 为观测函数。

针对式(1)的 UPF 算法经过初始化、重要性采样、时间更新、量测更新和重采样等步骤后得到系统的状态估值和协方差^[18-24],即

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_k^i = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{x}_k^i \\ \mathbf{P}_k^i = \sum_{i=1}^N \omega_k^i [\mathbf{x}_k^i - \bar{\mathbf{x}}_k^i][\mathbf{x}_k^i - \bar{\mathbf{x}}_k^i]^T \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k^i 、 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 、 \mathbf{P}_k^i 分别为 k 时刻第 i 个粒子的状态值、系统状态估值和协方差; ω_k^i 为权重值; N 为采样数。

1.2 约束无迹粒子滤波

状态量的约束条件一般不易加入到滤波算法中,因此经常被忽略。但仍有学者对约束条件加以

重视,将约束条件加入到系统方程中,取得了一些研究成果。但是,这样处理约束条件的方法存在缺陷^[21],难以构造适应的约束条件,即使构造出适当的约束条件,将其加入到系统方程中后,会提高算法的计算量,导致算法实时性较差。为了改善该问题,本文从观测方程中提取约束条件,并构建约束方程,从而解决约束条件难以构造和新增约束方程导致算法计算量激增的缺陷。提出的约束无迹粒子滤波 CUPF 算法,将 UPF 的估计值与约束条件相结合,利用约束条件限制估计值,并对其进行修正。

构造状态量 \mathbf{x}_k 的一个不等式约束方程为

$$\mathbf{D}\mathbf{x}_k \leq \mathbf{d} \quad (3)$$

式中: \mathbf{D} 、 \mathbf{d} 分别为状态向量的约束矩阵和约束向量,且 \mathbf{D} 和 \mathbf{d} 均具有 $|S|$ 行,标量 $S > 0$ 为矩阵 \mathbf{D} 和向量 \mathbf{d} 的行数。

假设有 S 行不等式约束,满足式(3),其中必有 \hat{S} 行($\hat{S} < S$)满足^[22]

$$\hat{\mathbf{D}}\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{d}} \quad (4)$$

式中: $\hat{\mathbf{D}}$ 、 $\hat{\mathbf{d}}$ 分别为针对状态向量 \mathbf{x}_k 能够构成等式约束方程中的约束矩阵和约束向量,且 $\hat{\mathbf{D}}$ 和 $\hat{\mathbf{d}}$ 均具有 \hat{S} 行。

利用 UPF 算法计算得到的第 i 个粒子系统状态估值 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 在约束平面内的最小投影为 $\bar{\mathbf{x}}_k^{i*}$ (为了叙述方便,式(5)~式(14)中用 $\bar{\mathbf{x}}$ 和 $\bar{\mathbf{x}}^*$ 分别表示 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 和 $\bar{\mathbf{x}}_k^{i*}$),可以得到

$$\bar{\mathbf{x}}^* = \min(\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}})^T \Sigma^{-1} (\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}}) \quad (5)$$

s. t.

$$\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}^* = \hat{\mathbf{d}} \quad (6)$$

为了求解式(5),构造拉格朗日函数 L 如下

$$L = (\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}})^T \Sigma^{-1} (\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}}) + 2\lambda^T (\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}^* - \hat{\mathbf{d}}) \quad (7)$$

式中: Σ 、 λ 分别为构造拉格朗日函数的协方差矩阵和向量。

由式(7)可得

$$\Sigma^{-1} (\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}}) + \hat{\mathbf{D}}^T \lambda = 0 \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}^* - \hat{\mathbf{d}} = 0 \quad (9)$$

分别由式(8)和式(9)可得

$$\begin{cases} \Sigma^{-1} (\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}}) + \hat{\mathbf{D}}^T \lambda = 0 \\ \Sigma^{-1} (\bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}}) = -\hat{\mathbf{D}}^T \lambda \\ \bar{\mathbf{x}}^* - \bar{\mathbf{x}} = -\Sigma \hat{\mathbf{D}}^T \lambda \end{cases} \quad (10)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^* = \hat{\mathbf{D}}^{-1} \hat{\mathbf{d}} \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{D}}^{-1}\hat{\mathbf{d}}-\bar{\mathbf{x}}=-\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T\lambda \\ \hat{\mathbf{d}}-\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}=-\hat{\mathbf{D}}\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T\lambda \\ \hat{\mathbf{D}}\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T\lambda=\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}-\hat{\mathbf{d}} \\ \lambda=(\hat{\mathbf{D}}\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T)^{-1}(\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}-\hat{\mathbf{d}}) \end{cases} \quad (12)$$

又由式(10)可得

$$\bar{\mathbf{x}}^*=\bar{\mathbf{x}}-\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T\lambda \quad (13)$$

将式(12)代入式(13)

$$\bar{\mathbf{x}}^*=\bar{\mathbf{x}}-\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T(\hat{\mathbf{D}}\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T)^{-1}(\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}-\hat{\mathbf{d}}) \quad (14)$$

因此,在约束条件式(4)下的 CUPF 的估计值为

$$\bar{\mathbf{x}}_k^{i*}=\bar{\mathbf{x}}_k^i-\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T(\hat{\mathbf{D}}\Sigma\hat{\mathbf{D}}^T)^{-1}(\hat{\mathbf{D}}\bar{\mathbf{x}}_k^i-\hat{\mathbf{d}}) \quad (15)$$

式中: $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 、 $\bar{\mathbf{x}}_k^{i*}$ 分别为 UPF 和 CUPF 输出的状态估计值。

通过上述推导,利用式(4)的等式约束条件,对标准 UPF 得到的状态估计值 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 进行约束,从而得到 CUPF 的状态估计值为 $\bar{\mathbf{x}}_k^{i*}$ 。

2 GPS/DR 车辆组合导航系统

2.1 组合系统状态方程

车辆组合导航系统选择 GPS/DR 组合导航系统,状态量 \mathbf{X} 为

$$\mathbf{X}=[e_E \quad v_E \quad a_E \quad e_N \quad v_N \quad a_N \quad \varepsilon \quad \Psi]^T \quad (16)$$

式中: e_E 、 v_E 、 a_E 分别为东向的位置、速度和加速度分量; e_N 、 v_N 、 a_N 分别为北向的位置、速度和加速度分量; ε 、 Ψ 分别为陀螺漂移误差和里程表标定系数。

状态方程为^[23]

$$\dot{\mathbf{X}}=\mathbf{F}\mathbf{X}+\mathbf{U}+\mathbf{W} \quad (17)$$

式中: \mathbf{F} 为系统状态转移矩阵; \mathbf{U} 为控制量; \mathbf{W} 为过程噪声向量,分别表示如下

$$\mathbf{F}=\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1/\tau_{aE} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1/\tau_{aN} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1/\tau_\varepsilon \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{U}=[0 \quad 0 \quad \bar{a}_E/\tau_{aE} \quad 0 \quad 0 \quad \bar{a}_N/\tau_{aN} \quad 0 \quad 0]^T$$

$$\mathbf{W}=[0 \quad 0 \quad \omega_{aE} \quad 0 \quad 0 \quad \omega_{aN} \quad \omega_\varepsilon \quad \omega_\Psi]^T$$

式中: τ_{aE} 、 τ_{aN} 、 τ_ε 分别为车辆东向、北向加速度 a 的变化率相关时间和速率陀螺仪中的一阶马尔科夫过程的相关时间; ω_{aE} 、 ω_{aN} 、 ω_ε 、 ω_Ψ 分别为 $(0, \sigma_{eE}^2)$ 、 $(0, \sigma_{eN}^2)$ 、 $(0, \sigma_\varepsilon^2)$ 、 $(0, \sigma_\Psi^2)$ 的高斯白噪声和其对应的

符合高斯分布的方差; \bar{a}_E 、 \bar{a}_N 分别为车辆当前加速度在东向和北向分量的均值。

2.2 组合系统量测方程

GPS/DR 车辆组合导航系统的量测向量 \mathbf{Z} 为

$$\mathbf{Z}=[e \quad n \quad \omega \quad s]^T \quad (18)$$

式中: e 、 n 分别为 GPS 输出的东向和北向的位置信息; ω 为陀螺输出的角速率; s 为里程计输出的距离。

其量测方程为^[24]

$$\mathbf{Z}=\begin{bmatrix} e_E \\ e_N \\ \frac{v_N a_E - v_E a_N}{v_E^2 - v_N^2} \\ T \sqrt{v_E^2 + v_N^2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_\varepsilon \\ v_s \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中: v_1 、 v_2 分别为 GPS 输出的东向和北向位置的观测噪声; v_ε 、 v_s 分别为陀螺漂移和里程计观测噪声,均近似为高斯白噪声; T 为采样周期。

3 约束方程

多数物理系统都能找到状态变量的等式约束方程。这些约束方程有些来自物理定律的限制,有些来自数学定律的限制,还有些来自几何定律的限制^[25]。车辆组合导航系统可以从车辆的运动学方程和道路几何位置两方面构建状态量的约束方程。

3.1 运动约束方程

车辆 GPS/DR 组合导航系统的状态量如式(16)所示,根据 t 时刻车辆运动方程可得

$$\begin{cases} e_E = v_E t + 1/2 a_E t^2 \\ e_N = v_N t + 1/2 a_N t^2 \end{cases} \quad (20)$$

可以得到运动约束方程为

$$\hat{\mathbf{D}}_1 \mathbf{X} = \hat{\mathbf{d}}_1 \quad (21)$$

约束矩阵 $\hat{\mathbf{D}}_1$ 和约束向量 $\hat{\mathbf{d}}_1$ 可分别表示为

$$\hat{\mathbf{D}}_1 = \begin{bmatrix} 1 & -t & -t^2/2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -t & -t^2/2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{d}}_1 = [0 \quad 0]^T \quad (23)$$

车辆的运动约束方程可反映车辆在行驶过程中,位移、速度和加速度之间的关系。

3.2 道路约束方程

一般情况下,受到道路的制约,车辆只在路面上行驶。如果事先获得道路的真实位置信息,车辆行驶的真实位置必然在道路所占据的空间范围之内。当计算得到的估计值在该范围之内时,对估计值不做约束;当得到的估计值在该范围之外时,应该通过约束方程,对估计值进行修正,使其重新回到路面覆

盖的范围以内,如图1所示。

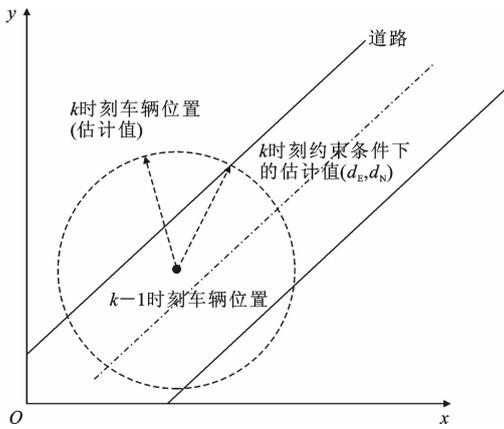


图1 约束条件下的状态估计修正示意

Fig.1 Modified sketch of state estimation under constraint conditions

当系统考虑约束条件 d_N 、 d_E 时,得到约束后的位置方程为

$$\begin{cases} e_E = d_E \\ e_N = d_N \end{cases} \quad (24)$$

式中: d_E 、 d_N 分别为已知道路的东向和北向位置。

该位置坐标是以 $k-1$ 时刻车辆的位置坐标为原点、以 $k-1$ 至 k 时段内车辆行驶的距离为半径的圆与路面交点的坐标,且该坐标最接近估计值。

由式(24)可得

$$\hat{D}_2 \mathbf{x} = \hat{d}_2 \quad (25)$$

其中,约束矩阵 \hat{D}_2 和约束向量 \hat{d}_2 分别为

$$\hat{D}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\hat{d}_2 = [d_E \quad d_N]^T \quad (27)$$

道路约束方程可反映车辆受道路几何条件的限制情况。

3.3 组合导航的约束方程

式(21)和式(25)构成了车辆 GPS/DR 组合导航系统的约束方程,即

$$\begin{bmatrix} \hat{D}_1 \\ \hat{D}_2 \end{bmatrix} \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \hat{d}_1 \\ \hat{d}_2 \end{bmatrix} \quad (28)$$

4 仿真与分析

4.1 试验方案设计

采用跑车试验验证本文算法性能。驾驶电动试验车,人数为3人,车辆载重约为6000 kg;UPS不间断供电电源1套;工控机及数据采集卡1套;导航系统主要组成陀螺仪漂移误差 ϵ 为 $0.1^\circ/\text{h}$ (概率范围 1σ);里程计标定系数 $\Psi=0.5$;GPS接收机更新

频率为10 Hz,测量得到的经、纬度精度达到 $0.01''$,速度精度达到 0.1 m/s 。

试验地点为西北工业大学长安校区内,共历时3300 s。电动试验车以西安市长安区西北工业大学长安校区东门内(东经 $108^\circ 45.882'$ 、北纬 $34^\circ 1.959'$)为起点,沿巡航东路向北行驶至校区东北角(东经 $108^\circ 45.903'$ 、北纬 $34^\circ 2.342'$),左转至巡航北路并向西直行。行至长安大道路口(东经 $108^\circ 45.574'$ 、北纬 $34^\circ 2.135'$),左转至长安大道。行进至银河路路口(东经 $108^\circ 45.650'$ 、北纬 $34^\circ 136'$)再左转,沿银河路行至泰山路口(东经 $108^\circ 45.663'$ 、北纬 $34^\circ 2.135'$)右转转入泰山路,行至三航大道路口(东经 $108^\circ 45.763'$ 、北纬 $34^\circ 901'$)左转并沿该路段行驶至校区东大门内(东经 $108^\circ 45.858'$ 、北纬 $34^\circ 1.899'$),左转行至起点,完成1圈跑车试验。试验路线如图2所示。电动试验车在55 min内不间断的完成了10圈测试。



图2 跑车试验轨迹

Fig.2 Trajectory of vehicle

设初始位置误差为 0 m ,初始速度误差为 0 m/s 。里程计量测噪声方差为 1 m^2 ,相关时间 $\tau_E = \tau_N = 300 \text{ s}$,过程误差和量测误差均为高斯白噪声,均方差分别为 $\sigma_{eE}^2 = \sigma_{eN}^2 = 0.5 \text{ m}^2/\text{s}^2$, $\sigma_e^2 = \sigma_\psi^2 = 0.1 \text{ s}$ 。电动试验车共行驶10圈,并以第8圈测量得到的数据作为仿真试验的数据,仿真时间为120 s。图3为电动车行驶第8圈测量得到的水平位置信息。

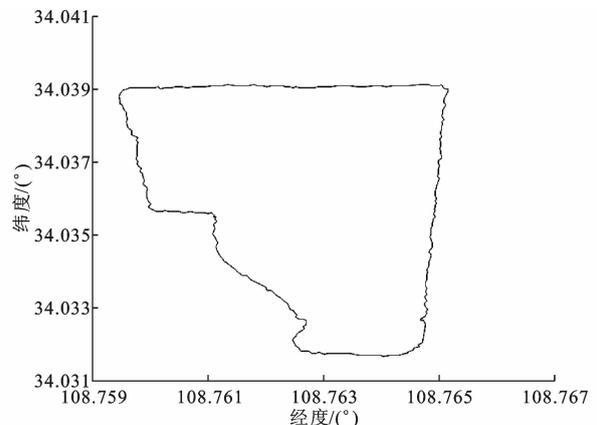


图3 电动车第8圈测量得到的水平位置

Fig.3 Measured horizontal positions of vehicle on 8th circle

4.2 结果分析

将提出的 CUPF 算法应用到 GPS/DR 组合导航系统中进行仿真,并与无迹粒子滤波 UPF 和自适应无迹粒子滤波算法 AUPF 进行比较,仿真结果如图 4~图 9 所示。

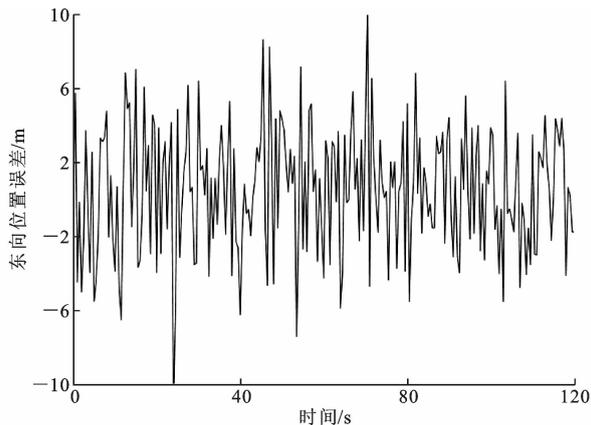


图 4 UPF 解算的东向位置误差曲线

Fig. 4 Easterly position error curve by UPF algorithm

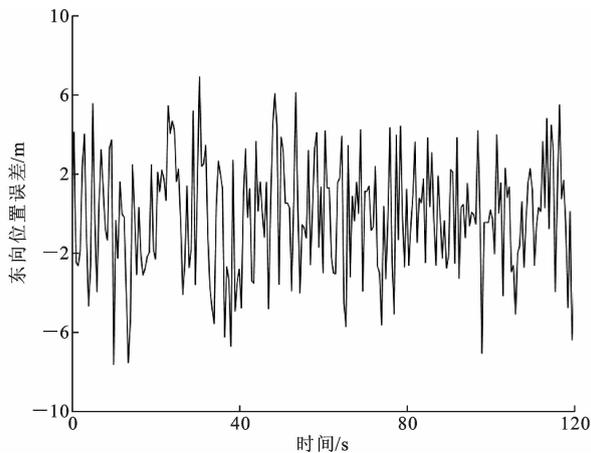


图 5 AUPF 解算的东向位置误差曲线

Fig. 5 Easterly position error curve by AUPF algorithm

图 4~图 6 分别为 UPF、AUPF 和 CUPF 三种滤波算法对东向位置误差的估计曲线。由图 4 和图 5 可知,UPF 和 AUPF 算法的估计精度基本相当,将东向位置误差的均值控制在 3 m 以内。由图 6 可知,提出的 CUPF 对东向位置误差的估计结果如图 6 所示,其估计精度明显高于其他 2 种比较算法,将东向位置误差的均值控制在 1.6 m 以内。类似的,图 7~图 9 分别为 UPF、AUPF 和 CUPF 三种滤波算法对北向位置误差的估计曲线。由图 7~图 9 可知,UPF 和 AUPF 算法将北向位置误差的均值同样控制在 3 m 以内,CUPF 其估计精度控制在 1.5 m 左右。仿真得到的东向和北向位置误差的最大值、均值和标准差如表 1 所示。从表 1 可以看出,本

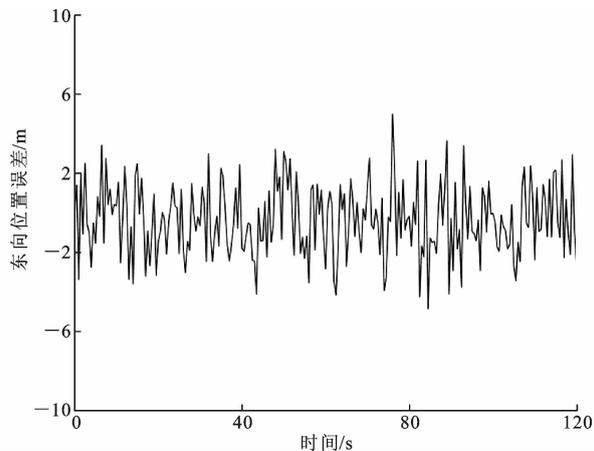


图 6 CUPF 解算的东向位置误差曲线

Fig. 6 Easterly position error curve by CUPF algorithm

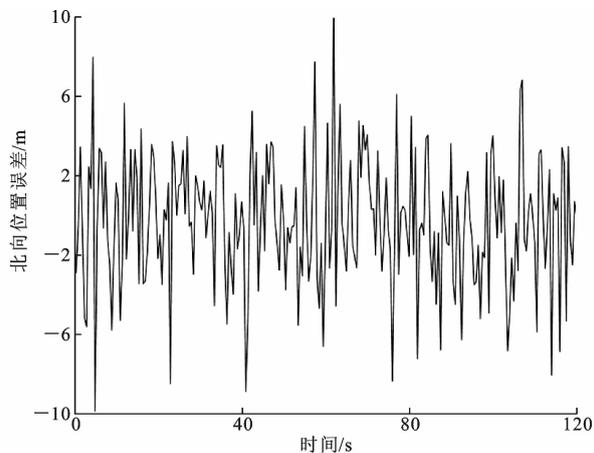


图 7 UPF 解算的北向位置误差曲线

Fig. 7 Northerly position error curve by UPF algorithm

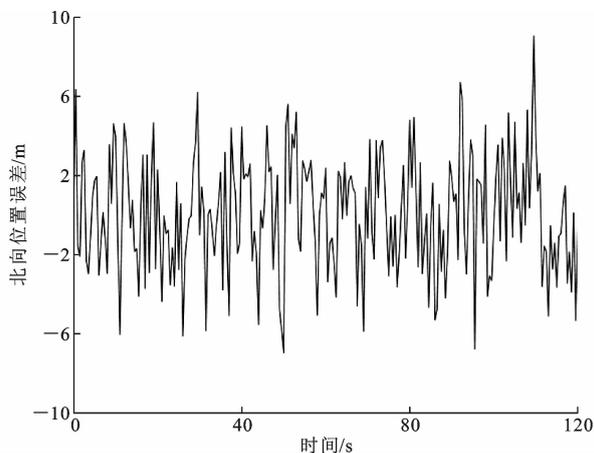


图 8 AUPF 解算的北向位置误差曲线

Fig. 8 Northerly position error curve by AUPF algorithm

文提出的 CUPF 算法对电动车位置误差估计的最大值、均值和标准差均小于其他 2 种比较算法,该算法的估计精度高于 2 种对比算法。因此,提出的 CUPF 在 GPS/DR 车辆组合导航系统中,对位置误

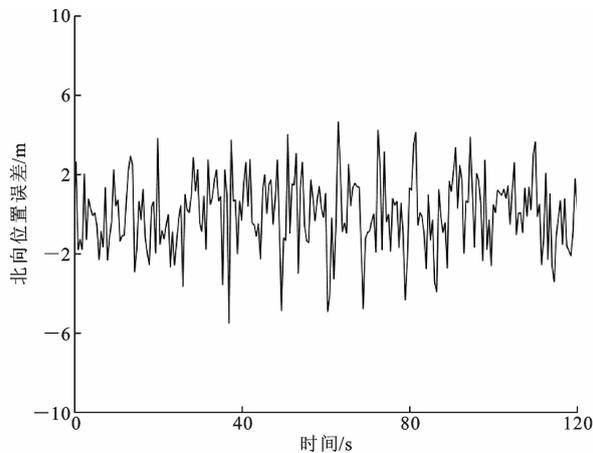


图9 CUPF 解算的北向位置误差曲线

Fig. 9 Northerly position error curve by CUPF algorithm

表1 三种算法的位置误差比较

Tab. 1 Position error comparisons of three kinds of algorithms

算法	东向位置误差			北向位置误差		
	最大值	均值	标准差	最大值	均值	标准差
UPF	10.839	2.849	1.965	10.842	2.583	2.070
AUPF	6.953	2.389	1.736	9.047	2.391	1.705
CUPF	4.987	1.522	1.051	4.676	1.502	1.141

差的估计精度高于 UPF 和 AUPF 算法,能提高车辆导航定位的精度。

5 结语

(1)本文提出一种约束无迹粒子滤波算法,该算法利用无迹卡尔曼滤波对实时状态的均值和方差进行估计,以高斯分布作为粒子采样的重要性函数,克服了粒子滤波重要性函数难以选取的问题。从观测方程中提取约束条件、构建约束方程,从而解决约束条件难以构造和新增约束方程导致算法计算量激增的缺陷。并通过构造拉格朗日函数,得到无迹粒子滤波的状态估值投影到约束平面的最小值,提高了状态向量的估计精度。

(2)根据车辆运动学模型,设计了车辆的运动约束方程,并依据已知道路位置信息,给出了道路约束方程。将2组约束方程相结合,构成约束无迹粒子滤波在车辆导航系统中的约束方程。

(3)将提出的约束无迹粒子滤波应用到 GPS/DR 车辆组合导航系统中进行仿真,并与无迹粒子滤波和自适应无迹粒子滤波进行比较,结果表明,采用提出的算法得到状态值的滤波精度明显高于其他2种比较算法,提高了车辆导航定位精度。

(4)本文在一定程度上减少了无迹粒子滤波算

法的计算量,但是前提必须建立适合的约束条件,在设计约束方程上仍具有一定的难度,即未能设计出具有通用性的约束方程。就车辆组合导航系统而言,运动约束方程和道路约束方程可以通过建立观测子系统获取,若能实现模块化处理,将会提高导航约束系统的集成性和通用性,从而为车辆导航快速、精确、可靠的导航信息提供新的解决途径。

参考文献:

References:

- [1] YU B, DONG L, XUE D Y, et al. A hybrid dead reckoning error correction scheme based on extended Kalman filter and map matching for vehicle self-localization[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2019, 23(1): 84-98.
- [2] ZHAO H W, YAN Y, SHI X Z. A dynamic localization network for regional navigation under global navigation satellite system denial environments[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2019, 15(3): 1-10.
- [3] LEE B H, SONG J H, IM J H, et al. GPS/DR error estimation for autonomous vehicle localization[J]. Sensors, 2015, 15(8): 779-798.
- [4] WANG S Y, DENG Z D, YIN G. An accurate GPS-IMU/DR data fusion method for driverless car based on a set of predictive models and grid constraints[J]. Sensors, 2016, 16(3): 280-292.
- [5] BRYNE T H, HANSEN J M, ROQNE R H, et al. Nonlinear observers for integrated INS/GNSS navigation; Implementation aspects[J]. IEEE Control System Magazine, 2017, 37(3): 59-86.
- [6] LIN W, HE H W, SUN F C. Vehicle state estimation based on minimum model error criterion combining with extended Kalman filter[J]. Journal of the Franklin Institute, 2016, 353(4): 834-856.
- [7] BOADA B L, BOADA M J L, DIAZ V. Vehicle sideslip angle measurement based on sensor data fusion using an integrated ANFIS and an unscented Kalman filter algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72-73: 832-845.
- [8] KIM H J, LIU B B, GOH C Y, et al. Robust vehicle localization using entropy-weighted particle filter-based data fusion for vertical and road intensity information for a large scale urban area[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(3): 1518-1524.
- [9] LIU Z B, NASER E S, YU C Y, et al. Motion con-

- straints and vanishing point aided land vehicle navigation[J]. *Micromachines*, 2018, 9(5): 249-272.
- [10] HAO Y S, XU A G, SUI X, et al. A modified extended Kalman filter for a tow-antenna GPS/INS vehicular navigation system [J]. *Sensors*, 2018, 18 (11): 3809-3830.
- [11] HEO S, JUNG J H, CHAN G P. Consistent EKF-based visual-inertial navigation using points and lines [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(18): 7638-7649.
- [12] CHENG J H, CHEN D D, LANDRY J R, et al. An adaptive unscented Kalman filtering algorithm for MEMS/GPS integrated navigation systems[J]. *Journal of Applied Mathematics*, 2014(2014): 1-8.
- [13] YANG C, SHI W Z, CHEN W. Comparison of unscented and extended Kalman filters with application in vehicle navigation[J]. *The Journal of Navigation*, 2017, 70(2): 411-431.
- [14] ZHAO Y, GAO S S, ZHANG J, et al. Robust predictive augmented unscented Kalman filter[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2014, 12(5): 996-1004.
- [15] TSENG C H, JWO D J, CHANG C W. New optimized algorithm with nonlinear filter for ultra-tightly coupled integrated navigation system of land vehicle [J]. *Computers Materials & Continua*, 2012, 27(1): 23-53.
- [16] RABBOU M, RABBANY A E. Integration of GPS precise point positioning and MEMS-based INS using unscented particle filter [J]. *Sensors*, 2015, 15 (4): 7228-7245.
- [17] CHOI S H, KIM G J, KIM Y K, et al. Outdoor positioning estimation of multi-GPS/INS integrated system by EKF/UPF filter conversion[J]. *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 2014, 20 (12): 1284-1289.
- [18] WEI W H, GAO S S, ZHONG Y M, et al. Adaptive square-root unscented particle filtering algorithm for dynamic Navigation[J]. *Sensors*, 2018, 18(7): 23-37.
- [19] HU G G, GAO S S, ZHONG Y M, et al. Stochastic stability of the derivative unscented Kalman filter[J]. *Chinese Physics B*, 2015, 24(7): 1-10.
- [20] HU G G, GAO S S, ZHONG Y M. A derivative UKF for tightly coupled INS/GPS integrated navigation [J]. *ISA Transactions*, 2015, 56: 135-144.
- [21] SIMON D, CHIA T L. Kalman filtering with equality constraints[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2002, 38(1): 128-136.
- [22] SIMON D. Kalman filtering with state constraints: A survey of linear and nonlinear algorithms [J]. *IET Control Theory and Applications*, 2010, 4 (8): 1303-1318.
- [23] 房建成, 李学恩, 申功勋, 等. 市区车辆 GPS/DR 组合导航系统的研究 [J]. *中国公路学报*, 1999, 12(1): 84-89.
- FANG Jian-cheng, LI Xue-en, SHEN Gong-xun, et al. Study of GPS/DR integrated navigation system for urban vehicle [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 1999, 12(1): 84-89.
- [24] 薛 丽, 高社生, 赵 岩. 权值自适应调整 Unscented 粒子滤波及其在组合导航中的应用 [J]. *中国惯性技术学报*, 2012, 20(4): 459-463.
- XUE Li, GAO She-sheng, ZHAO Yan. Unscent particle filtering with adaptive adjusted weight and its application in integrated navigation [J]. *Journal of Chinese Inertial technology*, 2012, 20(4): 459-463.
- [25] JULIER S J, LAVIOLA J J. On Kalman filtering with nonlinear equality constraints [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(6): 2774-2784.