



(21) 申请号 202110963633.2

(22) 申请日 2021.08.20

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113706854 A

(43) 申请公布日 2021.11.26

(73) 专利权人 北京科技大学

地址 100083 北京市海淀区学院路30号

专利权人 北京科技大学顺德研究生院

(72) 发明人 杜利平 陈隆基 陈月云 付玉婷

(74) 专利代理机构 北京市广友专利事务所有限
责任公司 11237

专利代理师 张仲波

(51) Int. Cl.

G08G 1/00 (2006.01)

G01S 19/42 (2010.01)

(56) 对比文件

CN 108398704 A, 2018.08.14

CN 107274721 A, 2017.10.20

CN 110307841 A, 2019.10.08

CN 112525205 A, 2021.03.19

JP 2005221374 A, 2005.08.18

CN 108241161 A, 2018.07.03

JP 2009250778 A, 2009.10.29

CN 110146909 A, 2019.08.20

黄金国等. 多传感器融合与邻居协作的车辆精确定位方法.《电子技术应用》.2017, (第06期),

李骞等. 基于IEK-PF的多传感器序贯融合跟踪.《系统仿真学报》.2009, (第09期),

曹学伟等. 基于EKF的DR/激光测距组合导航算法研究.《山东科技大学学报(自然科学版)》.2009, (第02期),

审查员 卞喜双

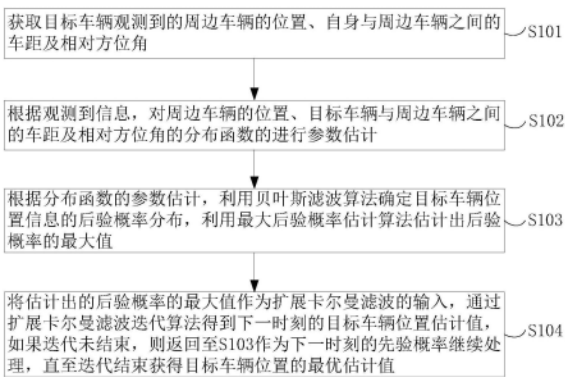
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

一种智能车联网中的车辆协作定位方法

(57) 摘要

本发明提供一种智能车联网中的车辆协作定位方法,属于无线定位技术领域。所述方法包括:S101,获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距及相对方位角;S102,根据观测到信息,对周边车辆的位置、目标车辆与周边车辆之间的车距及相对方位角的分布函数的进行参数估计;S103,根据分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布,利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值;S104,将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入,利用扩展卡尔曼滤波迭代算法迭代求解目标车辆位置的最优估计值。采用本发明,能够提高智能车联网中的定位精度,降低车辆的定位误差。



1. 一种智能车联网中的车辆协作定位方法,其特征在于,包括:

S101,获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距及相对方位角;

S102,根据观测到信息,对周边车辆的位置、目标车辆与周边车辆之间的车距及相对方位角的分布函数的进行参数估计;

S103,根据分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布,利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值;

S104,将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入,通过扩展卡尔曼滤波迭代算法得到下一时刻的目标车辆位置估计值,如果迭代未结束,则返回至S103作为下一时刻的先验概率继续处理,直至迭代结束获得目标车辆位置的最优估计值;

其中,所述获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距及相对方位角包括:

目标车辆从车载GPS接收器、距离传感器和角度传感器中分别获得周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距和相对方位角,得到周边车辆 V^j 的观测量 Y^{0j} :

$$Y^{0j} = \{X^j, D^{0j}, \Theta^{0j}\}$$

其中, Y^{0j} 表示目标车辆 V^0 观测到的周边车辆 V^j 的位置, X^j 表示从GPS接收器获得的周边车辆 V^j 的位置, D^{0j} 表示目标车辆 V^0 与周边车辆 V^j 之间的车距, Θ^{0j} 表示目标车辆 V^0 和周边车辆 V^j 的相对方位角, $j = \{1, 2, \dots, N\}$, N 表示目标车辆 V^0 的周边车辆数目;

根据得到的 Y^{0j} ,得到目标车辆 V^0 的位置表达式:

$$X_Y^{0j} = X^j - \begin{bmatrix} D^{0j} \cos \Theta^{0j} \\ D^{0j} \sin \Theta^{0j} \end{bmatrix}$$

其中, X_Y^{0j} 表示周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的估计位置;

其中,所述分布函数包括:周边车辆位置的概率分布函数、车距的概率分布函数、相对相位角的概率分布函数;其中,

周边车辆 V^j 位置的概率分布函数表示为:

$$X^j \sim N(X_0^j, \sigma_X^2) = f_{X^j}^{GPS}(x^j)$$

目标车辆 V^0 与周边车辆 V^j 之间的车距的概率分布函数表示为:

$$D^{0j} \sim N(D_0^{0j}, \sigma_D^2) = f_{D^{0j}}^{RS}(d^{0j})$$

目标车辆 V^0 和周边车辆 V^j 的相对方位角的概率分布函数表示为:

$$\Theta^{0j} \sim N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2) = f_{\Theta^{0j}}^{BS}(\theta^{0j})$$

其中, X_0^j 、 D_0^{0j} 和 θ_0^{0j} 分别表示从GPS接收器、距离传感器和角度传感器获得的测量值, σ_X^2 、 σ_D^2 和 σ_Θ^2 分别表示GPS接收器、距离传感器和角度传感器的测量方差.

$X^j \sim N(X_0^j, \sigma_X^2)$ 表示 X^j 服从均值为 X_0^j 、方差为 σ_X^2 的高斯分布 $N(X_0^j,$

$\sigma_X^2)$, $D^{0j} \sim N(D_0^{0j}, \sigma_D^2)$ 表示 D^{0j} 服从均值为 D_0^{0j} 、方差为 σ_D^2 的高斯分布 $N(D_0^{0j},$

$\sigma_D^2)$, $\Theta^{0j} \sim N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2)$ 表示 Θ^{0j} 服从均值为 θ_0^{0j} 、方差为 σ_Θ^2 的高斯分布 $N(\theta_0^{0j},$

σ_{Θ}^2), $f_{X^j}^{GPS}(x^j)$ 为车辆估计位置的分布函数, x^j 为位置分布函数的位置随机变量, $f_{D^{0j}}^{RS}(d^{0j})$ 为目标车辆与周边车辆车距的分布函数, d^{0j} 为车距分布函数的车距随机变量, $f_{\Theta^{0j}}^{BS}(\theta^{0j})$ 为目标车辆与周边车辆相对相位角的分布函数, θ^{0j} 为相对相位角分布函数的角度随机变量。

2. 根据权利要求1所述的智能车联网中的车辆协作定位方法, 其特征在于, 所述根据分布函数的参数估计, 利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布包括:

确定目标车辆 V^0 的位置 X^0 的先验概率 $f_{X_Y^{0j}}(x_Y^{0j})$, 其中, x_Y^{0j} 为周边车辆 V_j 对目标车辆 V^0 的估计位置变量;

根据得到的先验概率 $f_{X_Y^{0j}}(x_Y^{0j})$ 及分布函数的参数估计, 利用贝叶斯滤波算法得到 X^0 的后验概率分布 $f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$ 。

3. 根据权利要求2所述的智能车联网中的车辆协作定位方法, 其特征在于, $f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$ 表示为:

$$f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N}) = \frac{f_{X^0}^{GPS}(x^0) \cdot \prod_{j=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^j}^{GPS}(x^j) \cdot f_{D^{0j}}^{RS}(x^j - x^0) \cdot f_{\Theta^{0j}}^{BS}(g(x^j, x^0)) dx^j}{\int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^0}^{GPS}(x^0) \cdot \prod_{j=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^j}^{GPS}(x^j) \cdot f_{D^{0j}}^{RS}(x^j - x^0) \cdot f_{\Theta^{0j}}^{BS}(g(x^j, x^0)) dx^j dx^0}$$

$$g(x^j, x^0) = \arctan \frac{x_y^j - x_y^0}{x_x^j - x_x^0}$$

其中, x^0 表示为目标车辆 V^0 的位置变量, $g(x^j, x^0)$ 表示利用 X^j 和 X^0 来计算周边车辆 V^j 和目标车辆 V^0 之间的相对方位角, x_x^j 和 x_y^j 分别表示GPS获得的 X^j 在x和y坐标轴上位置分量变量, 同理 x_x^0 和 x_y^0 表示目标车辆 V^0 在x和y坐标轴上位置分量变量。

4. 根据权利要求3所述的智能车联网中的车辆协作定位方法, 其特征在于, 后验概率的最大值表示为:

$$\hat{X}_k = \arg \max_{x^0} f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$$

其中, $\hat{X}_k$ 为目标车辆自身状态向量, 表示利用最大后验概率估计算法计算得到的k时刻周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的位置估计;

$$\hat{X}_k = [\hat{X}_k^{01}, \hat{X}_k^{02}, \dots, \hat{X}_k^{0j}, \dots, \hat{X}_k^{0N}]^T$$

其中, $\hat{X}_k^{0j}$ 表示周边车辆 V^j 被目标车辆观测到的k时刻目标车辆位置估计值。

5. 根据权利要求4所述的智能车联网中的车辆协作定位方法, 其特征在于, 所述将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入, 通过扩展卡尔曼滤波迭代算法得到下一时刻的目标车辆位置估计值, 如果迭代未结束, 则返回至S103作为下一时刻的先验概率

继续处理,直至迭代结束获得目标车辆位置的最优估计值包括:

A1,在扩展卡尔曼滤波中构建系统状态模型,将目标车辆自身状态向量 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 作为系统状态值代入到构建的状态模型中,将状态模型输出的状态预测值代入到扩展卡尔曼滤波的观测模型中,更新校正状态预测值,得到k+1时刻的目标车辆状态更新向量 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}$;

A2,当k+1时刻不满足迭代终止次数时,将 $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}$ 作为下一时刻的先验概率返回至S103中,经过贝叶斯滤波算法处理得到k+2时刻状态向量 $\hat{\mathbf{X}}_{k+2}$ 的后验概率 $f_{\hat{\mathbf{X}}_{k+2}|\mathbf{X}_Y^{01},\dots,\mathbf{X}_Y^{0N}}(\mathbf{x}_{k+2}|\mathbf{x}_Y^{01},\dots,\mathbf{x}_Y^{0N})$,使用最大后验概率估计算法得到 $\hat{\mathbf{X}}_{k+2} = \arg \max_{\mathbf{x}_{k+2}} f_{\mathbf{x}_{k+2}|\mathbf{X}_Y^{01},\dots,\mathbf{X}_Y^{0N}}(\mathbf{x}_{k+2}|\mathbf{x}_Y^{01},\dots,\mathbf{x}_Y^{0N})$,再代入扩展卡尔曼滤波进行下一时刻的状态更新预测,直至迭代结束;

A3,迭代结束后,根据当前的目标车辆状态更新向量,确定目标车辆位置的最优估计值。

6.根据权利要求5所述的智能车联网中的车辆协作定位方法,其特征在于,所述迭代结束后,根据当前的目标车辆状态更新向量,确定目标车辆位置的最优估计值包括:

迭代结束后,取目标车辆观测估计值的均值作为最优估计值:

$$\hat{\mathbf{X}}_M = \frac{\sum_1^N \hat{\mathbf{X}}_M^{0j}}{N}$$

其中, $\hat{\mathbf{X}}_M$ 为M时刻迭代终止后对N个周边车辆对目标车辆的状态更新值 $\hat{\mathbf{X}}_M^{0j}$ 取平均后得到的目标车辆位置的最优估计值。

一种智能车联网中的车辆协作定位方法

技术领域

[0001] 本发明涉及无线定位技术领域,特别是指一种智能车联网中的车辆协作定位方法。

背景技术

[0002] 智能交通系统中,如避碰系统,紧急制动辅助系统和车道导航系统等都是依靠车辆的精准定位来做出适当决策的,这些应用系统对车辆的定位精度有着很高的要求。在智能交通系统中,车辆的准确定位是它的关键任务之一。通过对于车辆的当前位置的获取,可以得到在数字地图上的位置信息,驾驶员从而可以获得正确的目标信息。使用相应的定位系统和车载通信装置,可以实现与周围车辆的位置共享,从而获得每辆车的较为准确的位置信息,可以明显提高车辆对周边环境的感知。

[0003] 目前,适用于智能交通系统的车辆定位技术虽然有许多种类,但是它们都有着或多或少的缺点:定位精度不够,成本过高或者是定位性能不稳定。为了满足智能交通系统中车辆安全应用的定位需求,人们发明了一些定位增强技术。这些技术虽然不尽相同,但是基本原理都是用户接收机首先要接收导航卫星发来的定位信号,然后通过某些距离测量的方法(比如无线电单向测距方法)来计算用户接收机与导航卫星信号发射天线之间的距离(也叫伪距),接着计算并修正伪距的误差,再将其传递给车载卫星信号接收器,来更新车辆位置估计。这种定位增强技术容易受到车辆高速行驶的特性以及严峻环境下带来的多径效应的影响,因此定位性能有时不够稳定,无法满足特定用户的需求。而且,这种定位增强技术还需要建设较多的基站来覆盖区域进行通信,庞大的基站数量和较高的基站建设成本也是需要解决的难题。

发明内容

[0004] 本发明实施例提供了智能车联网中的车辆协作定位方法,能够提高智能车联网中的定位精度,降低车辆的定位误差。

[0005] 本发明实施例提供了一种智能车联网中的车辆协作定位方法,包括:

[0006] S101,获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距及相对方位角;

[0007] S102,根据观测到信息,对周边车辆的位置、目标车辆与周边车辆之间的车距及相对方位角的分布函数的进行参数估计;

[0008] S103,根据分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布,利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值;

[0009] S104,将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入,通过扩展卡尔曼滤波迭代算法得到下一时刻的目标车辆位置估计值,如果迭代未结束,则返回至S103作为下一时刻的先验概率继续处理,直至迭代结束获得目标车辆位置的最优估计值。

[0010] 进一步地,所述获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的

车距及相对方位角包括：

[0011] 目标车辆从车载GPS接收器、距离传感器和角度传感器中分别获得周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距和相对方位角,得到周边车辆 V^j 的观测量 Y^{0j} ：

$$[0012] \quad Y^{0j} = \{X^j, D^{0j}, \Theta^{0j}\}$$

[0013] 其中, Y^{0j} 表示目标车辆 V^0 观测到的周边车辆 V^j 的位置, X^j 表示从GPS接收器获得的周边车辆 V^j 的位置, D^{0j} 表示目标车辆 V^0 与周边车辆 V^j 之间的车距, Θ^{0j} 表示目标车辆 V^0 和周边车辆 V^j 的相对方位角, $j = \{1, 2, \dots, N\}$, N 表示目标车辆 V^0 的周边车辆数目；

[0014] 根据得到的 Y^{0j} ,得到目标车辆 V^0 的位置表达式：

$$[0015] \quad X_Y^{0j} = X^j - \begin{bmatrix} D^{0j} \cos \Theta^{0j} \\ D^{0j} \sin \Theta^{0j} \end{bmatrix}$$

[0016] 其中, X_Y^{0j} 表示周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的估计位置。

[0017] 进一步地,所述分布函数包括:周边车辆位置的概率分布函数、车距的概率分布函数、相对相位角的概率分布函数;其中,

[0018] 周边车辆 V^j 位置的概率分布函数表示为：

$$[0019] \quad X^j \sim N(X_0^j, \sigma_X^2) = f_{X^j}^{GPS}(x^j)$$

[0020] 目标车辆 V^0 与周边车辆 V^j 之间的车距的概率分布函数表示为：

$$[0021] \quad D^{0j} \sim N(D_0^{0j}, \sigma_D^2) = f_{D^{0j}}^{RS}(d^{0j})$$

[0022] 目标车辆 V^0 和周边车辆 V^j 的相对方位角的概率分布函数表示为：

$$[0023] \quad \Theta^{0j} \sim N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2) = f_{\Theta^{0j}}^{BS}(\theta^{0j})$$

[0024] 其中, X_0^j 、 D_0^{0j} 和 θ_0^{0j} 分别表示从GPS接收器、距离传感器和角度传感器获得的测量值, σ_X^2 、 σ_D^2 和 σ_Θ^2 分别表示GPS接收器、距离传感器和角度传感器的测量方差, $X^j \sim N(X_0^j, \sigma_X^2)$ 表示 X^j 服从均值为 X_0^j 、方差为 σ_X^2 的高斯分布 $N(X_0^j, \sigma_X^2)$, $D^{0j} \sim N(D_0^{0j}, \sigma_D^2)$ 表示 D^{0j} 服从均值为 D_0^{0j} 、方差为 σ_D^2 的高斯分布 $N(D_0^{0j}, \sigma_D^2)$, $\Theta^{0j} \sim N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2)$ 表示 Θ^{0j} 服从均值为 θ_0^{0j} 、方差为 σ_Θ^2 的高斯分布 $N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2)$, $f_{X^j}^{GPS}(x^j)$ 为车辆估计位置的分布函数, x^j 为位置分布函数的位置随机变量, $f_{D^{0j}}^{RS}(d^{0j})$ 为目标车辆与周边车辆车距的分布函数, d^{0j} 为车距分布函数的车距随机变量, $f_{\Theta^{0j}}^{BS}(\theta^{0j})$ 为目标车辆与周边车辆相对相位角的分布函数, θ^{0j} 为相对相位角分布函数的角度随机变量。

[0025] 进一步地,所述根据分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布包括：

[0026] 确定目标车辆 V^0 的位置 X^0 的先验概率 $f_{X_Y^{0j}}(x_Y^{0j})$,其中, x_Y^{0j} 为周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的估计位置变量；

[0027] 根据得到的先验概率 $f_{X_Y^{0j}}(x_Y^{0j})$ 及分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法得到

X^0 的后验概率分布 $f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$ 。

[0028] 进一步地, $f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$ 表示为:

$$[0029] \quad f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N}) = \frac{f_{X^0}^{GPS}(x^0) \cdot \prod_{j=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^j}^{GPS}(x^j) \cdot f_{D^{0j}}^{RS}(x^j - x^0) \cdot f_{\Theta^{0j}}^{BS}(g(x^j, x^0)) dx^j}{\int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^0}^{GPS}(x^0) \cdot \prod_{j=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^j}^{GPS}(x^j) \cdot f_{D^{0j}}^{RS}(x^j - x^0) \cdot f_{\Theta^{0j}}^{BS}(g(x^j, x^0)) dx^j dx^0}$$

$$[0030] \quad g(x^j, x^0) = \arctan \frac{x_y^j - x_y^0}{x_x^j - x_x^0}$$

[0031] 其中, x^0 表示为目标车辆 V^0 的位置变量, $g(x^j, x^0)$ 表示利用 X^j 和 X^0 来计算周边车辆 V^j 和目标车辆 V^0 之间的相对方位角, x_x^j 和 x_y^j 分别表示GPS获得的 X^j 在x和y坐标轴上位置分量变量, 同理 x_x^0 和 x_y^0 表示目标车辆 V^0 在x和y坐标轴上位置分量变量。

[0032] 进一步地, 后验概率的最大值表示为:

$$[0033] \quad \hat{X}_k = \arg \max_{x^0} f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$$

[0034] 其中, $\hat{X}_k$ 为目标车辆自身状态向量, 表示利用最大后验概率估计算法计算得到的k时刻周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的位置估计;

$$[0035] \quad \hat{X}_k = [\hat{X}_k^{01}, \hat{X}_k^{02}, \dots, \hat{X}_k^{0j}, \dots, \hat{X}_k^{0N}]^T$$

[0036] 其中, $\hat{X}_k^{0j}$ 表示周边车辆 V^j 被目标车辆观测到的k时刻目标车辆位置估计值。

[0037] 进一步地, 所述将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入, 通过扩展卡尔曼滤波迭代算法得到下一时刻的目标车辆位置估计值, 如果迭代未结束, 则返回至S103作为下一时刻的先验概率继续处理, 直至迭代结束获得目标车辆位置的最优估计值包括:

[0038] A1, 在扩展卡尔曼滤波中构建系统状态模型, 将目标车辆自身状态向量 $\hat{X}_k$ 作为系统状态值代入到构建的状态模型中, 将状态模型输出的状态预测值代入到扩展卡尔曼滤波的观测模型中, 更新校正状态预测值, 得到k+1时刻的目标车辆状态更新向量 $\hat{X}_{k+1}$;

[0039] A2, 当k+1时刻不满足迭代终止次数时, 将 $\hat{X}_{k+1}$ 作为下一时刻的先验概率返回至S103中, 经过贝叶斯滤波算法处理得到k+2时刻状态向量 $\hat{X}_{k+2}$ 的后验概率 $f_{\hat{X}_{k+2}|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x_{k+2}|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$, 使用最大后验概率估计算法得到 $\hat{X}_{k+2} = \arg \max_{x_{k+2}} f_{\hat{X}_{k+2}|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(x_{k+2}|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$, 再代入扩展卡尔曼滤波进行下一时刻的状态更新预测, 直至迭代结束;

[0040] A3, 迭代结束后, 根据当前的目标车辆状态更新向量, 确定目标车辆位置的最优估计值。

[0041] 进一步地, 所述迭代结束后, 根据当前的目标车辆状态更新向量, 确定目标车辆位

置的最优估计值包括：

[0042] 迭代结束后，取目标车辆观测估计值的均值作为最优估计值：

$$[0043] \quad \hat{X}_M = \frac{\sum_1^N \hat{X}_M^{0j}}{N}$$

[0044] 其中， $\hat{X}_M$ 为M时刻迭代终止后对N个周边车辆对目标车辆的状态更新值 $\hat{X}_M^{0j}$ 取平均后得到的目标车辆位置的最优估计值。

[0045] 本发明实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括：

[0046] 本发明实施例中，获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距及相对方位角；根据观测到信息，对周边车辆的位置、目标车辆与周边车辆之间的车距及相对方位角的分布函数的进行参数估计；根据分布函数的参数估计，利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布，利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值；将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入，通过扩展卡尔曼滤波迭代算法得到下一时刻的目标车辆位置估计值，如果迭代未结束，则将得到的目标车辆位置估计值作为下一时刻的先验概率返回继续处理，直至迭代结束，这样，通过引入扩展卡尔曼滤波算法对车辆位置信息进行处理，同时将贝叶斯滤波算法代入迭代过程中以提高车联网中的定位精度，以便得到更加精确的车辆位置信息，降低车辆的定位误差，实现多车辆协作精准定位。

附图说明

[0047] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0048] 图1为本发明实施例提供的智能车联网中的车辆协作定位方法的流程示意图；

[0049] 图2为本发明实施例提供的多车辆协作系统模型示意图；

[0050] 图3为本发明实施例提供的智能车联网中的车辆协作定位方法的位置误差与GPS测量和仅有扩展卡尔曼滤波算法处理的位置误差对比示意图。

具体实施方式

[0051] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0052] 如图1所示，本发明实施例提供了一种智能车联网中的车辆协作定位方法，该方法包括：

[0053] S101，获取目标车辆观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距及相对方位角；

[0054] 本实施例中，假设目标车辆的周边车辆数目为N，目标车辆从车载GPS接收器、距离传感器和角度传感器中分别获得周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距和相对方位角，得到周边车辆 V^j 的观测量 Y^{0j} ：

[0055] $Y^{0j} = \{X^j, D^{0j}, \Theta^{0j}\}$

[0056] 其中, Y^{0j} 表示目标车辆 V^0 观测到的周边车辆 V^j 的位置, X^j 表示从GPS接收器获得的周边车辆 V^j 的位置, D^{0j} 表示目标车辆 V^0 与周边车辆 V^j 之间的车距, Θ^{0j} 表示目标车辆 V^0 和周边车辆 V^j 的相对方位角, $j = \{1, 2, \dots, N\}$, N 表示目标车辆 V^0 的周边车辆数目;

[0057] 根据得到的 Y^{0j} ,得到目标车辆 V^0 的位置表达式:

$$[0058] \quad X_Y^{0j} = X^j - \begin{bmatrix} D^{0j} \cos \Theta^{0j} \\ D^{0j} \sin \Theta^{0j} \end{bmatrix}$$

[0059] 其中, X_Y^{0j} 表示周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的估计位置。

[0060] S102,根据观测到信息,对周边车辆的位置、目标车辆与周边车辆之间的车距及相对方位角的分布函数的进行参数估计;

[0061] 本实施例中,所述分布函数包括:周边车辆位置的概率分布函数、车距的概率分布函数、相对相位角的概率分布函数;其中,

[0062] 周边车辆 V^j 位置的概率分布函数表示为:

$$[0063] \quad X^j \sim N(X_0^j, \sigma_X^2) = f_{X^j}^{GPS}(x^j)$$

[0064] 目标车辆 V^0 与周边车辆 V^j 之间的车距的概率分布函数表示为:

$$[0065] \quad D^{0j} \sim N(D_0^{0j}, \sigma_D^2) = f_{D^{0j}}^{RS}(d^{0j})$$

[0066] 目标车辆 V^0 和周边车辆 V^j 的相对方位角的概率分布函数表示为:

$$[0067] \quad \Theta^{0j} \sim N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2) = f_{\Theta^{0j}}^{BS}(\theta^{0j})$$

[0068] 其中, X_0^j 、 D_0^{0j} 和 θ_0^{0j} 分别表示从GPS接收器、距离传感器和角度传感器获得的测量值, σ_X^2 、 σ_D^2 和 σ_Θ^2 分别表示GPS接收器、距离传感器和角度传感器的测量方差, $X^j \sim N(X_0^j, \sigma_X^2)$ 表示 X^j 服从均值为 X_0^j 、方差为 σ_X^2 的高斯分布 $N(X_0^j, \sigma_X^2)$, $D^{0j} \sim N(D_0^{0j}, \sigma_D^2)$ 表示 D^{0j} 服从均值为 D_0^{0j} 、方差为 σ_D^2 的高斯分布 $N(D_0^{0j}, \sigma_D^2)$, $\Theta^{0j} \sim N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2)$ 表示 Θ^{0j} 服从均值为 θ_0^{0j} 、方差为 σ_Θ^2 的高斯分布 $N(\theta_0^{0j}, \sigma_\Theta^2)$, $f_{X^j}^{GPS}(x^j)$ 为车辆估计位置的分布函数, x^j 为位置分布函数的位置随机变量, $f_{D^{0j}}^{RS}(d^{0j})$ 为目标车辆与周边车辆车距的分布函数, d^{0j} 为车距分布函数的车距随机变量, $f_{\Theta^{0j}}^{BS}(\theta^{0j})$ 为目标车辆与周边车辆相对相位角的分布函数, θ^{0j} 为相对相位角分布函数的角度随机变量。

[0069] S103,根据分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息的后验概率分布,利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值;具体可以包括以下步骤:

[0070] 首先,在多个车辆的协作定位系统中,假设目标车辆的附近有 N 个周边车辆,那么目标车辆 V^0 的位置 X^0 的先验概率为 $f_{X_Y^{0j}}(x_Y^{0j})$,其中, x_Y^{0j} 为周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的估计位置变量;

[0071] 接着,根据得到的先验概率 $f_{X_Y^{0j}}(x_Y^{0j})$ 及分布函数的参数估计,利用贝叶斯滤波算法得到 X^0 的后验概率分布 $f_{X^0|X_Y^{01},\dots,X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01},\dots,x_Y^{0N})$:

$$f_{X^0|X_Y^{01},\dots,X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01},\dots,x_Y^{0N})$$

$$[0072] = \frac{f_{X^0}^{GPS}(x^0) \cdot \prod_{j=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^j}^{GPS}(x^j) \cdot f_{D^{0j}}^{RS}(x^j - x^0) \cdot f_{\Theta^{0j}}^{BS}(g(x^j, x^0)) dx^j}{\int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^0}^{GPS}(x^0) \cdot \prod_{j=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X^j}^{GPS}(x^j) \cdot f_{D^{0j}}^{RS}(x^j - x^0) \cdot f_{\Theta^{0j}}^{BS}(g(x^j, x^0)) dx^j dx^0}$$

$$[0073] \quad g(x^j, x^0) = \arctan \frac{x_y^j - x_y^0}{x_x^j - x_x^0}$$

[0074] 其中, x^0 表示为目标车辆 V^0 的位置变量, $g(x^j, x^0)$ 表示利用 X^j 和 X^0 来计算周边车辆 V^j 和目标车辆 V^0 之间的相对方位角, x_x^j 和 x_y^j 分别表示GPS获得的 X^j 在x和y坐标轴上位置分量变量,同理 x_x^0 和 x_y^0 表示目标车辆 V^0 在x和y坐标轴上位置分量变量;

[0075] 最后,利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值:

$$[0076] \quad \hat{X}_k = \arg \max_{x^0} f_{X^0|X_Y^{01},\dots,X_Y^{0N}}(x^0|x_Y^{01},\dots,x_Y^{0N})$$

[0077] 其中, $\hat{X}_k$ 为目标车辆自身状态向量,表示利用最大后验概率估计算法计算得到的k时刻周边车辆 V^j 对目标车辆 V^0 的位置估计;

$$[0078] \quad \hat{X}_k = [\hat{X}_k^{01}, \hat{X}_k^{02}, \dots, \hat{X}_k^{0j}, \dots, \hat{X}_k^{0N}]^T$$

[0079] 其中, $\hat{X}_k^{0j}$ 表示周边车辆 V^j 被目标车辆观测到的k时刻目标车辆位置估计值。

[0080] S104,将估计出的后验概率的最大值作为扩展卡尔曼滤波的输入,通过扩展卡尔曼滤波迭代算法得到下一时刻的目标车辆位置估计值,如果迭代未结束,则返回至S103作为下一时刻的先验概率继续处理,直至迭代结束获得目标车辆位置的最优估计值,具体可以包括以下步骤:

[0081] A1,在扩展卡尔曼滤波中构建系统状态模型,将目标车辆自身状态向量 $\hat{X}_k$ 作为系统状态值代入到构建的状态模型中,将状态模型输出的状态预测值代入到扩展卡尔曼滤波的观测模型中,更新校正状态预测值,得到k+1时刻的目标车辆状态更新向量 $\hat{X}_{k+1}$;

[0082] A2,当k+1时刻不满足迭代终止次数时,将 $\hat{X}_{k+1}$ 作为下一时刻的先验概率返回至S103中,经过贝叶斯滤波算法处理得到k+2时刻状态向量 $\hat{X}_{k+2}$ 的后验概率 $f_{\hat{X}_{k+2}|X_Y^{01},\dots,X_Y^{0N}}(x_{k+2}|x_Y^{01},\dots,x_Y^{0N})$,使用最大后验概率估计算法得到 $\hat{X}_{k+2} = \arg \max_{x_{k+2}} f_{X_{k+2}|X_Y^{01},\dots,X_Y^{0N}}(x_{k+2}|x_Y^{01},\dots,x_Y^{0N})$,再代入扩展卡尔曼滤波进行下一时刻的状态更新预测,直至迭代结束;

[0083] A3,迭代结束后,根据当前的目标车辆状态更新向量,确定目标车辆位置的最优估计值:

$$[0084] \quad \hat{X}_M = \frac{\sum_1^N \hat{X}_M^{0j}}{N}$$

[0085] 其中, $\hat{X}_M$ 为M时刻迭代终止后对N个周边车辆对目标车辆的状态更新值 $\hat{X}_M^{0j}$ 取平均后得到的目标车辆位置的最优估计值。

[0086] 综上, 本申请提供的智能车联网中的车辆协作定位方法, 根据车载传感器 (包括: GPS接收器、距离传感器和角度传感器) 观测到的周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距和相对方位角, 确定周边车辆位置、车距、相对相位角的分布概率, 使用贝叶斯滤波算法进一步计算得到了目标车辆位置的后验概率分布, 再利用最大后验概率估计算法得到后验概率的最大值, 即: 目标车辆位置估计值, 并将其作为扩展卡尔曼滤波算法里的状态值带入扩展卡尔曼滤波算法, 经过更新迭代, 估计出下一时刻目标车辆的位置估计值, 再将其作为下一时刻的先验概率, 返回至贝叶斯滤波算法中, 经过更新迭代, 得到目标车辆位置的最优估计。这样, 通过引入扩展卡尔曼滤波算法对车辆位置信息进行处理, 同时将贝叶斯滤波算法代入迭代过程中以提高车联网中的定位精度, 以便得到更加精确的车辆位置信息, 降低车辆的定位误差, 实现多车辆协作精准定位。

[0087] 如图2所示, 以具体的例子对本实施例提供的所述智能车联网中的车辆协作定位方法进行详细说明, 并使用Matlab仿真平台, 对本实施例所述的智能车联网中的车辆协作定位方法的性能进行仿真分析:

[0088] 步骤1, 目标车辆从车载GPS接收器、距离传感器和角度传感器中分别获得周边车辆的位置、自身与周边车辆之间的车距和相对方位角, 那么得到的观测量可以表示为 $Y^{0j} = \{X^j, D^{0j}, \Theta^{0j}\}$ 。

[0089] 步骤2, 根据观测到信息, 对周边车辆的位置、目标车辆与周边车辆之间的车距及相对方位角的分布函数的进行参数估计。

[0090] 步骤3, 根据分布函数的参数估计, 利用贝叶斯滤波算法确定目标车辆位置信息后验概率分布, 利用最大后验概率估计算法估计出后验概率的最大值。

[0091] 本实施例中, 在如图2所示多个车辆的协作定位系统中, 目标车辆有4个周边车辆, 由于 X_Y^{01} , X_Y^{02} , X_Y^{03} , X_Y^{04} 之间是相互独立的, 可以得到后验概率分布 $f_{X^0|X_Y^{01}, X_Y^{02}, X_Y^{03}, X_Y^{04}}(X^0|x_Y^{01}, x_Y^{02}, x_Y^{03}, x_Y^{04})$;

[0092] 本实施例中, 利用最大后验概率估计算法计算出后验概率的最大值 $\hat{X}_0 = \arg \max_{X^0} f_{X^0|X_Y^{01}, \dots, X_Y^{0N}}(X^0|x_Y^{01}, \dots, x_Y^{0N})$, 并获取k=0时刻目标车辆位置的最优结果 $\hat{X}_0$ 。

[0093] 步骤4, 把步骤3的k=0时刻最优估计结果 $\hat{X}_0$ 作为状态值代入扩展卡尔曼滤波算法中得到k=1时刻的位置估计值 $\hat{X}_1$, 再将估计位置值 $\hat{X}_1$ 返回至步骤3作为先验概率计算得出k=2时刻的后验概率 $f_{X_{k+2}|X_Y^{01}, X_Y^{02}, X_Y^{03}, X_Y^{04}}(X^0|x_Y^{01}, x_Y^{02}, x_Y^{03}, x_Y^{04})$, 直至迭代结束获得车辆位置估计值。

[0094] 本实施例中, 目标车辆0 (用 V^0 表示) 周边有4辆汽车, 每个周边车辆 (车辆1、车辆2、车辆3、车辆4) 分别用 V^{01} 、 V^{02} 、 V^{03} 、 V^{04} 来表示, 那么每个周边车辆在k时刻的状态值可以表示

为 X_k^j ,则有 $X_k^j = [X_k^{01}, X_k^{02}, X_k^{03}, X_k^{04}]$ 。通过扩展卡尔曼滤波算法进行目标车辆状态信息的更新校正,经过更新过程求出状态更新值 X_{k+1} ;

[0095] 本实施例中,当 $k+1$ 时刻不满足迭代终止次数时,将 $\hat{X}_{k+1}$ 作为下一时刻的先验概率返回至步骤3中,经过贝叶斯滤波算法处理得到后验概率

$f_{\hat{X}_{k+2}|X_Y^{01}, X_Y^{02}, X_Y^{03}, X_Y^{04}}(X_{k+2}|X_Y^{01}, X_Y^{02}, X_Y^{03}, X_Y^{04})$,使用最大后验估计得到 $\hat{X}_{k+2} = \arg \max_{X_{k+2}} f_{X^k|X_Y^{01}, X_Y^{02}, X_Y^{03}, X_Y^{04}}(X^{k+2}|X_Y^{01}, X_Y^{02}, X_Y^{03}, X_Y^{04})$,将 $\hat{X}_{k+2}$ 作为状态值再代入扩展卡尔曼滤波算法进行下一时刻的位置更新预测,直至迭代结束;

[0096] 5.3) 减少系统误差,使得扩展卡尔曼滤波算法的值具有更好的稳定性,对其取平均值,把均值当做系统状态更新的最优估计值:

$$[0097] \quad \hat{X}_M = \frac{\sum_1^4 \hat{X}_M^{0j}}{4}$$

[0098] 本实施例中,如图3所示,图3描述了本发明实施例测量的位置误差与GPS测量的位置误差对比示意图,图3中的横坐标是采样时间,纵坐标是位置误差大小,该结果是在信噪比为15dB下进行100次的同条件重复实验得出的。由图3可知,本发明实施例提出的方法显著降低了位置误差,并给出了更加准确的位置估计值。这说明本发明实施例提出的基于扩展卡尔曼滤波和贝叶斯滤波的智能车联网中的车辆协作定位方法是准确并且有效的,同时对比结果也表明:在信噪比较低,噪声较大的环境下,本发明采用的方法估计的位置结果比GPS测量结果和仅有扩展卡尔曼滤波算法的测量结果更加准确,有效地提高了车辆的定位精度,即:本发明采用的方法性能优于GPS测量和仅有扩展卡尔曼滤波算法的性能。

[0099] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

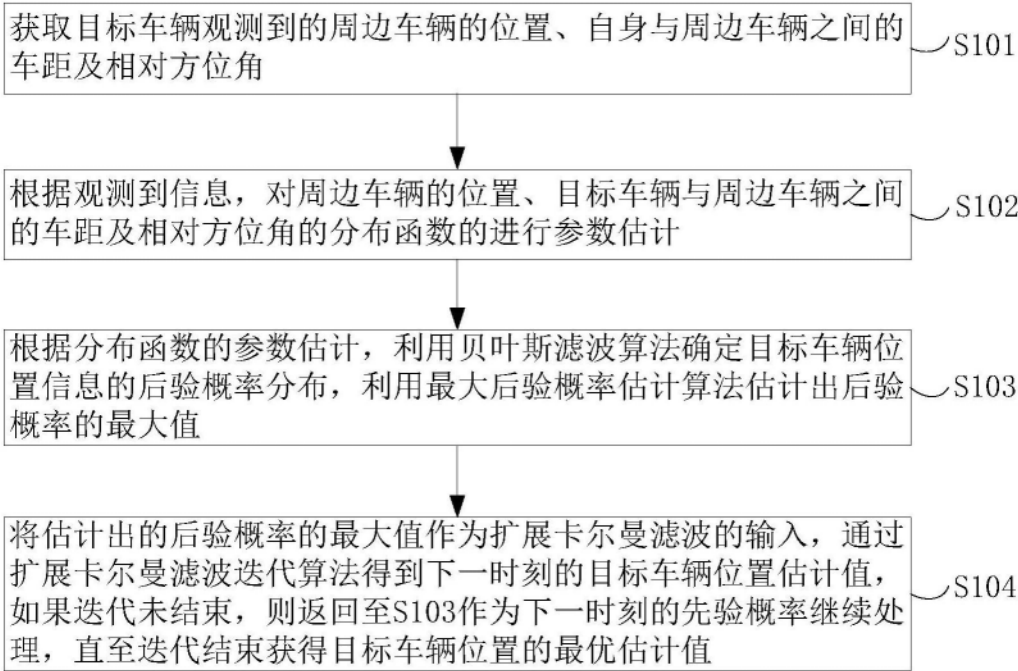


图1

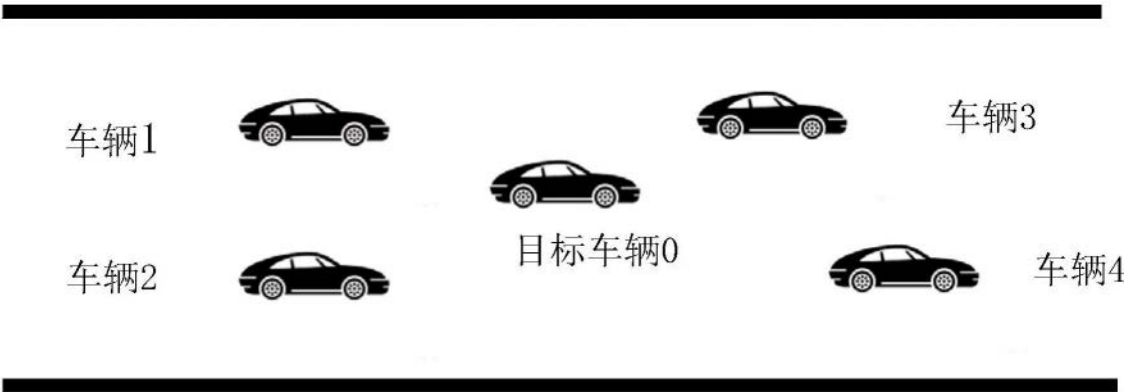


图2

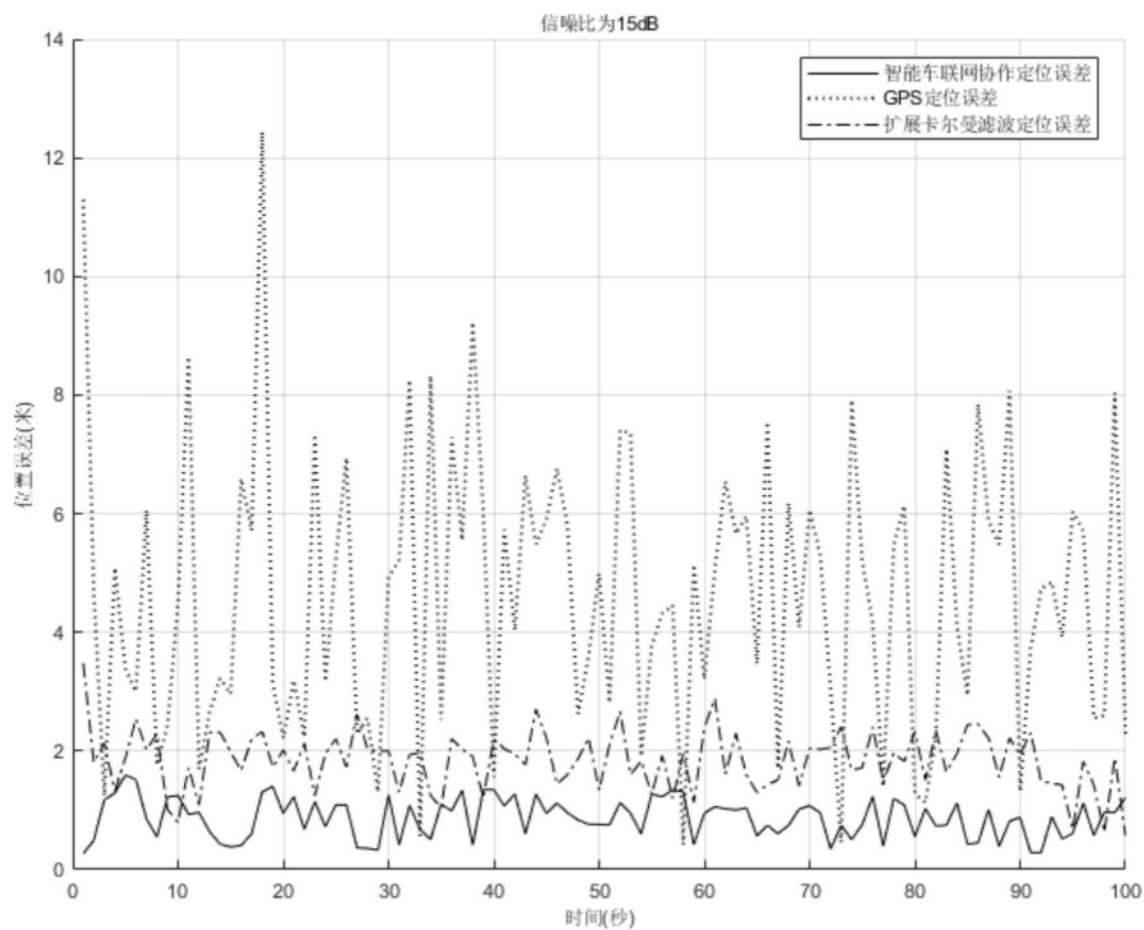


图3