



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113242524 B

(45) 授权公告日 2022. 01. 14

(21) 申请号 202110368586.7

H03H 17/00 (2006.01)

(22) 申请日 2021.04.06

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113242524 A

CN 103648108 A, 2014.03.19

CN 109151759 A, 2019.01.04

CN 109362049 A, 2019.02.19

(43) 申请公布日 2021.08.10

WO 2019114757 A1, 2019.06.20

CN 103313386 A, 2013.09.18

(73) 专利权人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2号大街

郭云飞等. 基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法. 《控制与决策》. 2020, 第35卷(第12期),

(72) 发明人 石义芳 方伟业 郭云飞 彭冬亮

丁自然等. 基于节点通信度的信息加权一致性滤波. 《系统工程与电子技术》. 2020, 第42卷(第10期),

(74) 专利代理机构 杭州君度专利代理事务所

(特殊普通合伙) 33240

代理人 杨舟涛

审查员 芦霞

(51) Int. Cl.

H04W 4/38 (2018.01)

H04W 84/18 (2009.01)

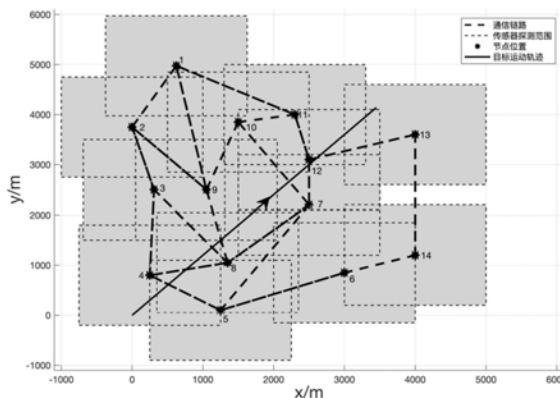
权利要求书2页 说明书4页 附图4页

(54) 发明名称

一种基于信息加权的一致性滤波方法

(57) 摘要

本发明属于稀疏传感器网络单目标跟踪领域,具体涉及一种基于信息加权的一致性滤波方法;本发明利用各节点间先验信息的误差互协方差作为度量,从而确定各节点融合信息的权重,通过一致性算法,使各个节点与其邻居节点之间反复迭代,从而提升各个传感器节点对监测区域内目标的动力学状态估计精度,以确保状态估计收敛到最优集中式估计,加快分布式跟踪算法的收敛速度,同时降低整个网络的计算量和通信代价。



1. 一种基于信息加权的一致性滤波方法,其特征在于,该方法具体包括以下步骤:

(1) t时刻,节点i探测到目标时进行两点初始化,得到先验状态信息矩阵 $\mathbf{W}_i^-(t)$ 、先验状态估计 $\mathbf{x}_i^-(t)$ ;其中, $\mathbf{W}_i^-(t)$ 为先验状态估计协方差的逆,当节点i未能探测到目标,初始化 $\mathbf{W}_i^-(t)=10^{-6} \times \mathbf{I}_{4 \times 4}$ , $\mathbf{I}_{4 \times 4}$ 为 $4 \times 4$ 的单位矩阵;

(2) 得到目标测量值 $z_i(t)$ ;

(3) 一致性参数初始化:

$$\mathbf{V}_i^0 = (\mathbf{W}_i^-(t) + (\mathbf{H}_i)^T \mathbf{B}_i \mathbf{H}_i) / N$$

$$\mathbf{v}_i^0 = (\mathbf{W}_i^-(t) \mathbf{x}_i^-(t)) / N + (\mathbf{H}_i)^T \mathbf{B}_i z_i(t)$$

其中,N为传感器节点总数, $\mathbf{R}_k^i$ 表示第i个传感器误差矩阵, $\mathbf{B}_i$ 是 $\mathbf{R}_k^i$ 的逆, $\mathbf{H}_i$ 为第i个传感器的测量矩阵, $\mathbf{V}_i^0$ , $\mathbf{v}_i^0$ 为中间变量;

(4) 进行k次迭代

发送信息包 $\text{meg}_i = \{\mathbf{V}_i^{k-1}, \mathbf{v}_i^{k-1}\}$ 给邻居节点,其中 $\mathbf{V}_i^k$ 为 $\mathbf{V}_i^0$ 进行k次迭代后得到的值, $\mathbf{v}_i^k$ 为 $\mathbf{v}_i^0$ 进行k次迭代后得到的值;

接受邻居节点的信息 $\text{meg}_j = \{\mathbf{V}_j^{k-1}, \mathbf{v}_j^{k-1}\}, j \in N_i, N_i$ 表示传感器节点i的相邻节点的集合;

$$\mathbf{V}_i^k = \mathbf{V}_i^{k-1} + \epsilon \sum_{j \in N_i} (\mathbf{V}_j^{k-1} - \mathbf{V}_i^{k-1})$$

$$\mathbf{v}_i^k = \mathbf{v}_i^{k-1} + \epsilon \sum_{j \in N_i} (\mathbf{v}_j^{k-1} - \mathbf{v}_i^{k-1})$$

$\epsilon$ 表示一致性速率;

(5) 估计输出

$$\mathbf{x}_i^+(t) = (\mathbf{V}_i^k)^{-1} \mathbf{v}_i^k$$

$$\mathbf{W}_i^+(t) = N \mathbf{V}_i^k$$

$\mathbf{x}_i^+(t)$ 表示第i个节点t时刻的估计输出, $\mathbf{W}_i^+(t)$ 表示第i个节点t时刻的信息矩阵;

(6) 下一时刻预测

$$\mathbf{W}_i^-(t+1) = (\mathbf{F}(t)(\mathbf{W}_i^+(t))^{-1}(\mathbf{F}(t))^T + \mathbf{Q}(t))^{-1}$$

$$\mathbf{x}_i^-(t+1) = \mathbf{F}(t) \mathbf{x}_i^+(t)$$

其中 $\mathbf{F}(t)$ 表示t时刻目标动力学方程的目标状态转移矩阵; $\mathbf{Q}(t)$ 表示t时刻过程噪声协方差矩阵; $\mathbf{x}_i^-(t+1)$ 表示t+1时刻的目标状态预测值, $\mathbf{W}_i^-(t+1)$ 表示t+1时刻的目标信息矩阵预测值;

重复(1)~(6)进行时域迭代计算,最终获取各个时刻目标状态估计输出和信息矩阵。

2. 根据权利要求1所述的一种基于信息加权的一致性滤波方法,其特征在于:所述的目标测量值 $z_i(t)$ ,当目标进入节点i的探测范围时,表达式为:

$$z_i(t) = H_i(t) X(t) + w_i(t), i = 1, \dots, N$$

其中 $H_i(t)$ 为测量转移矩阵,传感器的测量形式是线性的,节点 $i$ 测量噪声 $w_i(t)$ 为零均值、协方差为 $R_k^i$ 的高斯白噪声; $X(t)$ 表示 $t$ 时刻目标动力学状态;

当目标未能进入节点 $i$ 的探测范围时,目标测量值 $z_i(t)$ 返回一个空测量。

3. 根据权利要求1所述的一种基于信息加权的一致性滤波方法,其特征在于:所述的 $\epsilon$ 取值为0.015。

4. 根据权利要求2所述的一种基于信息加权的一致性滤波方法,其特征在于:所述的 $t$ 时刻目标动力学状态 $X(t)$ 得表达式为:

$$X(t) = F(t) * X(t-1) + v(t)$$

其中, $\mathbf{X}(t) = [x(t) \ y(t) \ \dot{x}(t) \ \dot{y}(t)]^T$ , $x(t)$ 、 $y(t)$ 、 $\dot{x}(t)$ 、 $\dot{y}(t)$ 分别表示目标在二维笛卡尔坐标系中 $x$ 、 $y$ 方向上的位置、速度状态信息; $F(t)$ 表示 $t$ 时刻目标状态转移矩阵; $v(t)$ 为零均值、协方差为 $Q(t)$ 的高斯白噪声, $Q(t)$ 为目标运动过程噪声误差协方差矩阵。

## 一种基于信息加权的一致性滤波方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于分布式目标跟踪领域,在稀疏传感器网络背景下,具体利用各节点间先验信息的误差互协方差作为度量,从而确定各节点融合信息的权重,通过一致性算法,使各个节点与其邻居节点之间反复迭代,从而提升各个传感器节点对监测区域内目标动力学状态估计精度,以确保状态估计收敛到最优集中式估计,加快分布式跟踪算法的收敛速度,同时降低整个网络的通信代价。

### 背景技术

[0002] 传感器网络本身具有低成本、高鲁棒性、强隐蔽性、感知范围广等优势,被广泛应用于目标跟踪领域。在分布式单目标跟踪领域中,稀疏传感器网络场景中,由于各节点的探测范围受限,存在大量无法获取目标测量值的节点,这些节点获取的信息往往是错误的,由于现有的广义卡尔曼一致性滤波(Generalized Kalman Consensus Filter: GKCF)对邻居节点先验信息的加权冗余,而对测量信息的加权过少,如何对先验信息进行加权,降低整个网络的通信代,各个节点与其邻居节点之间如何迭代,从而提升目标动力学状态估计精度以及加快收敛速度,状态估计如何收敛到最优集中式估计,是本发明要解决的主要问题。

### 发明内容

[0003] 本发明针对现有技术的不足,提出了一种基于信息加权的一致性滤波方法。

[0004] 一种基于信息加权的一致性滤波方法,该方法具体包括以下步骤:

[0005] (1) t时刻,节点i探测到目标时进行两点初始化,得到先验状态信息矩阵 $\mathbf{W}_i^-(t)$ 、先验状态估计 $\mathbf{x}_i^-(t)$ ;其中, $\mathbf{W}_i^-(t)$ 为先验状态估计协方差的逆,当节点i未能探测到目标,初始化 $\mathbf{W}_i^-(t)=10^{-6} \times \mathbf{I}_{4 \times 4}$ , $\mathbf{I}_{4 \times 4}$ 为 $4 \times 4$ 的单位阵;

[0006] (2) 得到目标测量值 $z_i(t)$ ;

[0007] (3) 一致性参数初始化:

$$[0008] \quad \mathbf{V}_i^0 = (\mathbf{W}_i^-(t) + (\mathbf{H}_i)^T \mathbf{B}_i \mathbf{H}_i) / N$$

$$[0009] \quad \mathbf{v}_i^0 = (\mathbf{W}_i^-(t) \mathbf{x}_i^-(t)) / N + (\mathbf{H}_i)^T \mathbf{B}_i z_i(t)$$

[0010] 其中,N为传感器节点总数, $\mathbf{R}_k^i$ 表示第i个传感器误差矩阵, $\mathbf{B}_i$ 是 $\mathbf{R}_k^i$ 的逆, $\mathbf{H}_i$ 为第i个传感器的测量矩阵, $\mathbf{V}_i^0$ , $\mathbf{v}_i^0$ 为中间变量;

[0011] (4) 进行k次迭代

[0012] 发送信息包 $\text{meg}_i = \{\mathbf{V}_i^{k-1}, \mathbf{v}_i^{k-1}\}$ 给邻居节点,其中 $\mathbf{V}_i^k$ 为 $\mathbf{V}_i^0$ 进行k次迭代后得到的值, $\mathbf{v}_i^k$ 为 $\mathbf{v}_i^0$ 进行k次迭代后得到的值;

[0013] 接受邻居节点的信息 $\text{meg}_j = \{\mathbf{V}_j^{k-1}, \mathbf{v}_j^{k-1}\}$ , $j \in N_i$ , $N_i$ 表示传感器节点i的相邻节点

的集合；

$$[0014] \quad \mathbf{v}_i^k = \mathbf{v}_i^{k-1} + \epsilon \sum_{j \in N_i} (\mathbf{v}_j^{k-1} - \mathbf{v}_i^{k-1})$$

$$[0015] \quad \mathbf{v}_i^k = \mathbf{v}_i^{k-1} + \epsilon \sum_{j \in N_i} (\mathbf{v}_j^{k-1} - \mathbf{v}_i^{k-1})$$

[0016]  $\epsilon$  表示一致性速率；

[0017] (5) 估计输出

$$[0018] \quad \mathbf{x}_i^+(t) = (\mathbf{V}_i^k)^{-1} \mathbf{v}_i^k$$

$$[0019] \quad \mathbf{W}_i^+(t) = N \mathbf{V}_i^k$$

[0020]  $\mathbf{x}_i^+(t)$  表示第  $i$  个节点  $t$  时刻的估计输出， $\mathbf{W}_i^+(t)$  表示第  $i$  个节点  $t$  时刻的信息矩阵；

[0021] (6) 下一时刻预测

$$[0022] \quad \mathbf{x}_i^-(t+1) = (\mathbf{F}(t)(\mathbf{W}_i^+(t))^{-1}(\mathbf{F}(t))^T + \mathbf{Q}(t))^{-1}$$

$$[0023] \quad \mathbf{W}_i^-(t+1) = \mathbf{F}(t) \mathbf{x}_i^+(t)$$

[0024] 其中  $\mathbf{F}(t)$  表示  $t$  时刻目标动力学方程的目标状态转移矩阵； $\mathbf{Q}(t)$  表示  $t$  时刻过程噪声协方差矩阵； $\mathbf{x}_i^-(t+1)$  表示  $t+1$  时刻的目标状态预测值， $\mathbf{W}_i^-(t+1)$  表示  $t+1$  时刻的目标信息矩阵预测值；

[0025] 重复 (1) ~ (6) 进行时域迭代计算，最终获取各个时刻目标状态估计输出和信息矩阵。

[0026] 本发明提出一种基于信息加权一致性滤波 (Information Weighted Consensus: ICF) 方法，该方法首先对先验状态和测量信息进行适当的加权，相邻节点相互通信时，交换各自对目标状态的局部估计，通过一致性算法，使各个节点与其邻居节点之间反复迭代，之后利用各节点间先验信息的误差互协方差作为度量，从而确定各节点融合信息的权重，从而提升各个传感器节点对监测区域内目标的动力学状态估计精度，以确保状态估计收敛到最优集中式估计，加快分布式跟踪算法的收敛速度，同时降低整个网络的通信代价。

## 附图说明

[0027] 图1是传感器网络拓扑及目标的运动轨迹；

[0028] 图2是迭代100次后的GKCF、ICF、CKF的平均目标位置RMSE比较图；

[0029] 图3是不同迭代次数下的GKCF、ICF、CKF的时间平均RMSE比较图；

[0030] 图4是不同迭代次数下的GKCF、ICF的带宽消耗比较图。

## 具体实施方案

[0031] 以下结合技术方案和附图，详细叙述本发明的具体实施方式。

[0032] 假设：1) 跟踪环境为简单环境，即跟踪环境中不存在任何干扰杂波；2) 各个节点的位置分布分散且探测范围受限；3) 各节点位置分布分散且通信网络拓扑稀疏。目标做近似

匀速直线运动目标,节点的位置以及目标初始位置等见图1。

[0033] 结合上述假设,以本节点*i*为例,进行本发明实施步骤的描述:

[0034] 在二维平面内 $t_k$ 时刻动力学状态时域演变模型表达式为:

$$[0035] \quad X(t) = F(t) * X(t-1) + v(t)$$

[0036] 其中,  $\mathbf{X}(t) = [x(t) \ y(t) \ \dot{x}(t) \ \dot{y}(t)]^T$  表示 $t$ 时刻目标动力学状态,  $x(t)$ 、 $y(t)$ 、 $\dot{x}(t)$ 、 $\dot{y}(t)$ 分别表示目标在二位笛卡尔坐标系中 $x$ 、 $y$ 方向上的位置、速度状态信息;  $F(t)$ 表示 $t$ 时刻目标状态转移矩阵;  $v(t)$ 为零均值、协方差为 $Q(t)$ 的高斯白噪声,  $Q(t)$ 为目标运动过程噪声误差协方差矩阵。

[0037] 在 $t$ 时刻,当目标进入节点*i*的探测范围内时,节点*i*获取的目标测量为 $z_i(t)$ ,其测量模型为:

$$[0038] \quad z_i(t) = H_i(t) X(t) + w_i(t), \quad i=1, \dots, N$$

[0039]  $H_i(t)$ 为测量转移矩阵,传感器的测量形式是线性的,节点*i*测量噪声 $w_i(t)$ 为零均值、协方差为 $R_k^i$ 的高斯白噪声。

[0040] 当目标运动到节点*i*的探测范围外时,则节点*i*返回一个空测量。

[0041] (7)  $t$ 时刻,节点*i*探测到目标时进行两点初始化,先验状态信息矩阵 $\mathbf{W}_i^-(0)$ 、先验状态估计 $\mathbf{x}_i^-(0)$ ;其中,  $\mathbf{W}_i^-(0)$ 为先验状态估计协方差的逆,当节点*i*未能探测到目标,初始化 $\mathbf{W}_i^-(0) = 10^{-6} \times \mathbf{I}_{4 \times 4}$ ,  $\mathbf{I}_{4 \times 4}$ 为 $4 \times 4$ 的单位阵。

[0042] (8) 得到目标测量值 $z_i(t)$

[0043] (9) 一致性参数初始化:

$$[0044] \quad \mathbf{V}_i^0 = (\mathbf{W}_i^-(t) + (\mathbf{H}_i)^T \mathbf{B}_i \mathbf{H}_i) / N$$

$$[0045] \quad \mathbf{v}_i^0 = (\mathbf{W}_i^-(t) \mathbf{x}_i^-(t)) / N + (\mathbf{H}_i)^T \mathbf{B}_i z_i(t)$$

[0046] 其中, $N$ 为传感器节点总数, $\mathbf{B}_i$ 是 $R_k^i$ 的逆。

[0047] (10) 进行 $k$ 次迭代

[0048] 发送信息包 $\text{meg}_i = \{\mathbf{V}_i^{k-1}, \mathbf{v}_i^{k-1}\}$ 给邻居节点

[0049] 接受邻居节点的信息 $\text{meg}_j = \{\mathbf{V}_j^{k-1}, \mathbf{v}_j^{k-1}\}, j \in N_i, N_i$ 表示传感器节点*i*的相邻节点的集合。

$$[0050] \quad \mathbf{V}_i^k = \mathbf{V}_i^{k-1} + \epsilon \sum_{j \in N_i} (\mathbf{V}_j^{k-1} - \mathbf{V}_i^{k-1})$$

$$[0051] \quad \mathbf{v}_i^k = \mathbf{v}_i^{k-1} + \epsilon \sum_{j \in N_i} (\mathbf{v}_j^{k-1} - \mathbf{v}_i^{k-1})$$

[0052] (11) 估计输出

$$[0053] \quad \mathbf{x}_i^+(t) = (\mathbf{V}_i^k)^{-1} \mathbf{v}_i^k$$

[0054]  $W_i^+(t) = NV_i^k$

[0055] (12) 下一时刻预测

[0056]  $x_i^-(t+1) = (F(t)(W_i^+(t))^{-1}(F(t))^T + Q(t))^{-1}$

[0057]  $W_i^-(t+1) = F(t)x_i^+(t)$

[0058] 重复(1)~(6)进行时域迭代计算,最终获取各个时刻目标状态估计信息。

[0059] 算法仿真比较

[0060] 以目标状态估计均方根误差(RMSE:Root Mean Square Error)以及时间平均RMSE作为性能指标。将本发明所提方法广义卡尔曼一致性滤波(Generalized Kalman Consensus Filter:GKCF)进行比较,并用集中式序贯卡尔曼(Centralized Kalman Filter:CKF)作为性能上界,共进行100次蒙特卡洛仿真实验。

[0061] 100次蒙特卡洛实验下,平均目标位置RMSE、时间平均RMSE、不同迭代下带宽通信消耗分别见图2、3、4。

[0062] 带宽通信消耗的统计方式:从一个节点发送到每个邻居的标量的总数。 $V_i^{k-1}$ 是对称矩阵,通信时传输上三角信息即可。结果展示图以节点7为例,其邻居节点有3个。

[0063] 有图知:相比GKCF,对于任何给定的情况,本发明所设计的ICF的通信代价是GKCF的一半;ICF提升了各个传感器节点对监测区域内目标动力学状态估计精度;ICF加快分布式跟踪算法的收敛速度;ICF确保状态估计收敛到最优集中式估计。

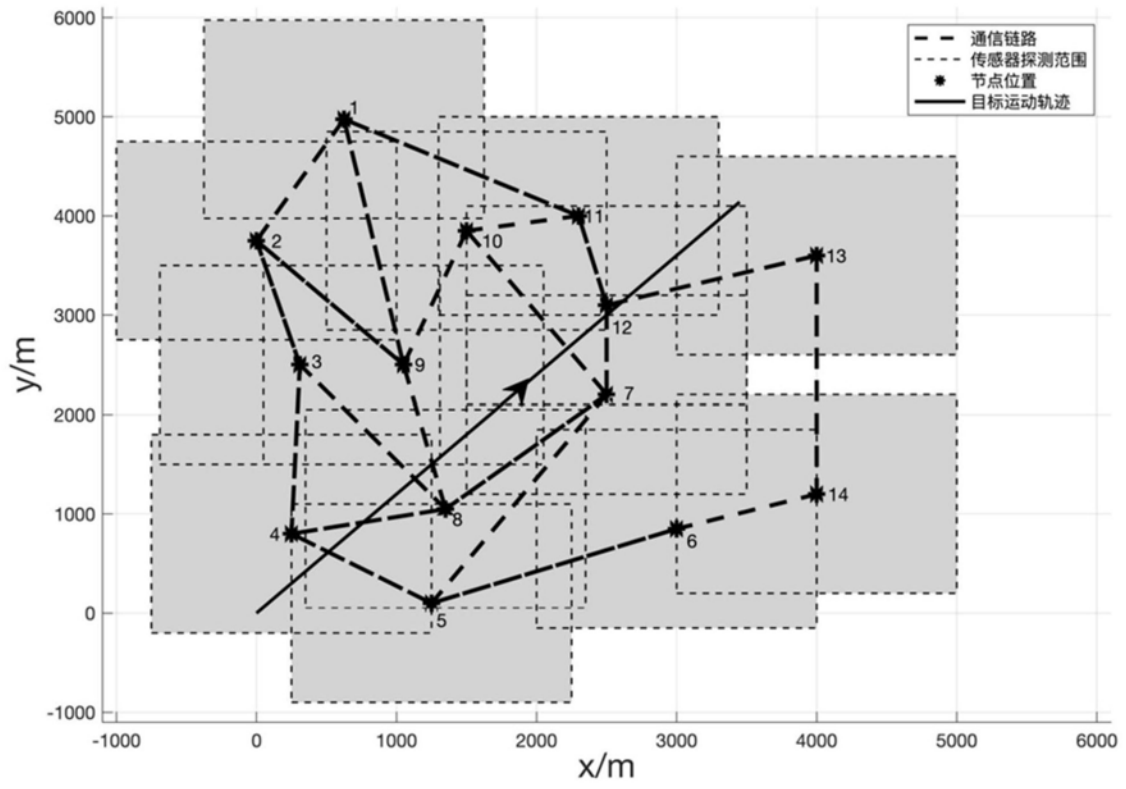


图1

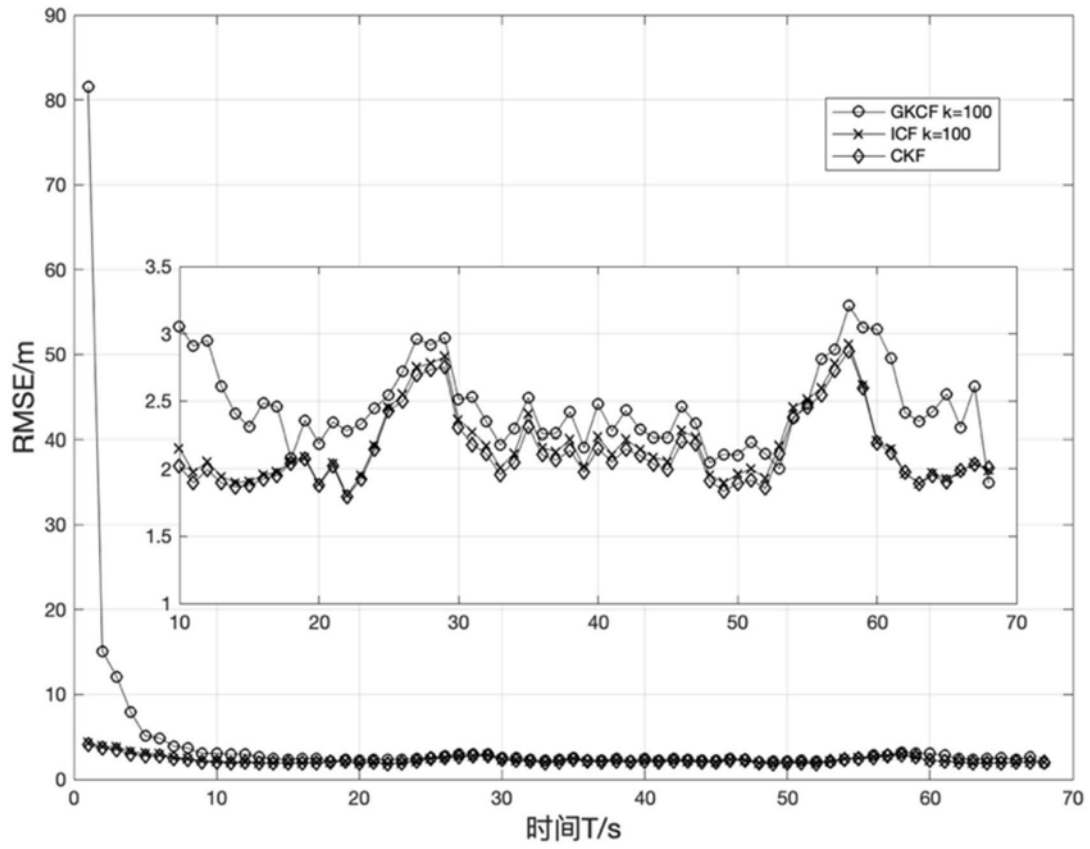


图2

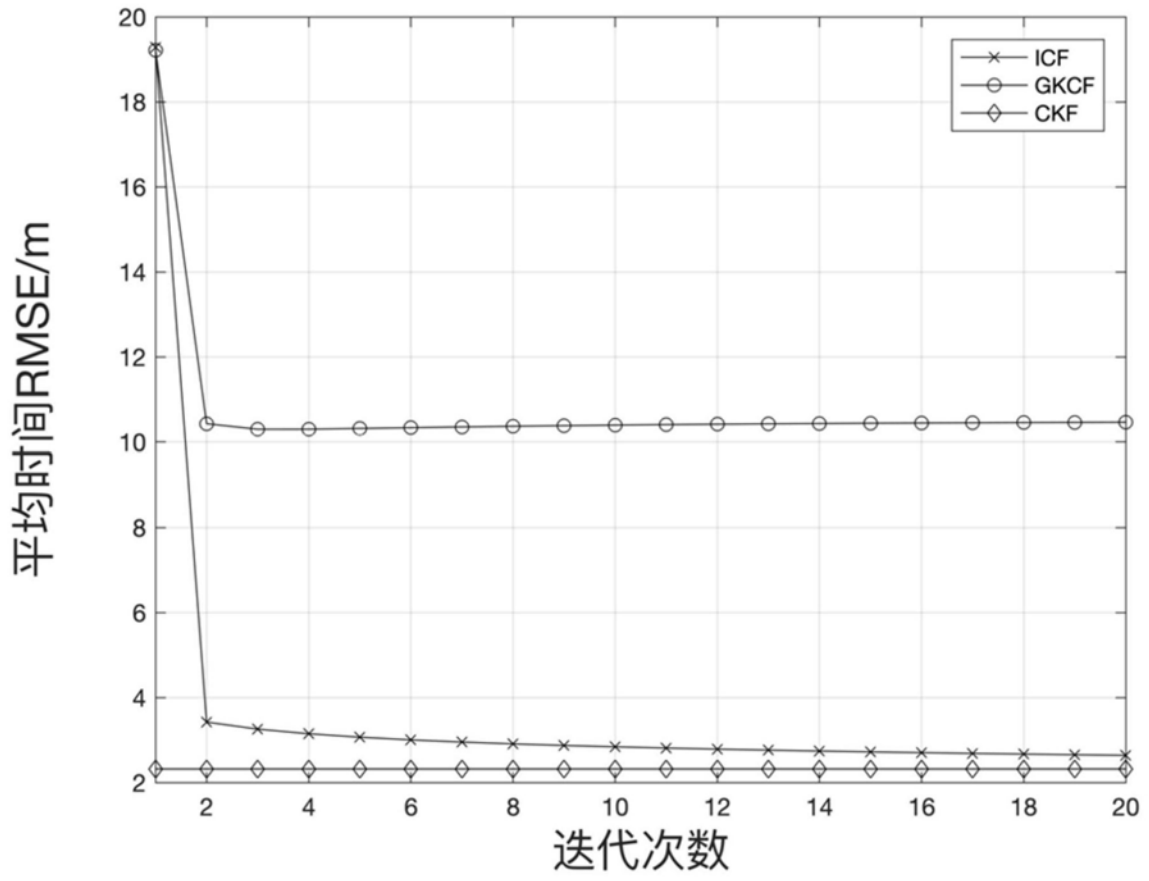


图3

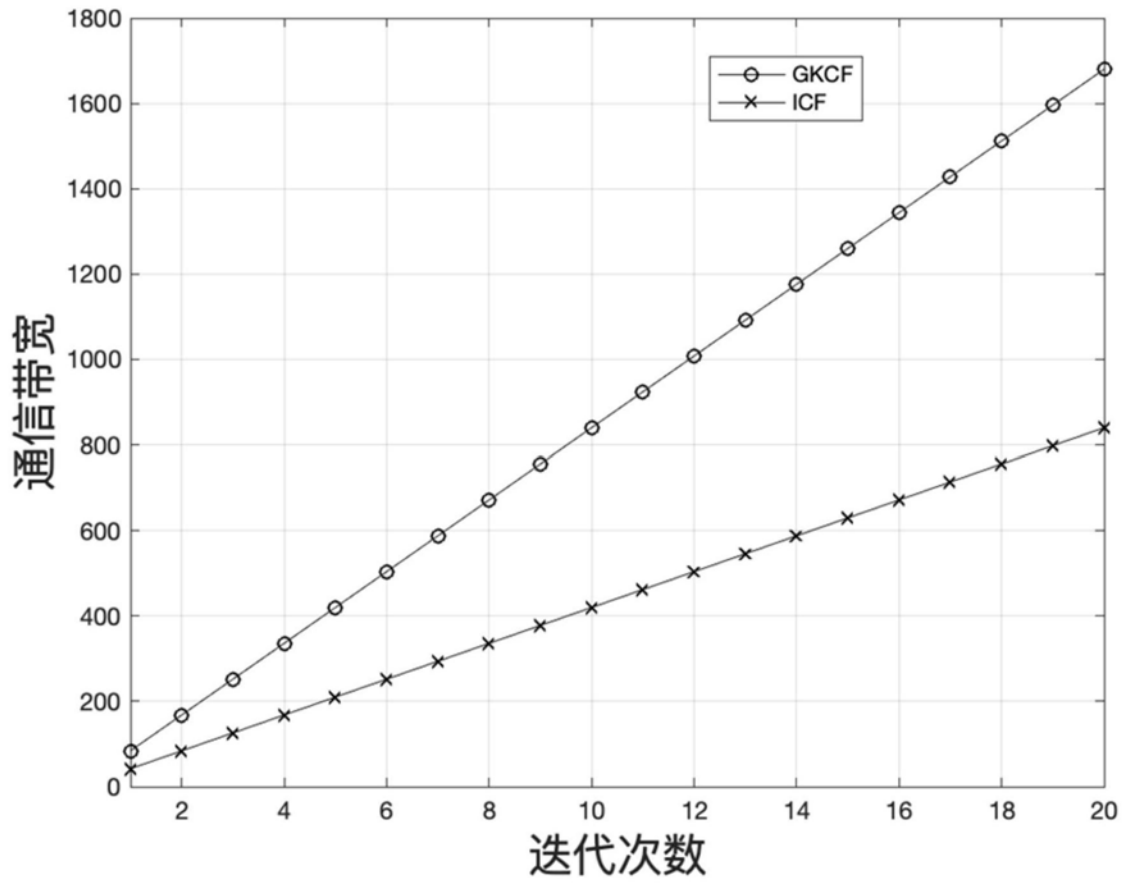


图4