



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111667073 B

(45) 授权公告日 2021.12.28

(21) 申请号 202010233907.8

(22) 申请日 2020.03.30

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111667073 A

(43) 申请公布日 2020.09.15

(73) 专利权人 西北工业大学

地址 710072 陕西省西安市友谊西路127号

(72) 发明人 蒋雯 马泽宇 邓鑫洋 耿杰

(74) 专利代理机构 北京科亿知识产权代理事务

所(普通合伙) 11350

代理人 汤东风

(51) Int. Cl.

G06N 5/04 (2006.01)

G06F 17/18 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 109520503 A, 2019.03.26

CN 110443832 A, 2019.11.12

CN 108802707 A, 2018.11.13

CN 109190811 A, 2019.01.11

审查员 李华

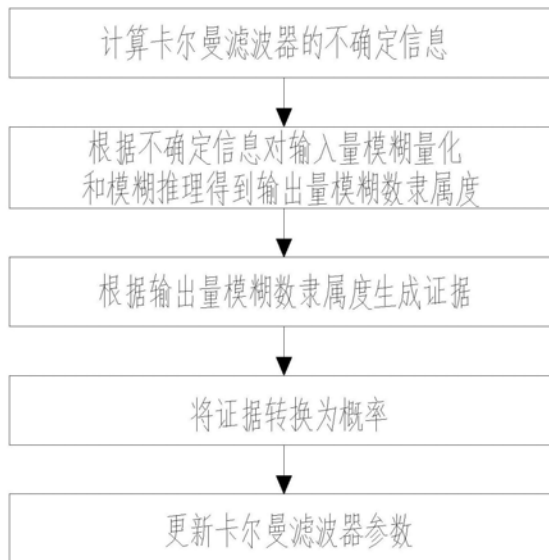
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法

(57) 摘要

本发明公开了一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,包括以下步骤:步骤一计算卡尔曼滤波器的不确定信息;步骤二根据不确定信息对输入量模糊量化得到输出量模糊数隶属度;步骤三根据输出量模糊数隶属度生成证据;步骤四融合多个历史时刻的证据;步骤五将融合后的证据转换为概率;步骤六根据概率生成更新因子;步骤七更新卡尔曼滤波器参数。本发明在模糊卡尔曼滤波的基础上,结合证据理论融合处理不确定信息的优势,在参数自适应更新时考虑历史信息,使得卡尔曼滤波能够融合多个时刻的不确定信息,证据理论中的基本概率分配函数和证据组合规则,使改进的卡尔曼滤波能更灵活有效地处理不确定信息,误差更小,具有更好地抗干扰性能。



1. 一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一、计算卡尔曼滤波器的不确定信息:

步骤101、多个传感器采集当前时刻目标运动状态;

步骤102、计算机根据公式 $\Delta D_k = \frac{M_k - S_k}{S_k}$ 计算不确定信息 ΔD_k , 其中 S_k 表示卡尔曼滤波器在k时刻的新息噪声协方差理论值, M_k 表示卡尔曼滤波器在k时刻的新息噪声协方差实际值;

步骤二、根据不确定信息对输入量模糊量化得到输出量模糊数隶属度:

步骤201、模糊量化:计算机根据不确定信息 ΔD_k 和隶属度函数计算得到三个输入量模糊数隶属度,三个输入量模糊数隶属度分别为 $\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{Z}}$ 和 $\mu_{\tilde{P}}$;

步骤202、模糊推理:模糊推理可得输出量模糊数隶属度与输入量模糊数隶属度一一对应,输出量模糊数隶属度分别为 $\mu_{\tilde{D}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}$ 和 $\mu_{\tilde{I}}$, 因此 $\mu_{\tilde{D}} = \mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}} = \mu_{\tilde{Z}}$ 、以及 $\mu_{\tilde{I}} = \mu_{\tilde{P}}$;

步骤三、根据输出量模糊数隶属度生成证据:计算机根据公式

$$m_k(A): \begin{cases} m_k(\tilde{D}) = \mu_{\tilde{D}}, m_k(\tilde{U}) = \mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{D}, \tilde{U}\}) = 1 - \mu_{\tilde{D}} - \mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{I}} = 0 \\ m_k(\tilde{I}) = \mu_{\tilde{I}}, m_k(\tilde{U}) = \mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{I}, \tilde{U}\}) = 1 - \mu_{\tilde{I}} - \mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{D}} = 0 \end{cases} \text{ 计算卡尔曼滤波器在k}$$

时刻的证据 $m_k(A)$, 其辨识框架为 $\{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$;

步骤四、融合多个历史时刻的证据;

步骤401、多时刻证据加权平均: $\bar{m}(A) = \sum_{i=1}^l \omega_i \cdot m_{k-i+1}(A)$, $A \subseteq \{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$, 其中 $\bar{m}(A)$ 表示加权平均证据信息, ω_i 表示k-i+1时刻的证据 $m_{k-i+1}(A)$ 对应的权重, $\omega_i = \frac{2 \cdot (l+1-i)}{l \cdot (l+1)}$, i表示正整数, l表示共l个时刻;

步骤402、证据融合:对加权平均证据信息 $\bar{m}(A)$ 采用证据组合规则进行1-1次融合得到 $m(A)$, $m(A) = \bar{m}(A) \oplus \bar{m}(A) \oplus \dots \oplus \bar{m}(A)$, 该式中 \oplus 出现1-1次, 任意两组的证据组合规则为

$$\begin{cases} m_{\oplus}(C) = \frac{1}{1-K} \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B) \\ K = \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B) \end{cases}, m_{\oplus}(C) \text{ 表示融合后的证据信息, } m_1(A) \text{ 和 } m_2(B) \text{ 表示两组在}$$

辨识框架 Θ 上待融合的证据, A、B表示幂集 2^{Θ} 的子集, C表示A和B的交集;

步骤五、将融合后的证据转换为概率BetP(A);

步骤六、根据概率BetP(A)生成更新因子 α ;

步骤七、更新卡尔曼滤波器参数。

2. 按照权利要求1所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于:步骤102中 $S_k = H \hat{P}_k H^T + R_k$, 其中H表示观测矩阵, \hat{P}_k 表示k时刻目标状态预测值的误差协方差, R_k 表示k时刻的观测噪声协方差。

3. 按照权利要求2所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征
在于:步骤102中 $M_k = \sum_{i=k-n+1}^k \Delta z_i \cdot \Delta z_i^T$, 其中 $\Delta z_i = z_i - H\hat{x}_i$, z_i 表示i时刻目标状态的实际观测
值, \hat{x}_i 表示i时刻目标状态的预测值, $k \geq n \geq 1$, n表示共1个时刻、1个时刻中的前n个时刻。

4. 按照权利要求1所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征
在于:步骤102中,当 ΔD_k 为矩阵形式时,取该矩阵主对角线的均值作为 ΔD_k 。

5. 按照权利要求1所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征
在于,步骤五中将融合后的证据转换为概率包括以下步骤:利用公式

$$\text{BetP}(A) = \sum_{A \subseteq \{\bar{D}, \bar{U}, \bar{I}\}} \frac{m(A)}{|A|} \text{计算得到近似累积概率分布 BetP}(A), \text{其中 } |A| \text{ 表示子集 } A \text{ 的模。}$$

6. 按照权利要求1所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征
在于,步骤六中根据概率生成更新因子包括以下步骤:计算机根据公式

$$\alpha = \sum_A \text{BetP}(A) \cdot P(A) \text{ 计算更新因子 } \alpha, \text{其中 } P(A) \text{ 表示模糊数的去模糊函数。}$$

7. 按照权利要求6所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征
在于:对于三角模糊数 $\tilde{A}=(a,b,c)$, 所用的去模糊公式为 $P(\tilde{A}) = \frac{a+4b+c}{6}$ 。

8. 按照权利要求1所述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征
在于,步骤七中更新卡尔曼滤波器参数包括以下步骤:计算机根据公式 $R_{k+1} = \alpha \cdot R_k$ 计算得
到k+1时刻观测噪声协方差 R_{k+1} 。

一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法

技术领域

[0001] 本发明属于目标跟踪技术领域,具体涉及一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法。

背景技术

[0002] 伴随着万物互联时代的来临,各类电子设备和传感器已然遍布生活和工作的各个角落,结合通信、人工智能等技术,极大改善了人们的生活。与此同时,制造业升级以及智能制造等带来工业生产设备的更新迭代,自动化生产的、设备往往需要具备对物品识别和跟踪的能力;而在日常生活中,生活方式因智能视频监控和人脸识别等应用而更加智能化,这些应用也使得目标识别和跟踪、技术更为普及。因而技术发展极大丰富了目标识别与跟踪等理论的应用场景,相关理论方法的研究也受到了广泛重视。

[0003] 目标跟踪问题实际上就是目标状态的跟踪滤波问题,即根据传感器已获得的目标测量数据对目标状态进行精确的估计。目标在运动过程中随着速度、角度、加速度等参数不断变化,使得目标的位置具有很强的相关性,但是由于定位跟踪过程中测量误差、系统噪声和干扰的存在,利用多次含有噪声的观测数据对目标运动状态进行跟踪,需要用滤波方法来获得统计最优的状态估计结果,其实质是最优滤波问题。卡尔曼滤波方法自从1960年被Kalman提出,就因为有良好的目标状态预测性能而备受重视。此后许多研究将仅适用于线性系统和高斯概率分布的经典卡尔曼滤波进一步改进。为提高对目标的跟踪性能,迫切需要研究更为优越的跟踪滤波方法。

[0004] 智能化同时也造成了数据量的剧增,繁杂多样的信息促使着信息融合技术的快速发展,也使其被用于各种各样的应用中。在众多应用场景中,数据处理中心所能获取的观测数据往往采集自不同的传感器,所能获取的数据量也随之倍增。相比于单个传感器观测数据,多源数据能更充分的反映目标情况,因而在目标识别与跟踪过程中需要融合多源信息,从而提高识别与跟踪的准确性。但是在目标跟踪过程中,传感器在复杂环境中受到噪声干扰等一系列环境不确定因素影响,多源数据间可能出现不一致、冲突等情况,会对传感器性能造成影响,导致所观测的数据具有不确定性,而难以直接对多源数据进行融合,这些不确定性都将给多源数据下的目标识别和跟踪带来困扰,因而在跟踪目标时需结合不确定性理论对不确定信息进行处理。

[0005] 为了使目标跟踪模型能有更好的性能表现,需要对这些不确定信息进行处理。所以结合不确定性理论构建具有不确定信息处理能力的目标跟踪模型有其研究价值和意义。

发明内容

[0006] 本发明所要解决的技术问题在于针对上述现有技术中的不足,提供一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其在模糊卡尔曼滤波的基础上,结合证据理论融合处理不确定信息的优势,在参数自适应更新时考虑历史信息,使得卡尔曼滤波能够融合多个时刻的不确定信息。同时,证据理论中的基本概率分配函数和证据组合规则,使改进的卡

尔曼滤波能更灵活有效地处理不确定信息,改进后的卡尔曼滤波方法在强干扰条件下预测的目标位置误差更小,有更好地抗干扰性。

[0007] 为解决上述技术问题,本发明采用的技术方案是:一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0008] 步骤一、计算卡尔曼滤波器的不确定信息:

[0009] 步骤101、多个传感器采集当前时刻目标运动状态;

[0010] 步骤102、计算机根据公式 $\Delta D_k = \frac{M_k - S_k}{S_k}$ 计算不确定信息 ΔD_k ,其中 S_k 表示卡尔曼滤波器在k时刻的新息噪声协方差理论值, M_k 表示卡尔曼滤波器在k时刻的新息噪声协方差实际值;

[0011] 步骤二、根据不确定信息对输入量模糊量化得到输出量模糊数隶属度:

[0012] 步骤201、模糊量化:计算机根据不确定信息 ΔD_k 和隶属度函数计算得到三个输入量模糊数隶属度,三个输入量模糊数隶属度分别为 $\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{Z}}$ 和 $\mu_{\tilde{P}}$;

[0013] 步骤202、模糊推理:模糊推理可得输出量模糊数隶属度与输入量模糊数隶属度一一对应,输出量模糊数隶属度分别为 $\mu_{\tilde{D}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}$ 和 $\mu_{\tilde{I}}$,因此 $\mu_{\tilde{D}} = \mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}} = \mu_{\tilde{Z}}$ 、以及 $\mu_{\tilde{I}} = \mu_{\tilde{P}}$;

[0014] 步骤三:根据输出量模糊数隶属度生成证据:计算机根据公式

$$m_k(A): \begin{cases} m_k(\tilde{D}) = \mu_{\tilde{D}}, m_k(\tilde{U}) = \mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{D}, \tilde{U}\}) = 1 - \mu_{\tilde{D}} - \mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{I}} = 0 \\ m_k(\tilde{I}) = \mu_{\tilde{I}}, m_k(\tilde{U}) = \mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{I}, \tilde{U}\}) = 1 - \mu_{\tilde{I}} - \mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{D}} = 0 \end{cases} \quad \text{计算卡尔曼滤波器在k}$$

时刻的证据 $m_k(A)$, 其辨识框架为 $\{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$;

[0015] 步骤四、融合多个历史时刻的证据:

[0016] 步骤401、多时刻证据加权平均: $\bar{m}(A) = \sum_{i=1}^l \omega_i \cdot m_{k-i+1}(A)$, $A \subseteq \{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$, 其中

$\bar{m}(A)$ 表示加权平均证据信息, ω_i 表示 $k-i+1$ 时刻的证据 $m_{k-i+1}(A)$ 对应的权重, $\omega_i = \frac{2 \cdot (l+1-i)}{l \cdot (l+1)}$, i 表示正整数, l 表示共 l 个时刻;

[0017] 步骤402、证据融合:对加权平均证据信息 $\bar{m}(A)$ 采用证据组合规则进行 $l-1$ 次融合得到 $m(A)$, $m(A) = \bar{m}(A) \oplus \bar{m}(A) \oplus \dots \oplus \bar{m}(A)$, 该式中 \oplus 出现 $l-1$ 次, 任意两组的证据组合规

$$\text{则为} \begin{cases} m_{\oplus}(C) = \frac{1}{1-K} \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B) \\ K = \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B) \end{cases}, \quad m_{\oplus}(A) \text{ 表示融合后的证据信息, } m_1(A) \text{ 和 } m_2(B) \text{ 表示两}$$

组在辨识框架 Θ 上待融合的证据, A, B 表示幂集 2^Θ 的子集, C 表示 A 和 B 的交集;

[0018] 步骤五、将融合后的证据转换为概率 $\text{BetP}(A)$;

[0019] 步骤六、根据概率 $\text{BetP}(A)$ 生成更新因子 α ;

[0020] 步骤七、更新卡尔曼滤波器参数。

[0021] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于:步骤102中 $S_k = H\hat{P}_k H^T + R_k$,其中H表示观测矩阵, \hat{P}_k 表示k时刻目标状态预测值的误差协方差, R_k 表示k时刻的观测噪声协方差。

[0022] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于:步骤102中 $M_k = \sum_{i=k-n+1}^k \Delta z_i \cdot \Delta z_i^T$,其中 $\Delta z_k = z_k - H\hat{x}_k$, z_k 表示k时刻目标状态的实际观测值, \hat{x}_k 表示k时刻目标状态的预测值, $k \geq n \geq 1$ 。

[0023] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于:步骤102中,当 ΔD_k 为矩阵形式时,取该矩阵主对角线的均值作为 ΔD_k 。

[0024] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于,步骤五中将融合后的证据转换为概率包括以下步骤:利用公式 $BetP(A) = \sum_{A \subseteq \{\bar{D}, \bar{U}, \bar{I}\}} \frac{m(A)}{|A|}$ 计算得到近似累积概率分布BetP(A),其中|A|表示子集A的模。

[0025] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于,步骤六中根据概率生成更新因子包括以下步骤:计算机根据公式 $\alpha = \sum_A BetP(A) \cdot P(A)$ 计算更新因子 α ,其中P(A)表示模糊数的去模糊函数。

[0026] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于:对于三角模糊数 $\tilde{A}=(a,b,c)$,所用的去模糊公式为 $P(\tilde{A}) = \frac{a+4b+c}{6}$ 。

[0027] 上述的一种证据理论改进的模糊卡尔曼滤波目标跟踪方法,其特征在于,步骤七中更新卡尔曼滤波器参数包括以下步骤:计算机根据公式 $R_{k+1} = \alpha \cdot R_k$ 计算得到k+1时刻新息噪声协方差 R_{k+1} 。

[0028] 本发明与现有技术相比具有以下优点:

[0029] 1、本发明的步骤简单、设计合理,实现及使用操作方便。

[0030] 2、本发明采用多个传感器采集当前时刻目标运动状态,相比于单个传感器观测数据,多个传感器所能获取的数据量也随之倍增,多源数据能更充分的反映目标情况,从而提高目标跟踪的准确性。

[0031] 3、本发明采用不确定信息 ΔD_k 间接反映卡尔曼滤波的准确性,基于比值 ΔD_k 在噪声发生变化时对卡尔曼滤波器的参数进行自适应更新,以实现目标状态的良好预测。

[0032] 4、本发明采用模糊卡尔曼滤波,模糊集理论具有在集合论框架下描述不完善、不确定信息的优势,模糊卡尔曼滤波通过构建输入量模糊数及输出量模糊数,描述了新息协方差理论值与实际值的差值和观测噪声协方差更新因子之间的不确定关系,模糊数的应用使得模糊卡尔曼滤波在更新相关参数时具备一定的不确定信息处理能力,从而提升其滤波性能。

[0033] 5、本发明采用基本概率分配函数 $m_k(A)$ 来表示证据,证据理论提供了Dempster组合规则,该规则不但能满足交换律与结合律,而且即使在先验信息缺失时也能有效地完成证据融合,能更为有效地表达随机性和不确定性,也能更好地处理不确定信息,提升在干扰

环境下目标跟踪的准确性。

[0034] 6、本发明在更新自适应模糊卡尔曼滤波参数时融合了多个时刻的历史信息,减少了仅由于当前k时刻观测数据影响而产生误更新的情况,从而在目标跟踪时具有更好的抗干扰能力。

[0035] 7、本发明在证据融合时为每个历史时刻的证据分配了不同的权重,使得对历史信息的利用更贴合实际,使用效果好。

[0036] 综上所述,本发明结构简单、设计合理,在模糊卡尔曼滤波的基础上,结合证据理论融合处理不确定信息的优势,在参数自适应更新时考虑历史信息,使得卡尔曼滤波能够融合多个时刻的不确定信息,同时证据理论中的基本概率分配函数和证据组合规则,使改进的卡尔曼滤波能更灵活有效地处理不确定信息,改进后的卡尔曼滤波方法在强干扰条件下预测的目标位置误差更小,有更好地抗干扰性。

[0037] 下面通过附图和实施例,对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

附图说明

[0038] 图1为本发明的方法流程图。

[0039] 图2为本发明的输入量隶属度函数图像。

[0040] 图3为本发明的输出量隶属度函数图像。

[0041] 图4为本发明未加强干扰时三种卡尔曼滤波方法结果对比图。

[0042] 图5为本发明添加强干扰后三种卡尔曼滤波方法结果对比图。

具体实施方式

[0043] 下面结合附图及本发明的实施例对本发明的方法作进一步详细的说明。

[0044] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。下面将参考附图并结合实施例来详细说明本发明。

[0045] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0046] 需要说明的是,本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本申请的实施方式例如能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0047] 为了便于描述,在这里可以使用空间相对术语,如“在……之上”、“在……上方”、“在……上表面”、“上面的”等,用来描述如在图中所示的一个器件或特征与其他器件或特征的空间位置关系。应当理解的是,空间相对术语旨在包含除了器件在图中所描述的方位之外的在使用或操作中的不同方位。例如,如果附图中的器件被倒置,则描述为“在其他器

件或构造上方”或“在其他器件或构造之上”的器件之后将被定位为“在其他器件或构造下方”或“在其他器件或构造之下”。因而，示例性术语“在……上方”可以包括“在……上方”和“在……下方”两种方位。该器件也可以其他不同方式定位（旋转90度或处于其他方位），并且对这里所使用的空间相对描述作出相应解释。

[0048] 如图1所示，本发明包括以下步骤：

[0049] 步骤一、计算卡尔曼滤波器的不确定信息：

[0050] 步骤101、多个传感器采集当前时刻目标运动状态。

[0051] 实际使用时，采用多个传感器采集当前时刻目标运动状态 x_k 。相比于单个传感器观测数据，多个传感器所能获取的数据量也随之倍增。多源数据能更充分的反映目标情况，从而提高目标跟踪的准确性。 x_k 表示k时刻的目标运动状态，目标运动状态包括目标位置、目标速度和目标加速度，k时刻表示当前时刻，k-1时刻表示上一时刻，k+1时刻表示下一时刻。

[0052] 步骤102、计算机根据公式 $\Delta D_k = \frac{M_k - S_k}{S_k}$ 计算不确定信息 ΔD_k ，其中 S_k 表示卡尔曼滤波器在k时刻的新息噪声协方差理论值， M_k 表示卡尔曼滤波器在k时刻的新息噪声协方差实际值。

[0053] 实际使用时，新息噪声协方差的理论值 $S_k = H\hat{P}_k H^T + R_k$ ，其中H表示观测矩阵， \hat{P}_k 表示k时刻目标状态预测值的误差协方差， $\hat{P}_k = A P_{k-1} A^T + Q_k$ ， P_{k-1} 表示上一时刻目标状态的误差协方差， Q_k 为系统噪声协方差。k时刻表示当前时刻，k-1表示上一时刻。 R_k 表示k时刻的观测噪声协方差。

[0054] 新息噪声协方差的实际值 $M_k = \sum_{i=k-n+1}^k \Delta z_i \cdot \Delta z_i^T$ ，其中新息值 $\Delta z_k = z_k - H\hat{x}_k$ ， z_k 表示k时刻对目标运动状态 x_k 进行观测得到的实际观测值，包括距离、方位角、俯仰角， \hat{x}_k 表示k时刻目标状态的预测值， $\hat{x}_k = A x_{k-1}$ ， x_{k-1} 表示上一时刻的目标运动状态，目标运动状态包括目标位置、目标速度和目标加速度等，A为状态转移矩阵，A表示目标运动状态随时间变化的规律，常见状态方程形式有匀速运动、匀加速运动以及匀速圆周运动等。n表示共1个时刻、1个时刻中的前n个时刻。

[0055] 当 ΔD_k 为矩阵形式时，取该矩阵主对角线的均值作为 ΔD_k 。

[0056] 卡尔曼滤波在目标状态预测过程中，需要设定系统噪声协方差 Q_k 和观测噪声协方差 R_k 等参数。而实际的观测环境中，传感器受过如电磁干扰等各种不确定因素的影响，从而使得目标观测信息存在不精确性、不确定性。同时干扰强度的变化使得观测噪声协方差 R_k 也随之改变，而假定的观测噪声协方差 R_k 必然无法反映真实情况，根据公式 $S_k = H\hat{P}_k H^T + R_k$ 可知，目标跟踪模型输出的理论值 S_k 受观测噪声协方差 R_k 影响，所以经典卡尔曼滤波的预测结果会随环境噪声强度的变化而变差。为了更好地调节卡尔曼滤波参数以实现目标状态的良好预测，则要考虑实际噪声变化的不确定信息。

[0057] 当实际噪声大于 R_k 时，新息值 Δz_k 会很大，由此求得的新息协方差实际值 M_k 会偏

大,而新息协方差理论值 S_k 与所设定的观测噪声协方差 R_k 有关,两者间的差异会增大,因此它们的比值 ΔD_k 反映了所用参数是否符合实际噪声,因此本申请采用不确定信息 ΔD_k 间接反映卡尔曼滤波的准确性,也可以反映出所用的观测噪声协方差 R_k 是否符合实际噪声情况。基于比值 ΔD_k 在噪声发生变化时对卡尔曼滤波器的观测噪声协方差 R_k 进行自适应更新,使用效果好。

[0058] 步骤二、根据不确定信息对输入量模糊量化得到输出量模糊数隶属度:

[0059] 步骤201、模糊量化:计算机根据不确定信息 ΔD_k 和隶属度函数计算得到三个输入量模糊数隶属度,三个输入量模糊数隶属度分别为 $\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{Z}}$ 和 $\mu_{\tilde{P}}$;

[0060] 步骤202、模糊推理:模糊推理可得输出量模糊数隶属度与输入量模糊数隶属度一一对应,输出量模糊数隶属度分别为 $\mu_{\tilde{D}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}$ 和 $\mu_{\tilde{I}}$,因此 $\mu_{\tilde{D}}=\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}=\mu_{\tilde{Z}}$ 、以及 $\mu_{\tilde{I}}=\mu_{\tilde{P}}$ 。

[0061] 实际使用时,利用模糊逻辑算法得到输出量模糊数隶属度包括模糊量化和模糊推理两步。

[0062] 模糊量化:用输入量隶属度函数将 ΔD_k 转换成模糊数形式,输入量模糊数包括negative (\tilde{N})、zero (\tilde{Z})和positive (\tilde{P}), negative (\tilde{N})、zero (\tilde{Z})和positive (\tilde{P})分别对应负、零和正三种情况。输入量隶属函数如图2所示,根据 ΔD_k 的值对输入量模糊量化,分别计算三个模糊数的隶属度 $\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{Z}}$ 和 $\mu_{\tilde{P}}$ 。若隶属度 $\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{Z}}$ 和 $\mu_{\tilde{P}}$ 加和不等于1,则将剩余值均分给多个模糊数,即 $\Delta D_k > 0$ 时均分给模糊数z和模糊数p,反之则均分给模糊数z和模糊数n。

[0063] 模糊推理:输出量模糊数包括decrease (\tilde{D})、unchanged (\tilde{U})、increase (\tilde{I}),其分别与输入量模糊数negative (\tilde{N})、zero (\tilde{Z})和positive (\tilde{P})一一对应;根据模糊推理可得输出量模糊数隶属度与输入量模糊数隶属度一一对应,因此 $\mu_{\tilde{D}}=\mu_{\tilde{N}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}=\mu_{\tilde{Z}}$ 、以及 $\mu_{\tilde{I}}=\mu_{\tilde{P}}$ 。

[0064] 采用模糊卡尔曼滤波,模糊集理论具有在集合论框架下描述不完善、不确定信息的优势,模糊卡尔曼滤波通过构建输入量模糊数及输出量模糊数,描述了新息协方差理论值与实际值的差值和观测噪声协方差更新因子之间的不确定关系,模糊数的应用使得模糊卡尔曼滤波在更新相关参数时具备一定的不确定信息处理能力,从而提升卡尔曼滤波抗干扰的性能。

[0065] 步骤三:根据输出量模糊数隶属度生成证据:计算机根据公式

$$m_k(A): \begin{cases} m_k(\tilde{D})=\mu_{\tilde{D}}, m_k(\tilde{U})=\mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{D}, \tilde{U}\})=1-\mu_{\tilde{D}}-\mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{I}}=0 \\ m_k(\tilde{I})=\mu_{\tilde{I}}, m_k(\tilde{U})=\mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{I}, \tilde{U}\})=1-\mu_{\tilde{I}}-\mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{D}}=0 \end{cases} \text{计算卡尔曼滤波器在k}$$

时刻的证据 $m_k(A)$,其辨识框架为 $\{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$ 。

[0066] 实际使用时, $m_k(A)$ 表示基本概率分配函数,又称证据。在将输出量模糊数隶属度 $\mu_{\tilde{D}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}$ 和 $\mu_{\tilde{I}}$ 转换成证据 $m_k(A)$ 形式时,构建了如下的辨识框架 $\{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$ 。证据 $m_k(A)$ 的

生成公式 $m_k(A)$: $\begin{cases} m_k(\tilde{D}) = \mu_{\tilde{D}}, m_k(\tilde{U}) = \mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{D}, \tilde{U}\}) = 1 - \mu_{\tilde{D}} - \mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{I}} = 0 \\ m_k(\tilde{I}) = \mu_{\tilde{I}}, m_k(\tilde{U}) = \mu_{\tilde{U}}, m_k(\{\tilde{I}, \tilde{U}\}) = 1 - \mu_{\tilde{I}} - \mu_{\tilde{U}} & \text{if } \mu_{\tilde{I}} \neq 0 \end{cases}$ 表示, 将输出

量模糊数隶属度 $\mu_{\tilde{D}}$ 、 $\mu_{\tilde{U}}$ 和 $\mu_{\tilde{I}}$ 分配给单子集 \tilde{D} 、 \tilde{U} 或 \tilde{I} , 若信度加和不为一, 则将剩余信度分配给多子集 $\{\tilde{D}, \tilde{U}\}$ 或 $\{\tilde{I}, \tilde{U}\}$ 。正是基本概率分配函数 $m_k(A)$ 允许将信度分配给多子集, 使得证据理论比传统概率论有更强的不确定性表示能力。

[0067] 采用基本概率分配函数 $m_k(A)$ 来表示证据, 证据理论提供了 Dempster 组合规则, 该规则不但能满足交换律与结合律, 而且即使在先验信息缺失时也能有效地完成证据融合, 能更为有效地表达随机性和不确定性, 也能更好地处理不确定信息, 提升在干扰环境下目标跟踪的准确性。

[0068] 步骤四、融合多个历史时刻的证据;

[0069] 步骤401、多时刻证据加权平均: $\bar{m}(A) = \sum_{i=1}^l \omega_i \cdot m_{k-i+1}(A)$, $A \subseteq \{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$, 其中

$\bar{m}(A)$ 表示加权平均证据信息, ω_i 表示 $k-i+1$ 时刻的证据 $m_{k-i+1}(A)$ 对应的权重,

$$\omega_i = \frac{2 \cdot (l+1-i)}{l \cdot (l+1)}, \quad i \text{ 表示正整数, } l \text{ 表示共 } l \text{ 个时刻。}$$

[0070] 若当前 k 时刻观测数据因随机性而较大地偏离真实值, 仅依据当前 k 时刻不确定信息对 $k+1$ 时刻观测噪声协方差 R_{k+1} 进行更新, 则会使观测噪声协方差 R_{k+1} 进一步偏离真实情况。由于对目标跟踪结果有较大影响的干扰往往会持续一段时间, 所以相邻时刻点的噪声参数设定具有一定延续性, k 时刻之前的时刻点的不确定信息对于当前 k 时刻会有一定参考价值。为了减少这种由于当前 k 时刻观测数据影响而产生误更新的情况, 则需要对历史信息加以利用。在更新自适应模糊卡尔曼滤波参数时融合了多个时刻的历史信息, 从而在目标跟踪时具有更好的抗干扰能力。

[0071] 本申请中, 在证据融合时为每个历史时刻的证据分配了不同的权重, 使得对历史信息的利用更贴合实际, 使用效果好。实际使用时, 因为当前时刻的不确定信息更能反映当前观测噪声的情况, 所以不同时刻的不确定信息重要程度不同, 故在证据融合时为每个证据分配了不同的权重。当 $l=5$ 时, $\omega_1 = \frac{5}{15}$ 、 $\omega_2 = \frac{4}{15}$ 、 $\omega_3 = \frac{3}{15}$ 、 $\omega_4 = \frac{2}{15}$ 、 $\omega_5 = \frac{1}{15}$, 其中

ω_1 表示 k 时刻的权重、 ω_2 表示 $k-1$ 时刻的权重、 ω_3 表示 $k-2$ 时刻的权重、 ω_4 表示 $k-3$ 时刻的权重、 ω_5 表示 $k-4$ 时刻的权重, 权重取值体现出越靠近当前 k 时刻权重越大。

[0072] 步骤402、证据融合: 对加权平均证据信息 $\bar{m}(A)$ 进行 $1-1$ 次融合得到 $m(A)$, $m(A) = \bar{m}(A) \oplus \bar{m}(A) \oplus \dots \oplus \bar{m}(A)$, 融合的本质是正交和, 用符号 \oplus 表示, 该式中 \oplus 出现 $1-1$

次, 任意两组的融合规则为 $\begin{cases} m_{\oplus}(C) = \frac{1}{1-K} \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B) \\ K = \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B) \end{cases}$, $m_{\oplus}(A)$ 表示融合后的证据信

息, $m_1(A)$ 和 $m_2(B)$ 表示两组在辨识框架 Θ 上待融合的证据, A, B 表示幂集 2^Θ 的子集, C 表示 A 和

B的交集。

[0073] 本申请对同一个卡尔曼滤波器的历史时刻证据进行融合。融合规则使得证据理论在较好反映信息不确定性的同时,能对多源信息进行有效地处理和融合,多源信息包含更多的目标信息,因而对多源信息进行有效融合能更好提高目标跟踪的抗干扰性。

[0074] 实际使用时,当 $l=5$ 时,对加权平均证据信息 $\bar{m}(A)$ 进行4次融合得到 $m(A)$, $m(A)=\bar{m}(A)\oplus\bar{m}(A)\oplus\bar{m}(A)\oplus\bar{m}(A)\oplus\bar{m}(A)$,辨识框架 Θ 可采用 $\{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}$ 。

[0075] 步骤五、将融合后的证据转换为概率BetP(A):利用公式 $BetP(A)=\sum_{A\in\{\tilde{D}, \tilde{U}, \tilde{I}\}} \frac{m(A)}{|A|}$

计算得到近似累积概率分布BetP(A),其中 $|A|$ 表示子集A的模,即子集A所含焦元个数。

[0076] 实际使用时,融合生成的证据 $m(A)$ 是在事件的幂集空间上进行信度分配,不利于最终的决策分析,所以实际应用中,需要将证据 $m(A)$ 转换成概率形式BetP(A),再进行决策。

[0077] 步骤六、根据概率BetP(A)生成更新因子 α :根据公式 $\alpha=\sum_A BetP(A)\cdot P(A)$ 计算更新因子 α ,其中 $P(A)$ 表示为去模糊后的清晰数。

[0078] 实际使用时, $\alpha=BetP(\tilde{D})\cdot P(\tilde{D})+BetP(\tilde{U})\cdot P(\tilde{U})+BetP(\tilde{I})\cdot P(\tilde{I})$ 。去模糊公式采用

$P(\tilde{A})=\frac{a+4b+c}{6}$ 。对于 $P(\tilde{D})$,如图3所示,a、b、c取值分别是0.7、0.8和0.9,因此

$P(\tilde{D})=\frac{0.7+4\times 0.8+0.9}{6}=0.8$;对于 $P(\tilde{U})$,a、b、c取值分别是0.9、1和1.1,

$P(\tilde{U})=\frac{0.9+4\times 1+1.1}{6}=1$;对于 $P(\tilde{I})$,a、b、c取值分别是1.1、1.2和1.3,

$P(\tilde{I})=\frac{1.1+4\times 1.2+1.3}{6}=1.2$ 。因此计算更新因子 α 的公式可被简化为:

$$\alpha=0.8BetP(\tilde{D})+BetP(\tilde{U})+1.2BetP(\tilde{I})。$$

[0079] 步骤七、更新卡尔曼滤波器参数:计算机根据k时刻新息噪声协方差更新k+1时刻新息噪声协方差: $R_{k+1}=\alpha\cdot R_k$ 。本实施例中仅对新息噪声协方差 R_k 进行自适应更新。具体使用时,包括但不限于系统噪声协方差 Q_k 和观测噪声协方差 R_k 、预测值误差协方差 \hat{P}_k 等参数,由此实现卡尔曼滤波器参数的自适应更新,从而进行k+1时刻的滤波。

[0080] 具体实施时,图4为未加强干扰时三种卡尔曼滤波方法结果对比图,三种波形分别表示了平方根容积卡尔曼滤波(SRCKF)、模糊卡尔曼滤波(fuzzyKF)以及本申请所采用的结合证据理论的模糊卡尔曼滤波方法(DS-KF)。

[0081] 在350~400时刻传感器做匀速运动,三种卡尔曼滤波方法参数设置如下:目标从(100,100,9)处以速度 $(-\frac{300}{\sqrt{2}},-\frac{300}{\sqrt{2}},0)$ 往原点方向飞行根据运动状态的变化,传感器

运动轨迹分为4个阶段,先是从位置(0,5,7)以速度(100,0,0)m/s往x轴正方向做匀速运动,再250~300时刻以加速度(2,0,0)m/s²在x轴正方向上做匀加速运动,然后在300~350时刻

在xoy平面上做角速度 $\omega = \frac{\pi}{40}$ rad/s的匀速圆周运动,最后在350~400时刻做匀速直线运动。

[0082] 观测噪声协方差 $R_k = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_\beta^2, \sigma_\epsilon^2)$,其中距离的观测误差标准差 $\sigma_r = 50\text{m}$,方位角的观测误差标准差 $\sigma_\beta = 0.6^\circ$,俯仰角的观测误差标准差 $\sigma_\epsilon = 0.6^\circ$ 。系统噪声 $Q_k = \begin{bmatrix} \text{diag}(q)\Delta_t^3/3 & \text{diag}(q)\Delta_t^2/2 \\ \text{diag}(q)\Delta_t^2/2 & \text{diag}(q)\Delta_t \end{bmatrix}$,其中 $q = [q_x, q_y, q_z]$, $Q_x = 0.25\text{m}^2\text{s}^{-3}$, $Q_y = 0.25\text{m}^2\text{s}^{-3}$, $Q_z = 0.001\text{m}^2\text{s}^{-3}$ 。

[0083] 如图4所示,三种卡尔曼滤波在没有强干扰出现的情况下预测的位置误差相接近。

[0084] 在350~400时刻添加了5倍强度的观测噪声作为强干扰,如图5所示,在强干扰环境下,本申请所采用的基于证据理论的模糊卡尔曼滤波方法(DS-KF)相比于其他两种方法,其预测误差更小,具有更好地抗干扰性,因而能提升强干扰下目标跟踪的精确性。

[0085] 本申请在模糊卡尔曼滤波的基础上,结合证据理论融合处理不确定信息的优势,在参数自适应更新时考虑历史信息,使得卡尔曼滤波能够融合多个时刻的不确定信息,同时证据理论中的基本概率分配函数和证据组合规则,使基于证据理论的模糊卡尔曼滤波方法能更灵活有效地处理不确定信息,改进后的卡尔曼滤波方法在强干扰条件下预测的目标位置误差更小,有更好地抗干扰性。

[0086] 以上所述,仅是本发明的实施例,并非对本发明作任何限制,凡是根据本发明技术实质对以上实施例所作的任何简单修改、变更以及等效结构变化,均仍属于本发明技术方案的保护范围内。

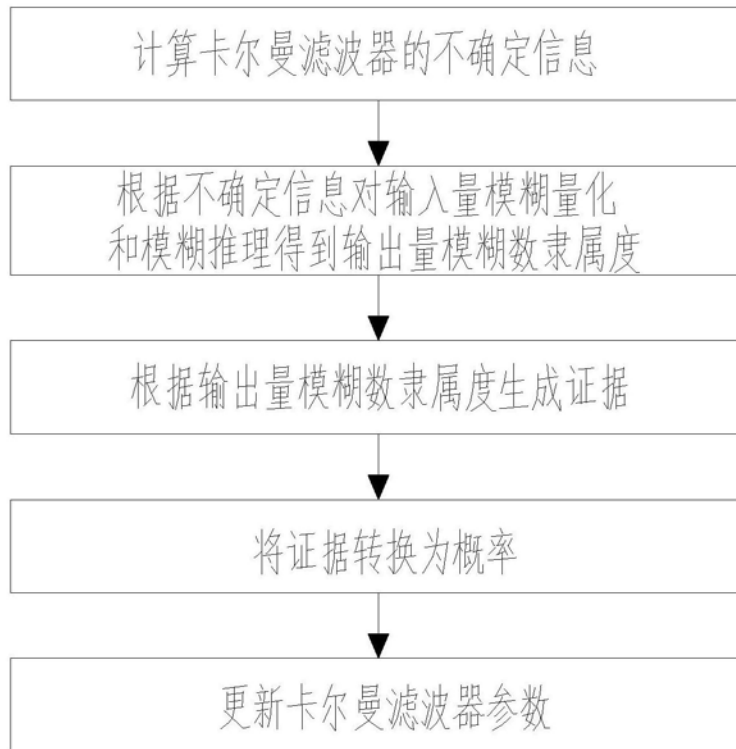


图1

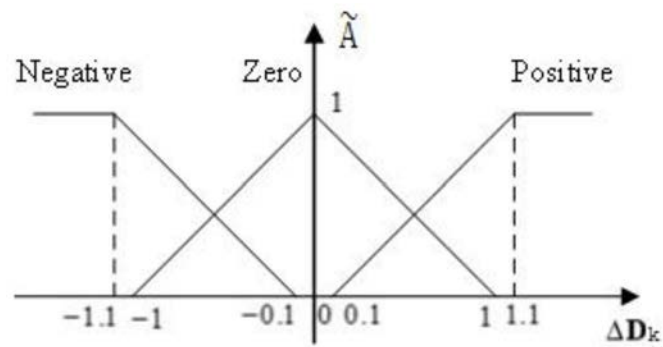


图2

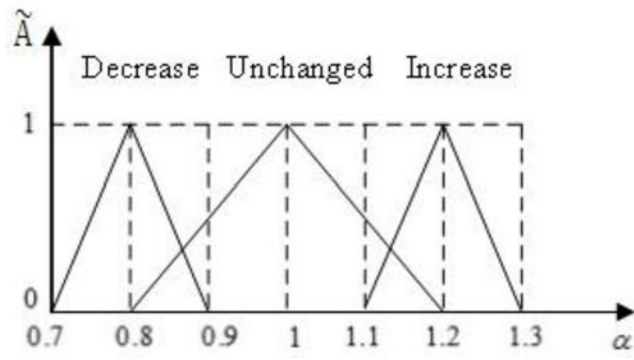


图3

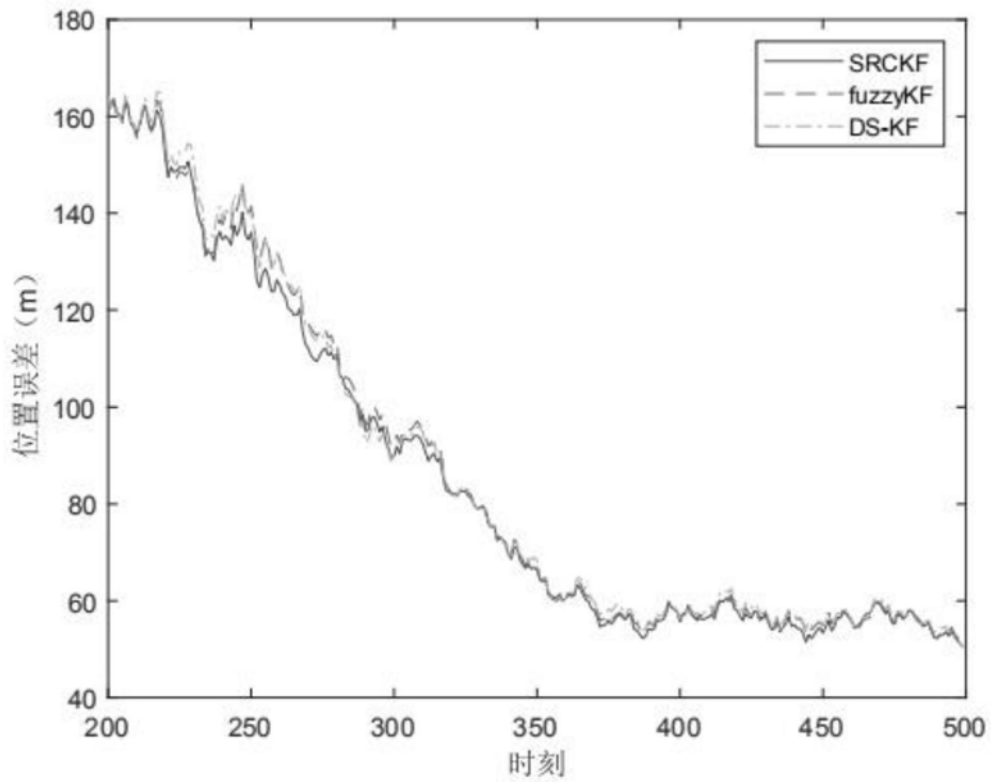


图4

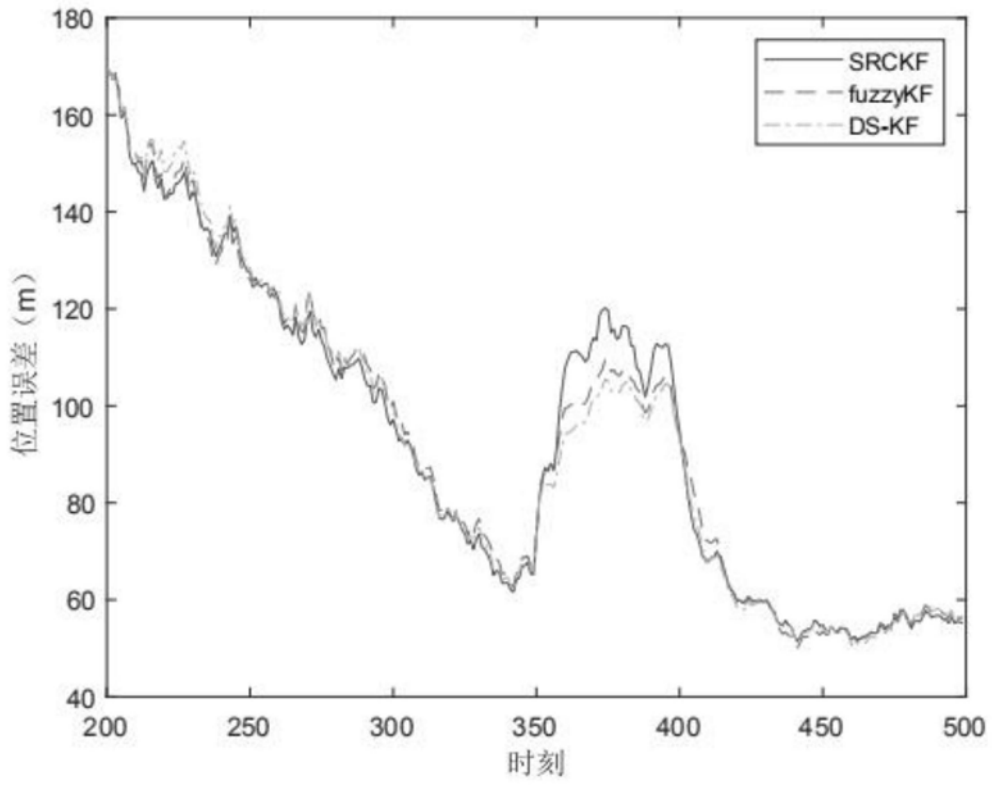


图5