

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局



(10) 国际公布号

WO 2020/151135 A1

(43) 国际公布日
2020 年 7 月 30 日 (30.07.2020)

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/20 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/087202

(22) 国际申请日: 2019 年 5 月 16 日 (16.05.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910066671.0 2019 年 1 月 24 日 (24.01.2019) CN

(71) 申请人: 深圳大学 (SHENZHEN UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。

(72) 发明人: 刘宗香 (LIU, Zongxiang); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 吴冕 (WU, Mian); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 唐修江 (TANG, Xiujiang); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 李良群 (LI, Liangqun); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市恒申知识产权事务所 (普通合伙) (HENSEN INTELLECTUAL PROPERTY FIRM); 中国广东省深圳市福田区南园路 68 号上步大厦 10H, Guangdong 518000 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG,

(54) Title: MULTIPLE OBJECT TRACKING METHOD AND SYSTEM

(54) 发明名称: 一种多目标跟踪方法及系统

先由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布, 并且为所述新生目标指定存在概率, 再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中, 得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率

根据前一时刻各目标的扩展边缘分布和扩展存在概率, 使用粒子方法预测前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率

根据前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率, 以及当前时刻的测量数据, 利用粒子滤波方法确定前一时刻的各目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率

将前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中, 得到当前时刻各目标的扩展边缘分布和扩展存在概率, 同时从当前时刻目标的扩展边缘分布中提取存在概率最大的边缘分布, 以及从当前时刻目标的扩展存在概率中提取最大存在概率分别作为目标在当前时刻的边缘分布和存在概率; 从各个目标在当前时刻的边缘分布和存在概率中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率截减掉; 传递截减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻, 作为下一时刻目标跟踪过程的输入; 从截减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出

S101 First generate marginal distributions of new objects of the previous moment according to measurement data of the previous moment, assign existence probabilities to the new objects, and respectively extend the marginal distributions and the existence probabilities of the new objects into marginal distributions and existence probabilities of objects of the previous moment to obtain extended marginal distributions and extended existence probabilities of the objects of the previous moment

S102 Predict marginal distributions and existence probabilities of the objects of the previous moment at the current moment according to the extended marginal distributions and the extended existence probabilities of the objects of the previous moment by using a particle method

S103 Determine updated marginal distributions and updated existence probabilities of the objects of the previous moment at the current moment according to the predicted marginal distributions and the predicted existence probabilities of the objects of the previous moment at the current moment and measurement data of the current moment by using a particle filtering method

S104 Respectively extend the predicted marginal distributions and the predicted existence probabilities of the objects of the previous moment at the current moment into the updated marginal distributions and the updated existence probabilities of the objects of the current moment to obtain extended marginal distributions and extended existence probabilities of the objects at the current moment, extract a marginal distribution having the greatest existence probability from the extended marginal distributions of the objects at the current moment and extract the greatest existence probability from the extended existence probabilities of the objects at the current moment, and respectively use the marginal distribution having the greatest existence probability and the greatest existence probability as the marginal distribution and the existence probability of the object at the current moment; subtract the marginal distribution having the existence probability less than a first threshold and the existence probability from the marginal distributions and the existence probabilities of the objects at the current moment; transfer the marginal distributions and the existence probabilities of the objects at the current moment left after subtraction to the next moment, and use said marginal distributions and said existence probabilities as an input of an object tracking process of the next moment; and extract, from the marginal distributions of the objects at the current moment left after subtraction, the marginal distribution having the existence probability greater than a second threshold as an output of the object tracking process of the current moment

图 1

(57) Abstract: The present invention relates to the technical field of multi-sensor information fusion, and provided is a multiple object tracking method and system. A particle marginal distribution-based Bayesian filtering method is applied to multiple object tracking, so as to effectively solve the multiple object tracking problem in a non-linear non-Gaussian system by means of steps including new object generation and extension, prediction, update, and extraction by using a particle sampling technology. The present invention can be applied to the field of multiple object tracking and has high practicability.

(57) 摘要: 本发明属于多传感器信息融合技术领域, 提供了一种多目标跟踪方法及系统, 将基于粒子边缘分布的贝叶斯滤波方法应用于多目标跟踪, 通过新生目标生成与扩展、预测、更新、提取等步骤, 利用粒子采样技术有效地解决了非线性非高斯系统中的多目标跟踪问题, 可用于多目标跟踪领域, 具有很强的实用性。

BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

一种多目标跟踪方法及系统

技术领域

本发明属于多传感器信息融合技术领域，尤其涉及一种多目标跟踪方法及系统。

背景技术

在目前的多目标跟踪中，通常假定噪声为高斯噪声，但是对于非线性非高斯系统中的多目标跟踪，是需要探索 and 解决的一个关键技术问题。

技术问题

本发明提供了一种多目标跟踪方法及系统，旨在解决非线性非高斯系统中的多目标跟踪的问题。

技术方案

为解决上述技术问题，本发明实施例第一方面提供了一种多目标跟踪方法，所述方法包括：

新生目标的生成与扩展步骤、先由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布，并且为所述新生目标指定存在概率，再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中，得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率；

预测步骤、根据前一时刻各个目标的扩展边缘分布和扩展存在概率，使用粒子方法预测前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率；

更新步骤、根据前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率，以及当前时刻的测量数据，利用粒子滤波方法确定前一时刻的各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率；

提取步骤、将前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中，得到

当前时刻各个目标的扩展边缘分布为 $f_i^c(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = \begin{cases} N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k}^c, \mathbf{P}_{i,k|k}^c), & c=1, \dots, C \\ N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1}), & c=C+1 \end{cases}$ 和

扩展存在概率为 $\rho_{i,k|k}^c = \begin{cases} \rho_{i,k|k}^c, & c=1, \dots, C \\ \rho_{i,k|k}, & c=C+1 \end{cases}$ ，同时从当前时刻目标 i 的扩展边缘分布中

提取存在概率最大的边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = f_i^{\text{index}}(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k})$ ，以及从当前时刻目标 i 的扩展存在概率中提取最大存在概率 $\rho_{i,k|k} = \rho_{i,k|k}^{\text{index}}$ 分别作为目标 i 在当前时刻的边缘分布和存在概率，其中 $i=1, \dots, N_{k-1}$ ， $\text{index} = \arg \max_{c \in 1, \dots, C+1} \rho_{i,k|k}^c$ ；从各个目标在当前时

刻的边缘分布和存在概率中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率裁减掉；传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻，作为下一时刻目标跟踪过程的输入；从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出。

为解决上述技术问题，本发明实施例第二方面提供了一种多目标跟踪系统，所述系统包括：

新生目标生成与扩展模块，用于由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布，并且为所述新生目标指定存在概率，再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中，得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率；

预测模块，用于根据前一时刻各个目标的扩展边缘分布和扩展存在概率，使用粒子方法预测前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率；

更新模块，用于根据前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率，以及当前时刻的测量数据，利用粒子滤波方法确定前一时刻的各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率；

提取模块，用于将前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中，得到当前时刻各个目标的扩展边缘分布为

$$f_i^c(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = \begin{cases} N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k}^c, \mathbf{P}_{i,k|k}^c), & c=1, \dots, C \\ N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1}), & c=C+1 \end{cases} \text{ 和扩展存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \begin{cases} \rho_{i,k|k}^c, & c=1, \dots, C \\ \rho_{i,k|k}, & c=C+1 \end{cases},$$

同时从当前时刻目标 i 的扩展边缘分布中提取存在概率最大的边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = f_i^{\text{index}}(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k})$ ，以及从当前时刻目标 i 的扩展存在概率中提取最大存在概率 $\rho_{i,k|k} = \rho_{i,k|k}^{\text{index}}$ 分别作为目标 i 在当前时刻的边缘分布和存在概率，其中 $i=1, \dots, N_{k-1}$ ， $\text{index} = \arg \max_{c \in 1, \dots, C+1} \rho_{i,k|k}^c$ ；从各个目标在当前时刻的边缘分布和存在概率

中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率裁减掉；传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻，作为下一时刻目标跟踪过程的输入；从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出。

有益效果

本发明与现有技术相比，有益效果在于：

本发明提供一种多目标跟踪方法和系统，本发明中利用了基于粒子边缘分布的贝叶斯滤波方法，通过新生目标生成与扩展、预测、更新、提取等步骤，

利用粒子采样技术有效地解决了非线性非高斯系统中的多目标跟踪问题，本发明可用于多目标跟踪领域，具有很强的实用性。

附图说明

图 1 为本发明第一实施例提供的一种多目标跟踪方法的方法流程图；

图 2 为本发明第二实施例提供的一种多目标跟踪系统的系统结构图；

图 3 为本发明第三实施例中利用传感器在 70 个扫描周期内扫描得到的测量数据的示意图；

图 4 为利用现有的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波方法，对图 3 的测量数据进行处理，得到各目标的位置估计及真实轨迹的示意图；

图 5 为利用本发明第一实施例提供的多目标跟踪方法，对图 3 中的测量数据进行处理，得到各目标的位置估计及真实轨迹的示意图；

图 6 为利用现有技术中的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波方法以及本发明第一实施例中的多目标跟踪方法，分别经过 100 次实验得到的平均 OSPA(Optimal Subpattern Assignment, 最优亚模式分配)距离的对比示意图。

本发明的实施方式

为使得本申请的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂，下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。基于本申请中的实施例，本领域技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

第一实施例

为了有效地解决了非线性非高斯系统中的多目标跟踪问题，本申请第一实施例提出一种多目标跟踪方法，参见图 1，该多目标跟踪方法包括：

步骤 101、先由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布，并且为所述新生目标指定存在概率，再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中，得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率；

可选的，以 $k-1$ 时刻表示前一时刻， k 时刻表示当前时刻， $k-1$ 时刻的测量数据 j 表示为 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ ，其中， $j=1, \dots, C'$ ， $r_{j,k-1}$ 和 $\theta_{j,k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻的测量数据 j （在极坐标下）的距离分量和方位角分量， C' 为 $k-1$ 时刻的测量数据的总数，上标 T 表示矩阵或向量的转置， $k-1$ 时刻的目标 i 的边缘分布和存在概率分别为 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}; P_{i,k-1|k-1})$ 和 $\rho_{i,k-1|k-1}$ ，其中， $i=1, \dots, N'_{k-1}$ ， $N(\cdot)$ 表示高斯分布， $x_{i,k-1}$ 、 $m_{i,k-1|k-1}$ 、 $P_{i,k-1|k-1}$ 、分别表示 $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布的状

态向量、均值和协方差， N'_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻目标的总数，状态向量由目标在直角坐标系中的位置、速度和转弯率构成；

本实施例中，是通过传感器的扫描来获取测量数据，在一个实施例中，该传感器具有扫描周期，可选的，该扫描周期的数值可以固定，在不同的扫描周期，传感器会对其扫描空间进行扫描以获取测量数据，可以理解的是，在传感器的扫描空间中不仅存在目标，还可能存在障碍物，目标和障碍物都可能会作为被测量物体被传感器扫描到，从而产生测量数据。可选的，本实施例中的前一时刻可以理解为当前时刻之间的前一个扫描周期，而当前时刻可以理解为当前的扫描周期。

在一个示例中，传感器可以是雷达，但应当理解的是传感器并不局限于雷达这一种传感器。

可以理解的是，针对每一个测量数据，都有一个被测量的物体与之对应， $r_{j,k-1}$ 和 $\theta_{j,k-1}$ 对应的测量数据 j ，表示 $k-1$ 时刻测量数据 j （对应的被检测物体）在极坐标下的距离分量和方位角分量。

下面对一个目标的状态向量的构成进行展开说明。

本实施例中，可选的，目标的状态向量 $\mathbf{x}$ 由目标在直角坐标系中的位置、速度、转弯率构成，表示为 $\mathbf{x}=[x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ \omega]^T$ ，其中 x 和 y 分别表示位置分量（即分别表示目标的位置在直角坐标系中的 x 轴的分量和 y 轴的分量）， $\dot{x}$ 和 $\dot{y}$ 分别表示速度分量（即分别表示目标的速度在直角坐标系中的 x 轴的分量和 y 轴的分量）， ω 表示转弯率分量，上标 T 表示矩阵或向量的转置；可选的，在一个示例中，上述的极坐标以及直角坐标系的原点相同，且 x 轴的方向相同。

可选的，步骤101具体包括以下的步骤a-c：

步骤a、由 $k-1$ 时刻的测量数据 $\mathbf{y}_{j,k-1}=[r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ 生成新生目标 j 的边缘分布为 $f_j(\mathbf{x}_{j,k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})=N(\mathbf{x}_{j,k-1}; \mathbf{m}_{j,k-1,\gamma}, \mathbf{P}_{j,k-1,\gamma})$ ，为所述新生目标 j 指定的存在概率为 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ ，其中， $\mathbf{m}_{j,k-1,\gamma}=[x_s+r_{j,k-1}\cos\theta_{j,k-1} \ 0 \ y_s+r_{j,k-1}\sin\theta_{j,k-1} \ 0 \ 0]^T$ ， $\mathbf{P}_{j,k-1,\gamma}=\mathbf{P}_\gamma$ ， $\rho_{j,k-1,\gamma}=\rho_\gamma$ ， x_s 和 y_s 分别表示传感器在直角坐标系下的 x 坐标和 y 坐标， $\mathbf{P}_\gamma$ 为给定的矩阵， ρ_γ 为给定的常数， $j=1,\dots,C'$ ；

步骤b、将各新生目标的边缘分布 $f_j(\mathbf{x}_{j,k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})=N(\mathbf{x}_{j,k-1}; \mathbf{m}_{j,k-1,\gamma}, \mathbf{P}_{j,k-1,\gamma})$ 和存在概率 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ 扩展至 $k-1$ 时刻各目标的边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})=N(\mathbf{x}_{i,k-1}; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})$ 和存在概率 $\rho_{i,k-1|k-1}$ 中，得到 $k-1$ 时刻目标的扩展边缘分布为

$\{f_i(\mathbf{x}_{i,k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})\}_{i=1}^{N_{k-1}}=\{N(\mathbf{x}_{i,k-1}; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})\}_{i=1}^{N_{k-1}}$
 $=\{N(\mathbf{x}_{i,k-1}; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{N(\mathbf{x}_{j,k-1}; \mathbf{m}_{j,k-1,\gamma}, \mathbf{P}_{j,k-1,\gamma})\}_{j=1}^{C'}$ ， $k-1$ 时刻的
 扩展存在概率为 $\{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N_{k-1}}=\{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{\rho_{j,k-1,\gamma}\}_{j=1}^{C'}$ ，其中，扩展边缘分布的个数

为 $N_{k-1} = N'_{k-1} + C'$ ；获取 $k-1$ 时刻的测量数据 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ ，以及 $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布和存在概率分别为 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和 $\rho_{i,k-1|k-1}$ ；

步骤 102、根据前一时刻各个目标的扩展边缘分布和扩展存在概率，使用粒子方法预测前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率；

可选的，以 A 表示一次抽取粒子的总数， $f(\cdot)$ 表示系统模型；

可选的，步骤 102 包括以下的步骤 c-e：

步骤 c、由 $k-1$ 时刻的目标 i 的扩展边缘分布的均值 $m_{i,k-1|k-1}$ 和协方差 $P_{i,k-1|k-1}$ ，得到多维高斯分布 $N(\cdot; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ ；

步骤 d、从所述多维高斯分布中抽取粒子 $x_{i,k-1}^a \sim N(\cdot; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ ，其中， $i=1, \dots, N_{k-1}$ ， $a=1, \dots, A$ ，利用所述系统模型 $f(\cdot)$ 更新抽取到的粒子，得到更新粒子

$$x_{i,k|k-1}^a = f(x_{i,k-1}^a), \text{ 其中, } f(x_{i,k-1}^a) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 & -\frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 & -\sin(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \sin(\omega_{i,k}T) & 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{i,k-1}^a, \text{ } T \text{ 表示采}$$

样间隔， $\omega_{i,k}$ 表示所述 k 时刻目标 i 的转弯率；

步骤 e、通过所述更新粒子预测 $k-1$ 时刻的目标 i 在 k 时刻的预测边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})$ 和预测存在概率 $\rho_{i,k|k-1}$ ，其中 $m_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A x_{i,k|k-1}^a$ ，

$P_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (m_{i,k|k-1} - x_{i,k|k-1}^a)(m_{i,k|k-1} - x_{i,k|k-1}^a)^T + Q_{k-1}$ ， $\rho_{i,k|k-1} = p_{S,k} \rho_{i,k-1|k-1}$ ，过程噪声方差

$$Q_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_\omega^2 T^2 \end{bmatrix}, \text{ } \sigma_v \text{ 和 } \sigma_\omega \text{ 表示过程噪声标准差, } T \text{ 表示}$$

采样间隔， $p_{S,k}$ 表示幸存概率；本示例中，幸存概率可以根据现有技术中的求解方式得到，本实施例对此没有限制。

步骤 103、根据前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率，以及当前时刻的测量数据，利用粒子滤波方法确定前一时刻的各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率；

可选的, 以 C 表示当前时刻的测量数据的总数, 当前时刻的测量数据集合为 $\{y_{c,k}\}_{c=1}^C$, 测量模型为 $h(\cdot)$, 测量噪声概率密度函数为 $p(v) = \varsigma N(v; m_1, R_1) + (1 - \varsigma) N(v; m_2, R_2)$, 其中, ς 为闪烁率, $R_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{r1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta1}^2 \end{bmatrix}$ 和 $R_2 = \begin{bmatrix} \sigma_{r2}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta2}^2 \end{bmatrix}$ 表示协方差, $m_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix}$ 和 $m_2 = \begin{bmatrix} r_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$ 表示均值, σ_{r1} 、 σ_{r2} 、 $\sigma_{\theta1}$ 和 $\sigma_{\theta2}$ 表示测量噪声标准差, r_1 和 r_2 表示 (极坐标下的) 距离, θ_1 和 θ_2 表示 (极坐标下的) 方位角;

可选的, 步骤 103 包括以下的步骤 f-h:

步骤 f、由目标 i 在所述当前时刻的所述预测边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})$ 中的均值 $m_{i,k|k-1}$ 和协方差 $P_{i,k|k-1}$, 以及测量噪声协方差 R_1 和测量数据 $y_{c,k}$, 经过无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 处理即得到第一个重要性密度函数 $q_{1,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(\cdot | m_{1,i,k|k}^c, P_{1,i,k|k}^c)$ 的均值 $m_{1,i,k|k}^c$ 和协方差 $P_{1,i,k|k}^c$, 其中, 无迹卡尔曼滤波处理的过程包括: 选取采样点 $x_{1,i,k|k-1}^0 = m_{i,k|k-1}$, $x_{1,i,k|k-1}^l = m_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)P_{i,k|k-1}} \right)_l$, $x_{1,i,k|k-1}^{l+d} = m_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)P_{i,k|k-1}} \right)_l$, 采样点 $x_{1,i,k|k-1}^0$ 、 $x_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $x_{1,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$, $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, 其中, $l=1, \dots, d$, d 表示状态向量的维数, λ 为尺度参数, λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值; 由所述采样点得到的第一个预测测量向量为 $y_{1,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(x_{1,i,k|k-1}^l)$, 其中,

$$h(x_{1,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos \left(\frac{x_{1,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2}} \right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s \text{ 分别表示传感器的 } x \text{ 坐标}$$

和 y 坐标, $x_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{1,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $x_{1,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量, 由所述采样点得到的第一个测量向量更新的协方差为 $P_{1,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(x_{1,i,k|k-1}^l) - y_{1,i,k|k-1}^c)(h(x_{1,i,k|k-1}^l) - y_{1,i,k|k-1}^c)^T + R_1$, 增益为 $A_{1,i,k}^c = P_{1,i,xy} (P_{1,i,yy})^{-1}$, 第一个互协方差 $P_{1,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (x_{1,i,k|k-1}^l - m_{i,k|k-1})(h(x_{1,i,k|k-1}^l) - y_{1,i,k|k-1}^c)^T$, 进而得到第一个重要性密度函数的均值 $m_{1,i,k|k}^c = m_{i,k|k-1} + A_{1,i,k}^c (y_{c,k} - y_{1,i,k|k-1}^c)$ 和协方差 $P_{1,i,k|k}^c = P_{i,k|k-1} - A_{1,i,k}^c P_{1,i,xy} (A_{1,i,k}^c)^T$;

步骤 g、由目标 i 在当前时刻的预测边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})$ 的均值 $m_{i,k|k-1}$ 和协方差 $P_{i,k|k-1}$, 以及测量噪声协方差 R_2 和测量数据 $y_{c,k}$, 经过无迹

卡尔曼滤波处理得到第二个重要性密度函数 $q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(\cdot | m_{2,i,k|k}^c, P_{2,i,k|k}^c)$ 的均值 $m_{2,i,k|k}^c$ 和协方差 $P_{2,i,k|k}^c$;

其中, 无迹卡尔曼滤波处理的过程为: 选取采样点 $x_{2,i,k|k-1}^0 = m_{i,k|k-1}$, $x_{2,i,k|k-1}^l = m_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda) P_{i,k|k-1}} \right)_l$, $x_{2,i,k|k-1}^{l+d} = m_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda) P_{i,k|k-1}} \right)_l$, 所述采样点 $x_{2,i,k|k-1}^0$, $x_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $x_{2,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$, $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, 其中, $l=1, \dots, d$, d 为状态向量的维数, λ 为尺度参数, 所述 λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值; 由所述采样点得到第二个预测测量向量 $y_{2,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(x_{2,i,k|k-1}^l)$, 其中

$$h(x_{2,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos \left(\frac{x_{2,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2}} \right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s \text{ 分别表示传感器的 } x \text{ 坐标}$$

和 y 坐标, $x_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{2,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $x_{2,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量, 由所述采样点得到第二个测量向量更新的协方差为

$$P_{2,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)(h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T + R_2, \quad \text{增益为 } A_{2,i,k}^c = P_{2,i,xy} (P_{2,i,yy})^{-1},$$

第二个互协方差 $P_{2,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (x_{2,i,k|k-1}^l - m_{i,k|k-1})(h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T$, 进而得到第二个重要性密度函数的均值 $m_{2,i,k|k}^c = m_{i,k|k-1} + A_{2,i,k}^c (y_{c,k} - y_{2,i,k|k-1}^c)$ 和协方差 $P_{2,i,k|k}^c = P_{i,k|k-1} - A_{2,i,k}^c P_{2,i,yy} (A_{2,i,k}^c)^T$;

步骤 h、从两个重要性密度函数中分别抽取总数为 A 的粒子并计算每个粒子的权重, 从第一个重要性密度函数 $q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{1,i,k}^{c,a} \sim q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$, 粒子 $x_{1,i,k}^{c,a}$ 的权重为

$$\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{1,i,k}^{c,a}), R_1) N(x_{1,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{1,i,k}^c(x_{1,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}, \quad \text{从第二个重要性密度函数}$$

$q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{2,i,k}^{c,a} \sim q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$, 粒子 $x_{2,i,k}^{c,a}$ 的权重为

$$\xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{2,i,k}^{c,a}), R_2) N(x_{2,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{2,i,k}^c(x_{2,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}, \quad \text{其中, } c=1, \dots, C, a=1, \dots, A; \text{ 根}$$

据抽取的粒子确定当前时刻的目标 i 的更新边缘分布和更新存在概率分别为 $f_i^c(x_{i,k} | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k}^c, P_{i,k|k}^c)$ 和 $\rho_{i,k}^c$, 其中, 目标 i 的更新边缘分布均值为

$$m_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{1,i,k}^{c,a} + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{2,i,k}^{c,a}]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}, \quad \text{目标 } i \text{ 的更新边缘分布协方差为}$$

$$P_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k})(m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})(m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})^T + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})(m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})(m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})^T]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]},$$

$$\text{目标 } i \text{ 的更新存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \frac{p_{D,k} \rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}{\lambda_{c,k} + p_{D,k} \sum_{i=1}^{N_{k-1}} (\rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})])}, \text{ 其中,}$$

$\lambda_{c,k}$ 表示杂波密度, $p_{D,k}$ 表示检测概率;

步骤 104、将前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中, 得到

$$\text{当前时刻各个目标的扩展边缘分布为 } f_i^c(x_{i,k} | y_{1:k}) = \begin{cases} N(x_{i,k} | m_{i,k|k}^c, P_{i,k|k}^c), & c=1, \dots, C \\ N(x_{i,k} | m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1}), & c=C+1 \end{cases} \text{ 和}$$

$$\text{扩展存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \begin{cases} \rho_{i,k|k}^c, & c=1, \dots, C \\ \rho_{i,k|k}, & c=C+1 \end{cases}, \text{ 同时从当前时刻目标 } i \text{ 的扩展边缘分布中}$$

提取存在概率最大的边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k}) = f_i^{\text{index}}(x_{i,k} | y_{1:k})$, 以及从当前时刻目标 i 的扩展存在概率中提取最大存在概率 $\rho_{i,k|k} = \rho_{i,k|k}^{\text{index}}$ 分别作为目标 i 在当前时刻的边缘分布和存在概率, 其中 $i=1, \dots, N_{k-1}$, $\text{index} = \arg \max_{c \in 1, \dots, C+1} \rho_{i,k|k}^c$; 从各个目标在当前时

刻的边缘分布和存在概率中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率裁减掉; 传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻, 作为下一时刻目标跟踪过程的输入; 从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出。

根据步骤 104, 传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻, 作为下一时刻目标跟踪过程的输入, 可以理解为是将步骤 104 中裁减后余下的各目标在当前时刻(即 k 时刻)的边缘分布和存在概率作为 $k+1$ 时刻的输入, 即作为在 $k+1$ 时刻步骤 101 中使用的“前一时刻各目标的边缘分布和存在概率”。而在 k 时刻的步骤 101 中所使用的“前一时刻各目标的边缘分布和存在概率”是指在 $k-1$ 时刻的步骤 104 中“裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率”。

其中, 从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出, 该输出即为当前时刻(即 k 时刻)的目标跟踪结果。

本申请实施例, 利用了基于粒子边缘分布的贝叶斯滤波方法, 通过新生目标生成与扩展、预测、更新、提取等步骤, 利用粒子采样技术有效地解决了非

线性非高斯系统中的多目标跟踪问题，可用于多目标跟踪领域，具有很强的实用性。

第二实施例

为了解决现有技术中存在的问题，本申请第二实施例提供了一种多目标跟踪系统，如图2所示，该多目标跟踪系统包括：

新生目标生成与扩展模块 201，用于由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布，并且为所述新生目标指定存在概率，再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中，得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率；

可选的，以 $k-1$ 时刻表示前一时刻， k 时刻表示当前时刻， $k-1$ 时刻的测量数据 j 表示为 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ ，其中， $j=1, \dots, C'$ ， $r_{j,k-1}$ 和 $\theta_{j,k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻测量数据 j 的距离分量和方位角分量， C' 为 $k-1$ 时刻测量数据的总数，上标 T 表示矩阵或向量的转置， $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布和存在概率分别为 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和 $\rho_{i,k-1|k-1}$ ，其中， $i=1, \dots, N'_{k-1}$ ， $N(\cdot)$ 表示高斯分布， $x_{i,k-1}$ 、 $m_{i,k-1|k-1}$ 和 $P_{i,k-1|k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布中的状态向量、均值和协方差， N'_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻目标的总数，所述的状态向量包括目标在直角坐标系中的位置、速度和转弯率；

所述新生目标生成与扩展模块 201，具体用于由 $k-1$ 时刻的测量数据 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ 生成新生目标 j 的边缘分布为 $f_j(x_{j,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})$ ，为所述新生目标 j 指定的存在概率为 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ ，其中， $m_{j,k-1,\gamma} = [x_s + r_{j,k-1} \cos \theta_{j,k-1} \ 0 \ y_s + r_{j,k-1} \sin \theta_{j,k-1} \ 0 \ 0]^T$ ， $P_{j,k-1,\gamma} = P_\gamma$ ， $\rho_{j,k-1,\gamma} = \rho_\gamma$ ， x_s 和 y_s 分别表示传感器在直角坐标系下的 x 坐标和 y 坐标， P_γ 为给定的矩阵， ρ_γ 为给定的常数， $j=1, \dots, C'$ ；将各新生目标的边缘分布 $f_j(x_{j,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})$ 和存在概率 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ 扩展至 $k-1$ 时刻各目标的边缘分布 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和存在概率 $\rho_{i,k-1|k-1}$ 中，得到 $k-1$ 时刻目标的扩展边缘分布为 $\{f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1})\}_{i=1}^{N_{k-1}} = \{N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})\}_{j=1}^{C'}$ ， $k-1$ 时刻的扩展存在概率为 $\{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N_{k-1}} = \{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{\rho_{j,k-1,\gamma}\}_{j=1}^{C'}$ ，其中，扩展边缘分布的个数为 $N_{k-1} = N'_{k-1} + C'$ ；

预测模块 202，用于根据前一时刻各个目标的扩展边缘分布和扩展存在概率，使用粒子方法预测前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率；

可选的, 以 A 表示一次抽取粒子的总数, $f(\cdot)$ 表示系统模型;

所述预测模块 202, 具体由 $k-1$ 时刻的目标 i 的扩展边缘分布的均值 $\mathbf{m}_{i,k-1|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{i,k-1|k-1}$, 得到多维高斯分布 $N(\cdot; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})$, 从所述多维高斯分布中抽取粒子 $\mathbf{x}_{i,k-1}^a \sim N(\cdot; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})$, 其中, $i=1, \dots, N_{k-1}$, $a=1, \dots, A$, 利用所述系统模型 $f(\cdot)$ 更新抽取到的粒子, 得到更新粒子 $\mathbf{x}_{i,k|k-1}^a = f(\mathbf{x}_{i,k-1}^a)$, 其中,

$$f(\mathbf{x}_{i,k-1}^a) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 & -\frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 & -\sin(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \sin(\omega_{i,k}T) & 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{i,k-1}^a, T \text{ 表示采样间隔, } \omega_{i,k} \text{ 表示所述 } k$$

时刻目标 i 的转弯率, 通过所述更新粒子预测 $k-1$ 时刻的目标 i 在 k 时刻的预测边缘分布 $f(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 和预测存在概率 $\rho_{i,k|k-1}$, 其中

$$\mathbf{m}_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a, \mathbf{P}_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (\mathbf{m}_{i,k|k-1} - \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a)(\mathbf{m}_{i,k|k-1} - \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a)^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \rho_{i,k|k-1} = p_{S,k} \rho_{i,k-1|k-1},$$

$$\text{过程噪声方差 } \mathbf{Q}_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_\omega^2 T^2 \end{bmatrix}, \sigma_v \text{ 和 } \sigma_\omega \text{ 表示过程噪声}$$

标准差, T 表示采样间隔, $p_{S,k}$ 表示幸存概率;

更新模块 203, 用于根据前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率, 以及当前时刻的测量数据, 利用粒子滤波方法确定前一时刻的各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率;

可选的, 以 C 表示当前时刻测量数据的总数, 当前时刻的测量数据集合为 $\{\mathbf{y}_{c,k}\}_{c=1}^C$, 测量模型为 $h(\cdot)$, 测量噪声概率密度函数为

$$p(\mathbf{v}) = \varsigma N(\mathbf{v}; \mathbf{m}_1, \mathbf{R}_1) + (1-\varsigma) N(\mathbf{v}; \mathbf{m}_2, \mathbf{R}_2), \text{ 其中, } \varsigma \text{ 为闪烁率, } \mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{r1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta1}^2 \end{bmatrix} \text{ 和}$$

$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} \sigma_{r2}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta2}^2 \end{bmatrix}$ 表示协方差, $\mathbf{m}_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix}$ 和 $\mathbf{m}_2 = \begin{bmatrix} r_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$ 表示均值, σ_{r1} 、 σ_{r2} 、 $\sigma_{\theta1}$ 和 $\sigma_{\theta2}$ 表示测量噪声标准差, r_1 和 r_2 表示距离, θ_1 和 θ_2 表示方位角;

所述更新模块 203, 具体用于由目标 i 在所述当前时刻的所述预测边缘分布

$f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 中的均值 $\mathbf{m}_{i,k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{i,k|k-1}$ ，以及测量噪声协方差 $\mathbf{R}_1$ 和测量数据 $\mathbf{y}_{c,k}$ ，经过无迹卡尔曼滤波处理得到第一个重要性密度函数 $q_{1,i,k}^c(\cdot | \mathbf{y}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{c,k}) = N(\cdot | \mathbf{m}_{1,i,k|k}^c, \mathbf{P}_{1,i,k|k}^c)$ 的均值 $\mathbf{m}_{1,i,k|k}^c$ 和协方差 $\mathbf{P}_{1,i,k|k}^c$ ，其中，无迹卡尔曼滤波处理的过程包括：选取采样点 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^0 = \mathbf{m}_{i,k|k-1}$ ， $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l = \mathbf{m}_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ， $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^{l+d} = \mathbf{m}_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ，采样点 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^0$ 、 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$ ， $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ， $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ，其中， $l=1, \dots, d$ ， d 表示状态向量的维数， λ 为尺度参数， λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值；由所述采样点得到的第一个预测测量向量为 $\mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l)$ ，其中，

$$h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos \left(\frac{x_{1,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2}} \right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s \text{ 分别表示传感器的 } x \text{ 坐标}$$

和 y 坐标， $x_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{1,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量，由所述采样点得到的第一个测量向量更新的协方差为 $\mathbf{P}_{1,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)(h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)^T + \mathbf{R}_1$ ，增益为 $\mathbf{A}_{1,i,k}^c = \mathbf{P}_{1,i,xy} (\mathbf{P}_{1,i,yy})^{-1}$ ，第

一个互协方差 $\mathbf{P}_{1,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l - \mathbf{m}_{i,k|k-1})(h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)^T$ ，进而得到第一个重要性密度函数的均值 $\mathbf{m}_{1,i,k|k}^c = \mathbf{m}_{i,k|k-1} + \mathbf{A}_{1,i,k}^c (\mathbf{y}_{c,k} - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)$ 和协方差 $\mathbf{P}_{1,i,k|k}^c = \mathbf{P}_{i,k|k-1} - \mathbf{A}_{1,i,k}^c \mathbf{P}_{1,i,xy} (\mathbf{A}_{1,i,k}^c)^T$ ；由目标 i 在当前时刻的预测边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 的均值 $\mathbf{m}_{i,k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{i,k|k-1}$ ，以及测量噪声协方差 $\mathbf{R}_2$ 和测量数据 $\mathbf{y}_{c,k}$ ，经过无迹卡尔曼滤波处理得到第二个重要性密度函数

$q_{2,i,k}^c(\cdot | \mathbf{y}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{c,k}) = N(\cdot | \mathbf{m}_{2,i,k|k}^c, \mathbf{P}_{2,i,k|k}^c)$ 的均值 $\mathbf{m}_{2,i,k|k}^c$ 和协方差 $\mathbf{P}_{2,i,k|k}^c$ ，其中，无迹卡尔曼滤波处理的过程为：选取采样点 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^0 = \mathbf{m}_{i,k|k-1}$ ， $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l = \mathbf{m}_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ，

$\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^{l+d} = \mathbf{m}_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ，所述采样点 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^0$ 、 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$ ， $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ， $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ，其中， $l=1, \dots, d$ ， d 为状态向量的维数， λ 为尺度参数，所述 λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值；由所述采样点得到

第二个预测测量向量 $\mathbf{y}_{2,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l)$ ，其中

$$h(x_{2,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos\left(\frac{x_{2,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2}}\right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s \text{ 分别表示传感器的 } x \text{ 坐标}$$

和 y 坐标, $x_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{2,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $x_{2,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量, 由所述采样点得到第二个测量向量更新的协方差为

$$P_{2,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c) (h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T + R_2, \quad \text{增益为 } A_{2,i,k}^c = P_{2,i,xy} (P_{2,i,yy})^{-1},$$

第二个互协方差 $P_{2,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (x_{2,i,k|k-1}^l - m_{i,k|k-1}) (h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T$, 进而得到第二个重要性密度函数的均值 $m_{2,i,k|k}^c = m_{i,k|k-1} + A_{2,i,k}^c (y_{c,k} - y_{2,i,k|k-1}^c)$ 和协方差

$$P_{2,i,k|k}^c = P_{i,k|k-1} - A_{2,i,k}^c P_{2,i,yy} (A_{2,i,k}^c)^T; \quad \text{从两个重要性密度函数中分别抽取总数为 } A \text{ 的粒子并计算每个粒子的权重, 从第一个重要性密度函数 } q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k}) \text{ 中抽取粒子}$$

$x_{1,i,k}^{c,a} \sim q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$, 粒子 $x_{1,i,k}^{c,a}$ 的权重为

$$\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{1,i,k}^{c,a}), R_1) N(x_{1,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{1,i,k}^c(x_{1,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}, \quad \text{从第二个重要性密度函数}$$

$q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{2,i,k}^{c,a} \sim q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$, 粒子 $x_{2,i,k}^{c,a}$ 的权重为

$$\xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{2,i,k}^{c,a}), R_2) N(x_{2,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{2,i,k}^c(x_{2,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}, \quad \text{其中, } c=1, \dots, C, a=1, \dots, A; \quad \text{根据抽取的粒子确定当前时刻的目标 } i \text{ 的更新边缘分布和更新存在概率分别为}$$

$f_i^c(x_{i,k} | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k}^c, P_{i,k|k}^c)$ 和 $\rho_{i,k}^c$, 其中, 目标 i 的更新边缘分布均值为

$$m_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{1,i,k}^{c,a} + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{2,i,k}^{c,a}]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}, \quad \text{目标 } i \text{ 的更新边缘分布协方差为}$$

$$P_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) (m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a}) (m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})^T + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) (m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a}) (m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})^T]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}, \quad \text{目标}$$

$$i \text{ 的更新存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \frac{p_{D,k} \rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}{\lambda_{c,k} + p_{D,k} \sum_{i=1}^{N_{k-1}} (\rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})])}, \quad \text{其中, } \lambda_{c,k}$$

表示杂波密度, $p_{D,k}$ 表示检测概率;

提取模块 204, 用于将前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中, 得到当前时刻各个目标的扩展边缘分布为

$$f_i^c(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = \begin{cases} N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k}^c, \mathbf{P}_{i,k|k}^c), & c=1, \dots, C \\ N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1}), & c=C+1 \end{cases} \text{和扩展存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \begin{cases} \rho_{i,k|k}^c, & c=1, \dots, C \\ \rho_{i,k|k}, & c=C+1 \end{cases},$$

同时从当前时刻目标*i*的扩展边缘分布中提取存在概率最大的边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = f_i^{\text{index}}(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k})$ ，以及从当前时刻目标*i*的扩展存在概率中提取最大存在概率 $\rho_{i,k|k} = \rho_{i,k|k}^{\text{index}}$ 分别作为目标*i*在当前时刻的边缘分布和存在概率，其中 $i=1, \dots, N_{k-1}$ ， $\text{index} = \arg \max_{c \in 1, \dots, C+1} \rho_{i,k|k}^c$ ；从各个目标在当前时刻的边缘分布和存在概率中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率裁减掉；传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻，作为下一时刻目标跟踪过程的输入（也即为递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至新生目标生成与扩展模块 201，作为下一时刻目标跟踪过程中使用的前一时刻的目标的边缘分布和存在概率）；从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出。

本申请实施例，利用了基于粒子边缘分布的贝叶斯滤波方法，通过新生目标生成与扩展、预测、更新、提取等步骤，利用粒子采样技术有效地解决了非线性非高斯系统中的多目标跟踪问题，可用于多目标跟踪领域，具有很强的实用性。

第三实施例

在实施例一的多目标跟踪方法的基础上，本实施例结合附图 3-6 对二维空间中的多目标跟踪方法进行示例说明，本实施例中，假设传感器为雷达，但是可以理解的是，实际中传感器还可以是其它类型的传感器。

参见图 3-5，本实施例中的二维空间为 $[-2000(m), 2000(m)] \times [-2000(m), 2000(m)]$ ，本实施例根据第一实施例的多目标跟踪方法，可以对空间中运动的目标进行跟踪。可选的，二维空间中，目标的状态向量由位置、速度以及转弯率构成，状态向量表示为 $\mathbf{x} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ \omega]^T$ ，其中 x 和 y 分别表示目标在直角坐标系中的位置分量， $\dot{x}$ 和 $\dot{y}$ 分别表示目标在直角坐标系中的速度分量， ω 表示转弯率分量，

$$\text{上标 } T \text{ 表示矩阵或向量的转置； } f(\mathbf{x}_{i,k-1}) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 & -\frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 & -\sin(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \sin(\omega_{i,k}T) & 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{i,k-1},$$

其中 $\mathbf{x}_{i,k-1}$ 表示前一时刻（即第一实施例中的 $k-1$ 时刻）目标*i*的状态向量， $\omega_{i,k}$ 表示当前时刻（即第一实施例中的 k 时刻）目标*i*的状态向量中的转弯率， T 表示

采样间隔; 过程噪声方差矩阵为 $Q_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_\omega^2 T^2 \end{bmatrix}$, 其中,

σ_v 和 σ_ω 表示过程噪声标准差; 测量模型 $h(\mathbf{x}_{i,k}) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{i,k} - x_s)^2 + (y_{i,k} - y_s)^2} \\ \arccos\left(\frac{x_{i,k} - x_s}{\sqrt{(x_{i,k} - x_s)^2 + (y_{i,k} - y_s)^2}}\right) \end{bmatrix}$,

其中 $\mathbf{S} = [x_s \ y_s]^T$ 表示雷达在直角坐标系中的坐标, $[x_{i,k} \ y_{i,k}]^T$ 表示当前时刻目标 i 的在直角坐标系中的位置 (或者说坐标); 测量噪声是闪烁噪声, 概率密度函数为 $p(v) = \zeta N(v; \mathbf{m}_1, \mathbf{R}_1) + (1 - \zeta) N(v; \mathbf{m}_2, \mathbf{R}_2)$, 其中闪烁概率 $\zeta \in [0, 1]$, $N(\cdot)$ 表示高斯分布, 两个高斯项的均值分别为 $\mathbf{m}_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{m}_2 = \begin{bmatrix} r_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$, r_1 和 r_2 分别表示极坐标距

离, θ_1 和 θ_2 分别表示极坐标方位角, 两个高斯项的方差分别为 $\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{r1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta1}^2 \end{bmatrix}$, $\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} \sigma_{r2}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta2}^2 \end{bmatrix}$, σ_{r1} 、 σ_{r2} 、 $\sigma_{\theta1}$ 和 $\sigma_{\theta2}$ 表示测量噪声的标准差。

为了产生仿真数据, 本实施例取幸存概率 $p_{S,k} = 1.0$, 检测概率 $p_{D,k} = 0.9$, 杂波密度 $\lambda_{c,k} = 2.12 \times 10^{-4} \text{ m}^{-2}$, 过程噪声的标准差分别为 $\sigma_v = 1 \text{ ms}^{-2}$ 和 $\sigma_\omega = 0.1 \text{ rad/s}^2$, 测量噪声标准差为 $\sigma_{r1} = 1.5 \text{ m}$ 、 $\sigma_{r2} = 3.3 \text{ m}$ 、 $\sigma_{\theta1} = 0.003 \text{ rad}$ 、 $\sigma_{\theta2} = 0.01 \text{ rad}$, 极坐标距离 $r_1 = 0 \text{ m}$ 、 $r_2 = 3 \text{ m}$, 极坐标方位角 $\theta_1 = 0 \text{ rad}$ 、 $\theta_2 = 0.01 \text{ rad}$, 闪烁率 $\zeta = 0.96$, 传感器的扫描周期 $T = 1 \text{ s}$, 雷达坐标 $\mathbf{S} = [x_s \ y_s]^T = [0 \ -100 \text{ m}]^T$ 。

假设基于第一实施例的多目标跟踪方法的仿真实验中有 6 个运动目标, 目标 1 和目标 2 出现在 $k = 1 \text{ s}$, 并且持续存在剩余的时间内, 目标 1 和目标 2 在 $k = 1 \text{ s}$ 的状态向量分别为 $\mathbf{x}_{1,1} = [-1800 \text{ (m)}; 30 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; -150 \text{ (m)}; 25 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; -0.02 \text{ (rads}^{-1}\text{)}]$ 和 $\mathbf{x}_{2,1} = [-1650 \text{ (m)}; 30 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; -500 \text{ (m)}; 25 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; 0.02 \text{ (rads}^{-1}\text{)}]$; 目标 3 和目标 4 出现在 $k = 5 \text{ s}$ 且持续存在剩余时间内, 目标 3 和目标 4 在 $k = 5 \text{ s}$ 的状态向量分别为 $\mathbf{x}_{3,5} = [-850 \text{ (m)}; 25 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; -1400 \text{ (m)}; 30 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; -0.04 \text{ (rads}^{-1}\text{)}]$ 和 $\mathbf{x}_{4,5} = [-750 \text{ (m)}; 25 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; -1700 \text{ (m)}; 30 \text{ (ms}^{-1}\text{)}; 0.04 \text{ (rads}^{-1}\text{)}]$ 。目标 5 出现在 $k = 6 \text{ s}$, 消失在 $k = 62 \text{ s}$, 目标 5 在 $k = 6 \text{ s}$ 的状态向量为

$\mathbf{x}_{5,6}=[500(\text{m});30(\text{ms}^{-1});-1500(\text{m});30(\text{ms}^{-1});0.03(\text{rads}^{-1})]$ 。目标 6 出现在 $k=6\text{s}$ ，消失在 $k=52\text{s}$ ，目标 6 在 $k=6\text{s}$ 的状态向量为 $\mathbf{x}_{6,6}=[750(\text{m});30(\text{ms}^{-1});-1700(\text{m});30(\text{ms}^{-1});0.03(\text{rads}^{-1})]$ 。

本实施例中，利用雷达检测到的测量数据包含因为障碍物产生的杂波和噪声，一次实验中雷达在 70 个扫描周期的仿真测量数据如图 3 所示。图 3 中的仿真测量数据可以认为是 70 个周期内雷达的测量数据

为了处理仿真数据，将现有技术中的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器与本申请第一实施例中的多目标跟踪方法中的相关参数设置为幸存概率 $p_{S,k}=1.0$ 、检测概率 $p_{D,k}=0.9$ 、杂波密度 $\lambda_{c,k}=2.12\times 10^{-4}\text{ m}^{-2}$ 、过程噪声标准差 $\sigma_v=1\text{ ms}^{-2}$ 和 $\sigma_\omega=0.1\text{ rad/s}^2$ 、测量噪声标准差 $\sigma_{r1}=1.5\text{ m}$ 、 $\sigma_{r2}=3.3\text{ m}$ 、 $\sigma_{\theta1}=0.003(\text{m rad})^{-1}$ 和 $\sigma_{\theta2}=0.01(\text{m rad})^{-1}$ 、闪烁率 $\zeta=0.96$ 、采样间隔 $T=1\text{ s}$ 、第一阈值为 10^{-4} 、第二阈值为 0.5 以及粒子数 $A=100$ ，并且设置无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器的新生目标权重 $w_\gamma=0.01$ ，本申请中新生目标的存在概率 $p_\gamma=0.01$ 和新生目标的协方差 $\mathbf{P}_\gamma=(\text{diag}([50,25,50,25,0.1]))^2$ 。

图 4 为利用现有的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器对图 3 中的仿真测量数据处理得到的结果图。图 4 中的位置估计连成的轨迹是利用基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器得到的多目标跟踪结果。

图 5 为利用第一实施例的多目标跟踪方法，对图 3 中的仿真测量数据处理后得到的结果图。图 5 中的位置估计连成的轨迹是利用基于第一实施例的多目标跟踪方法得到的多目标跟踪结果。

图 6 为利用现有的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器与本申请第一实施例的多目标跟踪方法分别进行 100 次 Monte Carlo 实验得到的平均 OSPA 距离的对比示意图。现有的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器与本发明的实验结果比较表明，在闪烁噪声模型、杂波干扰、目标数不确定以及检测不确定下，本发明的方法可以获得更为精确和可靠的目标状态估计，其 OSPA 距离比现有的基于无迹变换的多目标高斯混合粒子 PHD 滤波器得到的 OSPA 距离要小。

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

权利要求书

1. 一种多目标跟踪方法，其特征在于，所述方法包括：

新生目标的生成与扩展步骤、先由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布，并且为所述新生目标指定存在概率，再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中，得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率；

新生目标的生成与扩展步骤具体包括：以 $k-1$ 时刻表示前一时刻， k 时刻表示当前时刻， $k-1$ 时刻的测量数据 j 表示为 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ ，其中， $j=1, \dots, C'$ ， $r_{j,k-1}$ 和 $\theta_{j,k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻测量数据 j 的距离分量和方位角分量， C' 为 $k-1$ 时刻测量数据的总数，上标 T 表示矩阵或向量的转置， $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布和存在概率分别为 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和 $\rho_{i,k-1|k-1}$ ，其中， $i=1, \dots, N'_{k-1}$ ， $N(\cdot)$ 表示高斯分布， $x_{i,k-1}$ 、 $m_{i,k-1|k-1}$ 和 $P_{i,k-1|k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布中的状态向量、均值和协方差， N'_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻目标的总数，所述的状态向量包括目标在直角坐标系中的位置、速度和转弯率；

由 $k-1$ 时刻的测量数据 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ 生成新生目标 j 的边缘分布为 $f_j(x_{j,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})$ ，为所述新生目标 j 指定的存在概率为 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ ，其中， $m_{j,k-1,\gamma} = [x_s + r_{j,k-1} \cos \theta_{j,k-1} \ 0 \ y_s + r_{j,k-1} \sin \theta_{j,k-1} \ 0 \ 0]^T$ ， $P_{j,k-1,\gamma} = P_\gamma$ ， $\rho_{j,k-1,\gamma} = \rho_\gamma$ ， x_s 和 y_s 分别表示传感器在直角坐标系下的 x 坐标和 y 坐标， P_γ 为给定的矩阵， ρ_γ 为给定的常数， $j=1, \dots, C'$ ；将各新生目标的边缘分布 $f_j(x_{j,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})$ 和存在概率 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ 扩展至 $k-1$ 时刻各目标的边缘分布 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和存在概率 $\rho_{i,k-1|k-1}$ 中，得到 $k-1$ 时刻目标的扩展边缘分布为

$$\{f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1})\}_{i=1}^{N_{k-1}} = \{N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})\}_{j=1}^{C'}, \quad k-1 \text{ 时刻的}$$

扩展存在概率为 $\{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N_{k-1}} = \{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{\rho_{j,k-1,\gamma}\}_{j=1}^{C'}$ ，其中，扩展边缘分布的个数为 $N_{k-1} = N'_{k-1} + C'$ ；

预测步骤、根据前一时刻各个目标的扩展边缘分布和扩展存在概率，使用粒子方法预测前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率；

所述预测步骤具体包括：以 A 表示一次抽取粒子的总数， $f(\cdot)$ 表示系统模型；

由 $k-1$ 时刻的目标 i 的扩展边缘分布的均值 $m_{i,k-1|k-1}$ 和协方差 $P_{i,k-1|k-1}$ ，得到多维高斯分布 $N(\cdot; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ ，从所述多维高斯分布中抽取粒子 $x_{i,k-1}^a \sim N(\cdot; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ ，其中， $i=1, \dots, N_{k-1}$ ， $a=1, \dots, A$ ，利用所述系统模型 $f(\cdot)$ 更

新抽取到的粒子，得到更新粒子 $\mathbf{x}_{i,k|k-1}^a = f(\mathbf{x}_{i,k-1}^a)$ ，其中，

$$f(\mathbf{x}_{i,k-1}^a) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 & -\frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 & -\sin(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \sin(\omega_{i,k}T) & 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{i,k-1}^a, T \text{ 表示采样间隔, } \omega_{i,k} \text{ 表示所述 } k$$

时刻目标 i 的转弯率，通过所述更新粒子预测 $k-1$ 时刻的目标 i 在 k 时刻的预测边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 和预测存在概率 $\rho_{i,k|k-1}$ ，其中

$$\mathbf{m}_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a, \mathbf{P}_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (\mathbf{m}_{i,k|k-1} - \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a)(\mathbf{m}_{i,k|k-1} - \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a)^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \rho_{i,k|k-1} = p_{S,k} \rho_{i,k-1|k-1},$$

$$\text{过程噪声方差 } \mathbf{Q}_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_\omega^2 T^2 \end{bmatrix}, \sigma_v \text{ 和 } \sigma_\omega \text{ 表示过程噪声}$$

标准差， T 表示采样间隔， $p_{S,k}$ 表示幸存概率；

更新步骤、根据前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率，以及当前时刻的测量数据，利用粒子滤波方法确定前一时刻的各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率；

所述更新步骤具体包括：以 C 表示当前时刻测量数据的总数，当前时刻的测量数据集为 $\{\mathbf{y}_{c,k}\}_{c=1}^C$ ，测量模型为 $h(\cdot)$ ，测量噪声概率密度函数为

$$p(\mathbf{v}) = \varsigma N(\mathbf{v}; \mathbf{m}_1, \mathbf{R}_1) + (1 - \varsigma) N(\mathbf{v}; \mathbf{m}_2, \mathbf{R}_2), \text{ 其中, } \varsigma \text{ 为闪烁率, } \mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{r1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta1}^2 \end{bmatrix} \text{ 和}$$

$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} \sigma_{r2}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta2}^2 \end{bmatrix}$ 表示协方差， $\mathbf{m}_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix}$ 和 $\mathbf{m}_2 = \begin{bmatrix} r_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$ 表示均值， σ_{r1} 、 σ_{r2} 、 $\sigma_{\theta1}$ 和 $\sigma_{\theta2}$ 表示测量噪声标准差， r_1 和 r_2 表示距离， θ_1 和 θ_2 表示方位角；

由目标 i 在所述当前时刻的所述预测边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 中的均值 $\mathbf{m}_{i,k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{i,k|k-1}$ ，以及测量噪声协方差 $\mathbf{R}_1$ 和测量数据 $\mathbf{y}_{c,k}$ ，经过无迹卡尔曼滤波处理得到第一个重要性密度函数 $q_{1,i,k}^c(\cdot | \mathbf{y}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{c,k}) = N(\cdot | \mathbf{m}_{1,i,k|k}^c, \mathbf{P}_{1,i,k|k}^c)$ 的均值 $\mathbf{m}_{1,i,k|k}^c$ 和协方差 $\mathbf{P}_{1,i,k|k}^c$ ，其中，无迹卡尔曼滤

波处理的过程包括：选取采样点 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^0 = \mathbf{m}_{i,k|k-1}$ ， $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l = \mathbf{m}_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ， $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^{l+d} = \mathbf{m}_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ，采样点 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^0$ 、 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$ ， $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ， $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ，其中， $l=1, \dots, d$ ， d 表示状态向量的维数， λ 为尺度参数， λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值；由所述采样点得到的第一个预测测量向量为 $\mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l)$ ，其中，

$$h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos \left(\frac{x_{1,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2}} \right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s \text{ 分别表示传感器的 } x \text{ 坐标}$$

和 y 坐标， $x_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{1,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量，由所述采样点得到的第一个测量向量更新的协方差为 $\mathbf{P}_{1,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)(h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)^T + \mathbf{R}_1$ ，增益为 $\mathbf{A}_{1,i,k}^c = \mathbf{P}_{1,i,xy} (\mathbf{P}_{1,i,yy})^{-1}$ ，第一个互协方差 $\mathbf{P}_{1,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l - \mathbf{m}_{i,k|k-1})(h(\mathbf{x}_{1,i,k|k-1}^l) - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)^T$ ，进而得到第一个重要性密度函数的均值 $\mathbf{m}_{1,i,k|k}^c = \mathbf{m}_{i,k|k-1} + \mathbf{A}_{1,i,k}^c (\mathbf{y}_{c,k} - \mathbf{y}_{1,i,k|k-1}^c)$ 和协方差 $\mathbf{P}_{1,i,k|k}^c = \mathbf{P}_{i,k|k-1} - \mathbf{A}_{1,i,k}^c \mathbf{P}_{1,i,xy} (\mathbf{A}_{1,i,k}^c)^T$ ；

由目标 i 在当前时刻的预测边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 的均值 $\mathbf{m}_{i,k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{i,k|k-1}$ ，以及测量噪声协方差 $\mathbf{R}_2$ 和测量数据 $\mathbf{y}_{c,k}$ ，经过无迹卡尔曼滤波处理得到第二个重要性密度函数 $q_{2,i,k}^c(\cdot | \mathbf{y}_{1:k-1}, \mathbf{y}_{c,k}) = N(\cdot | \mathbf{m}_{2,i,k|k}^c, \mathbf{P}_{2,i,k|k}^c)$ 的均值 $\mathbf{m}_{2,i,k|k}^c$ 和协方差 $\mathbf{P}_{2,i,k|k}^c$ ，其中，无迹卡尔曼滤波处理的过程为：选取采样点

$\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^0 = \mathbf{m}_{i,k|k-1}$ ， $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l = \mathbf{m}_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ， $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^{l+d} = \mathbf{m}_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)\mathbf{P}_{i,k|k-1}} \right)_l$ ，所述采样点 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^0$ 、 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$ ， $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ， $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$ ，其中， $l=1, \dots, d$ ， d 为状态向量的维数， λ 为尺度参数，所述 λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值；由所述采样点得到第二个预测测量向量

$$\mathbf{y}_{2,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l), \quad \text{其中 } h(\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos \left(\frac{x_{2,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2}} \right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s$$

分别表示传感器的 x 坐标和 y 坐标， $x_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{2,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $\mathbf{x}_{2,i,k|k-1}^l$ 的 x

分量和 y 分量，由所述采样点得到第二个测量向量更新的协方差为

$$P_{2,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)(h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T + R_2, \text{ 增益为 } A_{2,i,k}^c = P_{2,i,xy} (P_{2,i,yy})^{-1},$$

第二个互协方差 $P_{2,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (x_{2,i,k|k-1}^l - m_{i,k|k-1})(h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T$ ，进而得到第二个重要性密度函数的均值 $m_{2,i,k|k}^c = m_{i,k|k-1} + A_{2,i,k}^c (y_{c,k} - y_{2,i,k|k-1}^c)$ 和协方差 $P_{2,i,k|k}^c = P_{i,k|k-1} - A_{2,i,k}^c P_{2,i,yy} (A_{2,i,k}^c)^T$;

从两个重要性密度函数中分别抽取总数为 A 的粒子并计算每个粒子的权重，从第一个重要性密度函数 $q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{1,i,k}^{c,a} \sim q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ ，粒子 $x_{1,i,k}^{c,a}$ 的权重为 $\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{1,i,k}^{c,a}), R_1) N(x_{1,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{1,i,k}^c(x_{1,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}$ ，从第二个重要性密度函数 $q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{2,i,k}^{c,a} \sim q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ ，粒子 $x_{2,i,k}^{c,a}$ 的权重为 $\xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{2,i,k}^{c,a}), R_2) N(x_{2,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{2,i,k}^c(x_{2,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}$ ，其中， $c=1, \dots, C$ ， $a=1, \dots, A$ ；根

据抽取的粒子确定当前时刻的目标 i 的更新边缘分布和更新存在概率分别为 $f_i^c(x_{i,k} | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k}^c, P_{i,k|k}^c)$ 和 $\rho_{i,k|k}^c$ ，其中，目标 i 的更新边缘分布均值为

$$m_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{1,i,k}^{c,a} + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{2,i,k}^{c,a}]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}, \text{ 目标 } i \text{ 的更新边缘分布协方差为}$$

$$P_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) (m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})(m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})^T + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) (m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})(m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})^T]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]},$$

$$\text{目标 } i \text{ 的更新存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \frac{p_{D,k} \rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}{\lambda_{c,k} + p_{D,k} \sum_{i=1}^{N_{k-1}} (\rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})])}, \text{ 其中,}$$

$\lambda_{c,k}$ 表示杂波密度， $p_{D,k}$ 表示检测概率；

提取步骤、将前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中，得到

当前时刻各个目标的扩展边缘分布为 $f_i^c(x_{i,k} | y_{1:k}) = \begin{cases} N(x_{i,k} | m_{i,k|k}^c, P_{i,k|k}^c), & c=1, \dots, C \\ N(x_{i,k} | m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1}), & c=C+1 \end{cases}$ 和

扩展存在概率为 $\rho_{i,k|k}^c = \begin{cases} \rho_{i,k|k}^c, & c=1, \dots, C \\ \rho_{i,k|k}, & c=C+1 \end{cases}$ ，同时从当前时刻目标 i 的扩展边缘分布中

提取存在概率最大的边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k}) = f_i^{\text{index}}(x_{i,k} | y_{1:k})$ ，以及从当前时刻目标 i

的扩展存在概率中提取最大存在概率 $\rho_{i,k|k} = \rho_{i,k|k}^{index}$ 分别作为目标 i 在当前时刻的边缘分布和存在概率, 其中 $i=1, \dots, N_{k-1}$, $index = \arg \max_{c \in 1, \dots, C+1} \rho_{i,k|k}^c$; 从各个目标在当前时刻的边缘分布和存在概率中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率裁减掉; 传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻, 作为下一时刻目标跟踪过程的输入; 从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出。

2. 一种多目标跟踪系统, 其特征在于, 所述系统包括:

新生目标生成与扩展模块, 用于由前一时刻的测量数据生成前一时刻新生目标的边缘分布, 并且为所述新生目标指定存在概率, 再将新生目标的边缘分布和存在概率分别扩展至前一时刻各目标的边缘分布和存在概率中, 得到前一时刻目标的扩展边缘分布和扩展存在概率;

以 $k-1$ 时刻表示前一时刻, k 时刻表示当前时刻, $k-1$ 时刻的测量数据 j 表示为 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$, 其中, $j=1, \dots, C'$, $r_{j,k-1}$ 和 $\theta_{j,k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻测量数据 j 的距离分量和方位角分量, C' 为 $k-1$ 时刻测量数据的总数, 上标 T 表示矩阵或向量的转置, $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布和存在概率分别为 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和 $\rho_{i,k-1|k-1}$, 其中, $i=1, \dots, N'_{k-1}$, $N(\cdot)$ 表示高斯分布, $x_{i,k-1}$ 、 $m_{i,k-1|k-1}$ 和 $P_{i,k-1|k-1}$ 分别表示 $k-1$ 时刻目标 i 的边缘分布中的状态向量、均值和协方差, N'_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻目标的总数, 所述的状态向量包括目标在直角坐标系中的位置、速度和转弯率;

所述新生目标生成与扩展模块, 具体用于由 $k-1$ 时刻的测量数据 $y_{j,k-1} = [r_{j,k-1} \ \theta_{j,k-1}]^T$ 生成新生目标 j 的边缘分布为 $f_j(x_{j,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})$, 为所述新生目标 j 指定的存在概率为 $\rho_{j,k-1,\gamma}$, 其中, $m_{j,k-1,\gamma} = [x_s + r_{j,k-1} \cos \theta_{j,k-1} \ 0 \ y_s + r_{j,k-1} \sin \theta_{j,k-1} \ 0 \ 0]^T$, $P_{j,k-1,\gamma} = P_\gamma$, $\rho_{j,k-1,\gamma} = \rho_\gamma$, x_s 和 y_s 分别表示传感器在直角坐标系下的 x 坐标和 y 坐标, P_γ 为给定的矩阵, ρ_γ 为给定的常数, $j=1, \dots, C'$; 将各新生目标的边缘分布 $f_j(x_{j,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})$ 和存在概率 $\rho_{j,k-1,\gamma}$ 扩展至 $k-1$ 时刻各目标的边缘分布 $f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})$ 和存在概率 $\rho_{i,k-1|k-1}$ 中, 得到 $k-1$ 时刻目标的扩展边缘分布为

$\{f_i(x_{i,k-1} | y_{1:k-1})\}_{i=1}^{N_{k-1}} = \{N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})\}_{i=1}^{N_{k-1}}$
 $= \{N(x_{i,k-1}; m_{i,k-1|k-1}, P_{i,k-1|k-1})\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{N(x_{j,k-1}; m_{j,k-1,\gamma}, P_{j,k-1,\gamma})\}_{j=1}^{C'}$, $k-1$ 时刻的
 扩展存在概率为 $\{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N_{k-1}} = \{\rho_{i,k-1|k-1}\}_{i=1}^{N'_{k-1}} \cup \{\rho_{j,k-1,\gamma}\}_{j=1}^{C'}$, 其中, 扩展边缘分布的个数

为 $N_{k-1} = N'_{k-1} + C'$;

预测模块, 用于根据前一时刻各个目标的扩展边缘分布和扩展存在概率, 使用粒子方法预测前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率;

具体的, 以 A 表示一次抽取粒子的总数, $f(\cdot)$ 表示系统模型;

所述预测模块, 具体用于由 $k-1$ 时刻的目标 i 的扩展边缘分布的均值 $\mathbf{m}_{i,k-1|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{i,k-1|k-1}$, 得到多维高斯分布 $N(\cdot; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})$, 从所述多维高斯分布中抽取粒子 $\mathbf{x}_{i,k-1}^a \sim N(\cdot; \mathbf{m}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{i,k-1|k-1})$, 其中, $i=1, \dots, N_{k-1}$, $a=1, \dots, A$, 利用所述系统模型 $f(\cdot)$ 更新抽取到的粒子, 得到更新粒子 $\mathbf{x}_{i,k|k-1}^a = f(\mathbf{x}_{i,k-1}^a)$, 其中,

$$f(\mathbf{x}_{i,k-1}^a) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 & -\frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 & -\sin(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 1 & \frac{\sin(\omega_{i,k}T)}{\omega_{i,k}} & 0 \\ 0 & \sin(\omega_{i,k}T) & 0 & \cos(\omega_{i,k}T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{i,k-1}^a, \quad T \text{ 表示采样间隔, } \omega_{i,k} \text{ 表示所述 } k$$

时刻目标 i 的转弯率, 通过所述更新粒子预测 $k-1$ 时刻的目标 i 在 k 时刻的预测边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{i,k}; \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1})$ 和预测存在概率 $\rho_{i,k|k-1}$, 其中

$$\mathbf{m}_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a, \quad \mathbf{P}_{i,k|k-1} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (\mathbf{m}_{i,k|k-1} - \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a)(\mathbf{m}_{i,k|k-1} - \mathbf{x}_{i,k|k-1}^a)^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad \rho_{i,k|k-1} = p_{S,k} \rho_{i,k-1|k-1},$$

$$\text{过程噪声方差 } \mathbf{Q}_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^4}{4} & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_v^2 T^3}{2} & \sigma_v^2 T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_\omega^2 T^2 \end{bmatrix}, \quad \sigma_v \text{ 和 } \sigma_\omega \text{ 表示过程噪声}$$

标准差, T 表示采样间隔, $p_{S,k}$ 表示幸存概率;

更新模块, 用于根据前一时刻的各目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率, 以及当前时刻的测量数据, 利用粒子滤波方法确定前一时刻的各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率;

具体的, 以 C 表示当前时刻测量数据的总数, 当前时刻的测量数据集合为 $\{\mathbf{y}_{c,k}\}_{c=1}^C$, 测量模型为 $h(\cdot)$, 测量噪声概率密度函数为

$$p(\mathbf{v}) = \zeta N(\mathbf{v}; \mathbf{m}_1, \mathbf{R}_1) + (1-\zeta) N(\mathbf{v}; \mathbf{m}_2, \mathbf{R}_2), \quad \text{其中, } \zeta \text{ 为闪烁率, } \mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{r1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta1}^2 \end{bmatrix} \text{ 和}$$

$R_2 = \begin{bmatrix} \sigma_{r_2}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta_2}^2 \end{bmatrix}$ 表示协方差, $m_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix}$ 和 $m_2 = \begin{bmatrix} r_2 \\ \theta_2 \end{bmatrix}$ 表示均值, σ_{r_1} 、 σ_{r_2} 、 σ_{θ_1} 和 σ_{θ_2} 表示测量噪声标准差, r_1 和 r_2 表示距离, θ_1 和 θ_2 表示方位角;

所述更新模块, 具体用于由目标 i 在所述当前时刻的所述预测边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})$ 中的均值 $m_{i,k|k-1}$ 和协方差 $P_{i,k|k-1}$, 以及测量噪声协方差 R_1 和测量数据 $y_{c,k}$, 经过无迹卡尔曼滤波处理得到第一个重要性密度函数 $q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(\cdot | m_{1,i,k}^c, P_{1,i,k}^c)$ 的均值 $m_{1,i,k}^c$ 和协方差 $P_{1,i,k}^c$, 其中, 无迹卡尔曼滤波处理的过程包括: 选取采样点 $x_{1,i,k|k-1}^0 = m_{i,k|k-1}$, $x_{1,i,k|k-1}^l = m_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)P_{i,k|k-1}} \right)_l$, $x_{1,i,k|k-1}^{l+d} = m_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)P_{i,k|k-1}} \right)_l$, 采样点 $x_{1,i,k|k-1}^0$ 、 $x_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $x_{1,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$, $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, 其中, $l=1, \dots, d$, d 表示状态向量的维数, λ 为尺度参数, λ 为满足 $\lambda+d \neq 0$ 的任意数值; 由所述采样点得到的第一个预测测量向量为 $y_{1,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(x_{1,i,k|k-1}^l)$, 其中,

$$h(x_{1,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos \left(\frac{x_{1,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{1,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{1,i,k|k-1}^l - y_s)^2}} \right) \end{bmatrix},$$

x_s 和 y_s 分别表示传感器的 x 坐标

和 y 坐标, $x_{1,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{1,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $x_{1,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量, 由所述采样点得到的第一个测量向量更新的协方差为

$$P_{1,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(x_{1,i,k|k-1}^l) - y_{1,i,k|k-1}^c)(h(x_{1,i,k|k-1}^l) - y_{1,i,k|k-1}^c)^T + R_1, \text{ 增益为 } A_{1,i,k}^c = P_{1,i,xy} (P_{1,i,yy})^{-1},$$

第一个互协方差 $P_{1,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (x_{1,i,k|k-1}^l - m_{i,k|k-1})(h(x_{1,i,k|k-1}^l) - y_{1,i,k|k-1}^c)^T$, 进而得到第一个重要性

密度函数的均值 $m_{1,i,k}^c = m_{i,k|k-1} + A_{1,i,k}^c (y_{c,k} - y_{1,i,k|k-1}^c)$ 和协方差

$$P_{1,i,k}^c = P_{i,k|k-1} - A_{1,i,k}^c P_{1,i,yy} (A_{1,i,k}^c)^T;$$

由目标 i 在当前时刻的预测边缘分布 $f_i(x_{i,k} | y_{1:k-1}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})$ 的均值 $m_{i,k|k-1}$ 和协方差 $P_{i,k|k-1}$, 以及测量噪声协方差

R_2 和测量数据 $y_{c,k}$, 经过无迹卡尔曼滤波处理得到第二个重要性密度函数

$$q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(\cdot | m_{2,i,k}^c, P_{2,i,k}^c)$$

的均值 $m_{2,i,k}^c$ 和协方差 $P_{2,i,k}^c$, 其中, 无迹卡尔曼滤波处理的过程为: 选取采样点 $x_{2,i,k|k-1}^0 = m_{i,k|k-1}$, $x_{2,i,k|k-1}^l = m_{i,k|k-1} + \left(\sqrt{(d+\lambda)P_{i,k|k-1}} \right)_l$,

$$x_{2,i,k|k-1}^{l+d} = m_{i,k|k-1} - \left(\sqrt{(d+\lambda)P_{i,k|k-1}} \right)_l,$$

所述采样点 $x_{2,i,k|k-1}^0$ 、 $x_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $x_{2,i,k|k-1}^{l+d}$ 的权值分别为 $w_0 = \frac{\lambda}{d+\lambda}$, $w_l = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, $w_{l+d} = \frac{1}{2(d+\lambda)}$, 其中, $l=1, \dots, d$, d 为状态向量

的维数, λ 为尺度参数, 所述 λ 为满足 $\lambda + d \neq 0$ 的任意数值; 由所述采样点得到第二个预测测量向量 $y_{2,i,k|k-1}^c = \sum_{l=0}^{2d} w_l h(x_{2,i,k|k-1}^l)$, 其中

$$h(x_{2,i,k|k-1}^l) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2} \\ \arccos\left(\frac{x_{2,i,k|k-1}^l - x_s}{\sqrt{(x_{2,i,k|k-1}^l - x_s)^2 + (y_{2,i,k|k-1}^l - y_s)^2}}\right) \end{bmatrix}, \quad x_s \text{ 和 } y_s \text{ 分别表示传感器的 } x \text{ 坐标}$$

和 y 坐标, $x_{2,i,k|k-1}^l$ 和 $y_{2,i,k|k-1}^l$ 分别表示状态向量 $x_{2,i,k|k-1}^l$ 的 x 分量和 y 分量, 由所述采样点得到第二个测量向量更新的协方差为

$$P_{2,i,yy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)(h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T + R_2, \quad \text{增益为 } A_{2,i,k}^c = P_{2,i,xy} (P_{2,i,yy})^{-1},$$

第二个互协方差 $P_{2,i,xy} = \sum_{l=0}^{2d} w_l (x_{2,i,k|k-1}^l - m_{i,k|k-1})(h(x_{2,i,k|k-1}^l) - y_{2,i,k|k-1}^c)^T$, 进而得到第二个重

要性密度函数的均值 $m_{2,i,k|k}^c = m_{i,k|k-1} + A_{2,i,k}^c (y_{c,k} - y_{2,i,k|k-1}^c)$ 和协方差 $P_{2,i,k|k}^c = P_{i,k|k-1} - A_{2,i,k}^c P_{2,i,yy} (A_{2,i,k}^c)^T$; 从两个重要性密度函数中分别抽取总数为 A 的粒

子并计算每个粒子的权重, 从第一个重要性密度函数 $q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{1,i,k}^{c,a} \sim q_{1,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$, 粒子 $x_{1,i,k}^{c,a}$ 的权重为

$$\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{1,i,k}^{c,a}), R_1) N(x_{1,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{1,i,k}^c(x_{1,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}, \quad \text{从第二个重要性密度函数}$$

$q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$ 中抽取粒子 $x_{2,i,k}^{c,a} \sim q_{2,i,k}^c(\cdot | y_{1:k-1}, y_{c,k})$, 粒子 $x_{2,i,k}^{c,a}$ 的权重为

$$\xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) = \frac{N(y_{c,k}; h(x_{2,i,k}^{c,a}), R_2) N(x_{2,i,k}^{c,a}; m_{i,k|k-1}, P_{i,k|k-1})}{q_{2,i,k}^c(x_{2,i,k}^{c,a} | y_{1:k-1}, y_{c,k})}, \quad \text{其中, } c=1, \dots, C, a=1, \dots, A; \text{ 根}$$

据抽取的粒子确定当前时刻的目标 i 的更新边缘分布和更新存在概率分别为 $f_i^c(x_{i,k} | y_{1:k-1}, y_{c,k}) = N(x_{i,k}; m_{i,k|k}^c, P_{i,k|k}^c)$ 和 $\rho_{i,k|k}^c$, 其中, 目标 i 的更新边缘分布均值为

$$m_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{1,i,k}^{c,a} + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) x_{2,i,k}^{c,a}]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}, \quad \text{目标 } i \text{ 的更新边缘分布协方差为}$$

$$P_{i,k|k}^c = \frac{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) (m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})(m_{i,k|k}^c - x_{1,i,k}^{c,a})^T + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) (m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})(m_{i,k|k}^c - x_{2,i,k}^{c,a})^T]}{\sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}, \quad \text{目标}$$

$$i \text{ 的更新存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \frac{p_{D,k} \rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})]}{\lambda_{c,k} + p_{D,k} \sum_{i=1}^{N_{k-1}} (\rho_{i,k|k-1} \frac{1}{2A} \sum_{a=1}^A [\xi_{1,i,k}^{c,a}(y_{c,k}) + \xi_{2,i,k}^{c,a}(y_{c,k})])}, \quad \text{其中, } \lambda_{c,k}$$

表示杂波密度, $p_{D,k}$ 表示检测概率;

提取模块，用于将前一时刻的各个目标在当前时刻的预测边缘分布和预测存在概率分别扩展至各个目标在当前时刻的更新边缘分布和更新存在概率中，得到当前时刻各个目标的扩展边缘分布为

$$f_i^c(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = \begin{cases} N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k}^c, \mathbf{P}_{i,k|k}^c), & c=1, \dots, C \\ N(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{m}_{i,k|k-1}, \mathbf{P}_{i,k|k-1}), & c=C+1 \end{cases} \text{ 和扩展存在概率为 } \rho_{i,k|k}^c = \begin{cases} \rho_{i,k|k}^c, & c=1, \dots, C \\ \rho_{i,k|k}, & c=C+1 \end{cases},$$

同时从当前时刻目标*i*的扩展边缘分布中提取存在概率最大的边缘分布 $f_i(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k}) = f_i^{\text{index}}(\mathbf{x}_{i,k} | \mathbf{y}_{1:k})$ ，以及从当前时刻目标*i*的扩展存在概率中提取最大存在概率 $\rho_{i,k|k} = \rho_{i,k|k}^{\text{index}}$ 分别作为目标*i*在当前时刻的边缘分布和存在概率，其中 $i=1, \dots, N_{k-1}$ ， $\text{index} = \arg \max_{c \in 1, \dots, C+1} \rho_{i,k|k}^c$ ；从各个目标在当前时刻的边缘分布和存在概率

中将存在概率小于第一阈值的边缘分布和存在概率裁减掉；传递裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布和存在概率至下一时刻，作为下一时刻目标跟踪过程的输入；从裁减后余下的各目标在当前时刻的边缘分布中提取存在概率大于第二阈值的边缘分布作为当前时刻目标跟踪过程的输出。

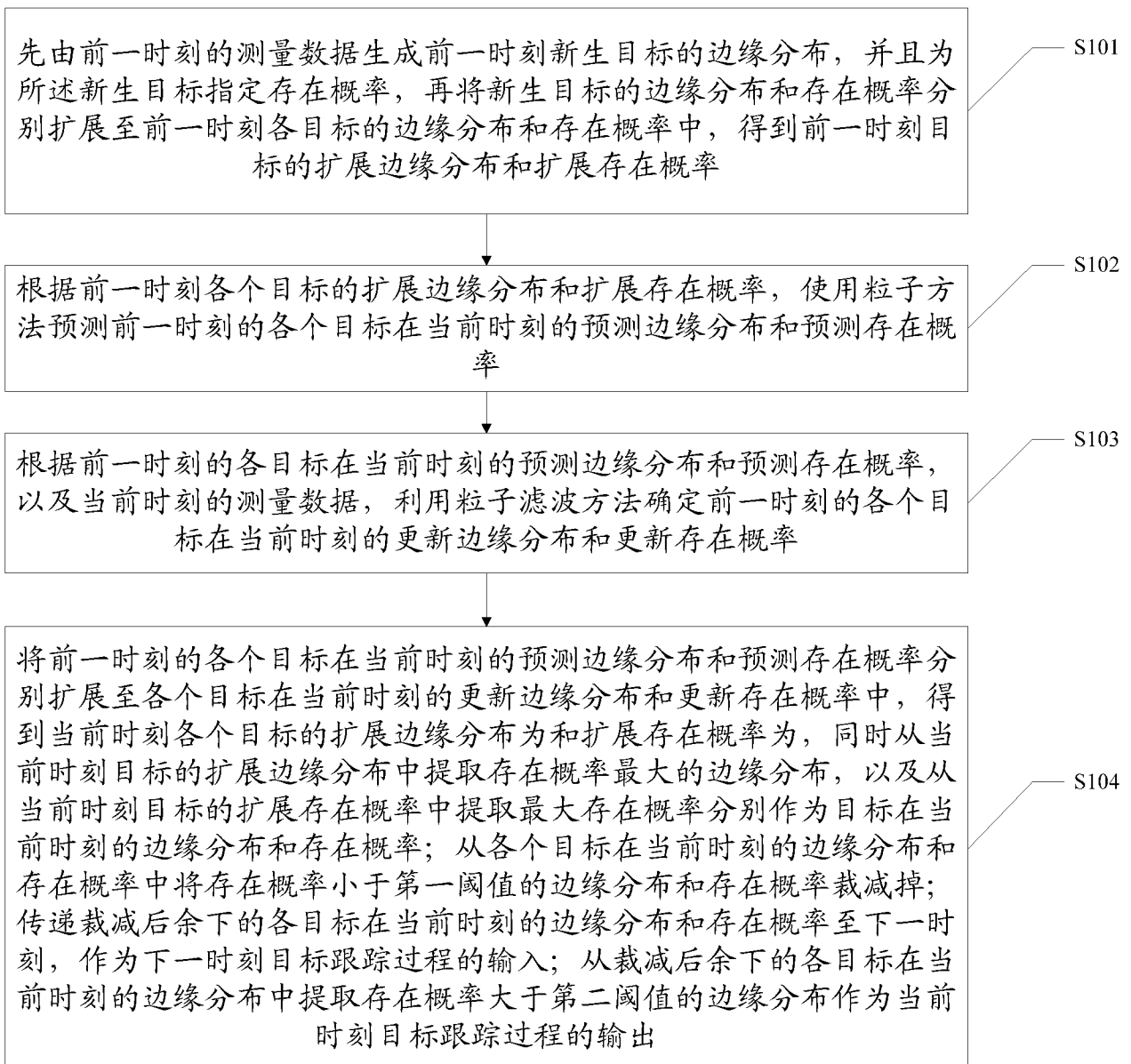


图 1

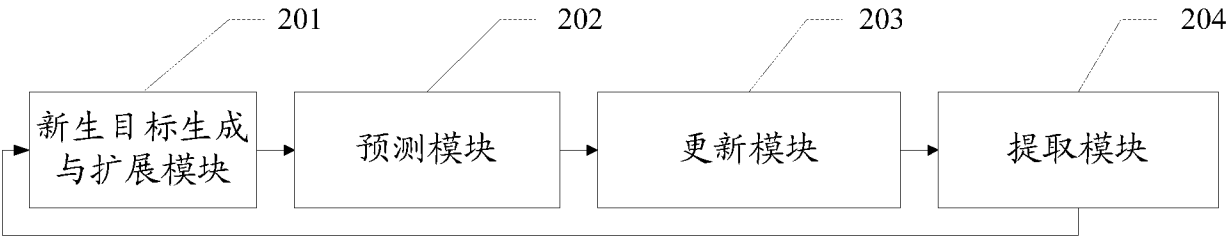


图 2

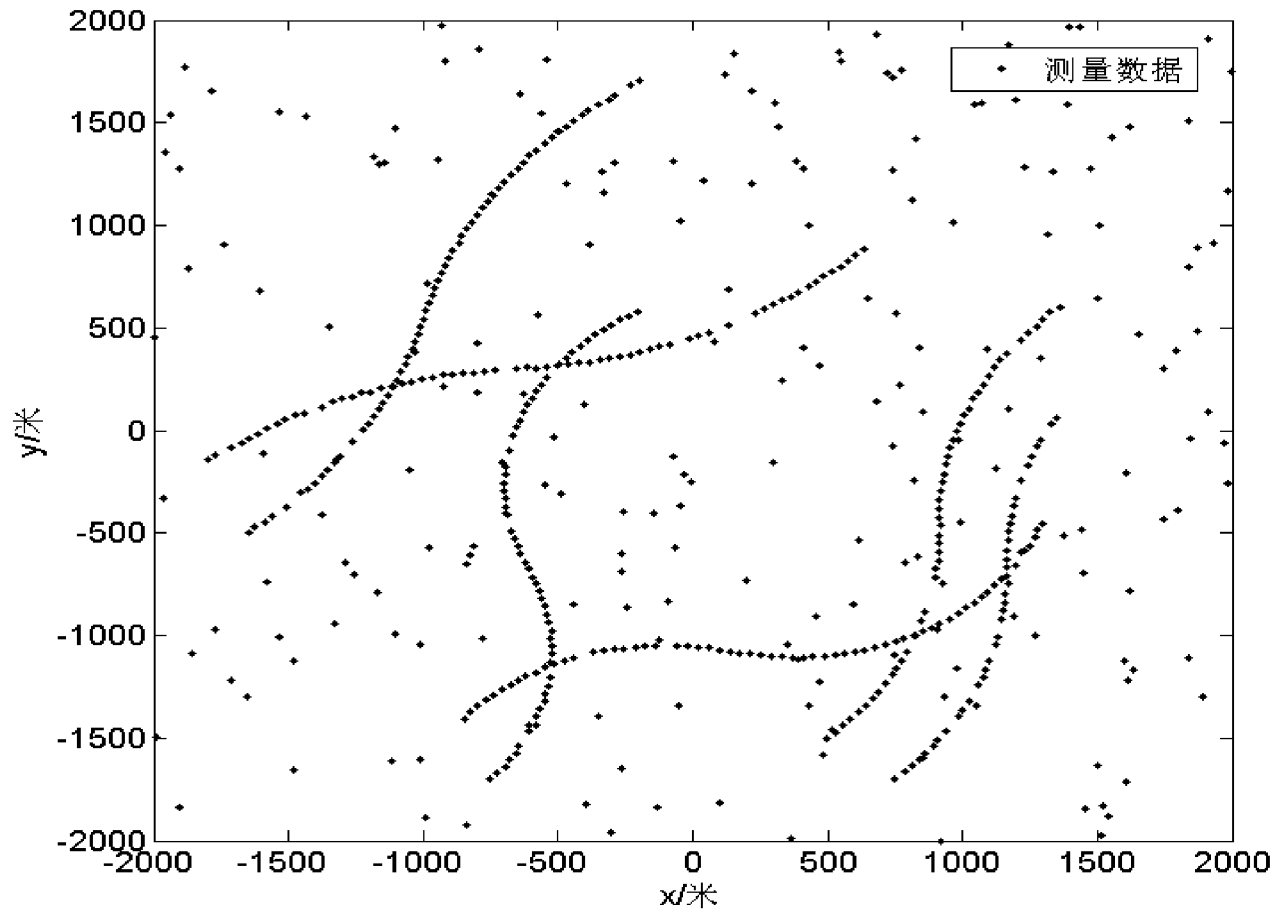


图 3

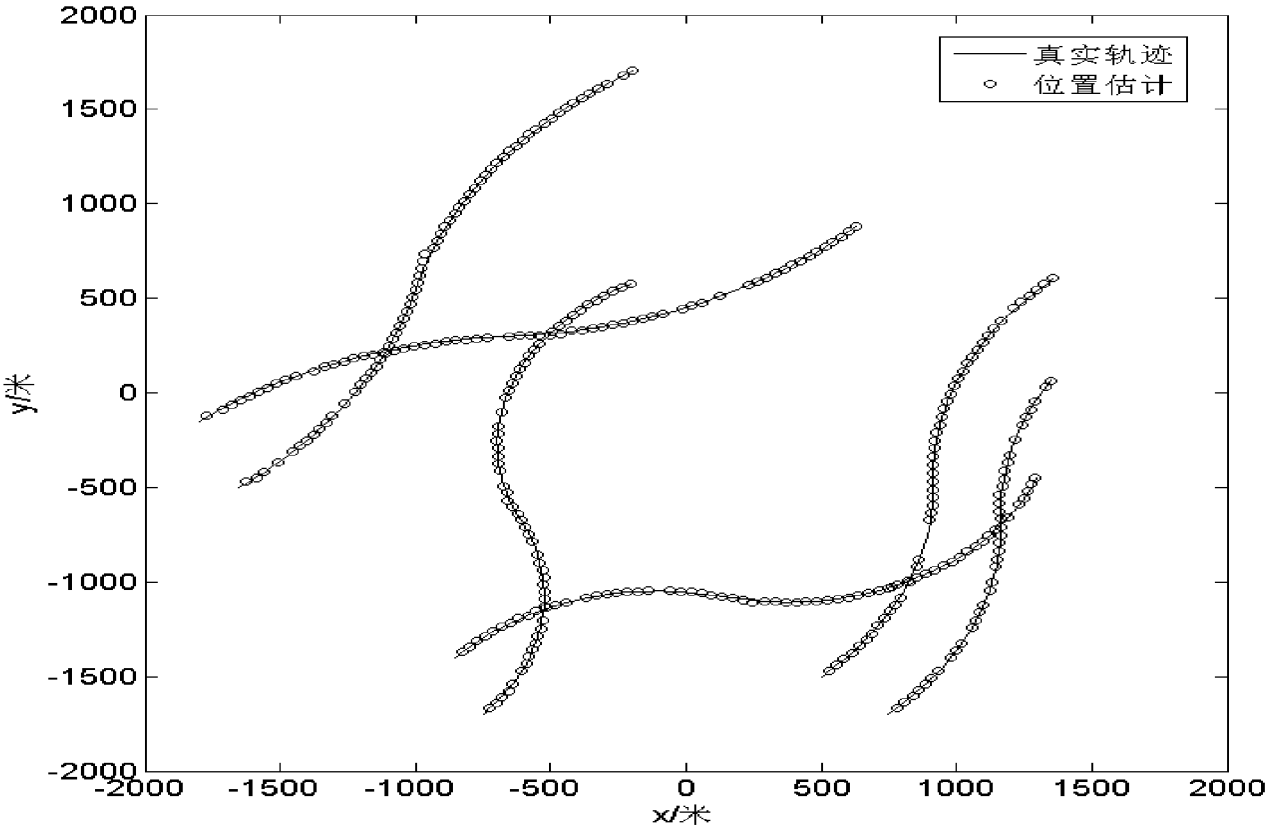


图 4

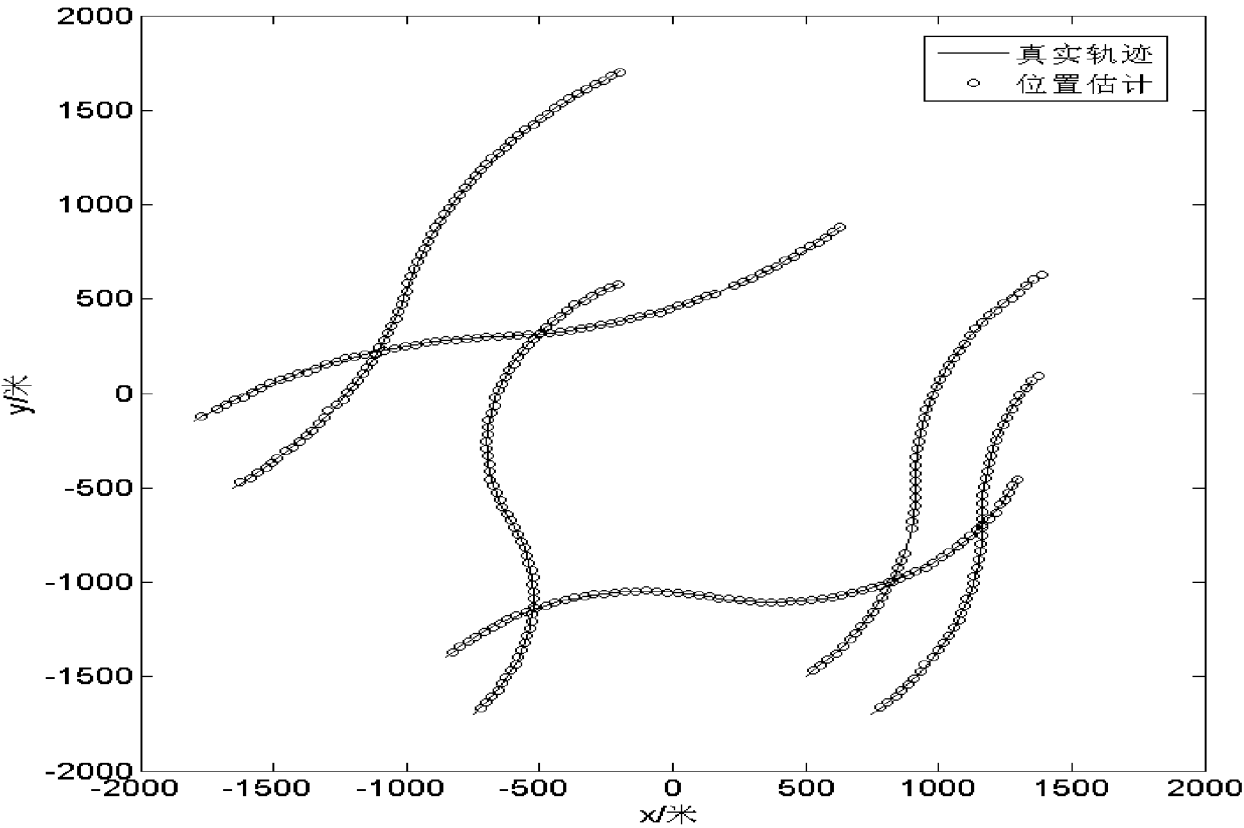


图 5

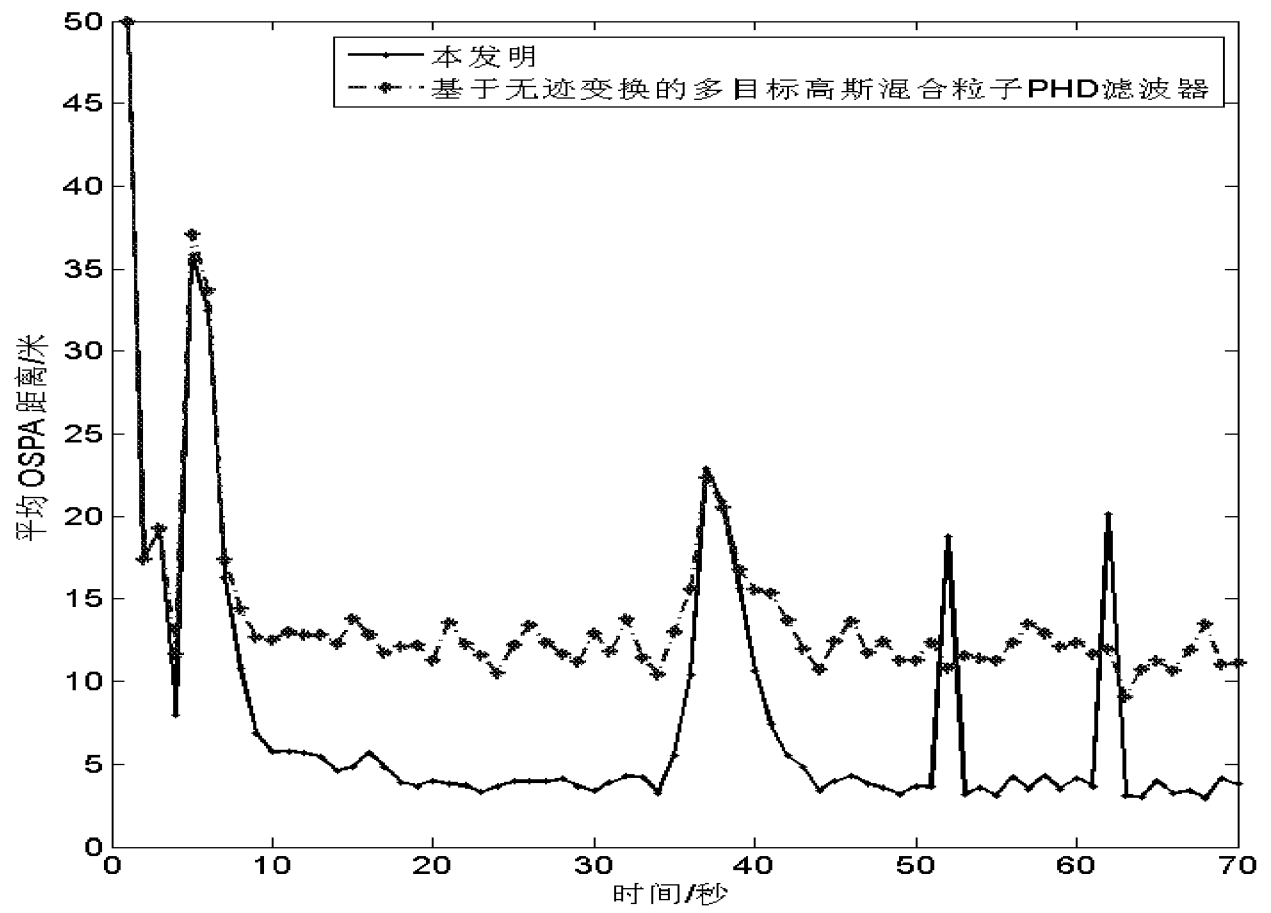


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/087202

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/20(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS; CNTXT; VEN; CNKI: 多目标, 目标, 跟踪, 生成, 预测, 更新, 提取, 边缘, 高斯, 概率, multiobjective, object, track +, trace, forecast, update, pick w up, verge, gauss, probability

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 106772353 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 31 May 2017 (2017-05-31) entire document	1, 2
A	CN 106405538 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 15 February 2017 (2017-02-15) entire document	1, 2
A	US 6226409 B1 (COMPAQ COMPUTER CORP.) 01 May 2001 (2001-05-01) entire document	1, 2
A	CN 103390107 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 13 November 2013 (2013-11-13) entire document	1, 2
A	CN 105719312 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 29 June 2016 (2016-06-29) entire document	1, 2
A	范恩等 (FAN, En et al.). "传感器组网中基于模糊信息处理的多目标跟踪 (Multiple Target Tracking in Sensor Network Based on Fuzzy Information Processing)" 指挥信息系统与技术 (Command Information System and Technology), Vol. 5, No. 6, 31 December 2014 (2014-12-31), pages 15-21	1, 2



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

15 October 2019

Date of mailing of the international search report

04 November 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/087202

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	106772353	A	31 May 2017	WO	2018098926	A1	07 June 2018
				CN	106772353	B	05 April 2019
CN	106405538	A	15 February 2017	CN	106405538	B	20 November 2018
US	6226409	B1	01 May 2001	None			
CN	103390107	A	13 November 2013	CN	103390107	B	10 August 2016
CN	105719312	A	29 June 2016	CN	105719312	B	27 July 2018

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/087202

A. 主题的分类 G06T 7/20 (2017.01) i 按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类																							
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G06T 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用)) CNABS; CNTXT; VEN; CNKI: 多目标, 目标, 跟踪, 生成, 预测, 更新, 提取, 边缘, 高斯, 概率, multiobjective, object, track+, trace, forecast, update, pick w up, verge, gauss, probability																							
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>CN 106772353 A (深圳大学) 2017年 5月 31日 (2017 - 05 - 31) 全文</td> <td>1, 2</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 106405538 A (深圳大学) 2017年 2月 15日 (2017 - 02 - 15) 全文</td> <td>1, 2</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 6226409 B1 (COMPAQ COMPUTER CORP) 2001年 5月 1日 (2001 - 05 - 01) 全文</td> <td>1, 2</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103390107 A (深圳大学) 2013年 11月 13日 (2013 - 11 - 13) 全文</td> <td>1, 2</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 105719312 A (深圳大学) 2016年 6月 29日 (2016 - 06 - 29) 全文</td> <td>1, 2</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>范恩等. "传感器组网中基于模糊信息处理的多目标跟踪" 指挥信息系统与技术, 第5卷, 第6期, 2014年 12月 31日 (2014 - 12 - 31), 第15-21页</td> <td>1, 2</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	A	CN 106772353 A (深圳大学) 2017年 5月 31日 (2017 - 05 - 31) 全文	1, 2	A	CN 106405538 A (深圳大学) 2017年 2月 15日 (2017 - 02 - 15) 全文	1, 2	A	US 6226409 B1 (COMPAQ COMPUTER CORP) 2001年 5月 1日 (2001 - 05 - 01) 全文	1, 2	A	CN 103390107 A (深圳大学) 2013年 11月 13日 (2013 - 11 - 13) 全文	1, 2	A	CN 105719312 A (深圳大学) 2016年 6月 29日 (2016 - 06 - 29) 全文	1, 2	A	范恩等. "传感器组网中基于模糊信息处理的多目标跟踪" 指挥信息系统与技术, 第5卷, 第6期, 2014年 12月 31日 (2014 - 12 - 31), 第15-21页	1, 2
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
A	CN 106772353 A (深圳大学) 2017年 5月 31日 (2017 - 05 - 31) 全文	1, 2																					
A	CN 106405538 A (深圳大学) 2017年 2月 15日 (2017 - 02 - 15) 全文	1, 2																					
A	US 6226409 B1 (COMPAQ COMPUTER CORP) 2001年 5月 1日 (2001 - 05 - 01) 全文	1, 2																					
A	CN 103390107 A (深圳大学) 2013年 11月 13日 (2013 - 11 - 13) 全文	1, 2																					
A	CN 105719312 A (深圳大学) 2016年 6月 29日 (2016 - 06 - 29) 全文	1, 2																					
A	范恩等. "传感器组网中基于模糊信息处理的多目标跟踪" 指挥信息系统与技术, 第5卷, 第6期, 2014年 12月 31日 (2014 - 12 - 31), 第15-21页	1, 2																					
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																							
* 引用文件的具体类型: "A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 "E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 "L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) "O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 "P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 "T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 "X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 "Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 "&" 同族专利的文件																							
国际检索实际完成的日期 2019年 10月 15日		国际检索报告邮寄日期 2019年 11月 4日																					
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		受权官员 李宁 电话号码 62412342																					

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/087202

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	106772353	A	2017年 5月 31日	WO	2018098926	A1	2018年 6月 7日
				CN	106772353	B	2019年 4月 5日
CN	106405538	A	2017年 2月 15日	CN	106405538	B	2018年 11月 20日
US	6226409	B1	2001年 5月 1日	无			
CN	103390107	A	2013年 11月 13日	CN	103390107	B	2016年 8月 10日
CN	105719312	A	2016年 6月 29日	CN	105719312	B	2018年 7月 27日