

(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

(43) 国际公布日
2017 年 11 月 2 日 (02.11.2017)



(10) 国际公布号
WO 2017/185688 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/20 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2016/103141

(22) 国际申请日: 2016 年 10 月 25 日 (25.10.2016)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201610269208.2 2016 年 4 月 26 日 (26.04.2016) 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: 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)。 李俊 (LI, Jun); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 原泽峰 (YUAN, Zefeng); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 谢维信 (XIE, Weixin); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 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)。

(74) 代理人: 深圳市威世博知识产权代理事务所 (普通合伙) (CHINA WISPRO INTELLECTUAL PROPERTY LLP); 中国广东省深圳市南山区高

(54) Title: METHOD AND APPARATUS FOR TRACKING ON-LINE TARGET

(54) 发明名称: 一种在线目标跟踪方法及装置

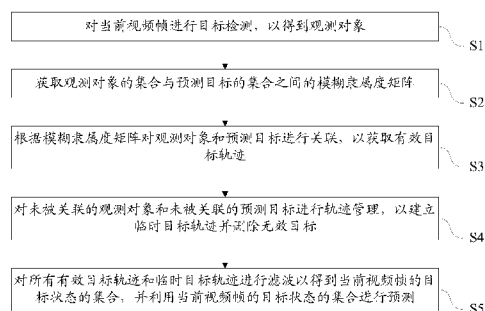


图 1

- S1 PERFORMING TARGET DETECTION ON A CURRENT VIDEO FRAME, SO AS TO OBTAIN AN OBSERVATION OBJECT
S2 ACQUIRING A FUZZY MEMBERSHIP DEGREE MATRIX BETWEEN A SET OF OBSERVATION OBJECTS AND A SET OF PREDICTION TARGETS
S3 ASSOCIATING THE OBSERVATION OBJECT WITH THE PREDICTION TARGET ACCORDING TO THE FUZZY MEMBERSHIP DEGREE MATRIX, SO AS TO ACQUIRE AN EFFECTIVE TARGET TRACK
S4 PERFORMING TRACK MANAGEMENT ON AN UNASSOCIATED OBSERVATION OBJECT AND AN UNASSOCIATED PREDICTION TARGET, SO AS TO ESTABLISH A TEMPORARY TARGET TRACK AND DELETE AN INEFFECTIVE TARGET
S5 FILTERING ALL THE EFFECTIVE TARGET TRACKS AND TEMPORARY TARGET TRACKS, SO AS TO OBTAIN A SET OF TARGET STATES OF A CURRENT VIDEO FRAME, AND PERFORMING PREDICTION USING A SET OF TARGET STATES OF THE CURRENT FRAME

(57) Abstract: A method and apparatus for tracking an on-line target. The tracking method comprises: performing target detection on a current video frame, so as to obtain an observation object (S1); acquiring a fuzzy membership degree matrix between a set of observation objects and a set of prediction targets (S2), wherein the set of prediction targets is a set of prediction target states obtained by performing prediction at least using a set of target states of a previous video frame; associating the observation object with the prediction target according to the fuzzy membership degree matrix, so as to acquire an effective target track (S3); performing track management on an unassociated observation object and an unassociated prediction target, so as to establish a temporary target track and delete an ineffective target (S4); and filtering all the effective target tracks and temporary target tracks, so as to obtain a set of target states of a current video frame, and performing prediction using a set of target states of the current frame (S5).

(57) 摘要: 一种在线目标跟踪方法及跟踪装置, 其中, 所述跟踪方法包括: 对当前视频帧进行目标检测, 以得到观测对象 (S1); 获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵 (S2), 其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合; 根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联, 以获取有效目标轨迹 (S3); 对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理, 以建立临时目标轨迹并删除无效目标 (S4); 对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合, 并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测 (S5)。

新区南区粤兴三道8号中国地质大学产学研基地
中地大楼A806, Guangdong 518057 (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, 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, JP, KE, KG, 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))。

一种在线目标跟踪方法及装置

【技术领域】

本发明涉及目标跟踪领域，特别是涉及一种在线目标跟踪方法及装置。

【背景技术】

在线目标跟踪是计算机视觉中的一个热点研究课题，其对于动作识别、行为分析、场景理解等高层次的视觉研究具有重要意义，并且在视频监控、智能机器人、人机交互等领域有着广泛的应用前景。

在复杂的环境中，目标与背景静物间、目标与目标间的高频率遮挡，以及存在大量虚假观测对象，仍是多目标在线跟踪的难点问题。

【发明内容】

为了至少部分解决以上问题，本发明提出了一种在线目标跟踪方法。该在线目标跟踪方法包括：对当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象；获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵，其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合；根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹；对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理，以建立临时目标轨迹并删除无效目标；对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合，并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

其中，获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵包括：以预测目标的集合为聚类中心，获取预测目标的集合中的每个预测目标与观测对象的集合中的每个观测对象之间的第一隶属度；以观测对象的集合为聚类中心，获取观测对象的集合中的每个观测对象与预测目标的集合中的每个预测目标之间的第二隶属度；利用第一隶属度和第二隶属度获取模糊隶属度矩阵。

其中，预测目标的集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$ ，观测对象的集合为 $Z = \{z_1, \dots, z_r\}$ ；以预测目标的集合为聚类中心，获取预测目标的集合中的每个预测目标与观测对象

的集合中的每个观测对象之间的第一隶属度包括：获取第一隶属度

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^l \left(\frac{g(o_i, z_k)}{g(o_j, z_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad j=1,2,\dots,l; i=1,2,\dots,l; k=1,2,\dots,r \quad (1)$$

其中 $m=2$, $g(o_i, z_k)$ 表示预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离;

以观测对象的集合为聚类中心, 获取观测对象的集合中的每个观测对象与预测目标的集合中的每个预测目标之间的第二隶属度包括：获取第二隶属度

$$u'_{ki} = \left[\sum_{j=1}^r \left(\frac{g(o_i, z_k)}{g(o_i, z_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad j=1,2,\dots,r; i=1,2,\dots,l; k=1,2,\dots,r \quad (2)$$

其中 $m=2$, $g(o_i, z_k)$ 为预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离;

利用第一隶属度和第二隶属度获取模糊隶属度矩阵包括：利用第一隶属度和第二隶属度, 获取观测对象的集合中的每个观测对象与预测目标的集合中的每个预测目标之间的综合隶属度 s_{ik}

$$s_{ik} = \alpha \times u_{ik} + (1 - \alpha) \times u'_{ki} \quad (3)$$

其中, α 为正常系数且 $\alpha \in [0,1]$; 利用综合隶属度 s_{ik} 获取模糊隶属度矩阵

$S = [s_{ik}]_{l \times r}$ 。

其中, 预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离

$$g(o_i, z_k) = 1 - f_1(o_i, z_k) \times f_2(o_i, z_k) \times f_3(o_i, z_k) \times f_4(o_i, z_k) \times f_5(o_i, z_k) \quad (4)$$

其中 $f_1(\cdot)$ 为空间距离特征相似性度量函数, $f_2(\cdot)$ 为几何尺寸特征相似性度量函数, $f_3(\cdot)$ 为运动方向特征相似性度量函数, $f_4(\cdot)$ 为颜色特征相似性度量函数, $f_5(\cdot)$ 为梯度方向特征相似性度量函数, 其定义如下:

$$\begin{aligned} f_1(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{\|(x_o, y_o) - (x_z, y_z)\|_2^2}{2\sigma_1^2 h_0} \right) \\ f_2(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{(h_o - h_z)^2}{2\sigma_2^2 (h_0)^2} \right) \\ f_3(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{|\arctan((y_z - y_o)/(x_z - x_o)) - \arctan(v_o^y / v_o^x)|}{2\sigma_3^2} \right) \\ f_4(o_i, z_k) &= g(\rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k))) \cdot \rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k)) + g(\rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))) \cdot \rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k)) \\ f_5(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{1 - \rho(H_g(o_i), H_g(z_k))}{2\sigma_5^2} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, (x_o, y_o) 为目标 o_i 的中心坐标, (x_z, y_z) 为观测对象 z_k 的中心坐标, h_o 为目标 o_i 的图像高度, σ_1^2 为空间距离方差常量, h_z 为观测对象 z_k 的图像高度, σ_2^2 为几何尺寸方差常量, (x'_o, y'_o) 为上一时刻目标 o_i 的中心坐标, (v_o^x, v_o^y) 为上一时刻目标 o_i 的速度在图像坐标轴上的投影, σ_3^2 为运动方向方差常量, $g(\cdot)$ 为相似度系数函数, $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系数, $H_c^1(\cdot)$ 表示上半部分子块的颜色直方图, $H_c^2(\cdot)$ 表示下半部分子块的颜色直方图, $H_g(\cdot)$ 表示分块梯度方向直方图特征, σ_5^2 为梯度方向方差常量。

其中, 目标图像由 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 共计 n 个像素点构成, 目标图像可以对应预测目标 o_i 或观测对象 z_k , 点 x_i 坐标为 (x_{i_x}, x_{i_y}) , 将目标图像拆分为上半部分子块 T_1 和下半部分子块 T_2 , 上半部分子块 T_1 为: $T_1 = \{x_i | x_{i_y} \geq S_T\}$, 下半部分子块 T_2 为: $T_2 = \{x_i | x_{i_y} < S_T\}$, 其中 S_T 为目标图像的分割线, 将目标图像的灰度离散为 m 级;

上半部分子块的颜色直方图 $H_c^1(x_i) = \{H_{1u}(x_i)\}_{u=1, \dots, m}$,

$$H_{1u}(x_i) = \sum_{i=1}^n m_1(x_i, u), \quad u = 1, \dots, m \quad m_1(x_i, u) = \begin{cases} \delta[b(x_i) - u] & x_i \in T_1 \\ 0 & x_i \notin T_1 \end{cases} \quad (6)$$

其中, $b(x_i)$ 为 x_i 处像素的量化值, 若 x_i 处像素的量化值 $b(x_i)$ 对应于像素级 u , 则 $\delta[b(x_i) - u]$ 取 1, 否则 $\delta[b(x_i) - u]$ 取 0;

下半部分子块 T_2 的颜色直方图 $H_c^2(x_i) = \{H_{2u}(x_i)\}_{u=1, \dots, m}$, 其中:

$$H_{2u}(x_i) = \sum_{i=1}^n m_2(x_i, u), \quad u = 1, \dots, m \quad m_2(x_i, u) = \begin{cases} \delta[b(x_i) - u] & x_i \in T_2 \\ 0 & x_i \notin T_2 \end{cases} \quad (7)$$

将预测目标 o_i 拆分成上下两个子块并利用公式 (6) (7) 分别计算其上半部分子块的颜色直方图 $H_c^1(o_i)$ 和下半部分子块的颜色直方图 $H_c^2(o_i)$, 将观测对象 z_k 拆分成上下两个子块并利用公式 (6) (7) 分别计算其上半部分子块的颜色直方图 $H_c^1(z_k)$ 和下半部分子块的颜色直方图 $H_c^2(z_k)$, 并利用各子块的颜色直方图计算预测目标 o_i 和观测对象 z_k 之间的颜色特征相似性度量函数:

$$f_4(o_i, z_k) = g(\rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k))) \cdot \rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k)) + g(\rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))) \cdot \rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))$$

其中 $g(\cdot)$ 为相似度系数函数, $g(x) = \begin{cases} 2x^2 & x < 0.5 \\ -2(x-1)^2 + 1 & x \geq 0.5 \end{cases}$, $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系数。

其中, 根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联, 以获取有效目标轨迹包括: 查找模糊隶属度矩阵 S 中未被标记的所有元素中的最大值 s_{pq} ; 标记模糊隶属度矩阵 S 中的第 p 行所有元素以及第 q 列所有元素; 判断预测目标 o_p 与观测对象 z_q 的空间距离特征相似性度量函数 $f_1(o_p, z_q)$ 是否大于阈值常量 β ; 若 $f_1(o_p, z_q) > \beta$, 则判断预测目标 o_p 与观测对象 z_q 正确关联, 为有效目标轨迹; 循环执行上述步骤直至模糊隶属度矩阵 S 中的所有行或所有列均被标记。

其中, 对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理, 以建立临时目标轨迹、删除无效目标包括: 对未被关联的观测对象, 利用未被关联的观测对象与预测目标之间的遮挡度, 获取未被关联的观测对象的判别函数, 根据判别函数判断是否为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹, 对未被关联的预测目标, 若未被关联的预测目标对应的目标连续 λ_1 帧未被关联, 则判断目标无效并删除无效目标, λ_1 为大于 1 的整数。

其中, 未被关联的观测对象的集合为 $\Omega = \{z_1, \dots, z_m\}$, 预测目标的集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$; 利用未被关联的观测对象与预测目标之间的遮挡度, 获取未被关联的观测对象的判别函数包括: 获取未被关联的观测对象 $z \in \Omega$ 与预测目标 $o \in O$ 之间的遮挡度

$$\omega(z, o) = \frac{r(z \cap o)}{\min(r(z), r(o))} \quad (8)$$

其中 $r(\cdot)$ 表示求面积;

获取每个未被关联的观测对象 $z \in \Omega$ 的判别函数

$$\phi(z) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } \omega(z, o) < \gamma, \forall o \in O \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 γ 为常量参数, 且 $0 < \gamma < 1$;

根据判别函数判断是否为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹包括: 对每个未被关联的观测对象, 若其判别函数为 1, 则为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹, 若其判别函数为 0 则不建立。

其中, 对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的

目标状态的集合，并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测包括：使用卡尔曼滤波器对有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波和预测。

其中，对当前视频帧进行目标检测包括：使用混合高斯背景模型对当前视频帧进行目标检测。

为了至少部分解决以上问题，本发明提出了一种在线目标跟踪装置。该在线目标跟踪装置包括：检测模块，用于对当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象；矩阵获取模块，用于获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵，其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合；关联模块，用于根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹；轨迹管理模块，用于对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理，以建立临时目标轨迹并删除无效目标；滤波预测模块，用于对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合，并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

为了至少部分解决以上问题，本发明提出了一种在线目标跟踪装置。该在线目标跟踪装置包括：处理器和摄像机，处理器连接摄像机；处理器用于对从摄像机获取的当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象；获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵，其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合；根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹；对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理，以建立临时目标轨迹并删除无效目标；对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合，并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

本发明的有益效果是：构建模糊隶属度矩阵并根据其对观测对象和预测目标进行关联，解决了当存在漏检或者出现新目标等情况下预测目标数目与观测对象数目不相等时的复杂关联问题，对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理，判断其是否为新的目标，并为新目标建立临时目标轨迹，减少了错误的目标轨迹起始，实现高鲁棒性的在线目标跟踪。

【附图说明】

图1是本发明在线目标跟踪方法第一实施例的流程图；

图2是本发明在线目标跟踪方法第二实施例的流程图；

图3是本发明在线目标跟踪方法第三实施例中建立临时目标轨迹的流程图；

图4是本发明在线目标跟踪装置第一实施例的结构示意图；

图5是本发明在线目标跟踪装置第二实施例的结构示意图。

【具体实施方式】

下面结合附图和实施例对本发明进行详细说明。

如图1所示，本发明在线目标跟踪方法第一实施例包括：

S1：对当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象。

使用帧差法、光流法、背景减除法等运动目标检测算法对当前视频帧的图像进行目标检测，以从图像中找出运动的像素，辅以中值滤波和简单的形态学处理，最终得到图像中运动的目标作为观测对象。一般而言，观测对象是图像中的一个矩形或者其他形状的区域。

在本发明在线目标跟踪方法一个实施例中，采用基于混合高斯背景模型的背景减除法对当前视频帧的图像进行目标检测。

S2：获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵。

使用模糊C均值聚类（Fuzzy C-Means）算法获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵。其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的当前视频帧的预测目标状态的集合。

可以以预测目标的集合为聚类中心计算预测目标与观测对象之间的模糊隶属度以获取模糊隶属度矩阵；也可以以观测对象的集合为聚类中心计算观测对象与预测目标之间的模糊隶属度以获取模糊隶属度矩阵；也可以结合目标与观测对象之间的模糊隶属度以及观测对象与预测目标之间的模糊隶属度以获取模糊隶属度矩阵。

S3：根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹。

基于最大隶属度准则，根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，正确关联上的一对预测目标与观测对象为有效目标轨迹。

S4: 对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理, 以建立临时目标轨迹并删除无效目标。

复杂环境下, 由于背景干扰、目标自身形变等多种因素的影响, 可能出现虚假观测对象, 例如对同一个目标检测出多个观测对象, 将多个目标或者目标与背景作为观测对象等。未被关联的观测对象可能是新出现的目标, 也可能是虚假观测对象, 因此需要判断未被关联的观测对象是否为虚假观测对象, 不是虚假观测对象的未被关联的观测对象被判定为新的目标, 为其建立临时轨迹。

当目标移动出摄像机的拍摄范围、被背景或者其他目标遮挡时, 可能会出现未被关联的预测目标。对未被关联的预测目标, 采用预测值作为当前视频帧的目标状态, 若该目标连续多帧未被关联, 则判断该目标无效并删除无效目标。

S5: 对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合, 并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

当前视频帧的目标状态的集合中包括了当前视频帧中所有目标的状态。利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测的结果作为下一视频帧的预测目标的集合以供下一视频帧目标跟踪使用。

在本发明在线目标跟踪方法的一个实施例中, 使用卡尔曼滤波器对有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波和预测。

按照上述步骤对摄像机输出的视频逐帧进行处理, 以实现目标在线跟踪。

通过上述实施例的实施, 构建模糊隶属度矩阵并根据其对观测对象和预测目标进行关联, 解决了当存在漏检或者出现新目标等情况下预测目标数目与观测对象数目不相等时的复杂关联问题, 对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理, 判断其是否为新的目标, 并为新目标建立临时目标轨迹, 减少了错误的目标轨迹起始, 实现高鲁棒性的在线目标跟踪。

如图 2 所示, 本发明在线目标跟踪方法第二实施例, 是在本发明在线目标跟踪方法第一实施例的基础上, 进一步限定步骤 S2 和 S3 包括:

S21: 以预测目标的集合为聚类中心, 获取预测目标的集合中的每个预测目标与观测对象的集合中的每个观测对象之间的第一隶属度。

预测目标的集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$, 观测对象的集合为 $Z = \{z_1, \dots, z_r\}$ 。以预测目标的集合为聚类中心, 构建第一目标函数:

$$\min_U \{J_m(U) = \sum_{i=1}^l \sum_{k=1}^r u_{ik}^m g(o_i, z_k)\}, o_i \in O, z_k \in Z \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^l u_{ik} = 1, \forall k$$

其中 $m=2$, u_{ik} 为第一隶属度, 即预测目标与观测对象之间的模糊隶属度, $g(o_i, z_k)$ 表示预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离。

在本发明在线目标跟踪方法的一个实施例中, 基于空时线索, 利用包括空间距离特征、几何尺寸特征、颜色特征、梯度方向特征以及运动方向特征在内的空时多属性特征对预测目标与观测对象间的距离进行度量, 定义预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离

$$g(o_i, z_k) = 1 - f_1(o_i, z_k) \times f_2(o_i, z_k) \times f_3(o_i, z_k) \times f_4(o_i, z_k) \times f_5(o_i, z_k) \quad (4)$$

其中 $f_1(\cdot)$ 为空间距离特征相似性度量函数, $f_2(\cdot)$ 为几何尺寸特征相似性度量函数, $f_3(\cdot)$ 为运动方向特征相似性度量函数, $f_4(\cdot)$ 为颜色特征相似性度量函数, $f_5(\cdot)$ 为梯度方向特征相似性度量函数, 其定义如下:

$$f_1(o_i, z_k) = \exp\left(-\frac{\|(x_o, y_o) - (x_z, y_z)\|_2^2}{2\sigma_1^2 h_0}\right)$$

$$f_2(o_i, z_k) = \exp\left(-\frac{(h_o - h_z)^2}{2\sigma_2^2 (h_0)^2}\right)$$

$$f_3(o_i, z_k) = \exp\left(-\frac{|\arctan((y_z - y_o')/(x_z - x_o')) - \arctan(v_o^y / v_o^x)|}{2\sigma_3^2}\right)$$

$$f_4(o_i, z_k) = g(\rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k))) \cdot \rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k)) + g(\rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))) \cdot \rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))$$

$$f_5(o_i, z_k) = \exp\left(-\frac{1 - \rho(H_g(o_i), H_g(z_k))}{2\sigma_5^2}\right) \quad (5)$$

其中, $f_1(\cdot)$ 中的 (x_o, y_o) 为目标 o_i 的中心坐标, (x_z, y_z) 为观测对象 z_k 的中心坐标, $\|\cdot\|_2$ 为二范数。 $f_2(\cdot)$ 中的 h_o 为目标 o_i 的图像高度, σ_1^2 为空间距离方差常量, h_z 为观测对象 z_k 的图像高度, σ_2^2 为几何尺寸方差常量。 $f_3(\cdot)$ 中的 (x_o', y_o') 为上一时刻目标 o_i 的中心坐标, (v_o^x, v_o^y) 为上一时刻目标 o_i 的速度在图像坐标轴上的投影, σ_3^2 为运动方向方差常量。

对于 $f_4(\cdot)$ 颜色特征相似性度量函数, 目标跟踪的对象是行人, 一般情况下, 行人的着装可以分为两个相对独立的部分, 行人上半部分的颜色特征与行人下

半部分的颜色特征相对独立。为此，对于行人类目标，将其拆分为上下两个部分子块，分别描述两个子块的颜色特征，利用子块目标颜色直方图来计算预测目标和观测对象间的颜色特征相似度。

目标图像由 $\{x_i\}_{i=1,\dots,n}$ 共计 n 个像素点构成，目标图像可以对应预测目标 o_i 或观测对象 z_k ，点 x_i 坐标为 (x_{i_x}, x_{i_y}) ，将目标图像拆分为上半部分子块 T_1 和下半部分子块 T_2 ，上半部分子块 T_1 为： $T_1 = \{x_i | x_{i_y} \geq S_T\}$ ，下半部分子块 T_2 为： $T_2 = \{x_i | x_{i_y} < S_T\}$ ，其中， S_T 为目标图像的分割线。

将目标图像的灰度离散为 m 级，上半部分子块 T_1 的颜色直方图 $H_c^1(x_i) = \{H_{1u}(x_i)\}_{u=1,\dots,m}$ ，其中：

$$H_{1u}(x_i) = \sum_{i=1}^n m_1(x_i, u), \quad u = 1, \dots, m \quad m_1(x_i, u) = \begin{cases} \delta[b(x_i) - u] & x_i \in T_1 \\ 0 & x_i \notin T_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中， $b(x_i)$ 为 x_i 处像素的量化值，若 x_i 处像素的量化值 $b(x_i)$ 对应于像素级 u ，则 $\delta[b(x_i) - u]$ 取 1，否则 $\delta[b(x_i) - u]$ 取 0。

同理，下半部分子块 T_2 的颜色直方图 $H_c^2(x_i) = \{H_{2u}(x_i)\}_{u=1,\dots,m}$ ，其中：

$$H_{2u}(x_i) = \sum_{i=1}^n m_2(x_i, u), \quad u = 1, \dots, m \quad m_2(x_i, u) = \begin{cases} \delta[b(x_i) - u] & x_i \in T_2 \\ 0 & x_i \notin T_2 \end{cases} \quad (7)$$

为了计算预测目标 o_i 和观测对象 z_k 之间的颜色特征相似性，将预测目标 o_i 拆分成上下两个子块并利用公式 (6) (7) 分别计算其上半部分子块的颜色直方图 $H_c^1(o_i)$ 和下半部分子块的颜色直方图 $H_c^2(o_i)$ ，将观测对象 z_k 拆分成上下两个子块并利用公式 (6) (7) 分别计算其上半部分子块的颜色直方图 $H_c^1(z_k)$ 和下半部分子块的颜色直方图 $H_c^2(z_k)$ ，并利用各子块的颜色直方图计算预测目标 o_i 和观测对象 z_k 之间的颜色特征相似性度量函数：

$$f_4(o_i, z_k) = g(\rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k))) \cdot \rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k)) + g(\rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))) \cdot \rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))$$

其中 $g(\cdot)$ 为相似度系数函数， $g(x) = \begin{cases} 2x^2 & x < 0.5 \\ -2(x-1)^2 + 1 & x \geq 0.5 \end{cases}$ ， $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系数。

$f_5(\cdot)$ 中的 $H_g(\cdot)$ 表示分块梯度方向直方图特征, σ_5^2 为梯度方向方差常量。

在本发明在线目标跟踪方法的其他实施例中, 可以采用其他形式来利用空时多属性特征定义预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离, 例如 $g'(o_i, z_k) = \exp(-f_1(o_i, z_k) \times f_2(o_i, z_k) \times f_3(o_i, z_k) \times f_4(o_i, z_k) \times f_5(o_i, z_k))$ 。当然, 也可以使用更少或者更多特征相似性度量函数来定义预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离。

利用拉格朗日乘子法, 可得第一隶属度:

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^l \left(\frac{g(o_i, z_k)}{g(o_j, z_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad j=1,2,\dots,l; i=1,2,\dots,l; k=1,2,\dots,r \quad (1)$$

S22: 以观测对象的集合为聚类中心, 获取观测对象的集合中的每个观测对象与预测目标的集合中的每个预测目标之间的第二隶属度。

以观测对象的集合为聚类中心, 构建第二目标函数:

$$\begin{aligned} \min_{U'} \{J_m(U')\} &= \sum_{i=1}^l \sum_{k=1}^r (u'_{ki})^m g(o_i, z_k), o_i \in O, z_k \in Z \\ \sum_{k=1}^r u'_{ki} &= 1, \forall i \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $m=2$, u'_{ki} 为第二隶属度, 即观测对象与预测目标之间的模糊隶属度, $g(o_i, z_k)$ 表示预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离。

利用拉格朗日乘子法, 可得第二隶属度:

$$u'_{ki} = \left[\sum_{j=1}^r \left(\frac{g(o_i, z_k)}{g(o_i, z_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad j=1,2,\dots,r; i=1,2,\dots,l; k=1,2,\dots,r \quad (2)$$

S23: 利用第一隶属度和第二隶属度获取模糊隶属度矩阵。

根据式(1)计算出的第一隶属度 u_{ik} 和式(2)计算出的第二隶属度 u'_{ik} , 计算预测目标 o_i 与观测对象 z_k 之间的综合隶属度

$$s_{ik} = \alpha \times u_{ik} + (1 - \alpha) \times u'_{ik} \quad (3)$$

其中, α 为正常系数且 $\alpha \in [0,1]$ 。利用综合隶属度 s_{ik} 获取模糊隶属度矩阵 $S = [s_{ik}]_{l \times r}$ 。

S24: 查找模糊隶属度矩阵 S 中未被标记的所有元素中的最大值 s_{pq} 。

基于最大隶属度准则对预测目标与观测对象进行关联。

S25: 标记模糊隶属度矩阵 S 中的第 p 行所有元素以及第 q 列所有元素。

S26: 判断预测目标 o_p 与观测对象 z_q 的空间距离特征相似性度量函数 $f_1(o_p, z_q)$ 是否大于阈值常量 β 。

其中 $0 < \beta < 1$, β 越大, 对预测目标 o_p 与观测对象 z_q 的空间距离特征相似性要求越高。若 $f_1(o_p, z_q) > \beta$, 则跳转到步骤 S27; 否则跳转到步骤 S28。

S27: 预测目标 o_p 与观测对象 z_q 正确关联, 为有效目标轨迹。

接步骤 S28。

S28: 判断模糊隶属度矩阵 S 中是否不存在未被标记的行或列。

若模糊隶属度矩阵 S 中不存在未被标记的行或列, 即模糊隶属度矩阵 S 中的所有行或者所有列均已被标记, 则结束流程; 否则跳转到步骤 S24。

当出现新目标、目标由于被遮挡、离开监控范围等情况导致漏检时, 预测目标的数目与观测对象的数目可能不相等。

如果只以预测目标的集合作为模糊聚类中心计算模糊隶属度, 当视频帧中出现新目标时, 新目标对应的观测对象将作为野值存在, 其对于所有预测目标的模糊隶属度均应很小。但是在式(10)中约束条件的作用下, 可能计算得出该观测对象对于几个预测目标有较大的模糊隶属度, 从而与真实情况不符。另外当预测目标数为 1 时, 在式(10)中约束条件的作用下, 将会计算得出所有观测对象对于预测目标的隶属度均为 1, 与实际情况不符。

如果以观测对象作为模糊聚类中心, 当视频帧中的目标由于遮挡等因素被漏检时, 该目标对应的预测目标对于当前所有观测对象的模糊隶属度均应很小, 但是在式(11)中约束条件的作用下, 可能计算得出该预测目标对于存在于该预测目标附近的几个观测对象具有较大的模糊隶属度, 从而与真实情况不符。另外当观测对象数为 1 时, 在式(11)中约束条件的作用下, 将会计算得出所有预测目标对于观测对象的隶属度均为 1, 与实际情况不符。

通过上述实施例的实施, 考虑了复杂环境下预测目标与观测对象之间关联的模糊性, 通过第一隶属度和第二隶属度计算综合隶属度, 解决了当存在漏检或者新目标出现等预测目标数目与观测对象数目不相等时的复杂关联问题, 从而有利于解决存在高频率遮挡以及大量虚假观测环境下的目标在线跟踪问题。

本发明在线目标跟踪方法第三实施例, 是在本发明在线目标跟踪方法第一实施例的基础上, 进一步限定步骤 S4 包括:

对未被关联的观测对象，利用未被关联的观测对象与预测目标之间的遮挡度，获取未被关联的观测对象的判别函数，根据判别函数判断是否为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹。进一步的，若临时目标轨迹连续 λ_2 帧都被关联上，则将其转化为有效目标轨迹，否则删除该临时目标轨迹，其中 λ_2 为大于 1 的整数。

对未被关联的预测目标，若未被关联的预测目标对应的目标连续 λ_1 帧未被关联，则判断目标无效并删除无效目标，其中 λ_1 为大于 1 的整数。

如图 3 所示，利用未被关联的观测对象与预测目标之间的遮挡度，获取未被关联的观测对象的判别函数，根据判别函数判断是否为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹包括：

S41：获取未被关联的观测对象与预测目标之间的遮挡度。

未被关联的观测对象的集合为 $\Omega = \{z_1, \dots, z_m\}$ ，预测目标的集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$ 。

获取未被关联的观测对象 $z \in \Omega$ 与预测目标 $o \in O$ 之间的遮挡度

$$\omega(z, o) = \frac{r(z \cap o)}{\min(r(z), r(o))} \quad (8)$$

其中 $r(\cdot)$ 表示求面积。 $0 \leq \omega(z, o) \leq 1$ ，当 $\omega(z, o) > 0$ 时，观测对象 z 与预测目标 o 之间发生了遮挡。

S42：获取每个未被关联的观测对象的判别函数。

观测对象 $z \in \Omega$ 的判别函数

$$\phi(z) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } \omega(z, o) < \gamma, \forall o \in O \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 γ 为常量参数，且 $0 < \gamma < 1$ 。

对每个未被关联的观测对象，若其判别函数为 1，则跳转到步骤 S43；若其判别函数为 0，则跳转到步骤 S44。

S43：为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹。

结束本次流程。

S44：不为未被关联的观测对象建立临时目标轨迹。

结束本次流程。

通过上述实施例的实施，对未被关联的观测对象与预测目标之间的遮挡度进行分析，并根据遮挡度获取未被关联的观测对象的判别函数决定是否未被关联的观测对象建立临时目标轨迹，可以有效的防止将虚假观测对象作为新目

标, 提高目标跟踪的准确性。

下表为使用本发明在线目标跟踪方法一实施例对公开测试视频序列 PETS.S2L1 进行实验的结果, 本实施例是本发明第一、第二与第三实施例的结合, 并采用卡尔曼滤波器对有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波和预测。文献[1]算法为 Berclaz 等人提出的一种 K 最短路径优化求解的多目标跟踪算法, 见 J Berclaz, F Fleuret, E Türetken, et al. Multiple Object Tracking Using K-Shortest Paths Optimization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.33, No.9, 2011:1806-1819。文献[2]算法为提出的一种基于子轨迹置信度以及判别外观模型在线学习的多目标在线跟踪算法, 见 S Bae, K Yoon. Robust Online Multi-object Tracking Based on Tracklet Confidence and Online Discriminative Appearance Learning[C]. IEEE CVPR, 2014:1218-1225。

算法	MOTA	MOTP	IDS	MT	ML	FG
文献[1]算法	80.3%	72.0%	13	89.47%	10.53%	22
文献[2]算法	83.0%	69.6%	4	100%	0%	4
本实施例算法	87.0%	65.8%	6	89.47%	10.53%	55

表 1

横坐标为对实验结果进行评估的评价指标, 包括多目标跟踪精度(MOTP↑)、多目标跟踪准确性(MOTA↑)、目标标签变化次数(IDS↓)、准确跟踪的目标比例(MT↑)、丢失的目标比例(ML↓)、目标轨迹断开次数(FG↓), 其中上升箭头↑表示该项数值越大则跟踪效果越好, 下降箭头↓表示该项数值越小则跟踪效果越好。

MOTP 的定义为:

$$\text{MOTP} = \frac{\sum_t \sum_i \frac{r(h_i^t \cap o_i^t)}{r(h_i^t \cup o_i^t)}}{\sum_t \eta_t}$$

其中, $r(\cdot)$ 表示求区域的面积, h_i^t 表示 t 时刻第 i 个目标的真实状态, o_i^t 表示 t 时刻跟踪算法输出的与第 i 个目标相对应的估计状态, η_t 表示 t 时刻跟踪算法输出的状态与目标真实状态相匹配的数量。

MOTA 的定义为:

$$\text{MOTA} = 1 - \frac{\sum_t (FP_t + FN_t + IDS_t)}{\sum_t \mu_t}$$

其中, FP_t 表示 t 时刻跟踪算法输出的错误状态的数量, FN_t 表示 t 时刻跟踪算法输出中所漏掉的真实目标的数量, IDS_t 表示 t 时刻目标标签发生变化的次数,

μ_t 表示 t 时刻目标的数量。

MT 定义为跟踪算法输出目标状态中与目标真实状态匹配率超过 80% 的目标轨迹的数量。ML 定义为跟踪算法输出目标状态中与目标真实状态匹配率低于 20% 的目标轨迹的数量。FG 定义为跟踪算法输出目标轨迹所断开的次数。

测试视频序列 PETS.S2L1 包含多种跟踪困难因素，其中包括由于目标相互靠近所导致的目标轨迹交叉以及目标间的高频率遮挡；目标在场景中心位置处停留时，该位置处的街灯所造成的长时间完全遮挡；目标行进过程中突然停下、转身等运动状态以及目标姿态的剧烈变化。

从表 1 可以看出，本实施例的方法在多目标跟踪准确性(MOTA)这一性能指标上要优于对比算法，其中文献[2]算法为在线跟踪算法、文献[5]算法为离线跟踪算法。在目标标签变化(IDS)这一项指标上，本文算法略差于文献[2]算法但明显好于文献[1]算法，说明了本文提出的模糊数据关联方法的有效性。由于本实施例中采用卡尔曼滤波器，无法对非线性运动的目标状态进行准确地估计与预测，因此，在目标轨迹断开次数(FG)以及多目标跟踪精度(MOTP)这两项指标上要低于对比算法，尽管如此，本实施例方法的 MOTA 仍然优于对比算法，这充分说明本实施例方法在保证准确数据关联的同时，有效减少了错误的目标轨迹起始。

如图 4 所示，本发明在线目标跟踪装置第一实施例包括：

检测模块 10，用于对当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象。

矩阵获取模块 20，用于获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵，其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合。

关联模块 30，用于根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹。

轨迹管理模块 40，用于对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理，以建立临时目标轨迹并删除无效目标。

滤波预测模块 50，用于对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合，并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

本实施例的在线目标跟踪装置包括的各模块用于执行图 1 以及图 1 对应的本发明在线目标跟踪方法第一实施例中的各步骤，具体内容请参阅图 1 以及图 1

对应的本发明在线目标跟踪方法第一实施例，在此不再赘述。

如图 5 所示，本发明在线目标跟踪装置第二实施例包括：处理器 110 和摄像机 120。摄像机 120 可以为本地摄像机，处理器 110 通过总线连接摄像机 120；摄像机 120 也可以为远程摄像机，处理器 110 通过局域网或互联网连接摄像机 120。

处理器 110 控制在线目标跟踪装置的操作，处理器 110 还可以称为 CPU（Central Processing Unit，中央处理单元）。处理器 110 可能是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。处理器 110 还可以是通用处理器、数字信号处理器（DSP）、专用集成电路（ASIC）、现成可编程门阵列（FPGA）或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

在线目标跟踪装置可以进一步包括存储器（图中未画出），存储器用于存储处理器 110 工作所必需的指令及数据，也可以存储传输器 120 拍摄的视频数据。

处理器 110 用于对从摄像机 120 获取的当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象；获取观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵，其中预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合；根据模糊隶属度矩阵对观测对象和预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹；对未被关联的观测对象和未被关联的预测目标进行轨迹管理，以建立临时目标轨迹并删除无效目标；对所有有效目标轨迹和临时目标轨迹进行滤波以得到当前视频帧的目标状态的集合，并利用当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

以上所述仅为本发明的实施方式，并非因此限制本发明的专利范围，凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换，或直接或间接运用在其他相关的技术领域，均同理包括在本发明的专利保护范围内。

权利要求

1. 一种在线目标跟踪方法，其特征在于，包括：

对当前视频帧进行目标检测，以得到观测对象；

获取所述观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵，其中所述预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合；

根据所述模糊隶属度矩阵对所述观测对象和所述预测目标进行关联，以获取有效目标轨迹；

对未被关联的所述观测对象和未被关联的所述预测目标进行轨迹管理，以建立临时目标轨迹并删除无效目标；

对所有所述有效目标轨迹和所述临时目标轨迹进行滤波以得到所述当前视频帧的目标状态的集合，并利用所述当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，

所述获取所述观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵包括：

以所述预测目标的集合为聚类中心，获取所述预测目标的集合中的每个预测目标与所述观测对象的集合中的每个观测对象之间的第一隶属度；

以所述观测对象的集合为聚类中心，获取所述观测对象的集合中的每个观测对象与所述预测目标的集合中的每个预测目标之间的第二隶属度；

利用所述第一隶属度和所述第二隶属度获取所述模糊隶属度矩阵。

3. 根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，

所述预测目标的集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$ ，所述观测对象的集合为 $Z = \{z_1, \dots, z_r\}$ ；

所述以所述预测目标的集合为聚类中心，获取所述预测目标的集合中的每个预测目标与所述观测对象的集合中的每个观测对象之间的第一隶属度包括：

获取所述第一隶属度

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^l \left(\frac{g(o_i, z_k)}{g(o_j, z_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad j=1,2,\dots,l; i=1,2,\dots,l; k=1,2,\dots,r \quad (1)$$

其中 $m=2$ ， $g(o_i, z_k)$ 表示预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离；

所述以所述观测对象的集合为聚类中心，获取所述观测对象的集合中的每个观测对象与所述预测目标的集合中的每个预测目标之间的第二隶属度包括：

获取所述第二隶属度

$$u'_{ki} = \left[\sum_{j=1}^r \left(\frac{g(o_i, z_k)}{g(o_i, z_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad j=1,2,\dots,r; i=1,2,\dots,l; k=1,2,\dots,r \quad (2)$$

其中 $m=2$ ， $g(o_i, z_k)$ 为预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离；

所述利用所述第一隶属度和所述第二隶属度获取所述模糊隶属度矩阵包括：

利用所述第一隶属度和所述第二隶属度，获取所述观测对象的集合中的每个观测对象与所述预测目标的集合中的每个预测目标之间的综合隶属度 s_{ik}

$$s_{ik} = \alpha \times u_{ik} + (1 - \alpha) \times u'_{ki} \quad (3)$$

其中， α 为正常系数且 $\alpha \in [0,1]$ ；

利用所述综合隶属度 s_{ik} 获取所述模糊隶属度矩阵 $S = [s_{ik}]_{l \times r}$ 。

4. 根据权利要求3所述的方法，其特征在于，

所述预测目标 o_i 与观测对象 z_k 间的特征距离

$$g(o_i, z_k) = 1 - f_1(o_i, z_k) \times f_2(o_i, z_k) \times f_3(o_i, z_k) \times f_4(o_i, z_k) \times f_5(o_i, z_k) \quad (4)$$

其中 $f_1(\cdot)$ 为空间距离特征相似性度量函数， $f_2(\cdot)$ 为几何尺寸特征相似性度量函数， $f_3(\cdot)$ 为运动方向特征相似性度量函数， $f_4(\cdot)$ 为颜色特征相似性度量函数， $f_5(\cdot)$ 为梯度方向特征相似性度量函数，其定义如下：

$$\begin{aligned} f_1(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{\|(x_o, y_o) - (x_z, y_z)\|_2^2}{2\sigma_1^2 h_0} \right) \\ f_2(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{(h_o - h_z)^2}{2\sigma_2^2 (h_0)^2} \right) \\ f_3(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{|\arctan((y_z - y_o)/(x_z - x_o)) - \arctan(v_o^y / v_o^x)|}{2\sigma_3^2} \right) \\ f_4(o_i, z_k) &= g(\rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k))) \cdot \rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k)) + g(\rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))) \cdot \rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k)) \\ f_5(o_i, z_k) &= \exp \left(- \frac{1 - \rho(H_g(o_i), H_g(z_k))}{2\sigma_5^2} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

其中， (x_o, y_o) 为目标 o_i 的中心坐标， (x_z, y_z) 为观测对象 z_k 的中心坐标， h_o 为

目标 o_i 的图像高度， σ_1^2 为空间距离方差常量， h_z 为观测对象 z_k 的图像高度， σ_2^2 为几何尺寸方差常量， (x'_o, y'_o) 为上一时刻目标 o_i 的中心坐标， (v_o^x, v_o^y) 为上一时刻目标 o_i 的速度在图像坐标轴上的投影， σ_3^2 为运动方向方差常量， $g(\cdot)$ 为相似度系数函数， $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系数， $H_c^1(\cdot)$ 表示上半分子块的颜色直方图， $H_c^2(\cdot)$ 表示下半分子块的颜色直方图， $H_g(\cdot)$ 表示分块梯度方向直方图特征， σ_5^2 为梯度方向方差常量。

5. 根据权利要求4所述的方法，其特征在于，

目标图像由 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 共计 n 个像素点构成，所述目标图像可以对应所述预测目标 o_i 或所述观测对象 z_k ，点 x_i 坐标为 (x_{i_x}, x_{i_y}) ，将所述目标图像拆分为上半分子块 T_1 和下半分子块 T_2 ，所述上半分子块 T_1 为： $T_1 = \{x_i | x_{i_y} \geq S_T\}$ ，所述下半分子块 T_2 为： $T_2 = \{x_i | x_{i_y} < S_T\}$ ，其中 S_T 为所述目标图像的分割线，将所述目标图像的灰度离散为 m 级；

所述上半分子块的颜色直方图 $H_c^1(x_i) = \{H_{1u}(x_i)\}_{u=1, \dots, m}$ ，

$$H_{1u}(x_i) = \sum_{i=1}^n m_1(x_i, u), \quad u = 1, \dots, m \quad m_1(x_i, u) = \begin{cases} \delta[b(x_i) - u] & x_i \in T_1 \\ 0 & x_i \notin T_1 \end{cases} \quad (6)$$

其中， $b(x_i)$ 为 x_i 处像素的量化值，若 x_i 处像素的量化值 $b(x_i)$ 对应于像素级 u ，则 $\delta[b(x_i) - u]$ 取1，否则 $\delta[b(x_i) - u]$ 取0；

所述下半分子块 T_2 的颜色直方图 $H_c^2(x_i) = \{H_{2u}(x_i)\}_{u=1, \dots, m}$ ，其中：

$$H_{2u}(x_i) = \sum_{i=1}^n m_2(x_i, u), \quad u = 1, \dots, m \quad m_2(x_i, u) = \begin{cases} \delta[b(x_i) - u] & x_i \in T_2 \\ 0 & x_i \notin T_2 \end{cases} \quad (7)$$

将所述预测目标 o_i 拆分成上下两个子块并利用公式(6)(7)分别计算其上半分子块的颜色直方图 $H_c^1(o_i)$ 和下半分子块的颜色直方图 $H_c^2(o_i)$ ，将所述观测对象 z_k 拆分成上下两个子块并利用公式(6)(7)分别计算其上半分子块的颜色直方图 $H_c^1(z_k)$ 和下半分子块的颜色直方图 $H_c^2(z_k)$ ，并利用各子块的颜色直方图计算预测目标 o_i 和观测对象 z_k 之间的颜色特征相似性度量函数：

$$f_4(o_i, z_k) = g(\rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k))) \cdot \rho(H_c^1(o_i), H_c^1(z_k)) + g(\rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))) \cdot \rho(H_c^2(o_i), H_c^2(z_k))$$

其中 $g(\cdot)$ 为相似度系数函数, $g(x) = \begin{cases} 2x^2 & x < 0.5 \\ -2(x-1)^2 + 1 & x \geq 0.5 \end{cases}$, $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系

数。

6. 根据权利要求 2 所述的方法, 其特征在于,

所述根据所述模糊隶属度矩阵对所述观测对象和所述预测目标进行关联, 以获取有效目标轨迹包括:

查找所述模糊隶属度矩阵 S 中未被标记的所有元素中的最大值 s_{pq} ;

标记所述模糊隶属度矩阵 S 中的第 p 行所有元素以及第 q 列所有元素;

判断预测目标 o_p 与观测对象 z_q 的空间距离特征相似性度量函数 $f_1(o_p, z_q)$ 是否大于阈值常量 β ;

若 $f_1(o_p, z_q) > \beta$, 则判断所述预测目标 o_p 与观测对象 z_q 正确关联, 为有效目标轨迹;

循环执行上述步骤直至所述模糊隶属度矩阵 S 中的所有行或所有列均被标记。

7. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于,

所述对未被关联的所述观测对象和未被关联的所述预测目标进行轨迹管理, 以建立临时目标轨迹、删除无效目标包括:

对未被关联的所述观测对象, 利用所述未被关联的观测对象与所述预测目标之间的遮挡度, 获取所述未被关联的观测对象的判别函数, 根据所述判别函数判断是否为所述未被关联的观测对象建立临时目标轨迹, 对未被关联的所述预测目标, 若所述未被关联的预测目标对应的目标连续 λ_1 帧未被关联, 则判断所述目标无效并删除所述无效目标, λ_1 为大于 1 的整数。

8. 根据权利要求 7 所述的方法, 其特征在于,

所述未被关联的观测对象的集合为 $\Omega = \{z_1, \dots, z_m\}$, 所述预测目标的集合为 $O = \{o_1, \dots, o_l\}$;

所述利用所述未被关联的观测对象与所述预测目标之间的遮挡度, 获取所述未被关联的观测对象的判别函数包括:

获取所述未被关联的观测对象 $z \in \Omega$ 与预测目标 $o \in O$ 之间的遮挡度

$$\omega(z, o) = \frac{r(z \cap o)}{\min(r(z), r(o))} \quad (8)$$

其中 $r(\cdot)$ 表示求面积;

获取每个所述未被关联的观测对象 $z \in \Omega$ 的判别函数

$$\phi(z) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } \omega(z, o) < \gamma, \forall o \in O \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 γ 为常量参数, 且 $0 < \gamma < 1$;

所述根据所述判别函数判断是否为所述未被关联的观测对象建立临时目标轨迹包括:

对每个未被关联的观测对象, 若其判别函数为 1, 则为所述未被关联的观测对象建立所述临时目标轨迹, 若其判别函数为 0 则不建立。

9. 根据权利要求 1-8 中任一项所述的方法, 其特征在于,

所述对所有所述有效目标轨迹和所述临时目标轨迹进行滤波以得到所述当前视频帧的目标状态的集合, 并利用所述当前视频帧的目标状态的集合进行预测包括:

使用卡尔曼滤波器对所述有效目标轨迹和所述临时目标轨迹进行滤波和预测。

10. 根据权利要求 1-8 中任一项所述的方法, 其特征在于,

所述对当前视频帧进行目标检测包括:

使用混合高斯背景模型对当前视频帧进行目标检测。

11. 一种在线目标跟踪装置, 其特征在于, 包括:

检测模块, 用于对当前视频帧进行目标检测, 以得到观测对象;

矩阵获取模块, 用于获取所述观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵, 其中所述预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合;

关联模块, 用于根据所述模糊隶属度矩阵对所述观测对象和所述预测目标进行关联, 以获取有效目标轨迹;

轨迹管理模块, 用于对未被关联的所述观测对象和未被关联的所述预测目标进行轨迹管理, 以建立临时目标轨迹并删除无效目标;

滤波预测模块, 用于对所有所述有效目标轨迹和所述临时目标轨迹进行滤波以得到所述当前视频帧的目标状态的集合, 并利用所述当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

12. 一种在线目标跟踪装置, 其特征在于, 包括: 处理器和摄像机, 处理器

连接摄像机;

处理器用于对从摄像机获取的当前视频帧进行目标检测,以得到观测对象;获取所述观测对象的集合与预测目标的集合之间的模糊隶属度矩阵,其中所述预测目标的集合为至少利用前一视频帧的目标状态的集合进行预测而得到的预测目标状态的集合;根据所述模糊隶属度矩阵对所述观测对象和所述预测目标进行关联,以获取有效目标轨迹;对未被关联的所述观测对象和未被关联的所述预测目标进行轨迹管理,以建立临时目标轨迹并删除无效目标;对所有所述有效目标轨迹和所述临时目标轨迹进行滤波以得到所述当前视频帧的目标状态的集合,并利用所述当前视频帧的目标状态的集合进行预测。

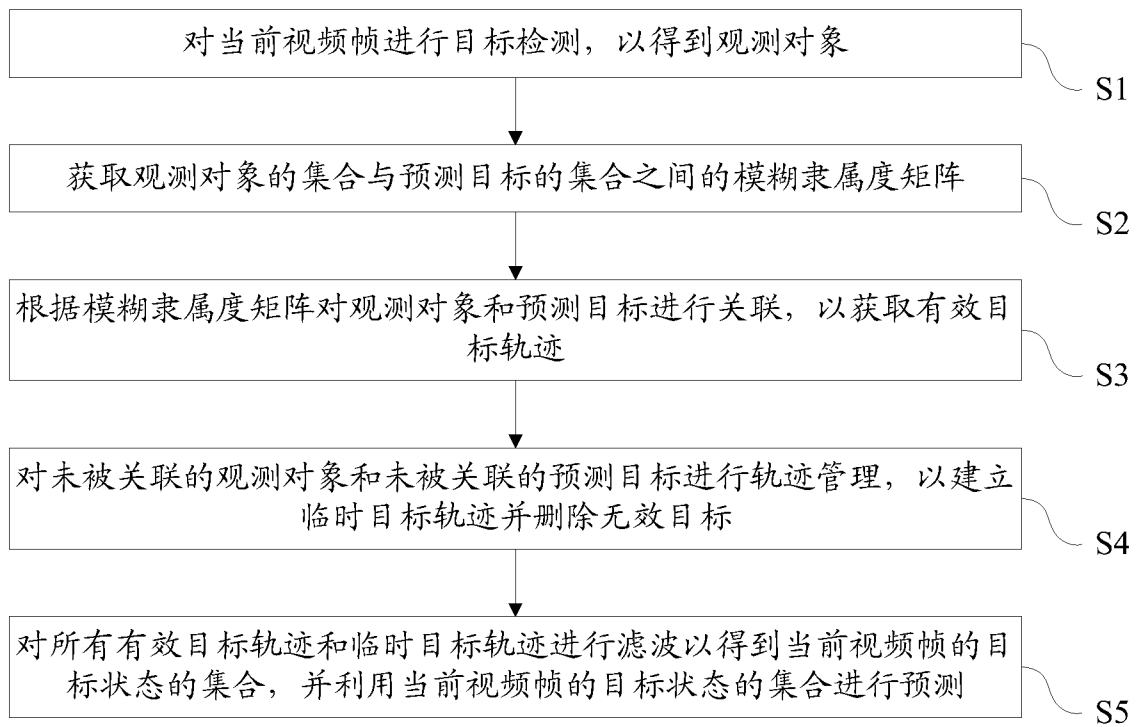


图 1

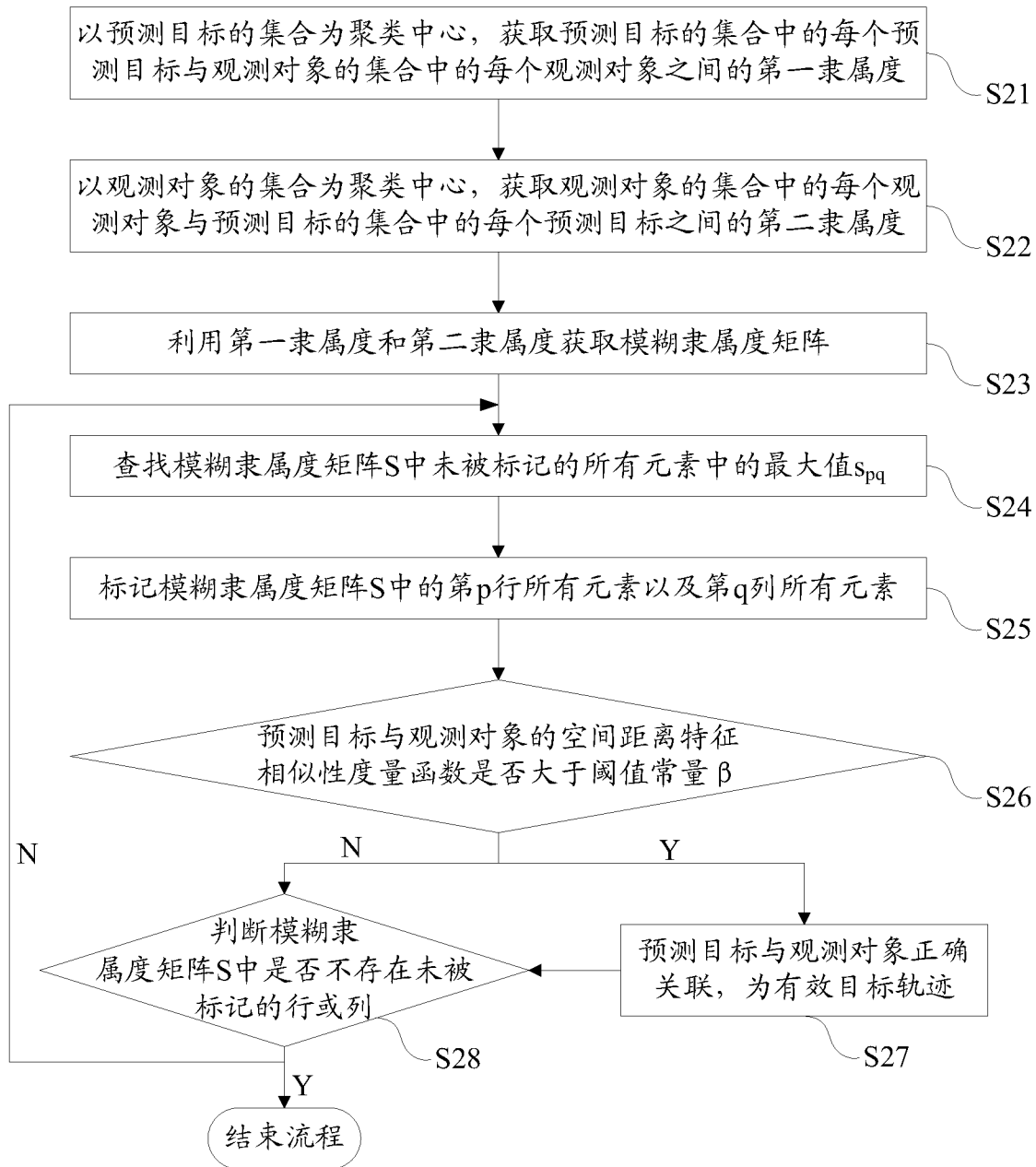


图 2

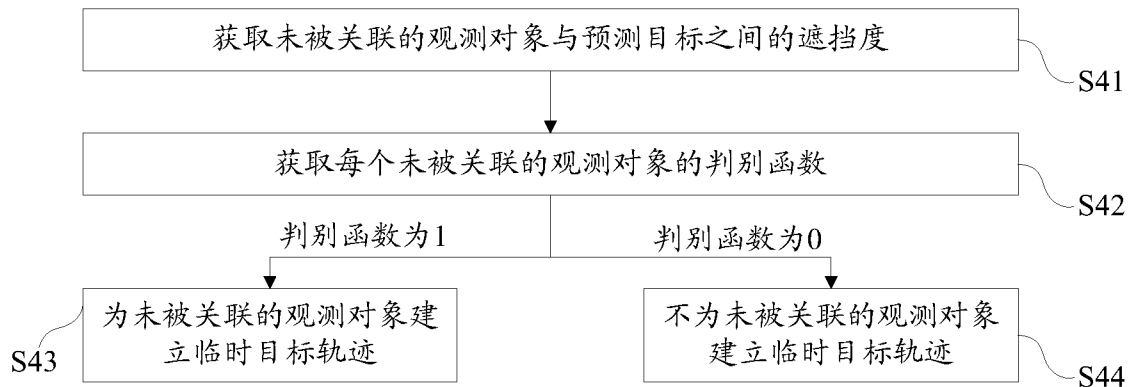


图 3

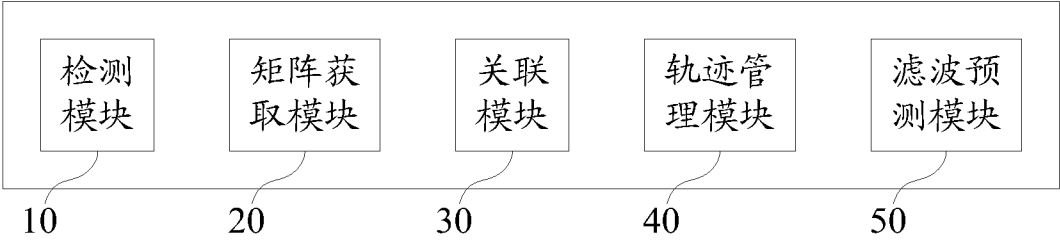


图 4

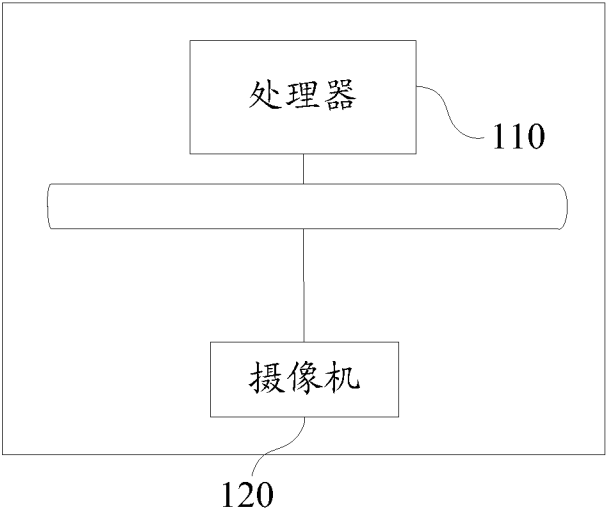


图 5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2016/103141

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)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC, GOOGLE: object tracking, target tracking, track, fuzzy clustering, Fuzzy C-Means, FCM, fuzzy membership, Shenzhen University, Li Liangqun, Li Jun, Yuan Zefeng, Xie Weixin, Liu Zongxiang

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 105894542 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 24 August 2016 (24.08.2016) claims 1-10, and description, paragraphs [0158]-[0161]	1-12
A	ZHANG, Gang et al. "An Improved Multi-target Tracking Data Association Algorithm Based on FCM" Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), vol. 11, no. 1, 28 February 2010 (28.02.2010), pages 36 and 37	1-12
A	CN 102853836 A (UNIVERSITY OF ELECTRONIC SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CHINA) 02 January 2013 (02.01.2013) the whole document	1-12
A	US 2008187175 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD.) 07 August 2008 (07.08.2008) the whole document	1-12
A	CN 103679753 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 26 March 2014 (26.03.2014) the whole document	1-12

☒ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	"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
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	"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
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date	"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
"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)	"&" document member of the same patent family
"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	

Date of the actual completion of the international search 13 January 2017	Date of mailing of the international search report 25 January 2017
Name and mailing address of the ISA State Intellectual Property Office of the P. R. China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088, China Facsimile No. (86-10) 62019451	Authorized officer DONG, Libo Telephone No. (86-10) 61648110

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2016/103141

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 103955892 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 30 July 2014 (30.07.2014) the whole document	1-12
A	CN 105205313 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 30 December 2015 (30.12.2015) the whole document	1-12

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2016/103141

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
CN 105894542 A	24 August 2016	None	
CN 102853836 A	02 January 2013	None	
US 2008187175 A1	07 August 2008	KR 20080073933 A	12 August 2008
		US 2015131859 A1	14 May 2015
CN 103679753 A	26 March 2014	None	
CN 103955892 A	30 July 2014	None	
CN 105205313 A	30 December 2015	None	

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)) CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC, GOOGLE: 目标跟踪, 轨迹, 模糊聚类, 模糊C均值, 模糊隶属度, 深圳大学, 李良群, 李俊, 原泽峰, 谢维信, 刘宗香, object tracking, target tracking, track, fuzzy clustering, Fuzzy C-Means, FCM, fuzzy membership, Shenzhen University, Li Liangqun, Li Jun, Yuan Zefeng, Xie Weixin, Liu Zongxiang																							
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>PX</td> <td>CN 105894542 A (深圳大学) 2016年 8月 24日 (2016 - 08 - 24) 权利要求1-10, 说明书第158-161段</td> <td>1-12</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>张刚等. "一种改进的基于FCM的目标跟踪数据关联算法" 空军工程大学学报(自然科学版), 第11卷, 第1期, 2010年 2月 28日 (2010 - 02 - 28), 第36-37页</td> <td>1-12</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 102853836 A (电子科技大学) 2013年 1月 2日 (2013 - 01 - 02) 全文</td> <td>1-12</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2008187175 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD.) 2008年 8月 7日 (2008 - 08 - 07) 全文</td> <td>1-12</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103679753 A (深圳大学) 2014年 3月 26日 (2014 - 03 - 26) 全文</td> <td>1-12</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103955892 A (深圳大学) 2014年 7月 30日 (2014 - 07 - 30) 全文</td> <td>1-12</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	PX	CN 105894542 A (深圳大学) 2016年 8月 24日 (2016 - 08 - 24) 权利要求1-10, 说明书第158-161段	1-12	A	张刚等. "一种改进的基于FCM的目标跟踪数据关联算法" 空军工程大学学报(自然科学版), 第11卷, 第1期, 2010年 2月 28日 (2010 - 02 - 28), 第36-37页	1-12	A	CN 102853836 A (电子科技大学) 2013年 1月 2日 (2013 - 01 - 02) 全文	1-12	A	US 2008187175 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD.) 2008年 8月 7日 (2008 - 08 - 07) 全文	1-12	A	CN 103679753 A (深圳大学) 2014年 3月 26日 (2014 - 03 - 26) 全文	1-12	A	CN 103955892 A (深圳大学) 2014年 7月 30日 (2014 - 07 - 30) 全文	1-12
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
PX	CN 105894542 A (深圳大学) 2016年 8月 24日 (2016 - 08 - 24) 权利要求1-10, 说明书第158-161段	1-12																					
A	张刚等. "一种改进的基于FCM的目标跟踪数据关联算法" 空军工程大学学报(自然科学版), 第11卷, 第1期, 2010年 2月 28日 (2010 - 02 - 28), 第36-37页	1-12																					
A	CN 102853836 A (电子科技大学) 2013年 1月 2日 (2013 - 01 - 02) 全文	1-12																					
A	US 2008187175 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD.) 2008年 8月 7日 (2008 - 08 - 07) 全文	1-12																					
A	CN 103679753 A (深圳大学) 2014年 3月 26日 (2014 - 03 - 26) 全文	1-12																					
A	CN 103955892 A (深圳大学) 2014年 7月 30日 (2014 - 07 - 30) 全文	1-12																					
☒ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。 <table border="0"> <tr> <td> * 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 </td> <td> "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 </td> </tr> </table>			* 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																			
* 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 2017年 1月 13日		国际检索报告邮寄日期 2017年 1月 25日																					
ISA/CN的名称和邮寄地址 中华人民共和国国家知识产权局 (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 董立波 电话号码 (86-10) 61648110																					

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 105205313 A (深圳大学) 2015年 12月 30日 (2015 - 12 - 30) 全文	1-12

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2016/103141

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	105894542	A	2016年 8月 24日	无	
CN	102853836	A	2013年 1月 2日	无	
US	2008187175	A1	2008年 8月 7日	KR 20080073933 A	2008年 8月 12日
				US 2015131859 A1	2015年 5月 14日
CN	103679753	A	2014年 3月 26日	无	
CN	103955892	A	2014年 7月 30日	无	
CN	105205313	A	2015年 12月 30日	无	