



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113160271 A

(43) 申请公布日 2021.07.23

(21) 申请号 202110276732.3

(22) 申请日 2021.03.15

(71) 申请人 华侨大学

地址 362000 福建省泉州市丰泽区城东
华北路269号

(72) 发明人 吴娇绿 黄德天 杨梦维 王振严
朱显丞

(74) 专利代理机构 厦门市首创君合专利事务所
有限公司 35204

代理人 张松亭 王婷婷

(51) Int. Cl.

G06T 7/246 (2017.01)

G06F 17/14 (2006.01)

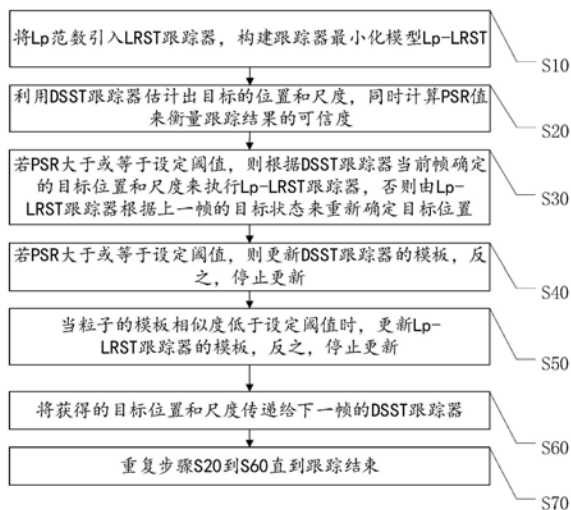
权利要求书4页 说明书10页 附图9页

(54) 发明名称

一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法

(57) 摘要

本发明提出了一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法,将Lp范数引入LRST跟踪器,构建跟踪器最小化模型Lp-LRST;利用DSST跟踪器估计出目标的位置和尺度,同时计算PSR值来衡量跟踪结果的可信度;若PSR大于或等于设定阈值,则根据DSST跟踪器当前帧确定的目标位置和尺度来执行Lp-LRST跟踪器,否则由Lp-LRST跟踪器根据上一帧的目标状态来重新确定目标位置;若PSR大于或等于设定阈值,则更新DSST跟踪器的模板,反之,停止更新;当粒子的模板相似度低于设定阈值时,更新Lp-LRST跟踪器的模板,反之,停止更新;将获得的目标位置和尺度传递给下一帧的DSST跟踪器;重复直到跟踪结束。本发明提供的方法能够实现提升红外目标跟踪的准确性和鲁棒性。



1. 一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法,其特征在于:包括如下步骤:

步骤S10、将L_p范数引入LRST跟踪器,构建跟踪器最小化模型L_p-LRST;

步骤S20、利用DSST跟踪器估计出目标的位置和尺度,同时计算PSR值来衡量跟踪结果的可信度;

步骤S30、若PSR大于或等于设定阈值,则根据DSST跟踪器当前帧确定的目标位置和尺度来执行L_p-LRST跟踪器,否则由L_p-LRST跟踪器根据上一帧的目标状态来重新确定目标位置;

步骤S40、若PSR大于或等于设定阈值,则更新DSST跟踪器的模板,反之,停止更新;

步骤S50、当粒子的模板相似度低于设定阈值时,更新L_p-LRST跟踪器的模板,反之,停止更新;

步骤S60、将获得的目标位置和尺度传递给下一帧的DSST跟踪器;

步骤S70、重复步骤S20到S60直到跟踪结束。

2. 如权利要求1所述的一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法,其特征在于:所述步骤S10具体包括:

将L_p范数引入LRST跟踪器中,构建跟踪器最小化模型L_p-LRST,具体为:

$$\min_{\mathbf{Z}} \lambda_1 \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda_2 \|\mathbf{Z}\|_{p,1} + \lambda_3 \|\mathbf{E}\|_{p,1}$$

$$\text{such that } \mathbf{Y} = \mathbf{AZ} + \mathbf{E}$$

其中, $\|\mathbf{Z}\|_{p,q} = \left(\sum_j \left(\sum_i |[Z]_{ij}|^p \right)^{\frac{q}{p}} \right)^{\frac{1}{q}}$; Y表示粒子; A表示正模板; E是由于噪声和遮挡引起的稀

疏误差项; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是不同项之间的权重系数; $[Z]_{ij}$ 表示Z的第i行第j列;

引入两个等式约束和松弛变量:

$$\min_{\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \mathbf{E}} \lambda_1 \|\mathbf{Z}_1\|_* + \lambda_2 \|\mathbf{Z}_2\|_{p,1} + \lambda_3 \|\mathbf{E}\|_{p,1}$$

$$\text{such that } \begin{cases} \mathbf{Y} = \mathbf{AZ}_3 + \mathbf{E} \\ \mathbf{Z}_3 = \mathbf{Z}_1 \\ \mathbf{Z}_3 = \mathbf{Z}_2 \end{cases}$$

引入增广拉格朗日乘子法将等式约束合并到目标函数中,得到无约束的拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{Z}_{1-3}, \mathbf{M}_{1-3}, \mu_{1-3}, \mathbf{E}) = & \lambda_1 \|\mathbf{Z}_1\|_* + \lambda_2 \|\mathbf{Z}_2\|_{p,1} + \lambda_3 \|\mathbf{E}\|_{p,1} \\ & + \text{tr}[\mathbf{M}_3^T (\mathbf{Y} - \mathbf{AZ}_3 - \mathbf{E})] + \frac{\mu_3}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{AZ}_3 - \mathbf{E}\|_F^2 \\ & + \text{tr}[\mathbf{M}_2^T (\mathbf{Z}_3 - \mathbf{Z}_2)] + \frac{\mu_2}{2} \|\mathbf{Z}_3 - \mathbf{Z}_2\|_F^2 \\ & + \text{tr}[\mathbf{M}_1^T (\mathbf{Z}_3 - \mathbf{Z}_1)] + \frac{\mu_1}{2} \|\mathbf{Z}_3 - \mathbf{Z}_1\|_F^2 \end{aligned}$$

其中, $\text{tr}(X)$ 为矩阵X的迹, M_1, M_2, M_3 为拉格朗日乘子, $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3 > 0$ 为惩罚参数;对上式进行最小化得到:

$$\min_{Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E} L(Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E)$$

采用非确定增广拉格朗日乘法迭代求解,每次迭代更新一个变量而其他变量保持固定不变,交替迭代求解各个变量,直到目标函数或者解Z满足收敛条件时结束。

3.如权利要求1所述的一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法,其特征在于:所述步骤S20具体为:

步骤S21、使用DSST跟踪器估计目标的位置和尺度,某一帧图像块z具有d维特征,相关滤波器h通过最小化如下代价函数得到:

$$\varepsilon = \sum_{l=1}^d \|h' \circ f^l - g\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2$$

其中,圆形 \circ 表示圆形相关性;f表示从特征图 z 中提取的目标矩形区域;f^l表示为f的第l维特征,其中 $l \in \{1, \dots, d\}$;g是与训练示例f关联的期望相关输出;参数 $\lambda \geq 0$ 用于控制正则项的影响;上式可在频率域求解得到:

$$H^l = \frac{\overline{G}F^l}{\sum_{k=1}^d \overline{F^k}F^k + \lambda} = \frac{A_t^l}{B_t^l}$$

其中, H^l, G, F 分别为 h^l, g, f 的离散傅里叶变换, $\overline{G}, \overline{F^k}$ 分别表示为对应的共轭复数; A_t^l 代表分子 $\overline{G}F^l$, B_t^l 代表分母 $\sum_{k=1}^d \overline{F^k}F^k + \lambda$,下标t代表帧数; H^l 的更新分别对应:

$$A_t^l = (1-\eta)A_{t-1}^l + \eta\overline{G}F_t^l$$

$$B_t^l = (1-\eta)B_{t-1}^l + \sum_{k=1}^d \overline{F_t^k}F_t^k$$

其中 η 表示学习率;对于下一帧图像块z,目标的位置通过最大响应值确定,对应的滤波器响应值R(x)为:

$$R(x) = f^{-1} \left(\frac{\sum_{l=1}^d \overline{A_t^l} Z^l}{B + \lambda} \right)$$

其中, f^{-1} 为离散傅里叶逆变换,B为 $\sum_{k=1}^d \overline{F^k}F^k$;

DSST跟踪器的尺度估计方法通过位置滤波器来获得最大响应的位置,再根据前一帧的目标尺寸获取一系列的多尺度图像块 z_s^j , $1 * h$ 表示前一帧目标的尺度,S表示尺度滤波器的大小,图像块 z_s^j 的大小为 $\alpha^j 1 \times \alpha^j h$,其中 $\alpha = 1.02$ 为尺度因子, $j \in \left\{ \left\lfloor -\frac{S-1}{2} \right\rfloor, K, \left\lceil \frac{S-1}{2} \right\rceil \right\}$, $S = 33$ 为尺度总级;

步骤S22、采用下式计算PSR的值:

$$s(x) = \frac{\max(R(x)) - \mu_{\phi}(\max(R(x))_{c \times \gamma})}{\sigma_{\phi}(\max(R(x))_{c \times \gamma})}$$

其中, $R(x)$ 为得到的响应, $\max(R(x))$ 得到最大的响应值, $\max(R(x))_{c \times \gamma}$ 为峰值周围的 $c \times \gamma$ 区域, $\mu_{\phi}(\max(R(x))_{c \times \gamma})$ 和 $\sigma_{\phi}(\max(R(x))_{c \times \gamma})$ 分别是峰值周围 $c \times \gamma$ 区域内的均值和标准差; PSR 的值越大说明 DSST 的跟踪结果越可靠。

4. 如权利要求1所述的一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法, 其特征在于: 所述步骤S30具体为:

如果 PSR 的值大于设定阈值 u , 则将 DSST 估计的目标状态 (尺度 $scale_{DSST}$ 和位置 pos_{DSST}) 传递给 Lp-LRST 跟踪器, Lp-LRST 跟踪器根据仿射变化参数 aff_1 来投放 n_1 个粒子, 同时求解得到更为精确的目标位置 pos_{L_p-LRST} 和尺度 $scale_{L_p-LRST}$; 通过如下公式得到最终的目标位置 pos_{target} 和尺度 $scale_{target}$:

$$pos_{target} = w_{pos} pos_{DSST} + (1 - w_{pos}) pos_{L_p-LRST}$$

$$scale_{target} = w_{scale} scale_{DSST} + (1 - w_{scale}) scale_{L_p-LRST}$$

如果可信度小于设定阈值, 此时, Lp-LRST 跟踪器根据上一帧的目标状态和变化仿射参数 aff_2 ($aff_2 \geq aff_1$) 来投放 n_2 ($n_2 > n_1$) 个粒子, 同时求解得到更为精确的目标位置 pos_{L_p-LRST} 和尺度 $scale_{L_p-LRST}$; 通过如下公式获得最终的目标位置 pos_{target} 和尺度 $scale_{target}$:

$$pos_{target} = pos_{L_p-LRST}$$

$$scale_{target} = scale_{L_p-LRST}。$$

5. 如权利要求1所述的一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法, 其特征在于: 所述步骤S40具体为:

如果 PSR 小于设定阈值, 不更新 DSST 跟踪器的模板。

如果 PSR 大于或等于设定阈值, 则更新 DSST 跟踪器的模板, 且更新过程由如下两式来确定:

$$A_t^l = \begin{cases} A_{t-1}^l, & \text{if } (PSR < u) \\ (1-\eta)A_{t-1}^l + \eta \overline{GF}_t^l, & \text{else} \end{cases}$$

$$B_t^l = \begin{cases} B_{t-1}^l, & \text{if } (PSR < u) \\ (1-\eta)B_{t-1}^l + \sum_{k=1}^d \overline{F}_t^k F_t^k, & \text{else} \end{cases}。$$

6. 如权利要求1所述的一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法, 其特征在于: 所述步骤S50具体为:

当粒子的模板相似度高于设定阈值时, 停止更新 Lp-LRST 跟踪器的模板;

当粒子的模板相似度低于设定阈值时, 更新 Lp-LRST 跟踪器的模板;

判断粒子的模板相似度低原因;

若是由于模板长期没有更新, 则更新 Lp-LRST 跟踪器的模板并同时更新模板的权重, 用当前模板相似度最高的粒子替换权重最低的模板, 并将新的模板权重设置为一个新的常数

w_{new}^1 ；

若是由于目标发生遮挡,则判断上一次的模板更新是否由于模板长期没有更新而引起,若是,则用当前模板相似度最高的粒子替换权重最低的模板,同时将新的模板的权重设置成 w_{new}^2 ,否则用当前模板相似度最高的粒子替换上次更新的模板,同时将新的模板的权重设置成 w_{new}^3 。

一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机视觉领域,特别是指一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法。

背景技术

[0002] 红外目标跟踪一直是计算机视觉领域的一个热门研究方向,其在红外目标成像精确指导、红外告警、自动驾驶、人机交互、场景监控等领域都有重要应用。类似于可见目标跟踪算法的原理,红外目标跟踪算法需要确定目标在后续帧中的状态。目前,许多红外目标跟踪算法都源自于可见目标跟踪算法。然而,与可见目标图像相比,红外目标图像具有分辨率低、SNR (Signal-to-Noise Ratio) 低、缺乏有效的颜色、形状与纹理信息等缺陷,这使得红外目标跟踪更具有挑战性。对于红外目标,仅采用单一的跟踪器通常无法获得鲁棒的跟踪效果。

[0003] 基于相关滤波器的跟踪算法通过计算滤波器的最大响应来确定目标的位置。由于该算法引入了傅里叶变换,其运算复杂度低,因此大大提高了计算效率。同时,该算法非常适合红外目标跟踪,因为该算法的跟踪性能不取决于目标的纹理和边缘特征。近年来,基于相关滤波器的跟踪算法作为一种出色的判别算法,在视觉跟踪领域取得了显著成果。

[0004] 基于粒子滤波的跟踪算法具有结构并行,实用性强等优点,已引起越来越多的关注。另一方面,稀疏表示对目标外观变化和遮挡具有较好的鲁棒性,已经成功应用于目标跟踪领域,同样也可适用于本专利的红外目标跟踪算法中。

[0005] 目前,基于粒子滤波和稀疏表示的跟踪算法的性能主要受粒子数量,仿射变换参数,跟踪模型和模板更新机制的影响。具体细节如下:(1)对于粒子数量,粒子数量越多,算法的跟踪结果越准确,但是算法花费的时间越多;(2)对于仿射变换参数,它们与粒子的分布范围和跟踪框的状态有关,合适的仿射变换参数可以提高跟踪精度;(3)对于跟踪模型,其关系着稀疏系数的计算精度,在一定程度上决定了跟踪算法的准确性和鲁棒性;(4)对于模板更新机制,如何以及何时更新模板对跟踪器都是非常关键的,它决定了跟踪结果的稳定性。

发明内容

[0006] 本发明的主要目的在于克服现有技术中的上述缺陷,提出一种本发明要解决的技术问题,在于提供一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法,以实现提升红外目标跟踪的准确性和鲁棒性。

[0007] 本发明是这样实现的:一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法,包括如下步骤:

[0008] 步骤S10、将 L_p 范数引入LRST跟踪器,构建跟踪器最小化模型 L_p -LRST;

[0009] 步骤S20、利用DSST跟踪器估计出目标的位置和尺度,同时计算PSR值来衡量跟踪结果的可信度;

[0010] 步骤S30、若PSR大于或等于设定阈值,则根据DSST跟踪器当前帧确定的 目标位置和尺度来执行Lp-LRST跟踪器,否则由Lp-LRST跟踪器根据上一帧的 目标状态来重新确定目标位置;

[0011] 步骤S40、若PSR大于或等于设定阈值,则更新DSST跟踪器的模板,反之, 停止更新;

[0012] 步骤S50、当粒子的模板相似度低于设定阈值时,更新Lp-LRST跟踪器的模 板,反之,停止更新;

[0013] 步骤S60、将获得的目标位置和尺度传递给下一帧的DSST跟踪器;

[0014] 步骤S70、重复步骤S20到S60直到跟踪结束。

[0015] 具体地:所述步骤S10具体包括:

[0016] 将Lp范数引入LRST跟踪器中,构建跟踪器最小化模型Lp-LRST,具体为:

$$[0017] \min_Z \lambda_1 \|Z\|_* + \lambda_2 \|Z\|_{p,1} + \lambda_3 \|E\|_{p,1}$$

[0018] such that $Y = AZ + E$

[0019] 其中, $\|Z\|_{p,q} = \left(\sum_j \left(\sum_i |[Z]_{ij}|^p \right)^{\frac{q}{p}} \right)^{\frac{1}{q}}$; Y表示粒子; A表示正模板; E是由于噪声和遮 挡引起

的稀疏误差项; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是不同项之间的权重系数; $[Z]_{ij}$ 表示Z的第i 行第j列;

[0020] 引入两个等式约束和松弛变量:

$$[0021] \min_{Z_{1-3}, E} \lambda_1 \|Z_1\|_* + \lambda_2 \|Z_2\|_{p,1} + \lambda_3 \|E\|_{p,1}$$

$$[0022] \text{such that } \begin{cases} Y = AZ_3 + E \\ Z_3 = Z_1 \\ Z_3 = Z_2 \end{cases}$$

[0023] 引入增广拉格朗日乘子法将等式约束合并到目标函数中,得到无约束的拉 格朗日函数:

$$[0024] \begin{aligned} L(Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E) &= \lambda_1 \|Z_1\|_* + \lambda_2 \|Z_2\|_{p,1} + \lambda_3 \|E\|_{p,1} \\ &+ \text{tr} [M_3^T (Y - AZ_3 - E)] + \frac{\mu_3}{2} \|Y - AZ_3 - E\|_F^2 \\ &+ \text{tr} [M_2^T (Z_3 - Z_2)] + \frac{\mu_2}{2} \|Z_3 - Z_2\|_F^2 \\ &+ \text{tr} [M_1^T (Z_3 - Z_1)] + \frac{\mu_1}{2} \|Z_3 - Z_1\|_F^2 \end{aligned}$$

[0025] 其中, $\text{tr}(X)$ 为矩阵X的迹, M_1, M_2, M_3 为拉格朗日乘子, $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3 > 0$ 为惩罚参 数;对 上式进行最小化得到:

$$[0026] \min_{Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E} L(Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E)$$

[0027] 采用非确定增广拉格朗日乘子法迭代求解,每次迭代更新一个变量而其他 变量 保持固定不变,交替迭代求解各个变量,直到目标函数或者解Z满足收敛条 件时结束。

[0028] 具体地:所述步骤S20具体为:

[0029] 步骤S21、使用DSST跟踪器估计目标的位置和尺度,某一帧图像块 z 具有d 维特征,

相关滤波器h通过最小化如下代价函数得到：

$$[0030] \quad \varepsilon = \sum_{l=1}^d \|h^l \circ f^l - g\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2$$

[0031] 其中，圆形o表示圆形相关性；f表示从特征图_z中提取的目标矩形区域；f_l表示为f的第l维特征，其中 $l \in \{1, \dots, d\}$ ；g是与训练示例f关联的期望相关输出；参数 $\lambda \geq 0$ 用于控制正则项的影响；上式可在频率域求解得到：

$$[0032] \quad H^l = \frac{\overline{GF^l}}{\sum_{k=1}^d \overline{F^k F^k} + \lambda} = \frac{A_t^l}{B_t^l}$$

[0033] 其中， H^l, G, F 分别为 h^l, g, f 的离散傅里叶变换， $\overline{G}, \overline{F^k}$ 分别表示为对应的共轭复数； A_t^l 代表分子 $\overline{GF^l}$ ， B_t^l 代表分母 $\sum_{k=1}^d \overline{F^k F^k} + \lambda$ ，下标t代表帧数； H^l 的更新分别对应：

$$[0034] \quad A_t^l = (1-\eta)A_{t-1}^l + \eta \overline{GF_t^l}$$

$$[0035] \quad B_t^l = (1-\eta)B_{t-1}^l + \sum_{k=1}^d \overline{F_t^k F_t^k}$$

[0036] 其中 η 表示学习率；对于下一帧图像块_z，目标的位置通过最大响应值确定，对应的滤波器响应值 $R(x)$ 为：

$$[0037] \quad R(x) = f^{-1} \left(\frac{\sum_{l=1}^d \overline{A^l Z^l}}{B + \lambda} \right)$$

[0038] 其中， f^{-1} 为离散傅里叶逆变换， B 为 $\sum_{k=1}^d \overline{F^k F^k}$ ；

[0039] DSST跟踪器的尺度估计方法通过位置滤波器来获得最大响应的位置，再根据前一帧的目标尺寸获取一系列的多尺度图像块 z_s^j ， $1 * h$ 表示前一帧目标的尺度， S 表示尺度滤波器的大小，图像块 z_s^j 的大小为 $a^j 1 \times a^j h$ ，其中 $a = 1.02$ 为尺度因子， $j \in \left\{ \left\lfloor -\frac{S-1}{2} \right\rfloor, K, \left\lceil \frac{S-1}{2} \right\rceil \right\}$ ， $S=33$ 为尺度总级；

[0040] 步骤S22、采用下式计算PSR的值：

$$[0041] \quad s(x) = \frac{\max(R(x)) - \mu_\phi \left(\max(R(x))_{c \times \gamma} \right)}{\sigma_\phi \left(\max(R(x))_{c \times \gamma} \right)}$$

[0042] 其中， $R(x)$ 为得到的响应， $\max(R(x))$ 得到最大的响应值， $\max(R(x))_{c \times \gamma}$ 为峰值周围的 $c \times \gamma$ 区域， $\mu_\phi \left(\max(R(x))_{c \times \gamma} \right)$ 和 $\sigma_\phi \left(\max(R(x))_{c \times \gamma} \right)$ 分别是峰值周围 $c \times \gamma$ 区域内的均值和标准差；PSR的值越大说明DSST的跟踪结果越可靠。

[0043] 具体地：所述步骤S30具体为：

[0044] 如果PSR的值大于设定阈值 u ，则将DSST估计的目标状态（尺度 $scale_{DSST}$ 和位置 pos_{DSST} ）传递给Lp-LRST跟踪器，Lp-LRST跟踪器根据仿射变化参数 aff_1 来投放 n_1 个粒子，同

时求解得到更为精确的目标位置 pos_{L_p-LRST} 和尺度 $scale_{L_p-LRST}$;通过如下公式得到最终的目标位置 pos_{target} 和尺度 $scale_{target}$:

$$[0045] \quad pos_{target} = w_{pos} pos_{DSST} + (1 - w_{pos}) pos_{L_p-LRST}$$

$$[0046] \quad scale_{target} = w_{scale} scale_{DSST} + (1 - w_{scale}) scale_{L_p-LRST}$$

[0047] 如果可信度小于设定阈值,此时, L_p-LRST 跟踪器根据上一帧的目标状态和变化仿射参数 aff_2 ($aff_2 \geq aff_1$) 来投放 n_2 ($n_2 > n_1$) 个粒子,同时求解得到更为精确的目标位置 pos_{L_p-LRST} 和尺度 $scale_{L_p-LRST}$;通过如下公式获得最终的目标位置 pos_{target} 和尺度 $scale_{target}$:

$$[0048] \quad pos_{target} = pos_{L_p-LRST}$$

$$[0049] \quad scale_{target} = scale_{L_p-LRST}。$$

[0050] 具体地:所述步骤S40具体为:

[0051] 如果PSR小于设定阈值,不更新DSST跟踪器的模板。

[0052] 如果PSR大于或等于设定阈值,则更新DSST跟踪器的模板,且更新过程由如下两式来确定:

$$[0053] \quad A_t^l = \begin{cases} A_{t-1}^l, & \text{if } (PSR < u) \\ (1-\eta)A_{t-1}^l + \eta \overline{GF}_t^l, & \text{else} \end{cases}$$

$$[0054] \quad B_t^l = \begin{cases} B_{t-1}^l, & \text{if } (PSR < u) \\ (1-\eta)B_{t-1}^l + \sum_{k=1}^d \overline{F}_t^k F_t^k, & \text{else} \end{cases}。$$

[0055] 具体地:所述步骤S50具体为:

[0056] 当粒子的模板相似度高于设定阈值时,停止更新 L_p-LRST 跟踪器的模板;

[0057] 当粒子的模板相似度低于设定阈值时,更新 L_p-LRST 跟踪器的模板;

[0058] 判断粒子的模板相似度低原因;

[0059] 若是由于模板长期没有更新,则更新 L_p-LRST 跟踪器的模板并同时更新模板的权重,用当前模板相似度最高的粒子替换权重最低的模板,并将新的模板权重设置为一个新的常数 w_{new}^1 ;

[0060] 若是由于目标发生遮挡,则判断上一次的模板更新是否由于模板长期没有更新而引起,若是,则用当前模板相似度最高的粒子替换权重最低的模板,同时将新的模板的权重设置成 w_{new}^2 ,否则用当前模板相似度最高的粒子替换上次更新的模板,同时将新的模板的权重设置成 w_{new}^3 。

[0061] 进一步地,所述步骤S60具体为:

[0062] 将在当前帧确定的最终目标位置和尺度大小传递给下一帧的DSST跟踪器。

[0063] 进一步地,所述步骤S70具体为:

[0064] 重复步骤S20到S60直到跟踪结束。

[0065] 本发明的有益效果:

[0066] 将 L_p 范数引入LRST模型中,提出了一种基于 L_p 范数的低秩稀疏跟踪器,即 L_p-

LRST跟踪器;接着,通过基于相关滤波的跟踪器得到目标的粗略位置,而精确的目标位置由基于粒子滤波的跟踪器确定;最后针对这两种跟踪器采用了不同的模板更新策略,不仅获得了比主流红外目标跟踪器更优的准确性和鲁棒性,而且有效地解决红外目标快速移动、部分遮挡、大小变化的问题。

附图说明

- [0067] 图1是本发明一种高精度的红外目标跟踪方法的流程图;
- [0068] 图2是本发明方法跟踪过程的示意图;
- [0069] 图3是本发明使用20个红外序列来比较不同跟踪器获得的精确度和成功率;
- [0070] 图4是本发明中每个跟踪器在不同挑战序列的单次评估精确度的AUC结果;
- [0071] 图5是本发明中每个跟踪器在不同挑战序列的单次评估成功率的AUC结果;
- [0072] 图6是在遮挡挑战下不同跟踪器对应的跟踪结果;
- 图7是在摄像机运动挑战下不同跟踪器对应的跟踪结果;
- 图8是在遇到尺度挑战下不同跟踪器对应的跟踪结果。
- [0073] 以下结合附图和具体实施例对本发明作进一步详述。

具体实施方式

- [0074] 本申请实施例中的技术方案,总体思路如下:
- [0075] 首先,为了进一步提升基于低秩的稀疏表示跟踪模型(LRST)的性能,引入 L_p 范数,提出了一种新的跟踪器最小化模型(L_p -LRST);使用DSST跟踪器来粗略估计目标的位置和尺度,并计算对应的PSR值,用以衡量DSST在当前帧估计的跟踪结果的可信度;接着,判断PSR的值与设定阈值的大小关系,若PSR大于或等于设定阈值,则根据DSST当前帧确定的目标位置和尺度来执行 L_p -LRST跟踪器,否则由 L_p -LRST跟踪器根据上一帧的目标状态重新确定目标位置;接着,对于DSST跟踪器,若PSR大于或等于设定阈值,则更新其模板,反之,停止更新;接着,对于 L_p -LRST,当粒子的模板相似度低于设定阈值时,更新其模板,反之,停止更新;最后将在当前帧确定的最终目标位置和尺度传递给下一帧的DSST跟踪器,并重复上述步骤直到跟踪结束。
- [0076] 请参照图1至图6所示,本发明一种融合相关滤波和粒子滤波的高精度红外目标跟踪方法的较佳实施例,如图1,为本发明一种高精度的红外目标跟踪方法的流程图,具体包括如下步骤:
- [0077] 步骤S10、将 L_p 范数引入LRST模型(基于低秩的稀疏表示跟踪器),构建一种新的跟踪器最小化模型,即 L_p -LRST(基于 L_p 范数的低秩稀疏跟踪器);
- [0078] 所述步骤S10具体包括:
- [0079] 将 L_p 范数引入LRST跟踪器中,提出了一种新的跟踪器最小化模型,即 L_p -LRST模型:
- [0080]
$$\min_{\mathbf{Z}} \lambda_1 \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda_2 \|\mathbf{Z}\|_{p,1} + \lambda_3 \|\mathbf{E}\|_{p,1}$$
- [0081] such that $\mathbf{Y} = \mathbf{AZ} + \mathbf{E}$

[0082] 其中, $\|Z\|_{p,q} = \left(\sum_j \left(\sum_i |[Z]_{ij}|^p \right)^{\frac{q}{p}} \right)^{\frac{1}{q}}$; Y表示粒子; A表示正模板; E是由于噪声和遮挡引起的

的稀疏误差项; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是不同项之间的权重系数; $[Z]_{ij}$ 表示Z的第i行第j列。

[0083] 为了解决这个复杂的目标函数, 分别引入两个约束等式和松弛变量:

$$[0084] \quad \min_{Z_{1-3}, E} \lambda_1 \|Z_1\|_* + \lambda_2 \|Z_2\|_{p,1} + \lambda_3 \|E\|_{p,1}$$

$$[0085] \quad \text{such that} \quad \begin{cases} Y = AZ_3 + E \\ Z_3 = Z_1 \\ Z_3 = Z_2 \end{cases}$$

[0086] 然后, 引入增广拉格朗日乘子法将约束等式合并到目标函数中, 得到无约束的拉格朗日函数:

$$[0087] \quad \begin{aligned} L(Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E) = & \lambda_1 \|Z_1\|_* + \lambda_2 \|Z_2\|_{p,1} + \lambda_3 \|E\|_{p,1} \\ & + \text{tr} [M_3^T (Y - AZ_3 - E)] + \frac{\mu_3}{2} \|Y - AZ_3 - E\|_F^2 \\ & + \text{tr} [M_2^T (Z_3 - Z_2)] + \frac{\mu_2}{2} \|Z_3 - Z_2\|_F^2 \\ & + \text{tr} [M_1^T (Z_3 - Z_1)] + \frac{\mu_1}{2} \|Z_3 - Z_1\|_F^2 \end{aligned}$$

[0088] 其中, $\text{tr}(X)$ 为矩阵X的迹, M_1, M_2, M_3 为拉格朗日乘子, $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3 > 0$ 为惩罚参数。对上式进行最小化得到:

$$[0089] \quad \min_{Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E} L(Z_{1-3}, M_{1-3}, \mu_{1-3}, E)$$

[0090] 上式可采用非确定增广拉格朗日乘子法迭代求解, 每次迭代更新一个变量 而其他变量保持固定不变, 然后交替迭代求解各个变量, 直到目标函数或者解Z 满足收敛条件时结束。

[0091] 步骤S20、利用DSST(Discriminative Scale Space Tracker)模型来粗略估计目标的位置和尺度, 同时计算PSR(The Peak-to-Sidelobe Ratio, 峰值旁瓣比)的值来衡量DSST在当前帧估计的跟踪结果的可信度;

[0092] 所述步骤S20具体为:

[0093] 步骤S21、使用DSST跟踪器来粗略估计目标的位置和尺度, 首先假设某一帧图像块 z 具有d维特征(HOG特征), 相关滤波器h可以通过最小化如下代价函数得到:

$$[0094] \quad \varepsilon = \sum_{l=1}^d \|h^l \circ f^l - g\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2$$

[0095] 其中, 圆形o表示圆形相关性; f表示从特征图 z 中提取的目标矩形区域。f l 表示为f的第l维特征, 其中 $l \in \{1, \dots, d\}$ 。g是与f关联的期望相关输出。参数 $\lambda \geq 0$, 用于控制正则项的影响。上式可在频率域求解:

$$[0096] \quad H^l = \frac{\overline{GF^l}}{\sum_{k=1}^d \overline{F^k F^k} + \lambda} = \frac{A_t^l}{B_t^l}$$

[0097] 其中, H^l, G, F 分别为 h^l, g, f 的离散傅里叶变换, $\overline{G}, \overline{F^k}$ 分别表示为对应的共轭复

数。 A_t^i 代表分子 \overline{GF}^i ， B_t^i 代表分母 $\sum_{k=1}^d \overline{F^k F^k} + \lambda$ ，下标t代表帧数。为了提高计算效率， H^1 的更新分别对应：

$$[0098] \quad A_t^i = (1-\eta)A_{t-1}^i + \eta \overline{GF}_t^i$$

$$[0099] \quad B_t^i = (1-\eta)B_{t-1}^i + \sum_{k=1}^d \overline{F_t^k F_t^k}$$

[0100] 其中 η 表示学习率。对于下一帧图像块 z_t ，目标的位置通过最大响应值确定，对应的滤波器响应值 $R(x)$ 为：

$$[0101] \quad R(x) = f^{-1} \left(\frac{\sum_{l=1}^d \overline{A^l Z^l}}{B + \lambda} \right)$$

[0102] 其中， f^{-1} 为离散傅里叶逆变换， B 为 $\sum_{k=1}^d \overline{F^k F^k}$ 。

[0103] 以上为DSST跟踪器的位置估计方法。DSST跟踪器的尺度估计方法与其位置估计方法类似，通过位置滤波器来获得最大响应的位置，再根据前一帧的目标尺寸获取一系列的多尺度图像块 z_s^j 。假设 $l * h$ 表示前一帧目标的尺度， S 表示尺度滤波器的大小，则图像块 z_s^j 的大小为 $\alpha j l \times \alpha j h$ ，其中 $\alpha = 1.02$ 为尺度因子， $j \in \left\{ \left\lfloor -\frac{S-1}{2} \right\rfloor, \mathbf{K}, \left\lceil \frac{S-1}{2} \right\rceil \right\}$ ， $S=33$ 为尺度总级。

[0104] 步骤S22、为了衡量DSST跟踪器跟踪结果的可信度，使用下式

$$[0105] \quad s(x) = \frac{\max(R(x)) - \mu_\phi(\max(R(x))_{c \times \gamma})}{\sigma_\phi(\max(R(x))_{c \times \gamma})}$$

[0106] 来计算PSR的值，其中， $R(x)$ 为得到的响应， $\max(R(x))$ 得到最大的响应值， $\max(R(x))_{c \times \gamma}$ 为峰值周围的 $c \times \gamma$ 区域，从而避免背景区域对PSR的影响； $\mu_\phi(\max(R(x))_{c \times \gamma})$ 和 $\sigma_\phi(\max(R(x))_{c \times \gamma})$ 分别是峰值周围 $c \times \gamma$ 区域内的均值和标准差。PSR值越大，说明DSST在当前帧的跟踪结果越可靠。

[0107] 步骤S30、若PSR大于或等于设定阈值，则根据DSST在当前帧确定的目标位置和尺度来执行Lp-LRST跟踪器，否则由Lp-LRST跟踪器根据上一帧的目标状态来重新确定目标位置；

[0108] 所述步骤S30具体为：

[0109] 如果PSR值大于设定阈值 u ，说明DSST在当前帧得到的跟踪结果可靠性高，则将DSST估计的目标状态(尺度 $scale_{DSST}$ 和位置 pos_{DSST})传递给Lp-LRST跟踪器，Lp-LRST跟踪器根据仿射变化参数 aff_1 来投放 n_1 个粒子，同时求解得到更为精确的目标位置 pos_{L_p-LRST} 和尺度 $scale_{L_p-LRST}$ 。然后，通过如下公式得到最终的目标位置和尺度：

$$[0110] \quad pos_{target} = w_{pos} pos_{DSST} + (1 - w_{pos}) pos_{L_p-LRST}$$

$$[0111] \quad scale_{target} = w_{scale} scale_{DSST} + (1 - w_{scale}) scale_{L_p-LRST}$$

[0112] 如果PSR值小于设定阈值,说明DSST在当前帧得到的跟踪结果可靠性低。此时,Lp-LRST跟踪器根据上一帧的目标状态和变化仿射参数 aff_2 ($aff_2 \geq aff_1$) 来投放 n_2 ($n_2 > n_1$) 个粒子,同时求解得到更为精确的目标位置 pos_{L_p-LRST} 和尺度 $scale_{L_p-LRST}$ 。然后,通过如下公式获得最终的目标位置和尺度:

$$[0113] \quad pos_{target} = pos_{L_p-LRST}$$

$$[0114] \quad scale_{target} = scale_{L_p-LRST} \circ$$

[0115] 步骤S40、若PSR大于或等于设定阈值,则更新DSST跟踪器的模板,反之, 停止更新;

[0116] 所述步骤S40具体为:

[0117] 如果PSR小于设定阈值,说明DSST在当前帧估计的跟踪结果是不可靠的, 则不更新DSST跟踪器的模板。

[0118] 如果PSR大于或等于设定阈值,说明DSST跟踪器在当前帧估计的跟踪结果 是可靠的,则更新DSST跟踪器的模板,且更新过程由如下两式确定:

$$[0119] \quad A_t^l = \begin{cases} A_{t-1}^l, & \text{if } (PSR < u) \\ (1-\eta)A_{t-1}^l + \eta \overline{GF}_t^l, & \text{else} \end{cases}$$

$$[0120] \quad B_t^l = \begin{cases} B_{t-1}^l, & \text{if } (PSR < u) \\ (1-\eta)B_{t-1}^l + \sum_{k=1}^d \overline{F}_t^k F_t^k, & \text{else} \end{cases} \circ$$

[0121] 步骤S50、当粒子的模板相似度低于设定阈值时,更新Lp-LRST跟踪器的模 板,反之,停止更新;

[0122] 所述步骤S50具体为:

[0123] 当粒子具有很高的模板相似度时,停止更新Lp-LRST跟踪器的模板。

[0124] 当粒子的模板相似度较低时,需要更新Lp-LRST跟踪器的模板。此时,应 先判断粒子的模板相似度低是由于模板长期没有更新而引起,还是由于目标发 生遮挡而引起。若是由于模板长期没有更新而引起,则更新Lp-LRST跟踪器的 模板并同时更新模板的权重,使用当前模板相似度最高的粒子替换权重最低的 模板,并将新的模板权重设置为一个新的常数 w_{new}^1 ;若是由于目标发生遮挡而引 起,则判断上一次的模板更新是否由于模板长期没有更新而引起,若是,则使 用当前模板相似度最高的粒子替换权重最低的模板,同时将新的 模板的权重设置成 w_{new}^2 ,否则用当前模板相似度最高的粒子替换上次更新的模板,同时 将新的 模板的权重设置成 w_{new}^3 。

[0125] 由于未被遮挡的模板更加可靠,因此将未遮挡的模板权重 w_{new}^1 设为较大,而 将被遮挡的模板权重 w_{new}^2 和 w_{new}^3 设置较小。如此这样,当目标未被遮挡时,包含 遮挡信息的模板 容易被替换。

[0126] 步骤S60、将确定的最终目标位置和尺度传递给下一帧的DSST跟踪器;

[0127] 所述步骤S60具体为:

[0128] 将在当前帧确定的最终目标位置和尺度大小传递给下一帧的DSST跟踪器。

[0129] 步骤S70、重复步骤S20到S60直到跟踪结束。

[0130] 所述步骤S70具体为:

[0131] 重复步骤S20到S60直到跟踪结束。

[0132] 如图2为本发明方法跟踪过程的示意图。

[0133] 仿真实验:

[0134] 通过与9种主流跟踪器的比较来验证提出的跟踪器的有效性:SCM,L1-AGP, STC, MTT,CT,DFT,DSST,KCF,DCFNet作为比较,并选择了20种不同的具有挑战性的基准红外视频序列进行测试。

[0135] 实验中所涉及的参数设置如下,PSR的阈值 $u=1.72$,步骤S30中位置权重 $w_{pos}=0.2$,尺度权重 $w_{scale}=0.2$,Lp-LRST模板大小为 12×15 ,仿射变换参数为 $aff_1=\{0.03, 0.0005, 0.0005, 0.03, 0.8, 0.8\}$,仿射变换参数 $aff_2=\{0.05, 0.001, 0.001, 0.05, 3, 3\}$,粒子数 $n_1=250, n_2=450$ 。提出的跟踪器最小化模型中, $p=0.5, \lambda_1=5, \lambda_2=0.1, \lambda_3=0.5$ 。在Lp-LRST模板更新的过程中,目标模板的数量 $T=10$,模板权重 $w_{new}^1=0.3, w_{new}^2=0.05, w_{new}^3=0.05, \tau=40, binThres=0.03, thresholdArea=0.25 \times 12 \times 15$ 。

[0136] 为了衡量不同跟踪器的性能,采用精确度(Precision)和成功率(Overlap Success, OS)作为客观评价指标。DP定义为中心位置误差(CLE)在20像素阈值内的帧的百分比。OS定义为边界框重叠超过阈值0.5的帧的百分比。CLE定义为

$\sqrt{(x_p - x_g)^2 + (y_p - y_g)^2}$, 其中 (x_p, y_p) 为跟踪器估计的中心位置, (x_g, y_g) 为目标真实的中心位置,CLE的值越小说明误差越小,对应跟踪器的性能越好。重叠率(SR, Success Rate),

定义为 $R = \frac{area(S_{gt} \cap S_{tr})}{area(S_{gt} \cup S_{tr})}$, 其中, S_{gt}, S_{tr} 分别为标准目标框和跟踪得到的目标框。除此之外,

按照单次评估(One-Pass Evaluation, OPE)可以绘制出精确度曲线(Precision plots of OPE)和成功率曲线(Success plots of OPE),并将其曲线下面积(Area Under Curve, AUC)值展示在图中。

[0137] 图3展示了20个红外视频序列对应的精确度图(Precision plots of OPE),图(a)和成功率图(Success plots of OPE)图(b)。从图3中可以看出,Our即本发明方法明显优于其他跟踪器。表1说明了提出的跟踪器在与其他跟踪器对比中的表现出色。就DP和OS而言,提出的跟踪器分别比DSST(分别提高22.9%, 17.4%),KCF(分别提高27.6%, 25.8%)和DCFNet(分别提高21.6%, 16.2%)更好。

[0138] 表1. 在20个红外视频序列上对10个跟踪器进行定量比较

[0139] Video	SCM	L1-APG	STC	MTT	CT	DFT	DSST	KCF	DCFNet	Ours
[0140] DP	0.557	0.503	0.473	0.484	0.403	0.467	0.646	0.599	0.659	0.875
OS	0.528	0.393	0.274	0.394	0.331	0.341	0.571	0.487	0.583	0.745

[0141] 注:红色和蓝色数值分别代表最优和次优的评价指标。

[0142] 为了充分评价提出的跟踪器的有效性,我们在VOT-TIR2015视频数据集上选择5个属性来进一步评价不同跟踪器的性能。图4和图5给出了每个跟踪器的所有AUC结果。

[0143] 图4示出了每个跟踪器在不同挑战序列的单次评估精确度的AUC结果,可以看出,

本发明算法在处理大部分挑战性因素方面表现良好,其中包括摄像机运动(图a,精确度为88.1%)、运动变化(图c,精确度为76.5%)、部分遮挡(图d,精确度为84.1%)、大小变化(图e,精确度为74.1%)。而对于动态变化(图b,精确度为71.9%)的表现还不够理想。以上图的横坐标均表示定位误差阈值,纵坐标均表示精确度。

[0144] 图5示出了每个跟踪器在不同挑战序列的单次评估成功率的AUC结果,可以看出,本发明算法在处理大部分挑战性因素方面表现良好,其中包括摄像机运动(图a,成功率为66.3%)、运动变化(图c,成功率为59.8%)、部分遮挡(图d,成功率为65.0%)、大小变化(图e,成功率为58.2%)。而对于动态变化(图b,成功率为57.8%)的表现还不够理想。以上图的横坐标均表示重叠阈值,纵坐标均表示成功率。

[0145] 鉴于这些红外视频序列的不同特性,我们讨论了上述10个跟踪器对3个红外视频序列进行的3组实验,跟踪结果如图6、图7、图8所示。

[0146] 实验1:部分遮挡的鲁棒分析。

[0147] 图6显示了在遮挡挑战下,不同跟踪器在Street视频序列下的跟踪结果。在该序列中,可以看到有很多人走在街上,一个人被#10(图6(a))、#51(图6(b))和#156(图6(c))周围的另一个人挡住,其中带有符号#的数字代表这些视频的帧数。可以看出,Ours即本发明方法可以很好地跟踪目标。提出的模板更新策略可以避免将背景信息更新到模板中,并且当发生部分遮挡时,可以继续跟踪目标。

[0148] 实验2:相机移动的鲁棒分析。

[0149] 图7显示了在摄像机运动挑战下,不同跟踪器在Quadrocopter视频序列下的跟踪结果。与前一帧的位置相比,相机的运动往往会导致目标移动更大。在该序列中,目标在#89(图7(a))、#118(图7(b))和#162(图7(c))附近快速飞行。除提出的跟踪器以外,大部分跟踪器由于快速运动,运动模糊和快速运动而逐渐漂移。提出的跟踪器先通过DSST在大范围内搜索目标,再通过 L_p -LRST在较小的区域内进一步搜索目标,因此可以实现稳定的目标跟踪,从而提高了整体的跟踪精度。

[0150] 实验3:尺度变化的鲁棒分析。

[0151] 图8显示了在遇到尺度变化挑战的情况下,不同跟踪器在Jacket视频序列的跟踪结果。在该序列中,由于目标远离相机而变得越来越小,例如#124(图8(a))、#278(图8(b))和#379(图8(c))。由于提出的跟踪器结合了DSST的尺度滤波器和 L_p -LRST的仿射参数,因此对尺度变化具有较高的鲁棒性。

[0152] 综上所述,本发明的优点在于:

[0153] 针对红外图像的特点,我们提出了一种高精度的基于相关滤波和粒子滤波进行红外目标跟踪器。首先,将DSST跟踪器和 L_p -LRST跟踪器结合起来,以获得更准确的目标位置和尺度。其次,基于 L_p 范数的优势,提出了一种基于 L_p 范数的跟踪器最小化模型。最后,提出的模板更新机制有效地解决了目标遮挡问题,并减少了跟踪过程中的漂移问题。

[0154] 上述仅为本发明的具体实施方式,但本发明的设计构思并不局限于此,凡利用此构思对本发明进行非实质性的改动,均应属于侵犯本发明保护范围的行为。

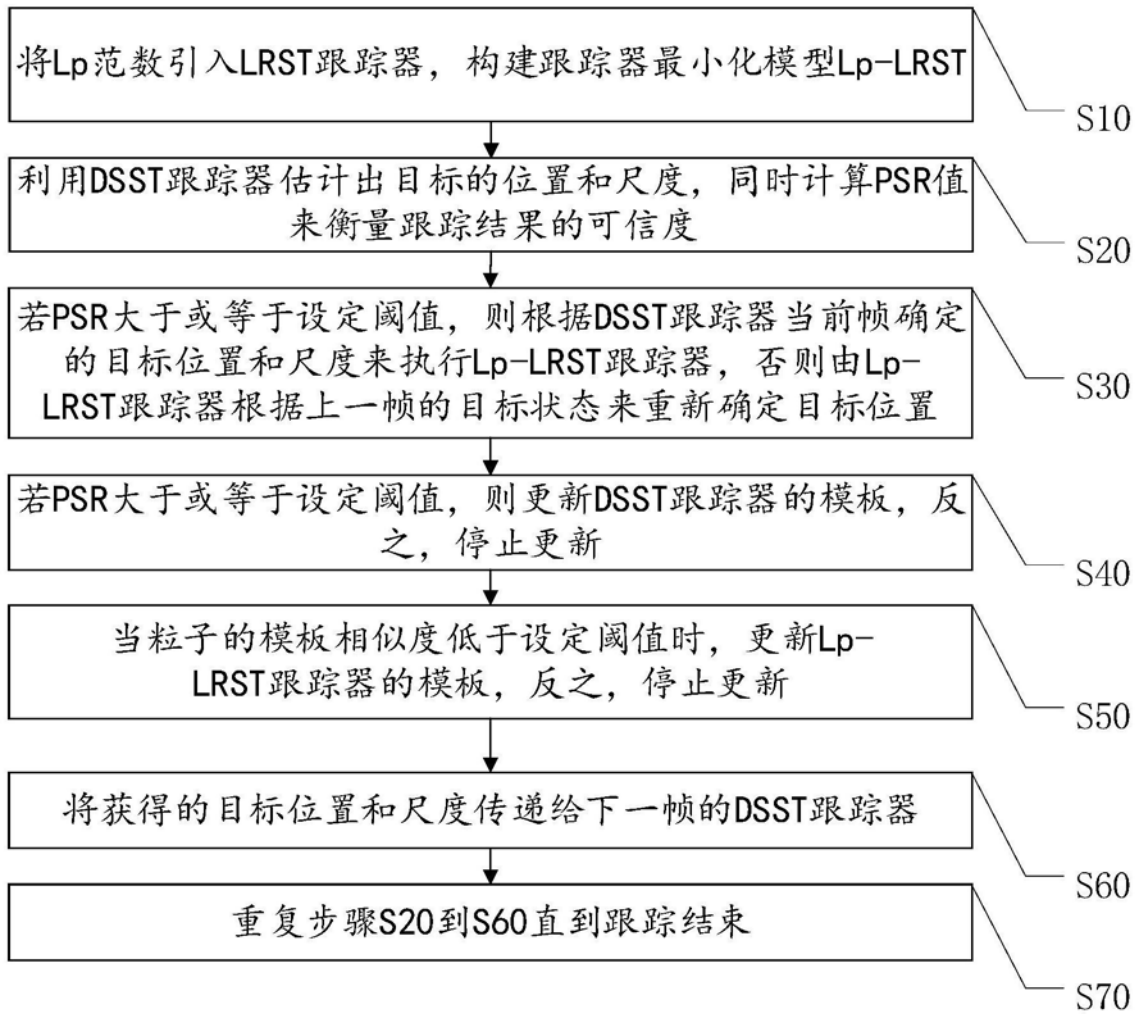


图1

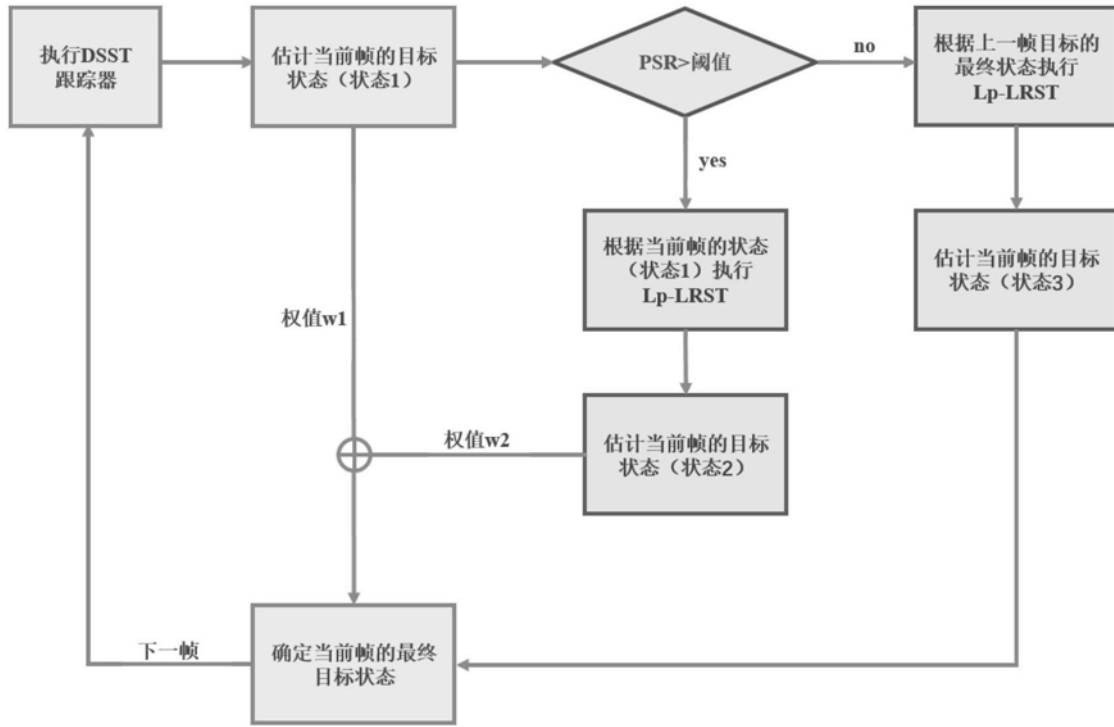


图2

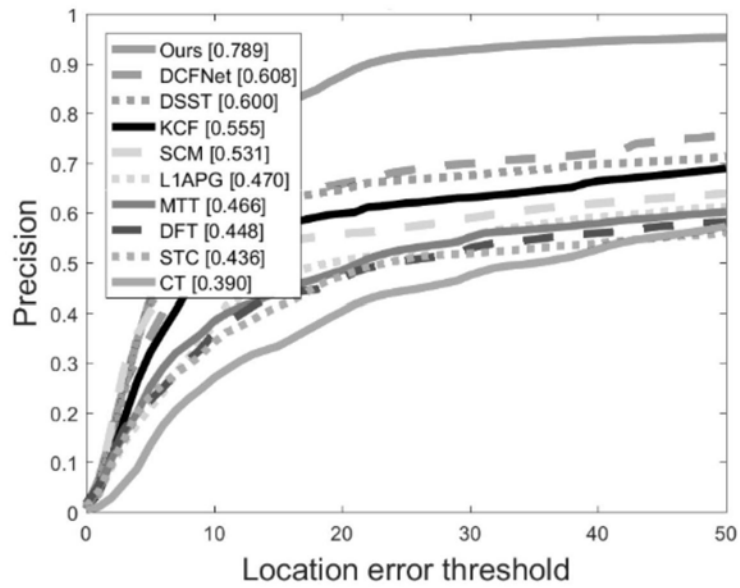


图3 (a)

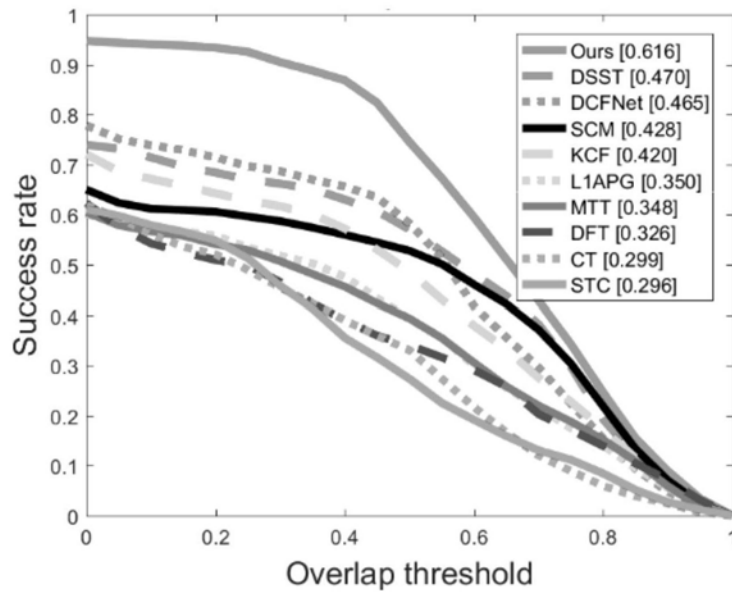


图3 (b)

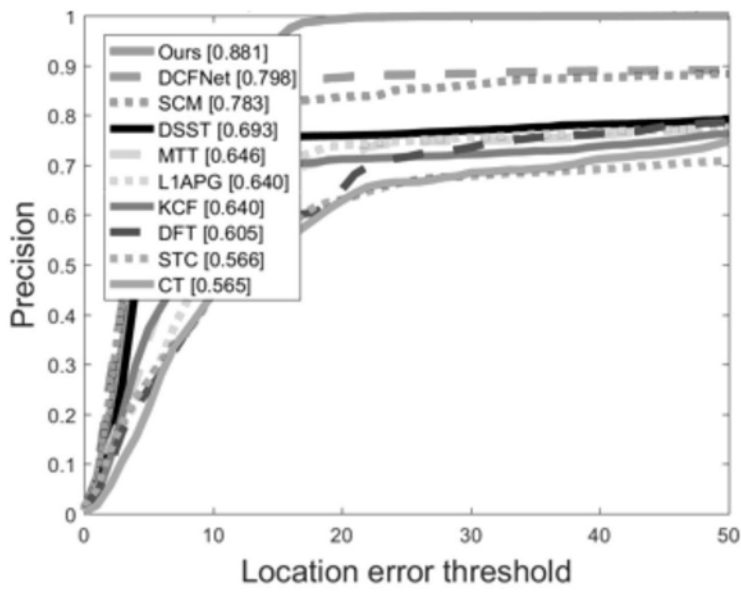


图4 (a)

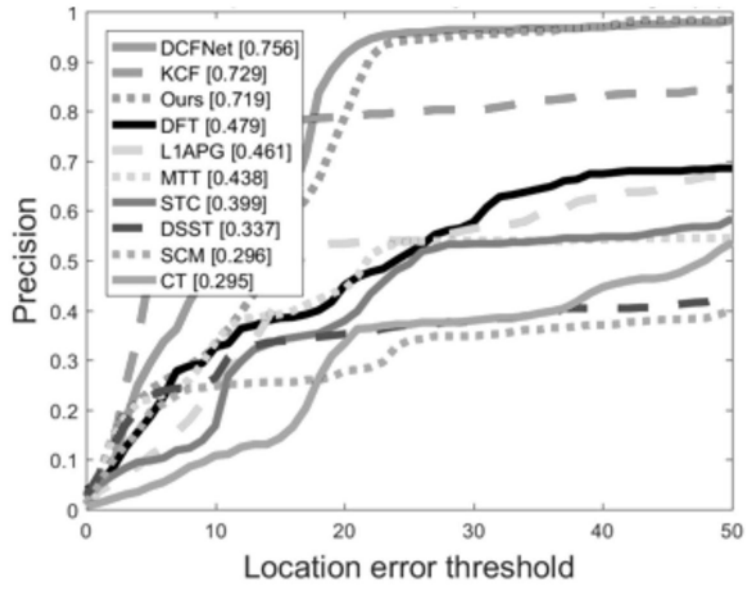


图4 (b)

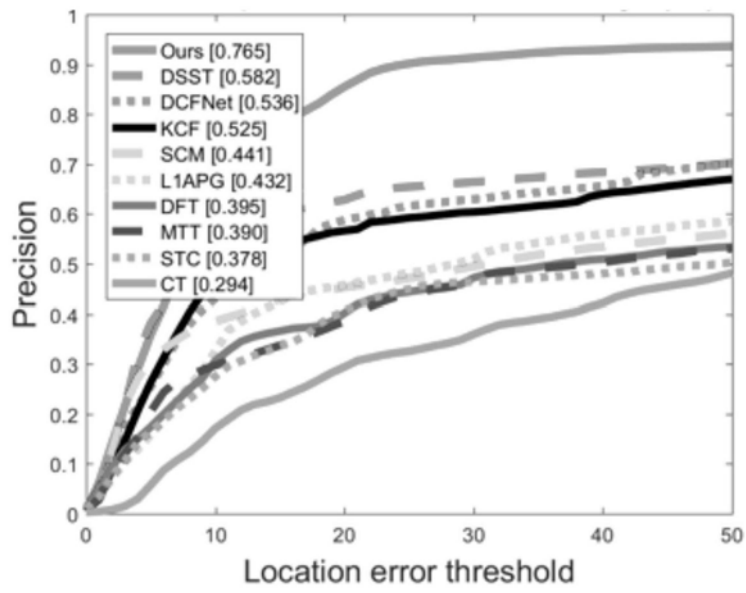


图4 (c)

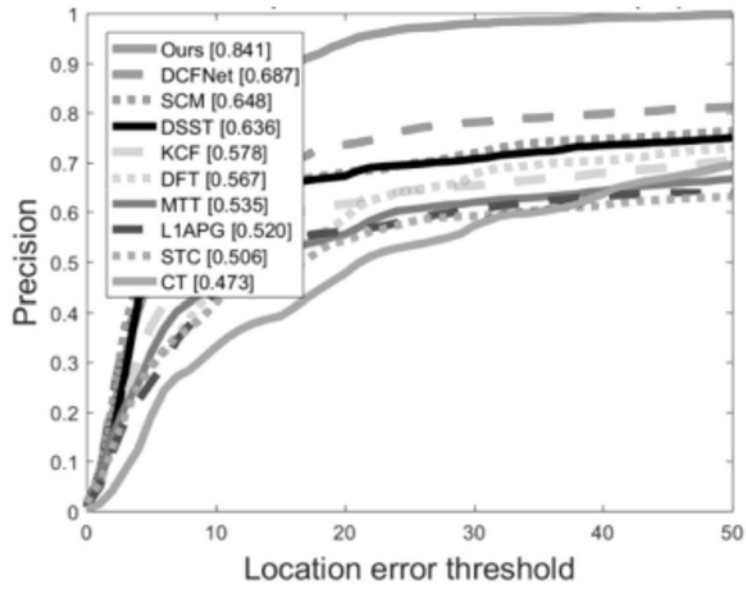


图4 (d)

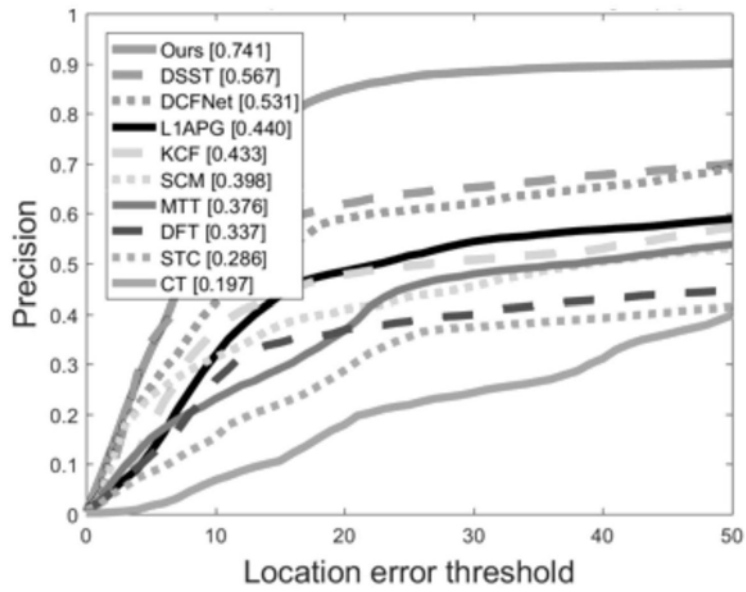


图4 (e)

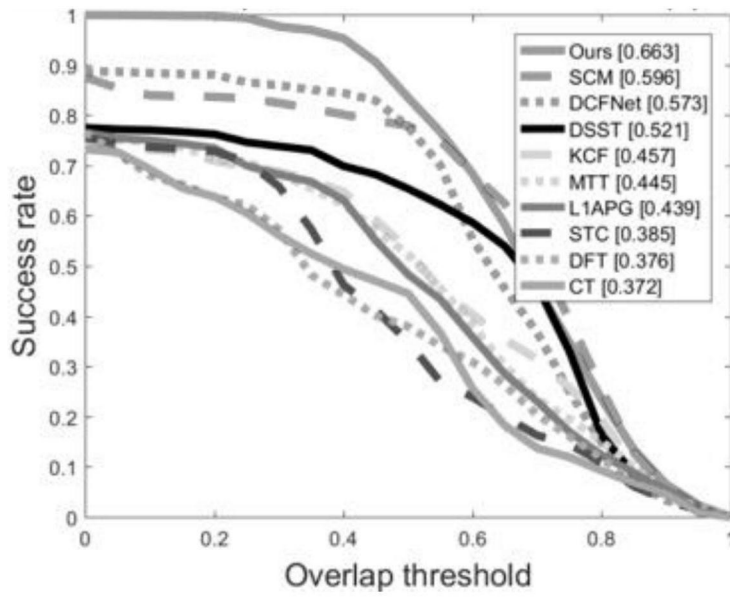


图5 (a)

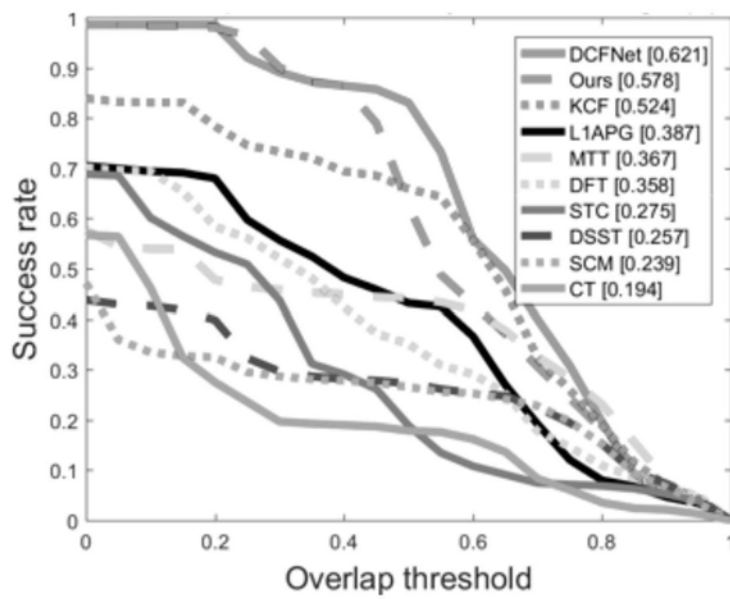


图5 (b)

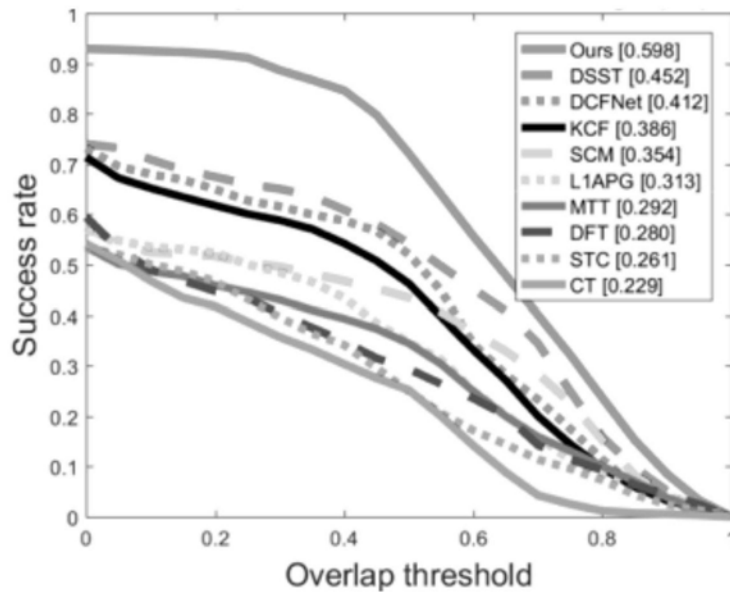


图5 (c)

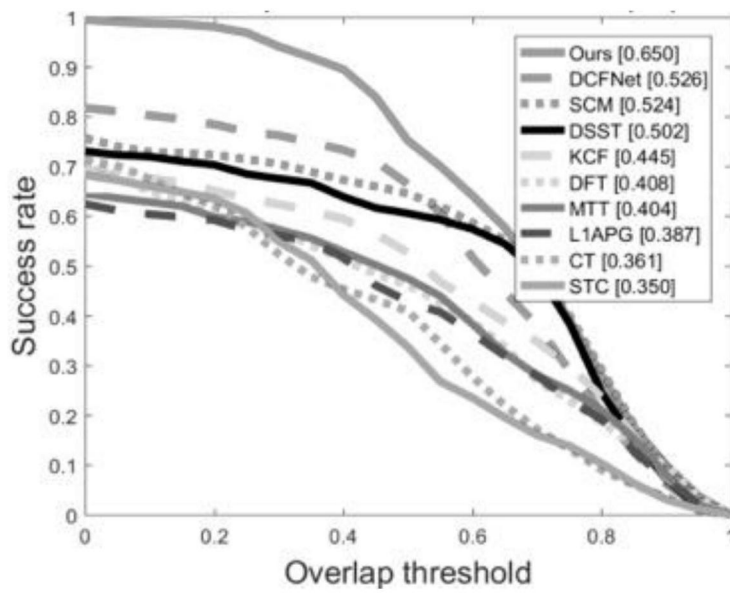


图5 (d)

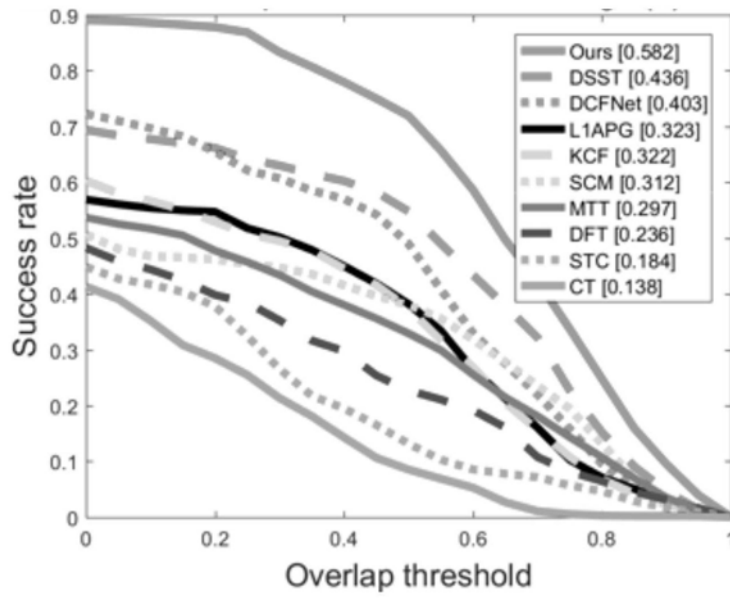


图5 (e)

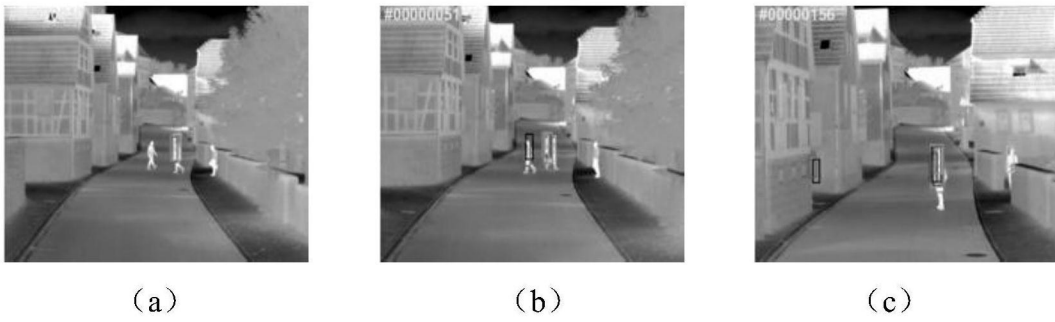


图6

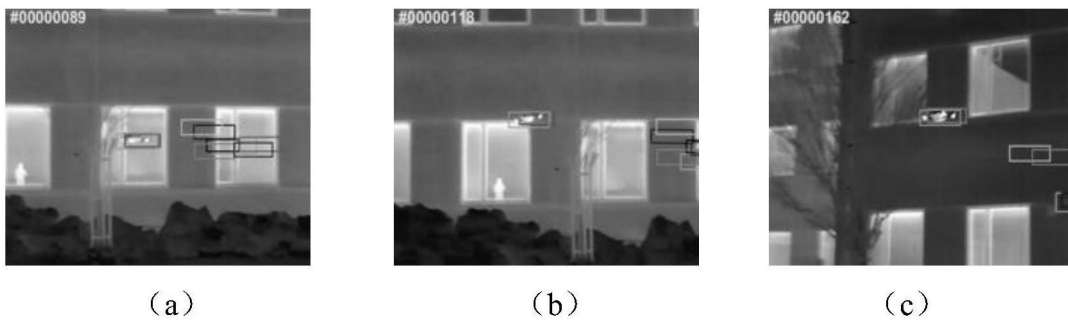


图7



(a)



(b)



(c)

图8