

文章编号: 2095-4980(2018)05-0879-07

一种引入预测机制的时空上下文跟踪算法

何 静^a, 徐启航^a, 游安清^{*a,b}

(中国工程物理研究院 a.应用电子学研究所; b.高功率微波技术重点实验室, 四川 绵阳 621999)

摘 要: 针对时空上下文(STC)算法在抗遮挡目标跟踪中的不足, 提出使用上下文模型相似度作为判别遮挡的条件和改进上下文模型更新方程的修正系数, 同时采用预测算法修正搜索区域, 构建了一种基于时空上下文跟踪的抗遮挡目标跟踪算法, 并通过标准目标跟踪视频库对原算法和改进后算法的跟踪性能进行仿真和对比。实验证明, 在原算法的基础上提高了抗遮挡跟踪的鲁棒性, 在一些图像序列中跟踪成功率的提高最高可达30%。

关键词: 时空上下文; 预测算法; 抗遮挡

中图分类号: TN919

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201805.0879

A Spatio-Temporal Context tracking algorithm using predictive mechanism

HE Jing^a, XU Qihang^b, YOU Anqing^{*a,b}(a.Institute of Applied Electronics; b.Key Laboratory of High Power Microwave Technology,
China Academy of Engineering Physics, Mianyang Sichuan 621999, China)

Abstract: In order to improve the performance of the Spatio-Temporal Context(STC) algorithm in anti-occlusion object tracking, using context model similarity as the judge criterion of occlusion and also the correction coefficient of context model renewal equation, an anti-occlusion object tracking algorithm based on STC tracking is proposed. The simulation and comparison are carried out by the standard target tracking video library. The experimental results show that the robustness of the anti-occlusion tracking is improved on the basis of the original algorithm. In some image sequences, the tracking success rate can be increased by 30%.

Keywords: Spatio-Temporal Context; prediction algorithm; anti-occlusion

目标跟踪技术是计算机视觉研究的核心内容, 在虚拟现实、公共安防、导航控制、交通运输以及医学影像等领域有广泛应用。同时, 目标跟踪技术也是一门融合了图像处理、模式识别、计算数学和人工智能等多领域先进成果的高新技术, 是计算机视觉研究的热点和难点^[1]。在目标跟踪的过程中, 会有诸如目标形变、光照条件剧烈变化和遮挡的介入, 由于物体高速运动而产生模糊等会影响跟踪性能。这些困难对跟踪算法的鲁棒性和实时性提出了更高的要求。

为解决上述问题, 国内外学者提出了大量的模型和构想。根据对目标模型描述的不同, 可分为生成式和判别式2种^[2-11]。生成式是直接提取目标的特征, 然后寻找具有最大似然概率或者后验概率的候选目标, 作为真实目标的当前估计, 主要通过采取高阶特征、多特征融合、优化目标搜索策略的方法进行优化。与生成式模型仅仅利用目标信息不同, 判别式模型对目标和背景信息都进行了学习, 判别式模型的基本思想是将目标跟踪描述为一个分类学习的过程, 通过学习算法, 例如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)等, 找出目标与背景的最优分类面, 实现目标的描述。

在上述算法中, 都充分利用了目标的特征, 判别式的模型描述还利用了背景的信息。但是2种模型都忽略了目标与背景之间的联系, 即目标的空间上下文关系。YANG等^[12]首先将空间上下文的观念应用到目标跟踪领域, 利用空间上下文的算法为主要算法, 对目标进行跟踪; 使用基于均值漂移的算法为辅助算法, 对上下文区域进行跟踪, 实现了最初的上下文跟踪实验, 并验证了算法的鲁棒性。在此之后, Grabner等^[13]通过提取目标及其上下

收稿日期: 2017-01-16; 修回日期: 2017-08-27

基金项目: 国防微波重点实验室基金资助项目(2015HPM-11)

*通信作者: 游安清 email:anqingyou@163.com

文的 Harris 特征点, 在特征点的周围使用尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)特征作为描述子, 最后通过广义霍夫变换进行训练和分类, 建立了目标的支撑点(supporter)模型。通过这些支撑点来共同决定目标的当前位置, 提供了将空间上下文与机器学习融合的新思路。Dinh^[14]在 Grabner 的基础上, 采用加速鲁棒特征(Speeded-Up Robust Features, SURF)作为描述子, 有效提高了算法的实时性, 同时采用了大量目标相似的干扰目标进行实验, 证明算法在存在干扰的情况下仍能对单一目标进行稳定跟踪。Wen 等^[15]提出了一种基于时空上下文的跟踪器(Spatio-Temporal structural context based Tracker, STT)算法, 该算法首先提出了将时间上下文和空间上下文融合的概念, 使用了局部空间上下文和整体时间上下文的模型, 并应用了分块跟踪的思想, 作者通过大量实验证明了此算法在稳定性上有很大提升。

但是, 以上算法都在目标的特征提取描述或者训练分类器上耗费了巨大的计算量, 导致算法的跟踪实时性并不好。ZHANG 等^[16]提出了时空上下文 STC 算法, 该算法以快速傅里叶变换作为计算工具, 使跟踪处理速度达到了 350 frame/s。

1 STC 算法原理

1.1 空间上下文的学习

1.1.1 空间上下文区域的选定

在某一帧图像中, 设被跟踪目标的中心为 X^* , 目标的周围区域为 Ω_c , 目标的上下文特征为:

$$X^c = \{c(z) = (I(z), z) | z \in \Omega_c(X^*)\} \quad (1)$$

式中 $I(z)$ 表示上下文区域内的图像灰度值。

1.1.2 置信图模型

STC 算法中, 置信图用物体位置的似然函数表示, 是对物体位置的最大似然估计, 可以用 $c(x) = P(x|o)$ 来计算。置信图模型定义为:

$$c(x) = P(x|o) = be^{\left| \frac{x-x^*}{\alpha} \right|^\beta} \quad (2)$$

式中: α 为尺度参数; β 为形状参数。这里存在一个对 β 取值的讨论: 当 β 取值小于 1 时, 函数在峰值附近形状过于尖锐, 会因为取值条件过于苛刻而丢失跟踪信息; 当 β 取值大于 1 时, 函数在峰值附近形状趋于平滑, 区分度不足, 经过试验证明, 此处 β 取值应为 1。

1.1.3 空间上下文的引入

在置信图模型的讨论中, 置信图模型由 $c(x) = P(x|o)$ 得出。引入空间上下文模型后, 有:

$$c(x) = P(x|o) = \sum_{c(z) \in X^c} P(x, c(z)|o) = \sum_{c(z) \in X^c} P(x|c(z), o)P(c(z)|o) \quad (3)$$

设定条件概率密度为:

$$P(x|c(z), o) = h^{sc}(x-z) \quad (4)$$

式中 $h^{sc}(x-z)$ 表示当前物体位置 x 与其局部上下文位置 z 的相对距离和方向。 $h^{sc}(x-z)$ 是一个非对称的函数(即 $h^{sc}(x-z) \neq h^{sc}(z-x)$), 所以能有效地分辨出复杂的空间关系。

$P(c(z)|o)$ 为上下文先验概率, 由式(5)定义:

$$P(c(z)|o) = I(z)w_\sigma(z-x^*) \quad (5)$$

式中 w_σ 为权重函数。 w_σ 在文献[14]中进行了详细的讨论, 在此取其定义:

$$w_\sigma(z) = ae^{-\frac{|z|^2}{\sigma^2}} \quad (6)$$

式中: a 是一个归一化常数, 将 $P(c(z)|o)$ 的取值区间限定在(0,1)之间; σ 是一个权重参数。 w_σ 根据上下文位置与目标位置的远近赋予了不同的权重值, 与目标位置越接近, 赋予的权重越高。

1.1.4 快速上下文学习的实现

联立式(2)~式(6)得:

$$be^{\left| \frac{x-x^*}{\alpha} \right|^\beta} = \sum_{z \in \Omega_c(x^*)} h^{sc}(x-z)I(z)w_\sigma(z-x^*) = h^{sc}(x) \otimes (I(x)w_\sigma(x-x^*)) \quad (7)$$

式中 $\otimes$ 代表卷积。对两边进行傅里叶变换：

$$F\left(\text{be}^{\left|\frac{x-x^*}{\alpha}\right|^\beta}\right) = F(h^{\text{sc}}(x)) \odot F(I(x)w_\sigma(x-x^*)) \quad (8)$$

式中 $\odot$ 代表矩阵中元素对应相乘。最终得到空间上下文模型：

$$h^{\text{sc}}(x) = F^{-1}\left(\frac{F\left(\text{be}^{\left|\frac{x-x^*}{\alpha}\right|^\beta}\right)}{F(I(x)w_\sigma(x-x^*))}\right) \quad (9)$$

1.2 目标位置的跟踪

1.2.1 时空上下文模型的建立

在序列图像中，通过式(10)进行在线学习和模板更新：

$$H_{t+1}^{\text{sc}} = (1-\rho)h_t^{\text{sc}} + \rho h_t^{\text{sc}} \quad (10)$$

式中： H_{t+1}^{sc} 为下一帧的时空上下文模型； ρ 为学习参数。

1.2.2 目标跟踪的实现

STC 算法是通过计算下一帧的置信图来实现的，目标的最佳位置由置信图取最大值时对应的 x 坐标取值得到。假设第 1 帧已初始化，在第 t 帧时学习空间上下文模型 $h_t^{\text{sc}}(x)$ ，然后用来更新时空上下文模型 $H_{t+1}^{\text{sc}}(x)$ 。当第 $t+1$ 帧图像到来时，由式(2)和式(8)可得第 $t+1$ 帧的置信图为：

$$c_{t+1}(x) = F^{-1}\left(F(H_{t+1}^{\text{sc}}(x)) \odot F(I_{t+1}(x)w_{\sigma_t}(x-x_t^*))\right) \quad (11)$$

使 $c_{t+1}(x)$ 取最大值的点即为下一帧的最佳跟踪位置点。

1.2.3 尺度更新

由于算法是在 $t-1$ 帧的上下文区域寻找使 t 帧中置信图最大的点，所以每一时刻的上下文区域都会影响下一时刻的目标跟踪位置。由于运动过程中目标的大小经常发生变化，在跟踪时需要对上下文区域的尺度大小进行更新。算法给出的更新策略如下：

$$\begin{cases} s_t' = \sqrt{\frac{c_t(x_t^*)}{c_{t-1}(x_{t-1}^*)}} \\ \bar{s}_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_{t-i}' \\ s_{t+1} = (1-\lambda)s_t + \lambda \bar{s}_t \\ \sigma_{t+1} = s_t \sigma_t \end{cases} \quad (12)$$

式中： $c_t(x_t^*)$ 是由式(11)计算出来的置信图； s_t' 是连续两帧之间的估计比。为了使尺度更新机制不过于敏感，并且能够消除由于某几步估计误差带来的影响，采用均值滤波的形式对尺度估计进行修正， $\bar{s}_t$ 是前 n 中尺度估计比的平均值； λ 是滤波修正参数。

2 改进的 STC 算法

2.1 遮挡的判断

在目标遮挡时，目标区域内信息会发生改变，所以基于目标信息和空间上下文区域的空间上下文模型 h_t^{sc} 也会发生变化。令 $c = h_{t+1}^{\text{sc}} / h_t^{\text{sc}}$ 为 $t+1$ 时刻与 t 时刻空间上下文模型的相似度，用来判断目标的遮挡情况。当 c 低于设定的阈值 α 时，说明连续 2 帧内空间上下文模型发生了很大变化，可以认为目标发生了遮挡，此时空间上下文更新的方程改写为 $H_{t+1}^{\text{sc}} = (1-\rho c) / H_t^{\text{sc}} + \rho c h_t^{\text{sc}}$ 。因为在空间 t 时刻，模型发生很大改变时，在 t 时刻模型信息的置信度要低，所以在模板更新时相应降低 t 时刻空间模型的权重，更加依赖之前的空间上下文模型信息进行判别。在更新的同时也尽可能地保留原来的信息，使算法在目标退出遮挡后能够更精准地跟踪到目标。改进的空间上下文更新模型如下：

$$\begin{cases} H_{t+1}^{\text{sc}} = (1-\rho)H_t^{\text{sc}} + \rho h_t^{\text{sc}}, & c \geq \alpha \\ H_{t+1}^{\text{sc}} = (1-\rho c)H_t^{\text{sc}} + \rho h_t^{\text{sc}}, & c < \alpha \end{cases} \quad (13)$$

2.2 预测模型的引入

为了在序列图像中能更准确地搜索到目标,改进的算法中将卡尔曼滤波作为轨迹预测的算法。

2.2.1 卡尔曼滤波模型

卡尔曼滤波器是一个对动态系统的状态序列进行线性最小方差误差估计的算法,以动态的状态方程和观测方程来描述系统。它可以以任意一点作为起点开始观测,采用递归滤波的方法计算,具有计算量小、可实时计算的特点。

卡尔曼滤波器的模型主要由 2 部分组成,即预测方程和修正方程。状态预测方程组:

$$\begin{cases} \hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \\ P_k = AP_{k-1}A^T + Q \end{cases} \quad (14)$$

状态更新方程组:

$$\begin{cases} K_k = P_k H^T (H P_k H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k (z_k - H\hat{x}_k) \\ P_k = (1 - K_k H) P_k \end{cases} \quad (15)$$

式中: x_k 代表 k 时刻的系统状态; u_k 代表对系统的控制量; A 和 B 为系统参数; K_k 为卡尔曼增益因子; 过程噪声协方差 Q 和观测噪声协方差 R 均为常数。方程组主要通过计算卡尔曼增益因子来预测和更新系统状态。

2.2.2 改进算法流程

当判断目标发生遮挡后,除了对模型进行更新外,还应应对目标轨迹进行修正。STC 算法在下一帧搜寻目标的区域是上一帧中目标的上下文区域,由于遮挡的发生,可能会使目标的跟踪出现偏差。当这种偏差的累积量达到一定数值后,会导致跟踪失败。在本文的改进算法中,引入卡尔曼滤波器对目标的轨迹进行预测和修正。当遮挡发生时,将下一帧中搜寻目标的区域从上一帧的目标上下文区域改为卡尔曼滤波器预测的区域。通过计算此区域的置信图得到目标跟踪的最佳位置后,更新卡尔曼滤波器的预测方程,为下一帧搜寻的区域提供更可靠的预测值。当遮挡判定退出后,停止卡尔曼滤波器对于轨迹的预测,恢复正常跟踪。其具体流程如图 1 所示。

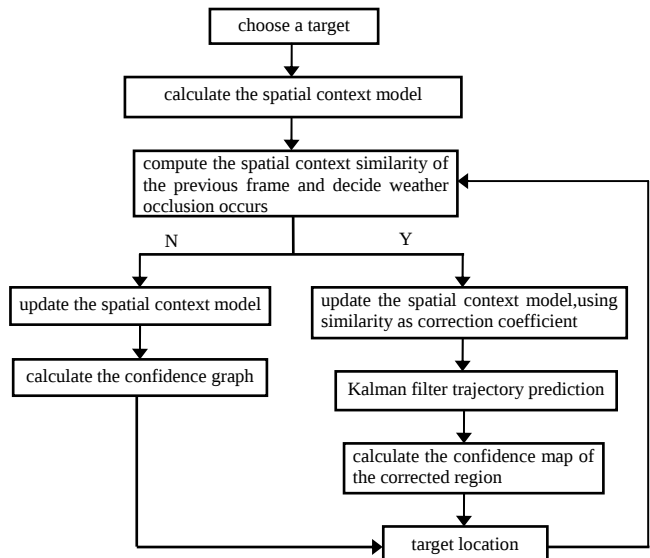


Fig.1 Flow chart of improved algorithm

图 1 改进算法流程图

3 实验结果与分析

3.1 对快速运动目标的跟踪

实验采用 Wu 等^[17]发布的测试视频数据库 VTB1.0 中的 Bird1 图像序列。图 2 为 STC 算法的跟踪示意图,图 3 为本文改进算法的跟踪示意图。跟踪的目标是最右边那只飞鸟,在经过一段时间的稳定飞行后,中间的飞鸟突然改变轨迹,并遮挡目标。在遮挡结束后,原算法的跟踪目标错误地定位到了遮挡物上,本文改进的跟踪算法准确地定位到了目标。图 4 给出了跟踪过程中 2 种算法跟踪的目标中心与手动标定的目标中心在 X 轴和 Y 轴方向上的偏差。



Fig.2 Tracking effect of STC algorithm

图 2 STC 算法跟踪效果图



Fig.3 Tracking effect of the proposed algorithm
图 3 本文改进算法跟踪效果图

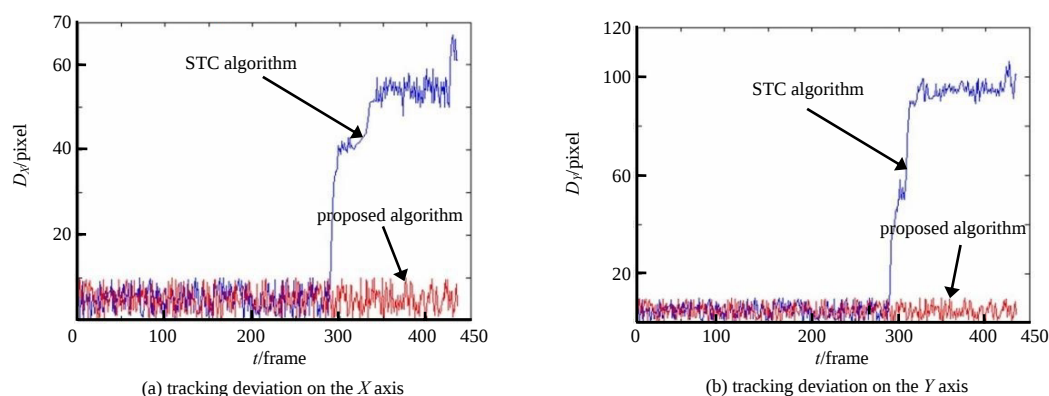


Fig.4 Contrast of tracking deviation
图 4 跟踪偏差对比图

3.2 对遮挡目标的跟踪

本部分测试仍采用 VTB1.0 的 Subway 图像序列，目标先后经过了 3 次遮挡。2 种算法的跟踪效果如图 5 和图 6 所示。

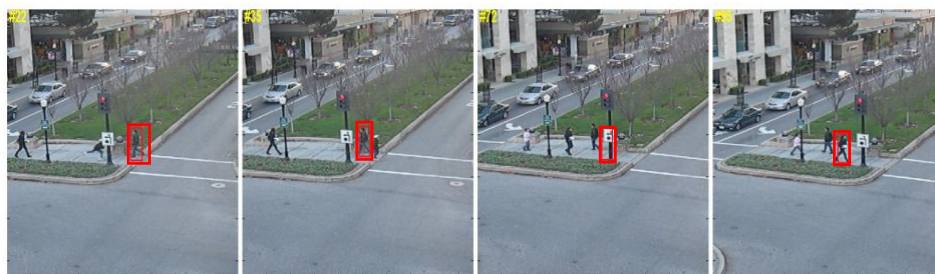


Fig.5 Tracking effect of STC algorithm
图 5 STC 算法跟踪效果图

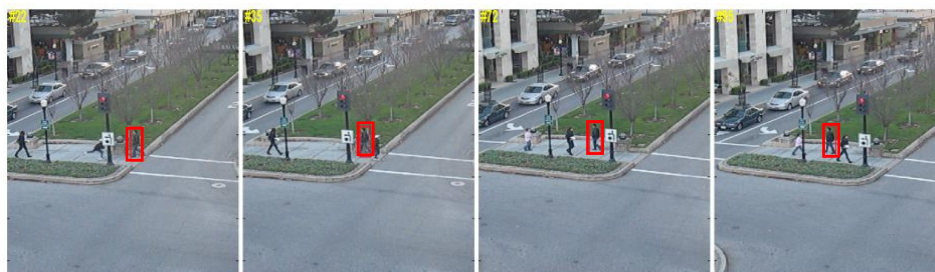


Fig.6 Tracking effect of the proposed algorithm
图 6 改进算法跟踪效果图

目标在自右向左的运动过程中，先后经过了 2 次行人遮挡和 1 次交通标志物遮挡。可以看出：在经过第 1 次行人遮挡时，2 种算法都准确地跟踪到了第 1 幅图像序列中初始的目标。但在目标进入交通标志物的遮挡时，由于遮挡较为严重，退出遮挡后，STC 算法将跟踪区域定位在了标志物上，并在后续的跟踪中错误地将目标定位到与目标特征相似的行人身上。本文提出的算法在目标发生遮挡后准确地判断到了遮挡的发生，并用卡尔曼滤波

对目标的运动轨迹进行了预测和修正,准确跟踪到了目标。图 7 为中心偏差(Center Location Error, CLE)示意图, Y 轴单位为像素。

3.3 多组图像序列跟踪正确率比较

本小节采用通用的跟踪成功率(Success Rate, SR)^[17]对跟踪效果进行评价。跟踪成功率是反映一个跟踪算法跟踪性能的重要指标,定义为:

$$SR = \frac{|r_t \cap r_a|}{|r_t \cup r_a|}$$

(16)

式中: r_a 表示目标实际区域; r_t 表示算法跟踪的目标区域; $|\bullet|$ 表示此区域的面积; SR 表示的是算法的跟踪面积和目标区域实际面积的交集和并集之比。通常认为 SR 大于 0.75 就是一次成功的跟踪。采用这 2 种算法对 VTB1.0 数据中的 Subway,Basketball,FaceOcc1,Human3 多组图像序列的跟踪正确率进行比较,说明改进算法在跟踪成功率上较原算法有显著提升,结果见表 1。

4 结论

针对目标运动过程中由于遮挡等因素引起的跟踪区域表观信息突变的问题,提出使用上下文相似度对目标的表观信息是否发生突变进行判断,并在表观信息发生突变时对空间上下文的更新方程进行改变,将原来更新方程固定的学习参数变为与空间上下文模型相似度有关的动态参数,同时引入卡尔曼滤波对目标的运动轨迹进行预测和修正。对多组图像序列的跟踪结果显示,改进后的算法减小了与目标真值间的跟踪偏差,提高了跟踪的正确率。下一步工作将围绕算法在多目标跟踪中的应用展开。

参考文献:

[1] 薛陈,朱明,刘春香. 遮挡情况下目标跟踪算法综述[J]. 中国光学, 2009,2(5):388–394. (XUE Chen,ZHU Ming,LIU Chun xiang. Review of tracking algorithms under occlusions[J]. Chinese Optics, 2009,2(5):388–394.)

[2] COLLINS R T. Mean-shift blob tracking through scale space[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Madison,USA:[s.n.], 2003:234–240.

[3] ROSS D A,LIM J,LIN R S,et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008,77(1):125–141.

[4] KWON J,LEE K M. Visual tracking decomposition in CVPR[J]. IEEE Computer Society, 2010,119(5):1269–1276.

[5] MEI X,LING H. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011,33(11):2259–2272.

[6] 杨志菊,刘宝华. 基于 Mean Shift 的变尺度快速运动目标自适应跟踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(2): 240–244. (YANG Zhiju,LIU Baohua. Auto-adaptive tracking algorithm for fast moving target with variable scale based on Mean Shift[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(2):240–244.)

[7] ORON S,BAR-HILLEL A,LEVI D,et al. Locally orderless tracking[J]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2012,111(2): 1940–1947.

[8] KALAL Z,MIKOLAJCZYK K,MATAS J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011,34(7):1409–1422.

[9] SHARE S,SAFFARI A,TORR P H S. Struck: structured output tracking with kernels[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona,Spain:IEEE, 2012,23(5):263–270.

[10] ZHANG K, ZHANG L,YANG M H. Real-time compressive tracking[C]// European Conference on Computer Vision. Amsterdam,Netherlands:[s.n.], 2012,7574(1):864–877.

[11] 贾海艳,梅玉航. 基于 IMM-PF 的再入目标数据融合算法与仿真[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2014,12(3):402–408. (JIA Haiyan,MEI Yuhang. Data fusion algorithm and simulation for reentry target based on IMM-PF[J]. Journal of

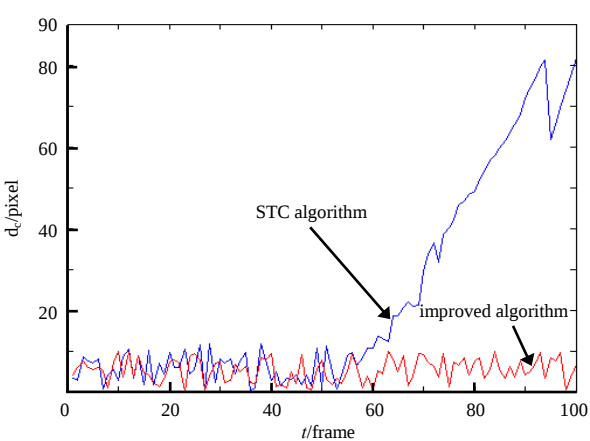


Fig.7 Sketch map of center location error
图 7 中心偏差示意图

表 1 不同序列 STC 算法和本文算法平均跟踪成功率 SR 比较
Table1 Comparison of the tracking success rate of the STC algorithm and the proposed algorithm

	STC	proposed algorithm
Subway	0.81	0.82
Basketball	0.47	0.70
FaceOcc1	0.55	0.85
Human3	0.65	0.71

- Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2014,12(3):402–408.)
- [12] YANG M,WU Y,HUA G. Context-aware visual tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2008,31(7):1195–1209.
- [13] GRABNER H,MATAS J,GOOL L V,et al. Tracking the invisible:learning where the object might be[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. San Francisco,USA:IEEE, 2010,26(2):1285–1292.
- [14] DINH T B,VO N,MEDIONI G. Context tracker:exploring supporters and distracters in unconstrained environments[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Colorado,USA:IEEE, 2011,32(14):1177–1184.
- [15] WEN L,CAI Z,LEI Z,et al. Online spatio-temporal structure context learning for visual tracking[C]// European Conference on Computer Vision. Florence,Italy:[s.n.], 2012,75(1):716–729.
- [16] ZHANG K H,ZHANG L,LIU Q S,et al. Fast visual tracking via dense Spatio-Temporal Context learning[C]// European Conference on Computer Vision. Zurich,Switzerland:[s.n.], 2014:127–141.
- [17] WU Y,LIM J Lim,YANG M H. Online object tracking:a benchmark[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Portland,USA:IEEE, 2013,9(4):2411–2418.

作者简介：



何 静(1981–), 男, 四川省绵阳市人, 工程师, 主要研究方向为通信技术 .email: hejing910@126.com.

徐启航(1990–), 男, 河北省唐山市人, 工程师, 主要研究方向为数字图像处理.

游安清(1975–), 男, 湖北省嘉鱼县人, 高级工程师, 主要研究方向为计算机视觉.

IEEE-NEMS 系列会议是由电气与电子工程师协会 (IEEE) 主办, 在微米、纳米和分子系统领域具有高水平的重要学术会议。该会议旨在汇集各国研究人员, 对微纳学术领域进行专题讨论, 相互沟通交流, 推动最新的研究成果的共享, 从而促进科研和技术领域的新发展。第 1 届 IEEE NEMS 会议于 2006 年 1 月在中国珠海市召开, 随后先后于泰国曼谷 (2007)、中国三亚 (2008)、深圳 (2009)、厦门 (2010)、台湾高雄 (2011)、日本京都 (2012)、中国苏州 (2013), 2014 年 (夏威夷), 2015 年 (西安), 2016 年 (仙台), 2017 年 (洛杉矶), 2018 年 (新加坡) 等地举行, 是 IEEE 组织在微纳米及分子系统领域每年一次影响和规模都比较大的学术盛会。

IEEE NEMS2019 即将于 2019 年 4 月 11-14 日在泰国曼谷召开, 欢迎世界各地的专家学者分享其在微纳米及分子系统研究领域的最新研究成果!

摘要截止日期: 2018 年 10 月 15 日

会议的主要议题包括:

- Micro/Nano Electro-Mechanical Systems (M/NEMS)
- Micro/Nano/Molecular Fabrication
- Nanomaterials
- Nonmaterial Based Devices and Systems
- Nanophotonics and Nanoscale Imaging
- Nanoscale Robotics, Assembly, and Automation
- Molecular Sensors, Actuators, and Systems
- Micro/Nano Fluidics
- Micro/Nano Mechanics
- Nanobiology/Nanomedicine

投稿地址和更多详情欢迎登录网站: <https://ieee-nems.org/2019/>