

采用多特征融合的子块自动提取方法

陈宏宇 罗海波 惠斌 常铮

Automatic parts selection method based on multi-feature fusion

Chen Hongyu, Luo Haibo, Hui Bin, Chang Zheng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/IRLA20200407>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于可变形模型的目标跟踪算法

Visual tracking algorithm based on deformable parts model

红外与激光工程. 2017, 46(9): 928001–0928001(9) <https://doi.org/10.3788/IRLA201746.0928001>

基于深度学习的目标跟踪方法研究现状与展望

Status and prospect of target tracking based on deep learning

红外与激光工程. 2017, 46(5): 502002–0502002(7) <https://doi.org/10.3788/IRLA201746.0502002>

背景自适应的多特征融合的弱小目标检测

Dim and small target detection based on background adaptive multi-feature fusion

红外与激光工程. 2019, 48(3): 326002–0326002(7) <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0326002>

基于多源数据多特征融合的弱小目标关联研究

Dim and small target association based on multi-source data and multi-feature fusion

红外与激光工程. 2019, 48(5): 526001–0526001(6) <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0526001>

多特征融合的车辆识别技术

Multi-feature fusion vehicle identification technology

红外与激光工程. 2018, 47(7): 726003–0726003(6) <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.0726003>

稀疏自动编码器视觉特征融合的多弹分类算法研究

Research of multi-missile classification algorithm based on sparse auto-encoder visual feature fusion

红外与激光工程. 2018, 47(8): 826004–0826004(8) <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.0826004>

采用多特征融合的子块自动提取方法

陈宏宇^{1,2,3,4,5}, 罗海波^{1,2,4,5}, 惠斌^{1,2,4,5}, 常铮^{1,2,4,5}

- (1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;
2. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110169;
3. 中国科学院大学, 北京 100049;
4. 中国科学院光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;
5. 辽宁省图像处理与视觉计算重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 基于可变形模型的目标跟踪算法因其能够处理目标部分遮挡及形变问题成为目标跟踪领域的研究热点。当目标发生形变或部分遮挡时,可变形模型跟踪器可利用未被遮挡的子块继续完成跟踪。现有基于子块的目标跟踪算法均为手动选取子块的个数和尺寸,但在实际应用中,很难为子块的选取提供人机交互的机会,且手动选取子块易受主观因素影响。针对上述情况,提出了一种采用多特征融合的子块自动提取方法,该方法首先采用基于人眼视觉注意机制对目标模板的显著性区域进行度量;其次,利用边缘方向离散度对目标的纹理丰富度进行度量;然后,融合上述特征获得联合适配性置信度,并根据目标的面积和宽高比自适应确定子块的个数和尺寸;最后,根据联合适配性置信度提取目标子块。实验结果表明,与现有手动选取子块的可变形模型目标跟踪方法相比,采用所提方法自动提取的子块可获得更高的跟踪精度。

关键词: 计算机视觉; 目标跟踪; 可变形模型; 多特征融合; 子块自动选取

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20200407

Automatic parts selection method based on multi-feature fusion

Chen Hongyu^{1,2,3,4,5}, Luo Haibo^{1,2,4,5}, Hui Bin^{1,2,4,5}, Chang Zheng^{1,2,4,5}

- (1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
4. Key Laboratory of Opto-electronic Information Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
5. The Key Lab of Image Understanding and Computer Vision, Liaoning Province, Shenyang 110016, China)

Abstract: Deformable parts model target tracking methods becomes an active research due to its effectiveness in tackling partial occlusion and deformation issues of targets. When partial occlusion or deformation occurs, deformable parts model trackers could achieve accurate tracking via the uncovered reliable parts. Most of the part-based trackers initialize the number and size of parts manually. In practical tracking systems, it is difficult to provide the interaction to select parts manually. Meanwhile, manual parts selection method might be affected by subjective factors. Aimed at the problems mentioned, automatic parts selection method based on multi-feature

收稿日期:2020-12-23; 修订日期:2021-01-30

基金项目:军科委基础加强计划技术领域重点基金(2020-JCJQ-JJ-503)

作者简介:陈宏宇,女,博士生,主要从事目标跟踪等方向的研究。

导师简介:罗海波,男,研究员,博士生导师,博士,主要从事图像处理与模式识别、成像跟踪、智能控制、并行信号处理器体系结构等方向的研究。

fusion was proposed. Firstly, the saliency measure based on human visual attention mechanism was applied to describe the salient region of target template. Secondly, edge direction dispersion was employed to describe the richness of texture details. After obtaining the joint suitable-matching confidence map, the number and size of parts were adaptively selected according to the pixel area and aspect ratio of the target. Finally, the parts were selected according to the joint suitable-matching confidence. Experimental results show that the proposed method can achieve more tracking precision compared with the current deformable parts model target tracking algorithm which selects the parts manually.

Key words: computer vision; target tracking; deformable parts model; multi-feature fusion; automatic parts selection

0 引言

随着计算机视觉的不断发展,目标跟踪被广泛应用于人机交互、交通安全、视频监控、精确制导等多个领域中,目标跟踪算法的鲁棒性对这些技术的发展、应用起着至关重要的作用。近年来,大量目标跟踪算法被提出,但目标形状、尺度、光照等变化仍是跟踪问题面临的重大挑战^[1]。

目标的结构表示是目标跟踪领域研究的重点问题之一,合适的结构表示方法能有效提升目标跟踪鲁棒性。目前,结构表示方法可以分为局部表示法和全局表示法。局部表示法主要有:(1)特征点表示,根据特征点之间的几何变换来确定目标的整体变化,主要包括 SIFT 及 SURF 等^[2]。(2)骨架表示^[3],将目标简化为各个部分,采用铰点连接,从而识别非刚性目标的姿势动作等。骨架模型多用于行人跟踪,对于无法提取骨架的目标并不适用。(3)网格表示^[4],将目标均分为网格,通过跟踪各个子块来确定目标的位置,利用网格法进行目标表征会引入背景信息,同时也会引入无纹理区域。

全局表示法主要有:(1)边界框(Bounding Box)表示,是应用最广泛、计算最简单的表示方法,使用包含目标的最小矩形来表示目标,但会引入部分背景信息,当背景干扰达到一定程度时会发生跟踪点漂移。(2)轮廓表示^[5],可分为分段直线拟合目标轮廓和曲线来拟合目标的外轮廓两类。(3)基于分割的掩模(Mask)表示^[6],对目标的表示精确到每个像素,但生成目标的分割掩模并将其关联到每一帧中需要大量计算。

以上两种结构表示方式优缺点各异,在目标发生遮挡时,局部表示法可利用可靠局部信息继续完成跟踪,但完整表达目标的全局信息需要大量局部信息,会增加算法的复杂度;全局表示法不会引入额外计算

量,但当目标发生部分遮挡和形变时,帧间响应图的相关峰不明显,导致跟踪点漂移。

可变形模型^[7]将目标分成多个子块,利用目标的全局模型和局部子块共同表征目标。当目标外观发生变化时,跟踪器利用可靠子块继续跟踪目标,有效提升目标跟踪方法的鲁棒性。目标子块的选取是可变形模型跟踪算法的一个关键步骤,子块的选取会影响目标跟踪的稳定性。现有的子块提取方法多为手动选取或采用网格法对目标进行均分,但在实际应用中,很难为子块的手动选取提供人机交互,网格法对目标进行子块划分会引入无纹理区域或背景干扰。

针对以上问题,提出了一种采用多特征融合的子块自动提取方法,该方法既考虑了区域区分性,又考虑了纹理细节丰富度。利用视觉显著性对区域区分性进行度量;利用边缘方向离散度对纹理细节丰富度进行度量;融合不同特征获取联合适配性置信度图;根据初始化目标模板的宽高比(Asspect Ratio, AR)设计了子块自适应选取策略;并提出边界判断方法以减小子块重叠带来的计算冗余。

1 算法原理

在目标跟踪过程中,候选样本与目标模板进行相关运算得到相似性响应图,其相关峰越尖锐,跟踪越稳定^[8]。在目标尺寸确定的情况下,目标模板的纹理细节对相关峰具有显著影响,因此,选取子块时应考虑目标的纹理细节特征。手动选取子块时,选取原则是子块与周围区域的区分性大。基于以上两点考虑,文中提出了一种融合视觉显著性及边缘方向离散度的子块自动提取方法。所提出算法的流程图如图 1 所示。视觉显著性可抑制重复性纹理在提取结果中的权重,边缘方向离散度可制约无纹理区域的产

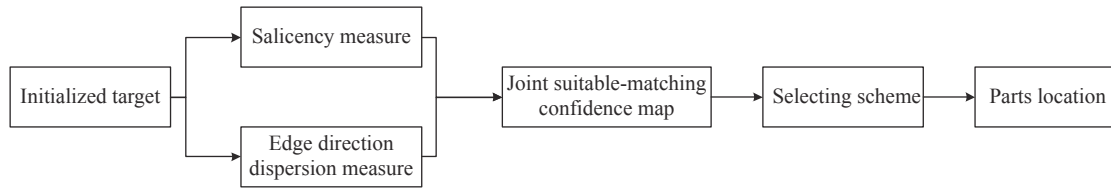


图 1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart

生,使提取的子块既具有丰富的纹理信息,又与周围区域有较高的区分性。

1.1 视觉显著性度量

人类视觉系统能够优先将注意力分配给少数的视觉显著性区域,文中利用视觉注意力机制对子块进行候选区域的初选,抑制目标中的重复性纹理在联合适配性置信度响应图中的权重,提升子块的区域区分性。Hou 等人^[9]提出的频谱残差模型能够统计图像中的显著性区域,因此,文中采用频谱残差对子块的区域区分性进行度量。

在目标跟踪过程中,在初始帧中对目标模板 $T(x,y)$ 进行初始化,通过二维离散傅里叶变换将其从空间域转换到频域,其谱残差 $R(f)$ 可利用公式 (1) 计

算获得:

$$R(f) = L(f) - A(f) \quad (1)$$

式中: f 为频率; $L(f)$ 为 log 振幅谱; $A(f)$ 表示平均幅度谱。通过对 log 振幅谱 $L(f)$ 进行均值滤波得到:

$$A(f) = h_n(f) * L(f) \quad (2)$$

式中: $h_n(f)$ 为 $n \times n$ 的均值滤波器,通过傅里叶反变换重建空间域中的显著图,使用二维高斯滤波器 $g(x,y)$ 对初始显著图进行平滑可得到残差结果:

$$H(x,y) = g(x,y) * F^{-1}[\exp(R(f) + iP(f))]^2 \quad (3)$$

式中: F^{-1} 为二维傅里叶逆变换; $P(f)$ 为输入图像的相位图^[10]。

从图 2 可以看出,图像中灰度值发生突然变化的区域在显著图中具有较高响应值。

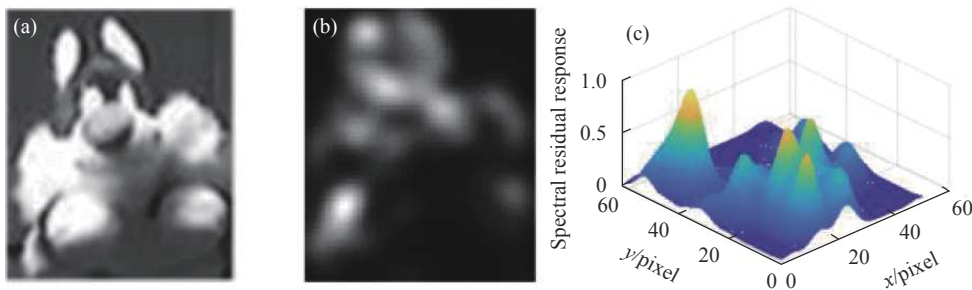


图 2 基于谱残差的视觉显著性响应图。(a) 初始目标图像; (b) 谱残差响应图; (c) 谱残差响应三维映射图

Fig.2 Response map based on spectral residual visual saliency. (a) Initialized target map; (b) Spectral residual response map; (c) Three-dimensional map of spectral residual response

1.2 边缘方向离散度

边缘方向离散度能够表征图像梯度方向的分布范围,该特征值越大,图像的纹理越丰富,其适配性越高。文中先利用 Canny 算子对目标模板进行边缘提取,采用信息熵来定义边缘方向离散度:

$$d(x,y) = - \sum_{m=x-r}^{y+r} \sum_{n=y-c}^{y+c} E(m,n) P_{\theta(m,n)} \log P_{\theta(m,n)} \quad (4)$$

式中: $E(m,n)$ 为边缘二值图像,由目标模板图像

$T(x,y)$ 利用 Canny 算子求得; $P_{\theta(m,n)}$ 为不同梯度方向概率,在以 (m,n) 为中心,大小为 $(2r+1) \times (2c+1)$ 的邻域内,由目标模板图像 $T(x,y)$ 在经梯度向量计算后,通过对邻域内各边缘点的梯度方向角进行直方图统计后求得^[8]。

如图 3 所示,图 (a)~(d) 分别为 Canny 边缘二值像、梯度方向图、边缘方向离散度图及其三维空间映射图,可看出目标模板图像中纹理细节越丰富,边缘方向离散度值越高。

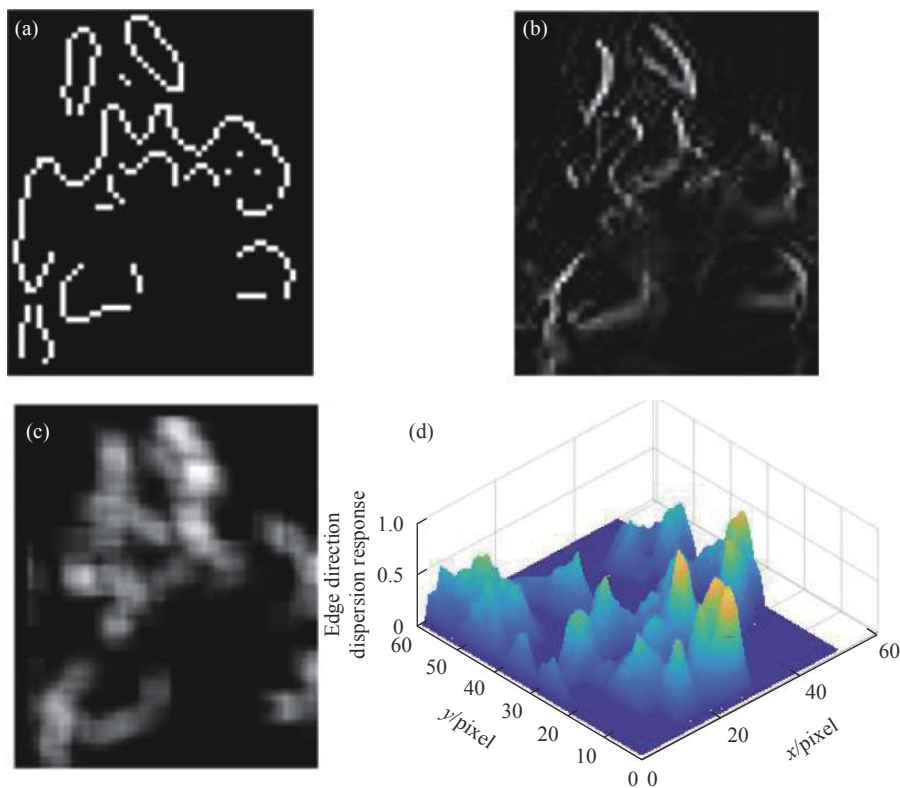


图 3 图像纹理细节图。(a) Canny 边缘二值图; (b) 梯度方向幅度图; (c) 边缘方向离散度图; (d) 边缘方向离散度图三维映射图

Fig.3 Illustration of image texture detail. (a) Binary image of Canny edge; (b) Gradient direction amplitude map; (c) Edge direction dispersion map; (d) Three-dimensional map of edge direction dispersion

1.3 融合方法

文中结合图像的视觉显著性和纹理细节来共同衡量一个像素的适配性值, 定义联合适配性置信度为:

$$M = M_s \times M_d \quad (5)$$

式中: M_s 为归一化谱残差显著值, 由公式 (1) 归一化

后求得; M_d 为归一化边缘方向离散度值, 由公式 (4) 归一化后求得。为避免异常样本及后续数据处理方便, 对两种特征进行归一化处理。结合图 2 与图 3, 从图 4 中可看出, 联合适配性置信度图中取较高值的区域既具有丰富的纹理细节, 又与周围区域有明显的差异性。

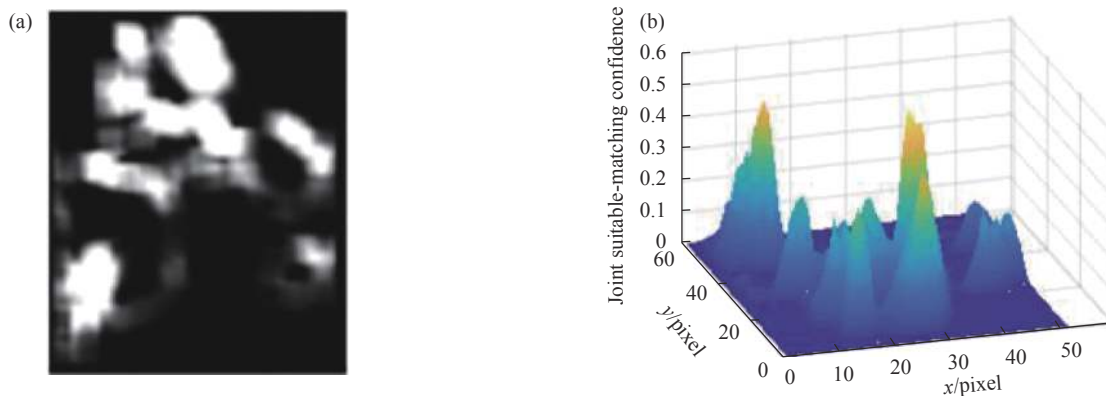


图 4 多特征融合的联合适配性置信度图。(a) 联合适配性置信度图; (b) 联合适配性置信度三维映射图

Fig.4 Illustration of joint suitable-matching confidence map based on multi-feature fusion. (a) Joint suitable-matching confidence map; (b) Three-dimensional map of joint suitable-matching confidence

1.4 子块选取

获取联合适配性置信度图后,根据目标模板宽高比,提出一种子块自适应选取策略,根据表 1 所示的子块选取策略,可实现子块的自动选取,为减小计算冗余,设置了子块间隔,保证选取子块之间不重叠。表中, W 和 H 分别为目标模板 $T(x,y)$ 的宽度和高度, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

根据上述算法原理的介绍,子块提取流程为:

(1) 在联合适配性置信度图中,搜索响应值最大的点 $p_c^k = [x_c^k, y_c^k]$;

(2) 根据目标模板的宽高比,确定子块的尺寸及个数,被选取的第 k 个子块可表示为 $p_k = [p_c^k, p_w, p_h]$,以 p_c^k 为中心点、 p_w 为宽、 p_h 为高的矩形区域;

(3) 对选取的子块进行边界判断,保证选取的子块在目标模板上;

(4) 区域置零,为了保证选取的子块间不重叠,减小计算冗余,将 p_c^k 为中心,尺寸为 $(p_w^k + 2M_x) \times (p_h^k + 2M_y)$ 的区域置零;

(5) 重复 (1)~(4) 直至选取所有子块。

表 1 子块自适应选取策略

Tab.1 Principle of adaptive selection of parts

Aspect ratio	Number of parts	Width of parts (p_w)	Height of parts (p_h)	Horizontal margin (M_x)	Vertical margin (M_y)
$AR \leq \frac{2}{3}$	3	$\lceil 0.8W \rceil$	$\lceil 0.8 \times \frac{H}{3} \rceil$		
$\frac{2}{3} < AR \leq \frac{3}{2}$	4	$\lceil 0.8 \frac{W}{2} \rceil$	$\lceil 0.8 \times \frac{H}{2} \rceil$	$\lceil 0.05 \times W \rceil$	$\lceil 0.05 \times H \rceil$
$AR > \frac{3}{2}$	3	$\lceil 0.8 \times \frac{W}{3} \rceil$	$\lceil 0.8 \times H \rceil$		

图 5 展示了目标模板 $T(x,y)$ 的子块自动选取结果,图中目标模板的尺寸为 62×52 ,宽高比值在 $\frac{2}{3} < AR \leq \frac{3}{2}$ 区间内,根据表 1 所述的子块自适应选取策略,子块个数为 4,子块宽 $p_w = 24$,子块高 $p_h = 20$,水平间隔 $M_x = 4$,垂直间隔 $M_y = 3$ 。根据子块提取流程自适应生成子块的区域,子块 3 和子块 4 在边界判断时超出了目标模板的尺寸大小,所以目标模板边界作为子块边界。

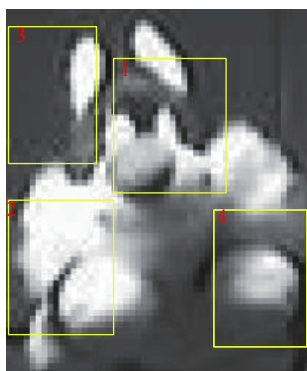


图 5 子块自动选取结果示意图

Fig.5 Result of automatic parts selection

2 实验结果与分析

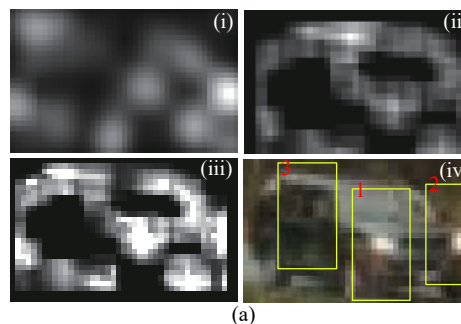
为验证所提方法的有效性,分别在可见光目标跟

踪数据集、红外数据集及自采红外图像对文中提出的子块自动提取方法进行了主观分析及客观跟踪结果对比。

2.1 OTB100 数据集子块提取结果

OTB100 数据集是由 Wu 等提出的通用目标跟踪数据集^[1],选取数据集中宽高比分别在 $AR \leq \frac{2}{3}$, $AR > \frac{3}{2}$ 区间的两组典型目标进行子块提取结果分析。

图 6 中,子图 (i) 表示谱残差显著图;子图 (ii) 表示边缘方向离散度图;子图 (iii) 表示联合适配性置信度图;子图 (iv) 为文中提出方法的子块自动提取结果,可看出利用公式 (5) 得到的联合适配性置信度图既能够衡量区域的纹理丰富度,也能够衡量区域的视觉显著性。从主观上看,文中算法选取的子块与周围区域相比,区分性较大,符合手动选取的准则。



(a)

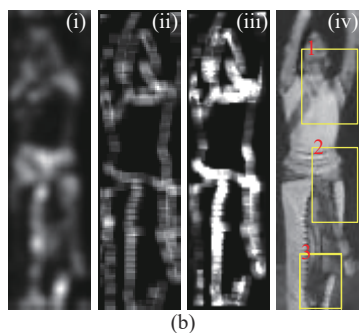


图 6 文中方法在 OTB100 数据集上的实验结果。(a) Carscale 序列子块自动提取结果; (b) Dancer2 序列子块自动提取结果

Fig.6 Experimental results of proposed method on OTB100 dataset.

- (a) Results of automatic parts selection on sequence Carscale;
- (b) Results of automatic parts selection on sequence Dancer2

2.2 FLIR Thermal 数据集子块提取结果

为了进一步验证算法的有效性,在 FLIR Thermal 红外图像数据集上对红外目标模板进行了子块自动提取验证。从图 7 中可以看出,文中方法提取的子块

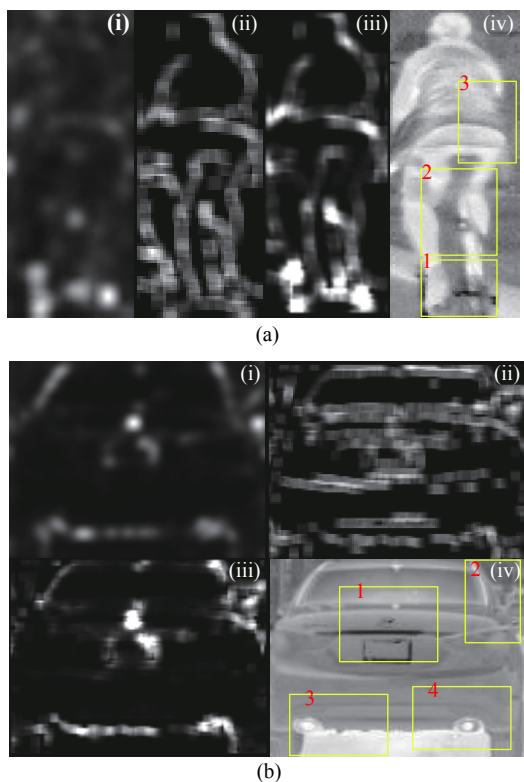


图 7 文中方法在 FLIR Thermal 数据集上的实验结果。(a) 红外目标模板 1 子块自动提取结果; (b) 红外目标模板 2 子块自动提取结果

Fig.7 Experimental results of proposed method on FLIR Thermal dataset. (a) Results of automatic parts selection on the infrared target #1; (b) Results of automatic parts selection on infrared target #2

能够避免不适合跟踪的无纹理子块,子块与周围区域的分区性强。

2.3 自采红外图像序列子块提取结果

图 8 所示为面向空地成像制导应用的目标模板子块自动提取结果,图 8(a) 中的弹目距离约 13 km,目标在探测器上的成像尺寸为 31×29;图 8(b) 中的

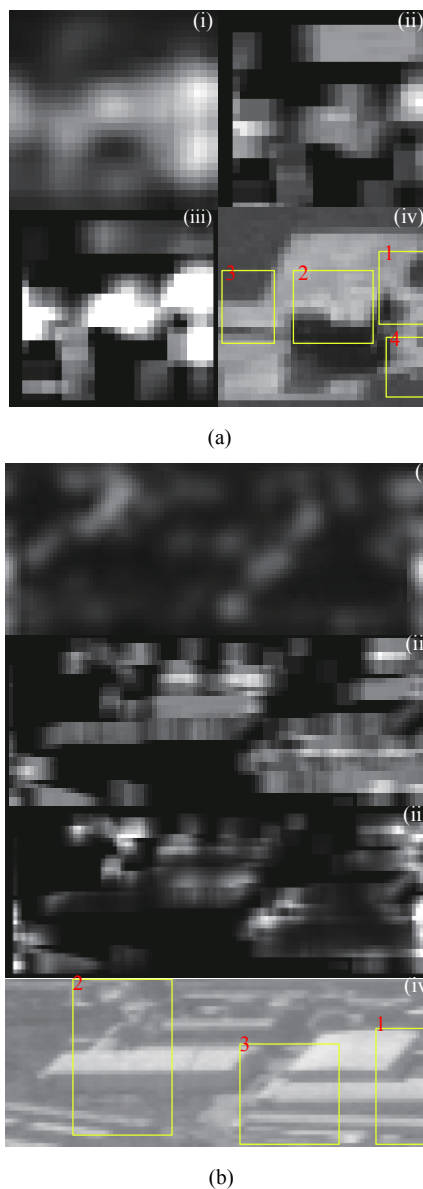


图 8 文中方法在自采红外图像序列上的实验结果。(a) 自采红外图像序列 1 子块自动提取结果; (b) 自采红外图像序列 2 子块自动提取结果

Fig.8 Experimental results of proposed method on private infrared sequences. (a) Results of automatic parts selection on the private infrared sequence #1; (b) Results of automatic parts selection on the private infrared sequence #2

弹目距离约 10 km, 目标在探测器上的成像尺寸为 107×41, 从提取结果中可以看出, 所提取的子块区域区分特征明显且纹理丰富, 符合空地成像制导的应用需求。

2.4 跟踪性能分析

为验证子块自动提取方法对目标跟踪精度的提升能力, 选用 OTB100 数据集中的形变和遮挡序列对其跟踪性能进行定量分析, 选用的对比算法分别为: (1) 参考文献 [7] 提出的目标跟踪算法 (手动选取子块); (2) 将文中自动提取的子块输入到参考文献 [7] 提出的目标跟踪算法; (3) KCF^[12]; (4) TLD^[13]; (5) L1APG^[14]。

图 9 为对比算法在 OTB100 数据集中 43 组具有形变属性序列和 49 组形变属性序列中的距离精度 (Distance Precision, DP) 和重叠精度 (Overlap Precision, OP) 指标对比结果进行评价^[15]。图 9(a) 中, 文中算法的 DP 值为 0.640, 与第 2 名的手动子块选取方法 (Manual Selection, MS) 相比, 提高了 3.4%; 图 9(b) 中, 文中算法的 OP 值为 0.494, 与排名第 2 名的 MS 相比, 在距离精度上提高了 4.6%。在图 9(c) 和 (d) 中, 文中算法的 DP 和 OP 值为 0.637 和 0.455, 与第 2 名的 MS 相比, 分别提高了 4.5% 和 0.9%。因此, 文中方法能够有效提升跟踪算法在形变及遮挡挑战下的跟踪精度。

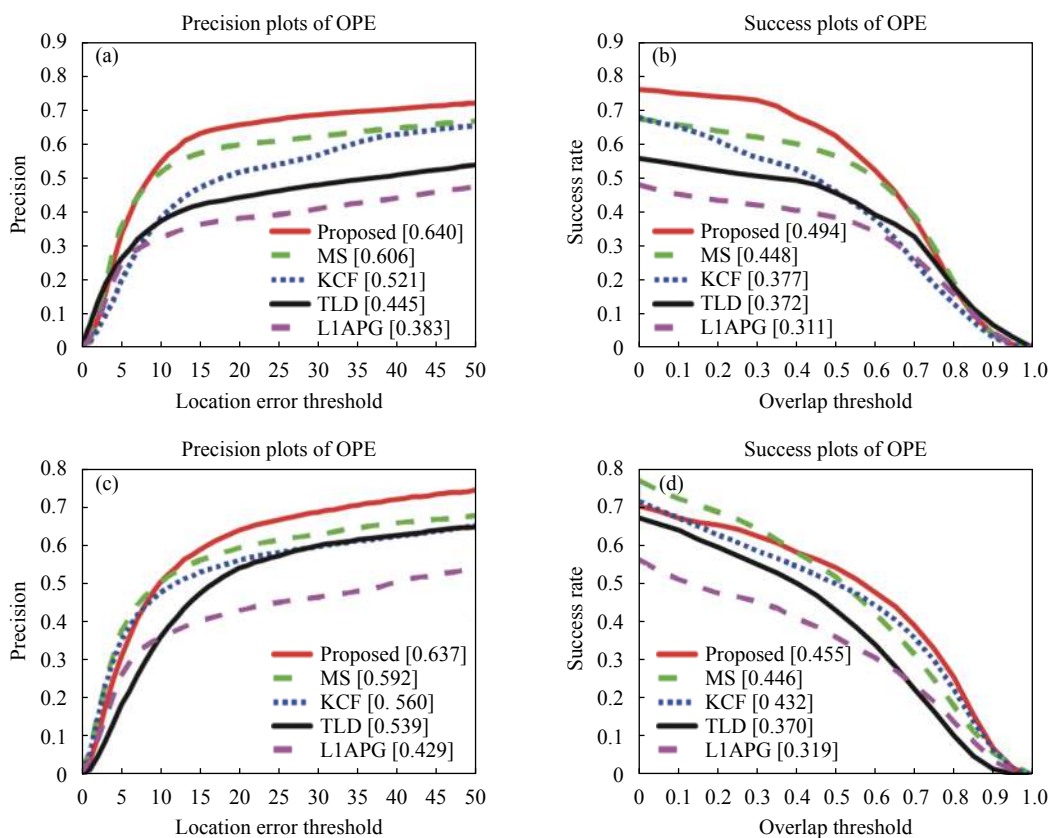


图 9 不同跟踪算法在形变和遮挡属性下的距离精度和重叠成功率曲线。(a) 形变挑战的距离精度曲线; (b) 形变挑战的重叠成功率曲线; (c) 遮挡挑战的距离精度曲线; (d) 遮挡挑战的重叠成功率曲线

Fig.9 Distance precision and overlap success rate curves of different algorithms under deformation and occlusion attribute. (a) Distance precision curve of deformation attribute; (b) Overlap success rate curve of deformation attribute; (c) Distance precision curve of occlusion attribute; (d) Overlap success rate curve of deformation attribute

利用中心位置误差 (Center Location Error, CLE) 对所提方法的跟踪精度提升进行评估, CLE 定义为:

$$CLE = \sqrt{(x_g - x_t)^2 + (y_g - y_t)^2} \quad (6)$$

式中: (x_g, y_g) 表示人工标注的目标中心位置; (x_t, y_t) 表示由目标跟踪算法预测的目标中心位置。中心位置误差值越小, 跟踪越稳定。

图 10 中展示了 Sylvester、Gym 及 Dancer2 序列在参考文献 [7] 中跟踪器下的中心位置误差曲线,其中红色曲线为 MS 的中心位置误差,蓝色曲线为文中自动选取子块的中心位置误差。可以看出,所提子块自动选取方法获得的中心位置误差较小。

表 2 中展示了根据公式 (3) 计算的平均中心位置

误差 (mean Center Location Error, mCLE), 可看出文中提出的方法能够有效提升跟踪算法的跟踪精度。

$$mCLE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CLE_i \quad (7)$$

式中: N 表示序列长度; CLE_i 表示视频序列第 i 帧的中心位置误差。

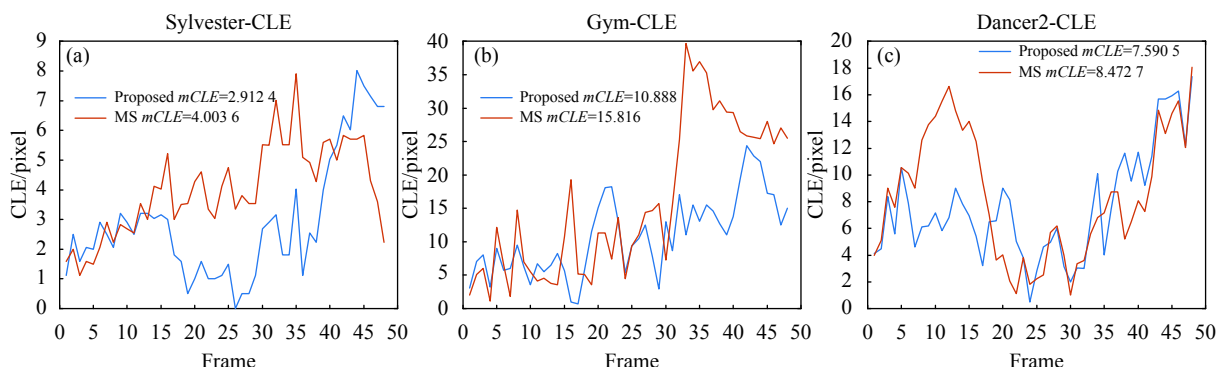


图 10 不同序列下文方法中方法与手动选取的子块的逐帧中心位置误差

Fig.10 Frame-by-frame center location errors of parts from proposed in the paper and manual selection in different sequences

表 2 不同序列下平均中心位置误差

Tab.2 Mean center location error in different sequences

Sequence	Proposed	Manual selection
Sylvester	2.9124	4.0036
Gym	10.888	15.816
Dancer2	7.5905	8.4727

3 结论

面向基于可变形模型的目标跟踪算法,提出了采用多特征融合的子块自动提取方法,解决了实际应用中无法为手动选取子块提供人机交互机会的难题。该方法利用人眼视觉注意力机制,采用视觉显著性检测的方法来区分目标与周围区域的区分性;利用边缘方向离散度来描述区域的纹理细节;融合以上两种特征获得联合适配性置信度图并提出了子块自动选取策略,使自动提取的子块有较高的适配性;通过实验验证,相较于手动选取的子块,文中方法自动选取的子块可达到有效跟踪器的跟踪精度,为基于可变形模型的目标跟踪算法的工程化实现奠定基础。

参考文献:

[1] Luo H B, Xu L Y, Hui B, et al. Status and prospect of target

tracking based on deep learning [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(5): 0502002. (in Chinese)

[2] Tang Y F, Wang Z J, Zhang Z X. Registration of sand dune images using an improved SIFT and SURF algorithm [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2021, 61(2): 161-169. (in Chinese)

[3] Rodriguez A, Ehlenberger D B, Hof P R, et al. Three-dimensional neuron tracing by voxel scooping [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2009, 184(1): 169-175.

[4] Fan H, Xiang J. Robust visual tracking via local-global correlation filter[C]//AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017.

[5] Chen X D, Sheng J, Yang J, et al. Ultrasound image segmentation based on a multi-parameter Gabor filter and multiscale local level set method [J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(5): 1075-1084. (in Chinese)

[6] Wang Q, Zhang L, Bertinetto L, et al. Fast online object tracking

- and segmentation: A unifying approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [7] Ma J K, Luo H B, Chang Z, et al. Visual tracking algorithm based on deformable parts model [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(9): 0928001. (in Chinese)
- [8] Luo H B, Chang Z, Yu X R, et al. Automatic suitable-matching area selection method based on multi-feature fusion [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(10): 2037-2041. (in Chinese)
- [9] Hou X D, Zhang L P. Saliency detection: A spectral residual approach[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [10] Chen H Y, Xu S, Liu K, et al. Surface defect detection of steel strip based on spectral residual visual saliency [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2572-2580. (in Chinese)
- [11] Wu Y, Lim J, Yang M H. Object tracking benchmark[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [12] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [13] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [14] Bao C L, Wu Y, Ling H B, et al. Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1830-1837.
- [15] Chen F L, Ding Q H, Luo H B, et al. Anti-occlusion real time target tracking algorithm employing spatio-temporal context [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(1): 20200105. (in Chinese)