

DOI: 10.11992/tis.201711037

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20180426.1510.009.html>

采用相关滤波的水下海参目标跟踪

刘吉伟¹, 魏鸿磊¹, 裴起潮¹, 邢利然²

(1. 大连工业大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 大连 116034; 2. 华北理工大学 机械学院, 河北 唐山 063210)

摘要: 针对在使用水下机器人采捕时需要实时跟踪定位海参目标的问题, 提出了一种基于核相关滤波器的海参目标追踪算法。在初始帧中, 根据已知的海参目标的外形特征, 将海参整体分为九宫格块, 通过边界块与中心块的比较定位海参的两头部位置; 使用 KCF 算法在后续帧中追踪海参两个头部, 通过两个模块之间的距离变化来估计海参尺度并计算出目标海参的位置。实验结果表明: 在追踪水下海参时, 该追踪算法的精确度、运行速度、成功率均高于其他实验算法。

关键词: 视觉追踪; 循环矩阵; 离散傅里叶变换; 核方法; 岭回归; 相关滤波器; 海参采捕; 尺度估计

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2019)03-0525-08

中文引用格式: 刘吉伟, 魏鸿磊, 裴起潮, 等. 采用相关滤波的水下海参目标跟踪[J]. 智能系统学报, 2019, 14(3): 525-532.

英文引用格式: LIU Jiwei, WEI Honglei, PEI Qichao, et al. Underwater sea cucumber target tracking algorithm based on correlation filtering[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2019, 14(3): 525-532.

Underwater sea cucumber target tracking algorithm based on correlation filtering

LIU Jiwei¹, WEI Honglei¹, PEI Qichao¹, XING Liran²

(1. Institute of Mechanical Engineering and Automation, Dalian Polytechnic University, Dalian 116034, China; 2. College of Mechanical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

Abstract: This study proposes a type of sea cucumber target tracking algorithm based on the kernel correlation filter (KCF) to find a solution for real-time tracking while capturing a sea cucumber using an underwater robot. In the initial frame, the image block that contains the target sea cucumber is divided into nine sub-blocks based on the characteristics of the sea cucumber, including its appearance and the positioning of its two heads by comparing the boundary blocks with the central block. Further, the KCF algorithm is used to track the two heads of the sea cucumber in the subsequent frames, estimate the scale, and calculate the location of the sea cucumber based on the distance variation between the two modules. The experimental results exhibit that the accuracy, running speed, and success rate of the tracking algorithm are higher than those of other experimental algorithms.

Keywords: visual tracking; circulant matrices; discrete Fourier transform; kernel methods; ridge regression; correlation filters; capturing sea cucumbers; scale estimation

随着生活水平的提高, 人们对海参等海珍品的需求量越来越大。底播养殖是海参的主要养殖方式, 即将海参苗播撒在海底进行养殖, 待长成后再进行捕捞。由于海参无法采用拖网捕捞, 主要以人工下潜作业的方式采捕, 劳动强度大、产

量低, 养殖企业迫切需要自动化的装备以替代人工采捕^[1]。目前水下机器人广泛应用于水下检测、识别等海洋活动中^[2-4], 应用带有机器视觉的水下机器人进行海参采捕也是可行的方式, 但由于水下光照、悬浮物、水对光线的吸收和散射等原因, 水下图像通常对比度低, 质量差, 因此应用机器视觉技术对海参目标进行识别和跟踪抓捕非常困难。

收稿日期: 2017-11-29. 网络出版日期: 2018-04-26.

基金项目: 辽宁省自然科学基金项目 (2015020027).

通信作者: 魏鸿磊. E-mail: weihl2005@163.com.

目前针对目标跟踪问题,已经提出了许多算法,主要分为生成式跟踪算法和判别式跟踪算法两类。生成式跟踪算法通过搜索与目标外观模型最相似的区域以实现跟踪。判别式跟踪算法将目标跟踪看作二值分类问题,通过对目标进行机器学习生成的分类器将视场中的目标和背景区分开,分类器置信度最大的位置就是目标位置。考虑到水下特殊的光学环境,判别式跟踪算法不需要生成准确的目标模型特征,因此更有优势。判别式算法中的相关滤波跟踪算法由于速度快、精度高,近年来成为目标跟踪领域的研究热点^[5-19]。David S. Bolme等^[6]首先将相关滤波方法应用到视觉跟踪领域,提出平方输出误差总和最小(MOSSE)的相关滤波器的追踪方法。Henriques等^[7]利用对单张目标图像循环移位的方法进行密集采样,并用核岭回归分析方法训练滤波器,即CSK滤波器,分类器的训练和检测都利用快速傅里叶变换转换到频域实现,追踪速度很快。在CSK基础上,Henriques等^[8]提出了核相关滤波方法(KCF),引入了梯度方向直方图(HOG)特征,有效提升了算法性能。杨德东等^[9]在KCF的基础上,引入空间正则化和在线SVM分类器重定位组件,以解决KCF跟踪器在跟踪过程中目标因严重遮挡、相似目标干扰和移出视野等因素而造成的跟踪失败问题。Zhang等^[10]提出了STC方法,利用了置信图和快速傅里叶变换减少了图像中目标区域在图像模糊时对目标识别与定位的影响,提高了目标定位的准确度和追踪效率。张雷等^[11]通过对正则化最小二乘分类器学习获得位置和尺度核相关滤波器,并通过寻找位置和尺度核相关滤波器输出响应的最大值实现目标位置和尺度的检测。段伟伟等^[12]提出一种分块核化相关滤波跟踪算法,根据目标外观特性对目标进行子块划分,单独跟踪每个目标子块,并根据子块的跟踪结果确定整体的位置信息。邢运龙等^[13]提出了基于相位特征的高斯核相关算子增强算法对光照强度变化的适应能力,并融合kalman滤波器提高系统在目标遮挡时的准确性。

大多数的追踪方法,如MOSSE、CSK、KCF等都仅限于检测目标的移动,在检测目标尺度变化时,追踪目标的效果不好。虽然有少数的跟踪算法可以检测目标尺度变化^[14-16],但是运行速度较慢,不能实现实时追踪要求。本文为实现利用水下机器人进行海参采捕的要求,在KCF算法的基础上,提出一种能够适应大尺度变化的海参目标跟踪算法,主要思想是通过跟踪两个头部位置计算出目标海参的中心位置,并进行尺度估计。实验表明本文提出的算法可以有效地提高跟踪的准确性和效率。

1 KCF 跟踪方法

KCF算法(Kernel correlation filters)通过核化岭回归分析方法解决目标追踪问题。在相关滤波方法的基础上,利用基准样本的循环移位方法构造训练集训练分类器,而且在训练和检测时利用快速傅里叶变换将耗时的矩阵运算转换到频域求解,显著提高了跟踪精度和效率。

1.1 循环矩阵

按图1所示方法,将 $1 \times n$ 的基础向量 \mathbf{x} 循环移位可以得到 $n \times n$ 的循环矩阵 $\mathbf{C}(\mathbf{x})$,即

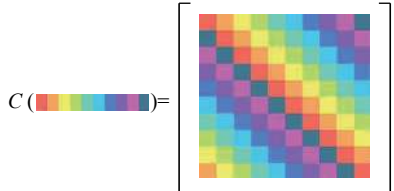
$$\mathbf{X} = \mathbf{C}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_n \\ x_n & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_{n-1} & x_n & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_1 \end{bmatrix}$$


图1 循环矩阵

Fig. 1 Illustration of a circulant matrix

循环矩阵可以通过傅里叶变换对角化:

$$\mathbf{C}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}^H \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}) \mathbf{F} \quad (1)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}$ 是基础向量的离散傅里叶变换; \mathbf{H} 表示矩阵的共轭; \mathbf{F} 是离散傅里叶变换矩阵(DFT),该矩阵的性质为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{F} \mathbf{x} \\ \mathbf{F}^* = \mathbf{F}^H = \mathbf{F}^{-1} \\ \mathbf{F} = \mathbf{F}^T \end{cases} \quad (2)$$

1.2 训练样本的建立

在视频第一帧图像中,在给出的目标位置选取大小为 $M \times N$ 的图像块 \mathbf{x} 作为基准输入样本,利用式(3)计算得到的相同大小高斯响应图像作为基准输出样本 \mathbf{y} ,如图2所示。

$$y_{ij} = \exp \left(-\frac{(i-w)^2 + (j-h)^2}{2\sigma_p^2} \right) \quad (3)$$

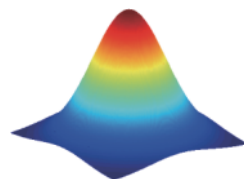


图2 基础输出样本

Fig. 2 Basic output sample

把 (x, y) 所有循环移位得到的图像块 (x_i, y_i) 作为训练样本,如图3所示。

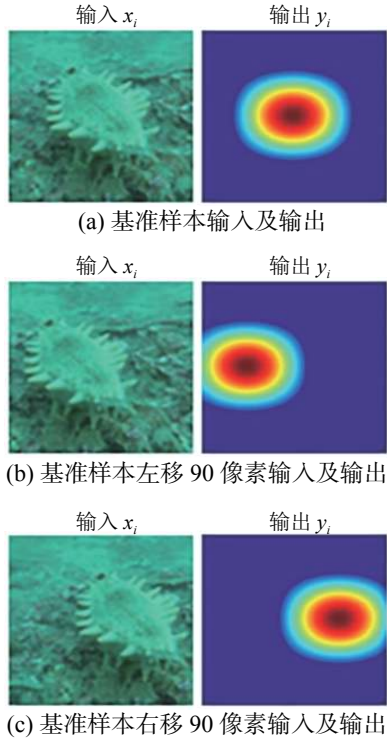


图 3 利用基础样本的循环移位方法示例

Fig. 3 Examples depicting the cyclic shifts of a base sample

1.3 跟踪算法

KCF 算法的基本流程分为离线训练和在线检测两步。在训练时,以初始帧中给出的目标图像为输入信息,对应的高斯响应为输出信息,利用离散傅里叶变换转换到频域求解滤波器。在线跟踪检测时,用滤波器对包含目标的图像进行滤波可得到高斯型的响应面。响应面最大的位置就是目标位置。KCF 算法的基本流程如图 4 所示。

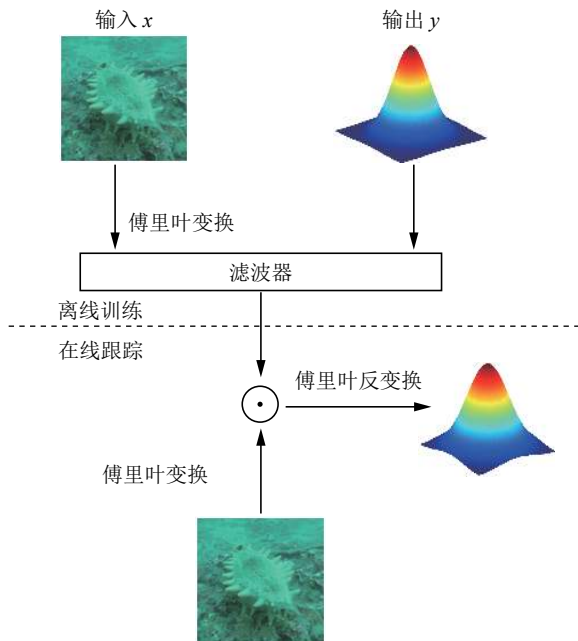


图 4 KCF 算法的基本流程

Fig. 4 Schematic representation of the KCF method

离线训练的关键是求解分类器 $f(z) = \mathbf{w}^T \mathbf{z}$, 使得在输入样本 x_i 基础上计算得到的 $f(x_i)$ 与输出样本 y_i 的均方差最小,即求解式 (4) 所示目标函数:

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 \quad (4)$$

式中 λ 为控制过拟合的正则化系数。式 (4) 存在闭式解:

$$\mathbf{w} = \mathbf{X}^T (\mathbf{X} \mathbf{X}^T + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y} \quad (5)$$

式中 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 分别是由输入样本 x_i 和输出样本 y_i 组成的循环矩阵。令

$$\alpha = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y} \quad (6)$$

式中 $\mathbf{K} = \mathbf{X} \mathbf{X}^T$, 则分类问题由求解 \mathbf{w} 转变为求解对偶解 α , 即

$$\mathbf{w} = \mathbf{X}^T \alpha = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i \quad (7)$$

利用核技巧,即采用映射函数 $x \rightarrow \phi(x)$, 以及用核函数代替内积 $\kappa(u, v) \rightarrow \phi(u)^T \phi(v)$, 可在不显式给出映射函数 $\phi(\cdot)$ 的情况下,将训练样本 x 映射到高维特征空间 x' , 从而将线性分类问题推广为非线性分类问题。则式 (6) 中 $\mathbf{K}_{ij} = \phi^T(x_i) \phi(x_j) = \kappa(x_i, x_j)$, 即 \mathbf{K} 转化为核矩阵,可以证明当 κ 采用高斯核函数时 \mathbf{K} 是循环矩阵,即 $\mathbf{K} = \mathbf{C}(\kappa(x, x))$ 。应用循环矩阵的性质即式 (1) 和式 (2) 可将式 (6) 对角化得到

$$\hat{\alpha}^* = \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\hat{\mathbf{k}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) + \lambda} \quad (8)$$

式中 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 分别是组成 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 的基础向量。 $\hat{\mathbf{k}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 为高斯核函数的傅里叶变换,按式 (9) 计算:

$$\hat{\mathbf{k}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} (\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{x}'\|^2 - 2\mathbf{F}^{-1}(\hat{\mathbf{x}} \odot \hat{\mathbf{x}}^*))\right) \quad (9)$$

式中: \odot 表示两向量间对应元素乘运算;符号 $*$ 表示复共轭。

利用核技巧,对新输入的图像块 z , 分类器的响应为

$$\begin{aligned} f(z) &= \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \right)^T \phi(z) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi^T(x_i) \phi(z) = \\ &= \sum_{i=1}^n \alpha_i \kappa(x_i, z) = (\mathbf{C}(\kappa(\mathbf{x}, z)))^T \alpha \end{aligned} \quad (10)$$

应用循环矩阵的性质,即式 (1) 和式 (2), 式 (10) 可进一步转换到频域计算:

$$f = \mathbf{F}^{-1}(\hat{\mathbf{k}}(\mathbf{x}, z)^* \odot \hat{\alpha}) \quad (11)$$

在响应 f 中定位极大值位置即为目标位置。式 (11) 中, $\hat{\alpha}$ 利用式 (8) 进行计算, $\hat{\mathbf{k}}(\mathbf{x}, z)$ 按式 (9) 计算。在实际跟踪过程中,仅在第一帧图像中以式 (8) 计算滤波器 $\hat{\alpha}$, 后续帧按式 (12) 在线更新滤波器模型:

$$\hat{\alpha}_{t+1} = (1 - \beta) \hat{\alpha}_{t-1} + \beta \hat{\alpha}_t \quad (12)$$

为适应目标的变化,对目标模型也需要在线更新:

$$\hat{x}_{t+1} = (1 - \beta)\hat{x}_{t-1} + \beta\hat{x}_t \quad (13)$$

式中: β 为学习速率; t 为帧数。

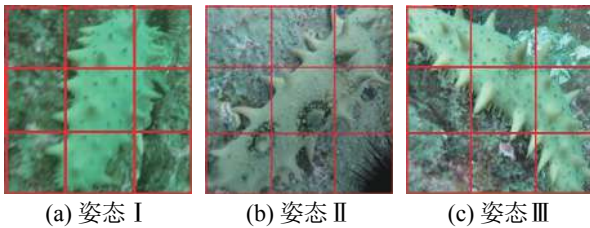
2 改进算法

在海参抓取过程中机器人相对目标位置不断变化, 导致目标尺度发生较大变化, 直接应用 KCF 算法跟踪精度将大幅下降, 不能满足任务要求。对 KCF 算法进行改进, 分别对两个头部位置进行局部跟踪, 并利用两个头部之间的距离变化估计目标尺度, 同时计算出目标的准确位置。

2.1 海参头部定位

海参在摄像机中显示的姿态可能有如图 5 所示的 3 种情况, 不能简单地根据给定的目标中心位置确定两头部位置。将目标外包框等分成 3×3 共 9 个子图像, 标记为 x_{ij} , 其中 $i = 1, 2, 3$ 和 $j = 1, 2, 3$ 分别表示图像块的行号和列号。由于海参各部分的颜色基本相同, 且不论海参处于何种姿态, 中心块 x_{22} 都是海参的中部, 因此可通过周围块与中心块的灰度偏差确定头部位置。两个头部位置 x_A 和 x_B 的可能组合有以下种情况 (见图 5):

$$(x_A, x_B) \in \{(x_{11}, x_{33}), (x_{12}, x_{32}), (x_{13}, x_{31}), (x_{21}, x_{23})\}$$



(a) 姿态 I (b) 姿态 II (c) 姿态 III

图 5 海参目标选点原理图

Fig. 5 The target selection principle of a sea cucumber

按式 (14) 计算各图像块组合与中心块的像素偏差, 取偏差最小的组合为跟踪目标。

$$D_{ij} = \|x_{ij} - x_{22}\| + \|x_{4-i, 4-j} - x_{22}\| \quad (14)$$

式中符号 $\|\cdot\|$ 表示对应图像块像素灰度值之差的 2-范数。

2.2 尺度和位置估计方法

由初始帧确定海参头部位置后开始跟踪, 将第 t 帧中两图像块中心分别记为 p'_A 和 p'_B , 如图 6 所示。

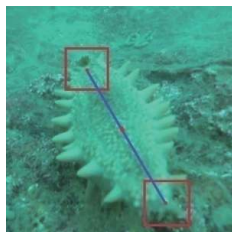


图 6 海参尺度和位置估计示意

Fig. 6 Schematic representation of the scale and location estimation for a sea cucumber

则海参中心位置 p' 为

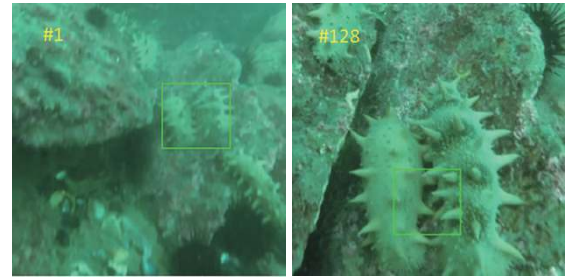
$$p' = \frac{p'_A + p'_B}{2} \quad (15)$$

尺度因子 S 为

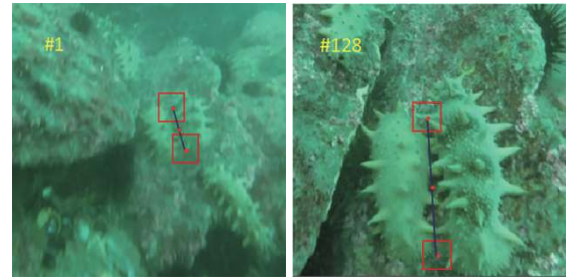
$$S = \frac{\|p'_A - p'_B\|}{\|p_A^1 - p_B^1\|} \quad (16)$$

式中: 上标“1”代表第 1 帧, 上标 t 代表第 t 帧。

如图 7(a) 所示, 目标尺寸变化大时 KCF 算法不能估计目标尺度, 跟踪效果明显不好; 如图 7(b) 所示, 改进算法则可以准确跟踪目标海参的位置并正确检测其尺度。



(a) KCF 算法跟踪效果



(b) 改进算法跟踪效果

图 7 追踪效果的比较

Fig. 7 Comparison of the tracking results

2.3 改进算法流程

改进算法流程分为头部定位模块、训练模块、检测模块 3 个模块, 如算法 1 所示。在头部定位模块中, 首先将海参目标图像分块, 然后计算各块与中心块像素灰度值的距离 (即 2-范数), 选取距离最小的两块作为目标; 在训练模块中, 分别用 KCF 方法计算两块的滤波器; 在检测模块中, 分别用 KCF 方法计算两块的位置, 然后计算目标中心和尺度因子。

算法 1 改进算法

输入 初始目标的定位模块 x_1, x_2 ;

输出 目标的中心位置 p' , 目标的尺度因子 s 。

1) 当 $t = 1$ 时, 根据初始条件计算目标位置 p_A^1 和 p_B^1 , 并截取图像块 x_1, x_2 , 通过式 (3) 计算得出基准输出样本 y_1, y_2 ; 通过式 (9) 求核函数的傅氏变换 $\hat{k}(x_1, x_1)$ 和 $\hat{k}(x_2, x_2)$, 并求输出样本的傅氏变

换 \hat{y}_1 和 \hat{y}_2 。通过式 (8) 分别求解滤波器 $\hat{\alpha}_1$ 和 $\hat{\alpha}_2$ 。

2) 当 $t > 1$ 时, 在当前帧图像位置 p_A^{t-1} 和 p_B^{t-2} 截取图像块 z_1^t 和 z_2^t , 并通过式 (9) 求核函数的傅氏变换 $\hat{k}(x_1^t, z_1^t)$ 和 $\hat{k}(x_2^t, z_2^t)$; 通过式 (11) 计算响应面 f_1^t 和 f_2^t , 并求响应面最大值得到两跟踪目标位置 p_A^t 和 p_B^t ; 通过式 (14) 求出目标的中心位置 p^t , 通过式 (15) 求出目标尺度因子 s^t ; 通过式 (12) 更新滤波器 $\hat{\alpha}_1^{t+1}$ 和 $\hat{\alpha}_2^{t+1}$, 并通过 (13) 更新目标外观模型 \hat{x}_1^{t+1} 和 \hat{x}_2^{t+1} 。

3 实试验结果分析

在处理器为 Intel Core i5-3317U CPU, 主频 1.70 GHz, 内存为 4 GB RAM 的笔记本上进行跟踪实验, 采用 MATLABR2014a 软件编程。使用本文算法和 4 种性能优秀的相关滤波算法 KCF^[8]、CSK^[7]、STC^[10]、DSST^[9] 进行对比追踪测试, 每种算法均使用作者提供的源代码和预设参数。实验所用视频为在海参养殖水域拍摄的 7 个水下监控视频具体参数如表 1 所示。

表 1 视频参数
Table 1 Video parameters

分类	视频帧数	图像尺寸
视频 1	36	640×360
视频 2	150	640×360
视频 3	498	640×360
视频 4	216	640×360
视频 5	138	640×360
视频 6	194	640×360
视频 7	108	856×480

3.1 定性分析

5 种对比算法中只有本文算法和 DSST 算法具有尺度估计环节, 另外 3 种算法 KCF、CSK 和 STC 均采用固定尺度跟踪。图 8 中 7 组视频的共同特点是: 目标尺度变化大, 且由于水下特殊的成像环境导致图像质量较差。从跟踪结果可以看出: KCF、CSK 和 STC 3 种算法追踪效果较差, 而本文算法和 DSST 算法跟踪效果较好, 可见对于尺度变化大的应用来说, 尺度估计环节非常重要。图 8 中视频 1~7 代表 7 组视频系列实验比较结果。

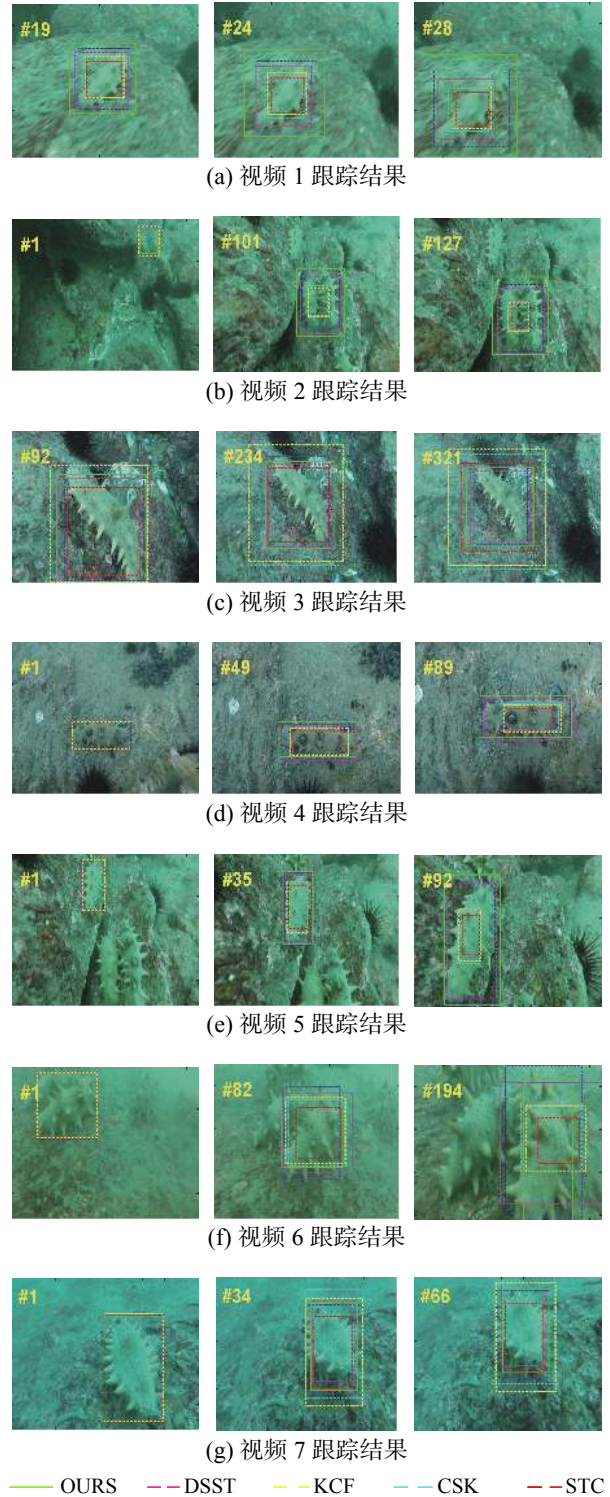


图 8 5 种算法的定性比较

Fig. 8 Qualitative evaluation of the five algorithms

3.2 定量分析

为了评测本文跟踪算法的性能, 采用了本领域广泛应用的每秒运行帧数、距离精度和成功率 3 种评测指标^[5]。

1) 跟踪速度

通过每秒跟踪帧数可以对比跟踪算法的运行速度。表 2 给出了 5 种算法的运算速度, 其中下

划线标出了最大的速度值。可见,在7个视频中,本文算法有5个视频跟踪速度最快,平均达到了111.44 f/s,较排第二位的STC算法高出了33.61 f/s。经分析,本文算法速度更快的原因在于:本文算法只取两个局部图像分别进行跟踪,计算量明显小于其他整体跟踪算法。DSST算法跟踪速度最慢,仅为3.84 f/s,原因是其尺度估计环节非常耗时。

表2 平均每秒运行帧数
Table 2 The average operation frames f/s

类别	DSST	KCF	CSK	STC	OURS
视频1	4.14	76.78	78.23	69.62	115.38
视频2	10.91	63.46	78.72	247.87	110.84
视频3	0.53	9.56	7.62	6.79	25.03
视频4	4.47	78.78	112.91	79.02	138.38
视频5	4.47	29.63	31.23	106.72	316.94
视频6	1.61	46.33	51.83	25.28	50.32
视频7	0.72	10.33	10.67	9.54	23.19
平均值	3.84	44.98	53.03	77.83	111.44

2) 距离精度

衡量跟踪中心准确性的指标是距离精度,即追踪到目标的中心偏离实际位置的距离 d 小于预定阈值 d_0 的帧数与视频总帧数 n 的比值,即

$$D = \frac{n(d \leq d_0)}{n} \quad (17)$$

图9是综合精确度曲线,表示随着阈值 d_0 从0像素到50像素递增时算出的距离精度曲线。可见本文算法跟踪中心精度明显好于其他算法。

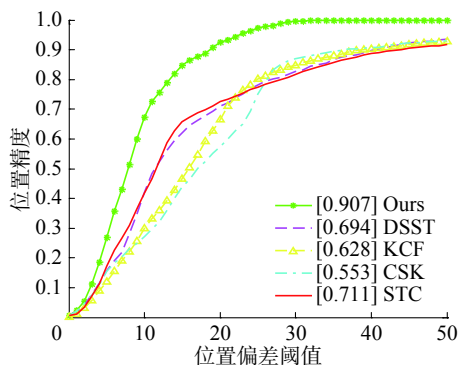


图9 在7个序列上的综合精确度曲线
Fig. 9 Precision plot over all the seven sequences

表3是阈值 $d_0 = 20$ 像素时各算法的精度值,其中最后一行是各算法在所有视频上按帧数的加权平均值。从表3可见,本文算法在所有视频上平均精确度达到了90.7%,较排名第2位的DSST算法高出了27.6%。其原因在于:本文算法在选

取的两个头部有比较明显的突起等特征,更容易实现准确跟踪,而其他算法直接以中心为跟踪目标。由于各算法为处理振铃效应对边界进行了平滑处理,导致边界部位的突起特征弱化。

表3 平均精度
Table 3 Average precision

类别	DSST	KCF	CSK	STC	OURS
视频1	0.775	0.801	0.775	0.775	0.861
视频2	0.967	0.987	1.000	1.000	1.000
视频3	0.861	0.671	0.420	0.888	0.924
视频4	0.491	0.384	0.542	0.542	0.898
视频5	0.971	0.659	0.833	0.659	0.978
视频6	0.361	0.464	0.365	0.273	0.773
视频7	0.333	0.611	0.481	0.667	0.889
平均值	0.694	0.628	0.553	0.711	0.907

3) 跟踪成功率

成功率SR为重叠率 s 大于选定阈值 s_0 的帧数与总视频帧数的比值,即

$$SR = \frac{n(s \geq s_0)}{n} \quad (18)$$

其中重叠率 s 的计算方法为

$$s = \frac{R_r \cap R_t}{R_r \cup R_t} \quad (19)$$

式中: R_r 为人工标定目标框内的像素总数, R_t 为算法追踪到目标框内像素总数。式(19)中分子为两框重合区域内像素数量,分母是两框合并后总区域内像素数量。

图10是在7个视频上的综合成功率曲线,表示随着重叠率阈值 s_0 从0到1之间递增时,各算法的综合成功率相应的变化。可见,本文算法略好于DSST算法,但远好于其他3种算法。其原因在于:DSST和本文算法都能根据目标大小调整图像框大小,而其他算法采用固定图像框,因此重叠率受目标尺度变化影响较大。

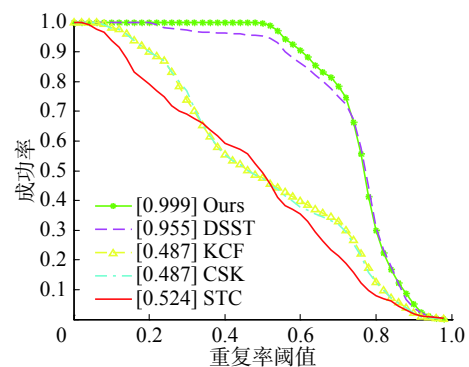


图10 在7个序列上的综合成功率曲线
Fig. 10 Success plots over all the seven sequences

表4是当阈值 s_0 选定为0.5时各算法的成功率,其中最后一行是各算法在所有视频上按帧数的加权平均值。本文算法在所有视频上均取得了最高值,比DSST算法高4.4%,比排在第3位的STC算法高47.5%。虽然DSST算法跟踪成功率与本文算法接近,但由表2可见该算法速度很慢,在实时性要求较高的水下海参采捕中难以应用。

表4 平均成功率
Table 4 Average success rate

类别	DSST	KCF	CSK	STC	OURS
视频1	0.900	0.500	0.489	0.350	0.972
视频2	1.000	0.407	0.406	0.307	1.000
视频3	1.000	0.452	0.452	0.900	1.000
视频4	0.741	0.338	0.337	0.139	0.955
视频5	1.000	0.319	0.309	0.246	1.000
视频6	1.000	0.639	0.634	0.320	1.000
视频7	1.000	0.984	0.968	0.648	1.000
平均值	0.955	0.487	0.487	0.524	0.999

4 结束语

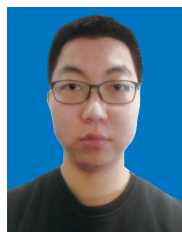
针对跟踪水下尺度变化的海参,在核相关滤波器基础上提出了一种可以追踪尺度变化海参的算法。首先把追踪模块合理地选择在海参的两头部;然后用KCF算法追踪两个头部,通过两个模块间距离来检测海参的尺度并计算出海参的中心。通过对比实验,本文算法的跟踪速度、精度和成功率均高于其他其他算法,能较好地处理尺度和旋转变换等问题。虽然DSST算法跟踪成功率与本文算法接近,但由于DSST算法跟踪速度很慢,不能满足对实时性要求较高的水下海参采捕的实际跟踪过程。下一步的工作:将算法应用到海参采捕水下机器人样机进行采捕实验,针对出现的问题进行更深入研究,以进一步提高跟踪算法的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 郭传鑫,李振波,乔曦,等.基于融合显著图与GrabCut算法的水下海参图像分割[J].农业机械学报,2015(S1): 147-152.
GUO Chuanxin, LI Zhenbo, QIAO Xi, et al. Image segmentation of underwater sea cucumber using GrabCut with saliency map[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2015(S1): 147-152.
- [2] 唐旭东,庞永杰,张赫,等.基于单目视觉的水下机器人管道检测[J].机器人,2010,32(5): 592-600.
TANG Xudong, PANG Yongjie, ZHANG He, et al. Underwater pipeline detection by AUV based on monocular vision[J]. Robot, 2010, 32(5): 592-600.
- [3] 曾文静,徐玉如,万磊,等.自主式水下机器人的光视觉管道探测跟踪系统[J].上海交通大学学报,2012,46(2): 178-183, 189.
ZENG Wenjing, XU Yuru, WAN Lei, et al. Robotics vision-based system of autonomous underwater vehicle for an underwater pipeline tracker[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(2): 178-183, 189.
- [4] 吴利红,许文海,王利鹏. AUV水下终端对接目标识别与定位技术[J].大连海事大学学报,2014,40(2): 81-85.
WU Lihong, XU Wenhai, WANG Lipeng. Dock position and pose estimation algorithm for AUV underwater terminal docking[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2014, 40(2): 81-85.
- [5] WU Yi, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark[C]//Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR, USA, 2013: 2411-2418.
- [6] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//The Twenty-Third IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2010. San Francisco, CA, USA, 2010: 13-18.
- [7] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision Computer Vision-ECCV 2012. Florence, Italy, 2012: 702-715.
- [8] 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.
- [9] 杨德东,蔡玉柱,毛宁,等.采用核相关滤波器的长期目标跟踪[J].光学精密工程,2016,24(8): 2037-2049.
YANG Dedong, CAI Yuzhu, MAO Ning, et al. Long-term object tracking based on kernelized correlation Filters[J]. Optics and precision engineering, 2016, 24(8): 2037-2049.
- [10] ZHANG Kaihua, ZHANG Lei, LIU Qingshan, et al. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning[C]//Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland, 2014: 127-141.
- [11] 张雷,王延杰,刘艳滢,等.基于相关滤波器的视觉目标跟踪方法[J].光电子·激光,2015,26(7): 1349-1357.
ZHANG Lei, WANG Yanjie, LIU Yanying, et al. Visual object tracking algorithm based on correlation filters[J]. Journal of optoelectronics laser, 2015, 26(7): 1349-1357.

- [12] 段伟伟, 杨学志, 方帅, 等. 分块核化相关滤波目标跟踪[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(7): 1160–1168.
DUAN Weiwei, YANG Xuezh, FANG Shuai, et al. Block-based kernelized correlation filters object tracking[J]. *Journal of computer-aided design and computer graphics*, 2016, 28(7): 1160–1168.
- [13] 邢运龙, 李艾华, 崔智高, 等. 改进核相关滤波的运动目标跟踪算法[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(S1): 214–221.
XING Yunlong, LI Aihua, CUI Zhigao, et al. Moving target tracking algorithm based on improved Kernelized correlation filter[J]. *Infrared and laser engineering*, 2016, 45(S1): 214–221.
- [14] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference. Sweden, 2014: 65.1–65.11.
- [15] JIA Xu, LU Huchuan, YANG M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model[C]//Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, USA, 2012: 1822–1829.
- [16] ZHONG Wei, LU Huchuan, YANG M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]//Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, USA, 2012: 1838–1845.
- [17] 程子一, 刘志林. 改进的核相关滤波算法在自航模动态目标跟踪应用[J]. 应用科技, 2019, 46(1): 36–42.
CHENG Ziyi, LIU Zhilin. Application of improved kernel correlation filtering algorithm in small ship dynamic target tracking[J]. *Applied science and technology*, 2019, 46(1): 36–42.
- [18] 朱齐丹, 韩瑜, 蔡成涛. 全景视觉非线性核相关滤波目标跟踪技术[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(7): 1220–1226.
ZHU Qidan, HAN Yu, CAI Chengtao. Omni-directional visual object tracking using nonlinear kernelized correlation filters[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2018, 39(7): 1220–1226.
- [19] 诸小熊, 江加和. 基于核相关滤波器的目标跟踪算法[J]. 应用科技, 2017, 44(3): 48–53.
ZHU Xiaoxiong, JIANG Jiahe. Visual tracking algorithm based on kernelized correlation filters[J]. *Applied science and technology*, 2017, 44(3): 48–53.

作者简介:



刘吉伟, 男, 1993 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。



魏鸿磊, 男, 1973 年生, 副教授, 主要研究方向为机器视觉、机电一体化技术。主持省自然科学基金 1 项, 参与国家自然科学基金 1 项。发表学术论文 20 余篇, 被 SCI、EI 和 ISTP 检索 10 余篇。



裴起潮, 女, 1992 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为视觉测量。