

基于在线回归学习的轮廓跟踪算法

沈宋衍, 陈莹

(江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 针对目标快速运动以及严重形变导致跟踪失败的问题, 基于在线回归学习提出一种轮廓跟踪算法。以当前跟踪区域为中心, 通过循环矩阵对其进行循环平移形成训练样本, 进行基于核的相关性回归训练。检测帧根据上一帧回归模型计算待测区域与目标区域的相关频域。将相关矩阵返回空域, 形成目标定位特征图, 将其与待测区灰度图进行融合形成轮廓置信图。利用置信图作为辅助信息, 通过水平集模型提取目标轮廓。设计轮廓评价方案判断轮廓质量, 当发生畸变时进行轮廓修正。将轮廓所在位置反馈至核相关滤波跟踪器并更新跟踪模板, 从而准确得到下一帧特征图。实验结果证明, 该方法能快速准确地跟踪目标及其轮廓, 并且具有较好的鲁棒性。

关键词: 核相关滤波器; 回归学习; 轮廓跟踪; 水平集; 置信图; 目标定位

中文引用格式: 沈宋衍, 陈莹. 基于在线回归学习的轮廓跟踪算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(5): 230-234.

英文引用格式: Shen Songyan, Chen Ying. Contour Tracking Algorithm Based on Online Regression Learning[J]. Computer Engineering, 2016, 42(5): 230-234.

Contour Tracking Algorithm Based on Online Regression Learning

SHEN Songyan, CHEN Ying

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Ministry of Education,
Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

[Abstract] To solve the problem of fault tracking result from rapid movement and severe deformation, a contour tracking algorithm is proposed. The training samples are generated by cyclic shifts of the current tracking area with a cyclic matrix, which is used for kernel correlation based regression training. According to regression model of last frame, correlation map between target and test area in frequency domain is calculated, and returns to spatial space to form a target position maps. The maps are fused with the gray image of the test frame to establish a contour confident map. Target contour is extracted with active contour model by taking contour confident map as auxiliary information. When the contour distortion is detected by a designed distortion evaluation scheme, the contour will be modified in the next frame. The tracking result is then feedback to the kernalized correlation filter, and helps to update the tracking template. Experimental results show that in various tracking cases, the proposed method achieves more accurate objects position and contour tracking results than other state-of-the-arts methods with better robustness.

[Key words] Kernel Correlation Filter (KCF); regression learning; contour tracking; level set; confident map; target position

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.05.039

1 概述

目标轮廓跟踪是计算机视觉领域中十分重要的研究方向, 主要应用于视频压缩、安全监控、机器人导航等领域。与目标跟踪^[1]只提取目标在连续帧中的位置信息不同, 轮廓跟踪需提取目标的精确轮廓, 进而用于分析跟踪目标的姿态、行为等特征。

目前的轮廓跟踪大都通过主动轮廓模型对目标边界的检测, 并且结合区域信息进行研究, 这些方法都要求跟踪速度不能太快或者目标背景静止^[2]。通过跟踪算法准确定位目标对轮廓跟踪有着重要的影响, 基于 TLD 算法的 Snake 跟踪^[3], 对于快速移动的目标会出现目标框抖动、偏移甚至消失的情况, 这对后续的分割或者学习产生了很多困

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61104213); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2011146)。

作者简介: 沈宋衍(1989-), 男, 硕士研究生, 主研方向为计算机视觉; 陈莹, 副教授。

收稿日期: 2015-02-27 **修回日期:** 2015-05-27 **E-mail:** chengxx1991@163.com

难。文献[4]提出基于在线学习的主动轮廓模型,基于 bootstrapper 从先前的跟踪结果中动态提取目标形状信息,再通过跟踪器得到轮廓的结果,同时优化轮廓形状并提取。但是当目标发生偏移,学习样本就会产生偏差,后续的轮廓提取也不会准确,并且随着时间的推移,误差会越来越大。文献[5]在贝叶斯框架中引入形状先验统计知识,以实现基于水平集的序列跟踪技术。文献[6]用区域增长的方法将目标与背景区域分割为片段,并在水平集框架中提出基于片段的跟踪方法。

针对目标快速运动以及严重形变导致跟踪失败的问题,本文在核相关滤波器(Kernelized Correlation Filter, KCF)^[7]的跟踪框架下提出一种基于轮廓置信图的轮廓跟踪方法。该算法利用 KCF 在空域中进行循环平移得到正负样本图,并对其提取方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)^[8]特征描述子变换至频域进行核相关回归训练。

2 在线回归学习下的轮廓置信图

在 KCF 学习机制下利用 HOG 特征在频域进行基于回归的相关性学习,其回归的输出矩阵经傅里叶反变换得到目标特征图像 I_r ,利用特征图像和原图像进行融合得到置信图 I_{conf} 。该过程的实质为前景目标的快速分割,对原来图像的梯度信息进行增强,达到对复杂背景下的凹陷区域进行有效跟踪的目的。

2.1 目标定位特征图

KCF 以当前跟踪区域为中心通过循环矩阵对其进行循环平移,形成训练样本,进行基于核的相关性回归训练。首先,定义回归目标的向量 y 为一个高斯函数,将值为 1 的点作为中心目标,其余将会平稳衰变为 0。由文献[7]可知,高斯函数的峰值点就是目标的中心位置。为避免将高斯峰值放在回归目标图像的中间所产生的偏移,将峰值点位置循环平移至左上角。

KCF 在空域中进行循环平移得到正负样本图,提取 HOG 特征描述子作为回归输入 x ,利用高斯核可以得到核相关系数 $k^{xx'}$,表示为:

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

其中, f^{-1} 是傅里叶反变换; σ 为高斯核的标准差; $k^{xx'}$, x 均为向量。

利用文献[9]核心化的回归分析的解决方案,对目标进行训练,得到目标回归系数所组成的向量:

$$\hat{\alpha}^* = \frac{\hat{y}}{\hat{k}^{xx} + \lambda} \quad (2)$$

其中, $\hat{k}^{xx}$ 是 k^{xx} 的离散傅里叶变换后的结果; $\hat{\alpha}^*$ 是 α 的傅里叶变换后的共轭复数; $\hat{y}$ 是 y 的离散傅里叶变

化; λ 是一个固定值。

然后,计算检测图像与训练图像的相关度 $k^{x(t-1)z}$, z 是待测图像的特征描述子,通过核相关度以及回归系数可以求得 t 时刻的回归函数 $F(z, t)$ 的频域表达式:

$$\hat{F}(z, t) = (\hat{k}^{x(t-1)z})^* \odot \hat{\alpha}(t-1) \quad (3)$$

为获取目标特征图,如图 1(a)所示,将目标分为若干纹理相近的子区域,以文献[7]的方法寻找 $\hat{F}(z)$ 的峰值。由于回归目标 y 频域和空域图像十分相似,且峰值也应该存在于左上角,因此根据频谱平移的距离进行空域平移操作,不断用次最大值代替峰值,最终获得空域目标特征图。

如图 1(b)所示为目标定位特征图,该图能准确表示目标中具有一致性纹理的中心位置,即使目标模糊,或者与背景比较接近,该图的定位信息依然准确。这个特征图只跟目标本身有关,与背景以及目标颜色、光照等其他条件无关,在后续的置信图设计中起到重要的作用,而外在条件对图像的影响也会大大降低。

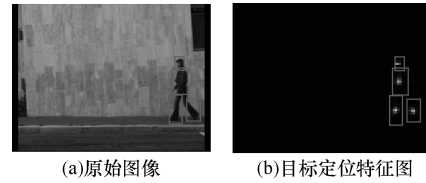


图 1 特征图像

2.2 置信图的融合

众所周知,利用主动轮廓模型提取轮廓与图像梯度信息直接相关,梯度值越高提取效果越好。原始图像总有些模糊区域,梯度信息不是很明确,进而导致轮廓跟踪失败。而前文所叙述的由 KCF 得到的特征图,不仅体现目标的位置信息,还反映了该位置的纹理特征与目标的相关性,几乎不受背景干扰。因此,以定位特征图为指导进行自适应阈值分割,并将其与 Otsu 阈值分割结果融合,形成轮廓跟踪置信图。该图不仅能准确提取目标,强化边界信息,且实现过程比通常的快速分割方法更为准确迅速。

如图 2 所示,特征图像把重要的部位进行了标定,在如图 2(b)所示的局部特征图中寻找特征值大于 0.1 的像素,并将像素所形成的区域定义为 ROI (如图 2(b)中灰色目标框的位置),取出 ROI 区域灰度图(如图 2(d))进行直方图计算,如图 2(e)所示,并找到直方图最大峰值点所对应的像素值 p_0 ,同时以 p_0 为中心点,分别向左右扩展找到第一个像素出现次数小于等于 1 所对应像素值 p_1, p_2 ,分别以这

2 个像素值作为上下阈值进行二值化,形成目标显著化二值图像 I_1 。

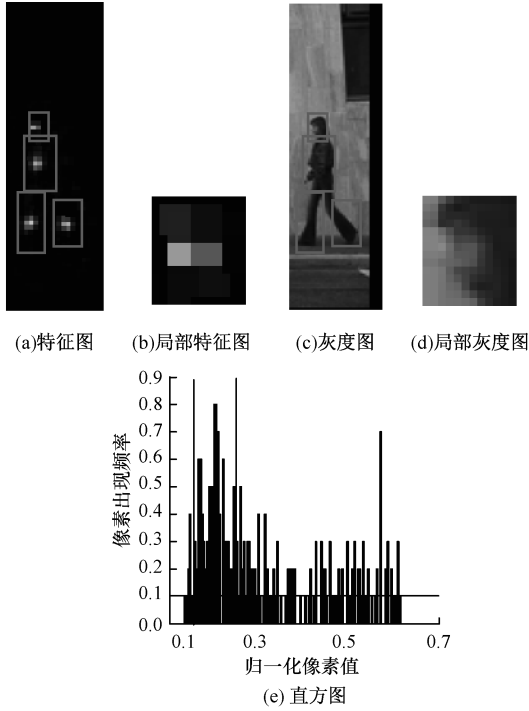


图 2 双阈值的形成及其直方图

如图 3 所示为目标轮廓置信图的形成过程。首先如前所述,利用局部特征图形成直方图获取目标显著化二值图像 I_1 ,通过与自适应阈值(如 Otsu)的二值图像 I_2 进行初步融合,获得初步融合图 I_m 。融合公式为:

$$I_m(x, y) = aI_1(x, y) + bI_2(x, y) \quad (4)$$

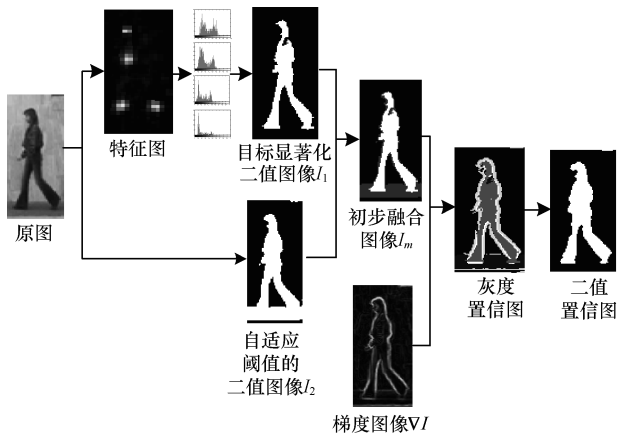


图 3 置信图形成流程

比例系数 a, b ($a + b = 1$) 由图像 A 与自适应图像根据如下标准差确定:

$$SD_p = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left[I_p(i, j) - \left(\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I_p(i, j) \right) \right]^2} \quad (5)$$

其中, $p = 1, 2$ 标准差越大说明背景夹杂在目标中的概率越大,为此融合时所需的比例系数就越小;反之亦然。然后,将灰度图像在二值化后得到的融合图像 $I_m(x, y)$ 与梯度图像 $\nabla I(x, y)$ 进行融合,可较好地区分目标和背景,形成灰度置信图:

$$I_{\text{conf}}(x, y) = \bar{\omega} I_m(x, y) + (1 - \bar{\omega}) \nabla I(x, y) \quad (6)$$

其中, $\bar{\omega}$ 为融合系数,根据梯度图像边界信息把目标与背景进行隔断。由于 I_m 中目标区域的值较大,因此 $\bar{\omega}$ 的值可设定为较小值,这样梯度图像的边界更加明显,可以使目标从背景中提取出来。

可将灰度置信图二值化,形成二值置信图,进而在梯度局部比较模糊时,也能够提供显著的边界信息。

3 轮廓提取与评价标准

3.1 基于置信图的 Level Set 轮廓跟踪

在轮廓提取时,轮廓的动态曲线要主动向目标边界靠拢。为了达到这个目标,定义一个外部能量,能够使得零水平曲线往目标边界移动。本文将原始图像 I 结合置信图 I_{conf} 定义一个新的边界指标函数 g :

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma}^* (\theta_1 I(x, y) + \theta_2 I_{\text{conf}}(x, y))|} \quad (7)$$

其中, G_{σ} 是标准差为 σ 的高斯核; θ_1, θ_2 代表原始图像与置信图的比例系数。

对于目标模糊的区域,利用置信图作为对原始图像的辅助,在原来梯度模糊不清楚的地方增加了梯度值,对正确提取轮廓起到重要作用。因此,根据文献[10]水平集函数 φ 演化对时间 t 的偏导数为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] + \lambda \delta_{\varepsilon}(\varphi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \nu g \delta_{\varepsilon}(\varphi) = L_q(\varphi) \quad (8)$$

其中, $\delta_{\varepsilon}(x)$ 为狄拉克函数; μ, λ, ν 为系数。所以,演化公式表示为:

$$\varphi^{k+1} = \varphi^k + \tau L_q(\varphi^k) \quad (9)$$

其中, τ 为时间步长; k 为迭代次数。

3.2 轮廓评判标准与修正

为了得到较高质量的轮廓,并且能够对畸形轮廓及时修正,设计轮廓曲线评判准则。设定目标状态 $x_t = \langle c_t, L_t, s_t \rangle$, 其中, c_t 是目标中心点位置; L_t 是目标轮廓大小; $s_t = \{ (x, y) | (x, y) \in \Omega_0 \}$ 表示目标轮廓 Ω_0 上控制点的集合。

当曲线演化完成时,将当前帧的状态 x_t 与前一帧状态 x_{t-1} 进行对比,计算前后两帧的中心点以及各个控制点的矢量流 $D_1 = c_t - c_{t-1}, D_2 = s_t - s_{t-1}$ 。通过两者的矢量流比较它们的夹角 β , 夹角 β 越小,说

明中心点的矢量移动方向与周围的轮廓 Ω_0 上的控制点移动方向基本一致。当夹角越大,则说明轮廓已经发生偏移和扭曲。当发生畸形时将 s_t 中各点按照矢量流方向进行平移 $|D_t|$ 距离来修正畸形轮廓。

4 跟踪反馈与 KCF 更新

基于 KCF 的轮廓跟踪算法可以准确定位目标位置,快速提取置信图,利用置信图进行轮廓提取建立目标轮廓模型。但是某些帧也会产生错误,随着帧数的增加,误差的积累,导致跟踪失败。此时需要反馈机制,当 KCF 得到跟踪的中心点与目标轮廓中心点距离较大并且夹角较大时,则进行反馈。

最后,以上述跟踪结果为基础进行更新:

$$\begin{cases} \hat{\alpha}(t+1) = (1-\xi)\hat{\alpha}(t) + \xi\hat{\alpha}(t+1) \\ \hat{x}(t+1) = (1-\xi)\hat{x}(t) + \xi\hat{x}(t+1) \end{cases} \quad (10)$$

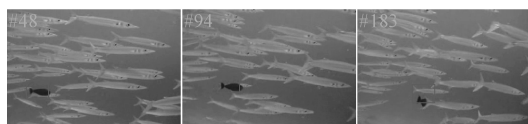
其中, ξ 为更新系数。

5 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,选择多种不同情境下(行人,鱼群)的序列图像进行目标轮廓跟踪实验。本文实验在 Matlab2013a, 系统 Windows 7, Intel (R) core(TM) i5-4570 CPU 处理器, 3.20 GHz 主频和 8 GB 内存的环境下实现。

5.1 反馈验证

若没有轮廓跟踪结果进行反馈信息, KCF 有时往往会出现一些小错误,使得目标发生偏差以至于置信图与轮廓提取失败,乃至目标丢失。如图 4(a) 所示,通过该图可以看出,反馈前跟踪效果随着目标遮挡以及帧数的加长,效果逐渐下降甚至目标丢失。而反馈后,如图 4(b) 能较好地督促 KCF 跟踪,修正其错误,并且对部分遮挡也有较好的跟踪效果。



(a) KCF 跟踪结果



(b) 反馈后跟踪结果

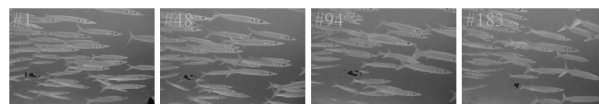
图 4 反馈前后跟踪结果对比

5.2 置信图验证

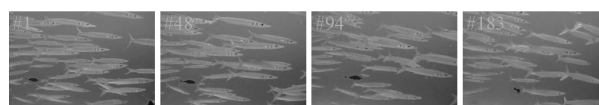
为了验证本文算法中置信图在轮廓跟踪之中起到至关重要的作用,分别用无置信图进行跟踪与本文算法进行对比实验。

在轮廓跟踪中,图像的梯度信息是非常重要的,而本文的置信图就是要快速、准确地提取目标梯度

信息,使得可以更好地提取目标轮廓。从图 5 中也可以看出,有置信图的轮廓跟踪比无置信图更加准确,特别在细节方面,比如鱼身与鱼尾之间的部分也能较好地提取到。



(a) 无置信图跟踪



(b) 有置信图跟踪

图 5 有无置信图的跟踪效果比较

5.3 轮廓跟踪算法比较

本文算法对目标能准确提取出目标轮廓,对运动幅度大的序列也能较好地得到其轮廓,并且能防止目标发生畸形,能持续地对目标轮廓进行跟踪提取。为验证本文算法在轮廓跟踪精度上的先进性,将其与 JRACS (Joint Registration and Active Contour Segmentation) 算法^[11]以及文献[6]的算法作比较,如图 6 所示。



(a) JRACS 算法



(b) 文献[6]算法



(c) 本文算法

图 6 Pedestrian 图跟踪精度比较

由图 6 所知,文献[11]是通过背景与目标进行标记来预估目标的大致位置,然后利用大致分割来提高标记的结果,并计算目标的真实轮廓,但是往往在目标运动幅度比较大的情况下,不能很好地跟踪到目标位置导致轮廓提取失败。并且由于运动幅度较大,轮廓模型不能很好地进行收缩,随着帧数的增加,误差会越积越大,最后目标丢失^[12-13]。而文献[6]将目标分成若干块,通过加入特征空间的高斯混合模型来表示目标,通过将目标分成不同的碎片以更新图像数据,找到有用的区域来表示目标,之后利用 level set 结构提取目标的真实轮廓。该算法能较好地提取轮廓,但在一些图像像素具有一定复杂性难

以分割的情况下,轮廓提取偏差较大。从图 7 中也可清楚地看出,起始时 3 种方法差别不大,但是随着目标的快速运动,其他 2 种方法误差波动较大,本文算法无论是稳定性还是轮廓的误差都是最小的。

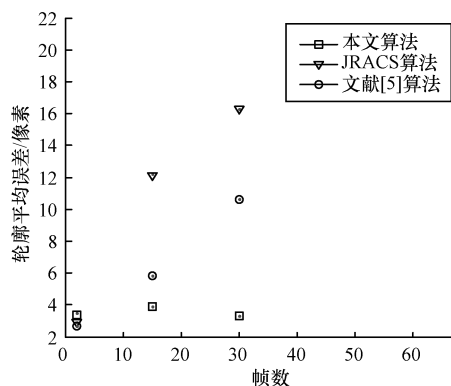


图 7 3 种算法误差比较

相对于其他两种算法,本文提出的基于核相关滤波器的轮廓跟踪算法,能更好地处理凹陷部分的跟踪问题,利用置信图作为辅助信息能够帮助主动轮廓模型提取轮廓的质量^[14]。对于目标剧烈运动以及跟踪误差累积导致定位失败等问题,可以根据本文的反馈算法进行修正,达到准确平稳的跟踪效果^[15]。

6 结束语

本文通过在线回归学习下的轮廓跟踪修正 KCF 跟踪产生的偏差,来克服目标快速移动所带来的影响。该算法通过 KCF 定位得到空间特征图像,形成置信图,并利用 Level Set 提取较为精准的轮廓。实验结果表明,在快速移动中,使用本文算法可以快速准确地定位到目标所在位置,减少误差积累,同时在精度上也有较好的表现。因此,可以证明该算法在相对复杂的环境以及目标快速运动的情况下都能得到准确的轮廓。

参考文献

- [1] Jenkins M D, Barrie P, Buggy T, et al. An Extended Real-time Compressive Tracking Method Using Weighted Multi-frame Cosine Similarity Metric[C]//Proceedings of the 6th European Embedded Design in Education and Research Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 147-151.
- [2] 李启翻, 罗予频, 萧德云. 一种视频目标轮廓跟踪的新算法[J]. 计算机工程, 2007, 33(24): 225-227.
- [3] 沈宋衍, 陈莹. 在线学习机制下的 Snake 轮廓跟踪[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 195-198.
- [4] Chiverton J, Xie Xianghua, Mirmehdi M. Automatic Bootstrapping and Tracking of Object Contours[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 1231-1245.
- [5] Cremers D, Funka-Lea G. Dynamical Statistical Shape Priors for Level Set-based Tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2006, 28(8): 1262-1273.
- [6] Chockalingam P, Pradeep N, Birchfield S. Adaptive Fragments-based Tracking of Non-rigid Objects Using Level Sets[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 1530-1537.
- [7] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed Tracking with Kernelized Correlation Filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37(3): 583-596.
- [8] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, et al. Object Detection with Discriminatively Trained Part-based Models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [9] Rifkin R, Yeo G, Poggio T. Regularized Least-squares Classification[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 190(1): 93-104.
- [10] Evans L C. Application of Nonlinear Semigroup Theory to Certain Partial Differential Equations[M]. New York, USA: Academic Press, 1978.
- [11] Ning Jifeng, Zhang Lei, Zhang Dejing, et al. Joint Registration and Active Contour Segmentation for Object Tracking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(9): 1589-1597.
- [12] 陈波, 赖剑煌. 用于图像分割的活动轮廓模型综述[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 11-20.
- [13] 周昌雄. 基于活动轮廓模型的图像分割方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2005.
- [14] 肖鹏, 段涑毅, 赵琪, 等. 基于置信图自适应融合的视觉目标跟踪[J]. 无线电工程, 2013, 43(9): 20-23.
- [15] 丁朋华, 范新南, 刘俊定. 一种基于算法融合的运动目标跟踪算法[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(17): 4187-4191.

编辑 顾逸斐