

在线学习机制下的 Snake 轮廓跟踪

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: 针对复杂环境下非刚体目标轮廓跟踪存在跟踪失败的问题, 提出一种基于在线学习的 Snake 模型及其轮廓跟踪算法。利用跟踪-学习-检测(TLD)机制实现目标快速跟踪, 通过跟踪结果在线更新 Snake 模型约束, 进而提高目标轮廓跟踪的准确性。初始化阶段, 在 GrabCut 算法的基础上, 将待跟踪目标分成若干个子块, 并在后续跟踪过程中, 利用 TLD 实现各子目标的定位跟踪, 形成目标的轮廓置信图。同时针对各子目标提取特征, 产生正负样本, 更新各子目标跟踪模型。应用置信图建立参数化 Snake 模型的约束条件, 进而得到目标轮廓。实验结果表明, 该算法能适应光暗变化与较为复杂环境下的跟踪, 并获得精确的轮廓。

关键词: 轮廓跟踪; GrabCut 算法; Snake 模型; 跟踪-学习-检测算法; 在线学习; 置信图

中文引用格式: 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.

英文引用格式: Shen Songyan, Chen Ying. Snake Contour Tracking Under Online Learning Mechanism[J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 195-198.

Snake Contour Tracking Under Online Learning Mechanism

SHEN Songyan, CHEN Ying

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

[Abstract] For non-rigid target contour tracking in a complicated environment has tracking failure problems, this paper proposes a snake model and its contour tracking algorithm based on online learning. The algorithm utilizes the Tracking-Learning-Detection(TLD) mechanism to achieve the goal of fast tracking, and updates snake model constraints through the tracking results to improve the accuracy of the target contour tracking. In the phase of initialization, the target to be tracking is divided into several blocks on the basis of GrabCut algorithm, and the algorithm realizes the sub-targets locating and tracking by the use of TLD in the subsequent tracking process, which forms the confident map of target outline. At the same time, the algorithm produces positive and negative samples and updates each target tracking model for each target feature extraction. The constraint of parameterized snake model is built through confident map and the contour of target is obtained. Experimental results show that the algorithm can adapt to the changing light and dark, and even more complex tracking environment, and obtains precise contour.

[Key words] contour tracking; GrabCut algorithm; snake model; Tracking-Learning-Detection(TLD) algorithm; online learning; confident map

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2015.04.037

1 概述

目标轮廓跟踪是计算机视觉的重要研究方向之一, 并且被应用于众多领域, 例如视频监控、目标识别、3D 重建、医学研究和诊断以及行为分析等。

Snake 算法^[1](又称主动轮廓模型)主要可以分为 2 大类, 即参数主动轮廓模型^[2-4]和几何主动轮廓模型^[5-6]。前者以参数模型近似表示轮廓, 以最小化

能量函数为目标, 以参数模型近似表示轮廓参数曲线的变形; 后者利用轮廓曲线的几何度量参数进行轮廓的曲线运动, 自动处理拓扑结构的变化。

相比于 Level Set 等几何轮廓模型, 基于参数的活动轮廓模型(Snake)的轮廓曲线的变化直接用轮廓曲线的参数化形式表达, 允许算法在跟踪过程中将在线学习的跟踪结果和模型进行直接交互, 且其表达形式比较紧凑, 便于快速实现, 更适合在跟踪问

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: 计算机视觉; 陈 莹, 副教授。

收稿日期: 2014-04-23 **修回日期:** 2014-06-16 **E-mail:** chengxx1991@163.com

题中使用^[7]。

传统主动轮廓模型对于图像序列的目标轮廓跟踪有很多限制,因此出现许多改进算法。文献[6]利用 Kalman 滤波与改进的 level set 相结合,提高了轮廓跟踪的效果。文献[8]针对突然运动情况下的轮廓跟踪,采用基于颜色和基于非周期自适应形状的轮廓演化,基于 Level Set 进行轮廓跟踪。文献[9]在粒子滤波的框架下,运用几何轮廓模型对目标移动和变形进行跟踪,不仅获取目标仿射变形,而且可较准确地估计目标轮廓的非仿射变化。

针对目前 Snake 算法对于目标边界模糊、目标背景颜色相似难以得到准确的目标轮廓问题,本文提出一种基于改进的 Snake 轮廓跟踪算法,采用跟踪-学习-检测(Tracking-Learning-Detection, TLD)算法^[10]中边跟踪边监测的思想,利用局部图像块快速跟踪产生目标区域置信图,建立在线 Snake 约束模型,进而完成目标轮廓跟踪。

2 Snake 模型

Snake 是在图像的整体和局部特征以及外部约束作用下发生变形和移动的二维轮廓,可以描述为一条参数化平面曲线 $\mathbf{v}(p) = (x(p), y(p))$, $p \in [0, 1]$ 。经典的 Snake 能量模型基本思想是通过能量最小化,将一条初始曲线照着待检测的目标轮廓方向逐步变形和运动。文献[1]构造的变形能量 $E_{\text{Snake}}(\mathbf{v})$ 为:

$$E_{\text{Snake}} = \sum_{j=1}^N (E_{\text{int}}(\mathbf{v}_j) + E_{\text{ext}}(\mathbf{v}_j)) \quad (1)$$

其中, N 为控制点个数; \mathbf{v} 为控制点; E_{int} 为内部能量,使得轮廓变得平滑,它由图像本身的特征决定。典型的内能项表示如下:

$$E_{\text{int}}(\mathbf{v}) = (\alpha |\mathbf{v}'|^2 + \beta |\mathbf{v}''|^2) / 2 \quad (2)$$

其中, \mathbf{v}' 和 \mathbf{v}'' 分别为 \mathbf{v} 的一阶和二阶导数; α, β 为权重。

外能项 E_{ext} 通常通过图像梯度特征来确定,如式(3)所示:

$$E_{\text{ext}} = - |\nabla (G_{\sigma} \times I(x, y))|^2 \quad (3)$$

其中, G_{σ} 是标准差为 σ 的高斯核。

3 在线学习机制下的 Snake 跟踪模型

在传统 Snake 模型中,通过图像梯度来确定外能项,而当图像包括复杂背景或者前景背景弱对比情况发生时,在该梯度值的情况导致轮廓提取失败。

为此,提出一种基于在线学习的外部能量模型,通过把目标分成若干子区域,利用 TLD 中的在线学习机制 P-N 学习^[11],在跟踪中在线获取正负样本,建立目标模型,完成各子区域的目标跟踪,建立目标轮廓置信图,并在此基础上更新 Snake 模型来约束

目标轮廓的收缩,提取精确的轮廓位置。

3.1 基于在线学习的 Snake 外部能量模型

Snake 外部能量模型对于目标轮廓提取有重要作用,但在前背景弱对比或者复杂环境情况下容易导致轮廓提取失败。为此,提出基于置信图的外部能量模型,通过 TLD 准确跟踪目标子区域,得到目标轮廓置信图,以此约束能量公式,使得轮廓往目标方向演化。

3.1.1 基于 P-N 学习的轮廓置信图

P-N 是对标签集以及未标签集的样本进行不断的测试、评估、重新调整训练样本。不断更正正负样本的错误,产生正确的样本。

通过 P-N 学习产生正负样本,建立目标模型 $\mathbf{M} = \{p_1^+, p_2^+, \dots, p_m^+, p_1^-, p_2^-, \dots, p_n^-\}$, 其中, p^+ 和 p^- 分别表示目标和背景碎片。

如图 1 所示为基于 P-N 学习的置信图生成示意图,将目标分为若干个子区域,第 $t-1$ 帧是目标块,利用当前的目标模型 \mathbf{M}_{t-1} 进行跟踪以及检测,经过 TLD,得到第 t 帧的小目标块的位置,进而通过二值化得到置信图 I_{conf} 。将得到的小目标块反馈给学习器,通过 P-N 学习机制^[11]重新产生正负样本,更新目标模型。

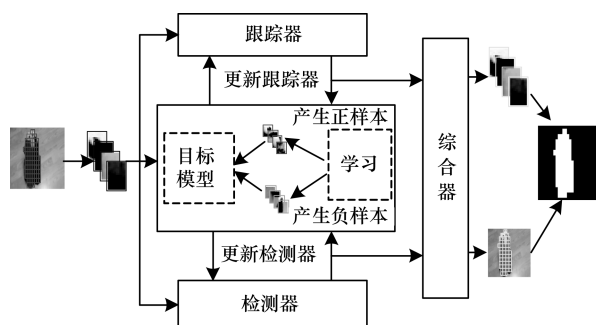


图 1 基于 P-N 学习的置信图生成

具体步骤如下:

步骤 1 每个子目标通过 Lucas-Kanade 算法^[12],定位子目标位置 BBt。

步骤 2 每个子区域利用随机森林^[13],通过级联分类器^[10]确定目标区域 BBd。

步骤 3 BBt 与 BBd 通过综合器^[10]输出最大置信的目标框 BB。

步骤 4 得到子目标的边界框 BB 后,经过仿射变换产生正负样本^[10]。

步骤 5 更新目标模型 $\mathbf{M}_t = \mathbf{M}_{t-1} \cup p$, $\mathbf{M}_t = \mathbf{M}_{t-1} - n$ 。其中, p, n 分别代表了新增加的正样本数量,以及正样本中变化为负样本的数量。

3.1.2 改进的 Snake 能量模型

在上述目标轮廓置信图的基础上,为传统 snake 模型增加约束项,来克服传统 Snake 模型的边界模糊,跟踪失败的问题。建立外部能量函数为:

$$E_{\text{ext}}[v(i)] = E_{\text{image}}[v(i)] + E_{\text{con}}[v(i)] = \\ \gamma(-|\nabla(G_{\sigma} \times I(x,y))|^2) + \\ \delta(-|\nabla(G_{\sigma} \times I_{\text{conf}}(x,y))|^2) + \omega|v_i - v_c| \quad (4)$$

其中, v_c 是目标的中心位置; $\gamma, \delta, \omega \in [0, 1]$ 分别为各部分能量的加权系数。

在改进的 Snake 模型中, 加入了置信图梯度建立外能项, 由于置信图本身接近于真实目标轮廓, 因此在演化过程中, 能够克服弱对比情况下轮廓不清晰导致的跟踪失败, 提高目标轮廓的跟踪成功率。

3.2 P-N 学习机制下的轮廓跟踪

3.2.1 初始化

在跟踪初始化阶段, 将第一帧通过 GrabCut^[14] 进行分割, 并且把目标分成若干小块, 把每个小块进行覆盖率的判别, 选择覆盖率大的图像块产生正样本, 在其余图像块中随机选取来产生负样本。

3.2.2 轮廓跟踪

利用置信图的中心来建立初始轮廓, 通过改进的轮廓算法提取目标轮廓。具体步骤如下:

步骤1 根据 3.2.1 节, 进行跟踪初始化, 建立目标模型。

步骤2 根据 3.1.1 节, 进行跟踪、检测, 输出置信图, 并且重新学习来更新目标模型。

步骤3 通过以下算法, 在 Snake 模型中加入置信图, 约束轮廓演化过程, 提取准确的目标轮廓。

算法 改进的 Snake 轮廓定位

1. 中心点坐标 $v_c(x_c, y_c)$, 设 N_1 个控制点并按顺时针方向依照椭圆型的形状连接各个控制点形成 Snake 模型初始轮廓, 并且初始化控制点 $v \{x_i, y_i\}_{i=1}^{N_1}$ 。

2. for $n = 1 : K$ (K 为迭代次数)

3. 计算每个点之间的距离 $\{d_i\}_{i=1}^{N_1}$ 。

4. 通过贪婪算法^[15], 合并添加控制点得到新的控制点数量为 N_1 , 计算平均距离 $d = \frac{\sum d_i}{N_1}$ 。

5. 以控制点 v_i 为中心, 辐射半径 $r = 3$ 个像素, 计算所辐射点的坐标 $Nei(x_i, y_i)$ 。

6. 根据文献[16]的方法计算归一化, 内部能量 E_{int} 。

7. 计算各个控制点到控制点中心的距离 $D_i = |v_i - v_c|$, 并且利用式(4)计算所辐射点的局部能量 $E_{\text{Snake}}[v(i)]$ 。

8. 局部能量最小的值所对应的位置就是该控制点演化的位置 $id = \min \{E_{\text{Snake}}[v(i)]\}$, $v(x_i, y_i) = Nei(id)$ 。

9. 当局部能量 $E_{\text{Snake}}[v(i)] - E_{\text{Snake}}[v(i-1)] < thr$ 时, 则认为轮廓能量变化基本不变, 停止迭代, 跳出循环。thr 表示为能量变化的阈值。

10. end for

4 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性, 选择一组序列图像进行目标轮廓跟踪实验。实验在 Matlab 2013a 与 VS 2010, 系统在 Windows 8, Intel(R) core(TM) i3-3240CPU 处理器 3.40 GHz 主频和 4 GB 内存的环境下实现。

为了测试在线学习的参数化 Snake 轮廓的准确性, 将本文算法与原始 Snake 算法^[1] 以及一种改进的 Snake 算法^[17] 进行比较。实验中各 Snake 模型参数如表 1 所示。

表 1 Snake 模型参数

模型	α	β	γ	δ	ω
原始 Snake 模型	0.2	0.2	0.6	0.0	0.0
改进 Snake 模型	0.1	0.1	0.2	0.5	0.1

如图 2 所示, 通过 3 种不同算法进行轮廓迭代演化。其中, 第 1 列的线为目标初始轮廓, 黑色线为当前迭代次数所显示轮廓, 白色线为 Grabcut 分割出的目标轮廓。



图 2 轮廓演化过程

很明显图 2(c) 中得到的轮廓线与标准轮廓线最为贴近吻合, 而其他 2 种算法与标准轮廓线误差较大。在下巴与脖子处为边界模糊地带, 原始 Snake 算法以及文献[17]算法并没有能够很好地解决此类情况, 而改进 Snake 却能对弱对比的区域进行准确分割。并且改进 Snake 算法迭代次数也大大减少, 以图 2(c) 为例, 总迭代次数为 9, 而原始 Snake 算法和文献[17]算法迭代次数分别为 100 和 60, 改进算法降低了目标演化的时间。

图 3 为不同算法在多种复杂条件下的轮廓跟踪结果。可以看出, 文献[17]算法在初始阶段可以得

到较好的轮廓形状,跟踪后期轮廓就会往里收缩,导致跟踪轮廓变形。同时目标阴影部分,弱对比,强光灯会对边界准确收敛起到很大的影响,导致目标边界不明显,从而使得轮廓跟踪准确度降低。而本文算法通过置信图可以大致确定模糊轮廓的边界,在原图像的梯度以及置信图的梯度共同作用下,对于模糊的边界,轮廓更加靠近置信图,对于边界清晰的情况,轮廓则接近原始图像的边界。



图 3 序列 David 跟踪结果

表 2 为视频序列通过 3 种算法跟踪的成功跟踪帧数。从表中可以看出,本文算法具有较好的适用性,无论非运动目标、人脸,还是人体运动等都能很好地跟踪到轮廓。

表 2 3 种算法成功跟踪的结果

序列	原始 Snake 算法	文献[17]算法	本文算法
Elmo	5/50	30/50	49/50
David	35/150	78/150	150/150
人体运动	168/375	106/375	363/375

5 结束语

本文提出了一种基于在线学习的 Snake 算法来实现目标轮廓跟踪。该算法针对目标阴影以及目标与背景区别不大的情况,通过建立基于 P-N 学习的目标轮廓置信图更新 Snake 约束模型,提高目标轮廓的跟踪精度。由于置信图接近于目标真实边界,因此在边界模糊的时候可以得到较好的轮廓质量。视频序列的实验结果证明了该算法在复杂情况下轮廓跟踪精度优于其他相关算法。在后续工作中,将针对目标运动幅度过大时难以得到高质量轮廓置信图的情况做进一步研究。

参考文献

[1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

[2] 王科俊,郭庆昌,庄大燕. 基于差分法与改进活动轮廓模型的追踪算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(2): 212-214.

[3] Li Tao, Krupa A, Collewet C. A Robust Parametric Active Contour Based on Fourier Descriptors[C]// Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1037-1040.

[4] Shingare P P, Nagare M M, Joshi C P. Improved Active Contour Model for Satellite Images[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Image Information Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 499-504.

[5] 米晓莉,贾世杰,刘文一. 基于颜色与纹理特征的局部主动轮廓模型[J]. 计算机工程, 2012, 38(9): 211-213.

[6] Li Han, Wu Qisheng. Motion Object Tracking Algorithm Using an Improved Geometric Active Contour Model[C]// Proceedings of the 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010.

[7] Wang Aiping, Chen Zhiqun, Li Sikun. Multi-cue Based Discriminative Visual Object Contour Tracking[C]// Proceedings of International Conference on Virtual Reality and Visualization. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 30-37.

[8] Hu Weiming, Zhou Xue, Li Wei, et al. Active Contour-based Visual Tracking by Integrating Colors, Shapes, and Motions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1778-1792.

[9] Rathi Y, Vaswani N, Tannenbaum A, et al. Tracking Deforming Objects Using Particle Filtering for Geometric Active Contours[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(8): 1470-1475.

[10] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.

[11] Kalal Z, Matas J, Mikolajczyk K. P-N Learning: Bootstrapping Binary Classifiers by Structural Constraints[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 49-56.

[12] Rav-Acha A, Peleg S. Lucas-Kanade Without Iterative Warping[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2006: 1097-1100.

[13] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

[14] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. Grabcut: Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309-314.

[15] 张勇,欧宗瑛. 基于主动轮廓模型的医学图像边界跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2002, 23(Z1): 173-174.

[16] 杨华,陈善静,曾凯,等. 对数似然图像分割的快速主动轮廓跟踪算法[J]. 强激光与粒子束, 2012, 24(2): 321-326.

[17] Meng Fanman, Li Hongliang, Liu Guanghui, et al. Image Cosegmentation by Incorporating Color Reward Strategy and Active Contour Model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(2): 725-737.

编辑 顾逸斐