

doi: 103969/j.issn.0490-6756.2017.01.009

一种组合核函数的自适应目标跟踪算法

李若晨, 周刚, 琚生根, 王能

(四川大学计算机学院, 成都 610065)

摘要: 分析了传统 Mean Shift 跟踪算法在外观模型对光照变化敏感以及外观模型更新上容易积累误差等缺点, 结合了传统 Mean Shift 跟踪算法计算速度快和易于组合的优点, 设计了两种不同外观建模的 Mean Shift 跟踪算法. 一种是 Mean Shift 跟踪算法采用传统的 RGB 颜色模型提取外观模型; 另一种是采用对光照变化不敏感的非色彩与梯度信息提取外观模型. 结合这两种跟踪算法, 通过这两种跟踪算法跟踪的目标进行加权得到的目标位置, 以及根据协同更新的原理对这两种跟踪器的外观模板进行更新. 这样不仅使得跟踪准确率得到了一定的提高, 而且对外观变化的适应能力也大大的提高.

关键词: 目标跟踪; Mean Shift; 组合跟踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0490-6756(2017)01-0055-06

Multi-feature description of adaptive kernels Object tracking

LI Ruo-Chen, ZHOU Gang, JU Sheng-Gen, WANG Neng

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Analyzed the traditional Mean Shift tracking algorithm in appearance model is sensitive to illumination changes and the disadvantages such as easily accumulated error on appearance model updating, combines the traditional Mean Shift tracking algorithm calculation speed is fast and easy to combination, the advantages of the design of the two different appearance modeling Mean Shift tracking algorithm. The first kind of Mean Shift tracking algorithm using traditional RGB color model to extract the appearance model, the second is not sensitive to illumination change of color and gradient information extraction model appearance. Combining these two tracking algorithm, through the two track of target tracking algorithm weighted target location, and the principle of based on the update of the cooperation of the two kinds of the appearance of the tracker template updates. This not only makes the tracking accuracy has been improved, and the ability to adapt to change the appearance is greatly improved.

Keywords: Object tracking; Mean-Shift; Combined tracking

1 引言

所谓的目标跟踪就是对视频序列中感兴趣的目标位置、速度、运动轨迹等参数信息进行估计, 为以后的运动分析、场景理解、行为或事件检测提供

最初的数据. 由此可见当前, 目标跟踪在视频序列处理中处于非常重要的位置, 特别的在最近几年受到了国内外学者的广泛关注与研究.

目前, 针对目标跟踪环境的复杂性, 如光照变化、遮挡、自身姿态变化、形变、相似背景等, 有大量

收稿日期: 2016-02-25

基金项目: 国家自然科学基金(61471250, 81373239)

作者简介: 李若晨(1992-), 女, 硕士生, 研究方向为智能信息处理.

通讯作者: 周刚. E-mail: zhougang@scu.edu.cn

的目标跟踪算法^[1, 2]被提出,且这些算法主要是在目标外观建模上进行分析.在这些目标跟踪算法中,Mean Shift 跟踪算法^[3-5]是一种计算简单、速度快的高效目标跟踪算法,因而受到了广大学者的广泛关注.

在 Mean Shift 跟踪算法中,通常采用颜色直方图来对目标外观建模.虽然,颜色直方图具有对形变、遮挡以及旋转^[3, 4]具有较高的鲁棒性.但是,颜色直方图容易受到光照变化、相似背景的影响.针对上述缺陷,Comanicu^[5]提出了一种加权背景的 Mean Shift 跟踪算法.接着 Ning^[6]等人证明了 Comanicu 的加权背景 Mean Shift 跟踪算法加权背景信息并没有起作用,因而提出了一种矫正的加权背景 Mean Shift 跟踪算法. Jeyakar^[7]采用了背景与目标进行分割的方法,增加目标区域具有较高置信度的像素权重,提取直方图. Jeyakar 对于目标进行了分块处理,分成了重叠的 4 块,以及加入边缘信息丰富了外观模型的信息. 同样 Jifengning^[8]采用了联合直方图,即通过添加纹理信息组成四个通道然后提取目标外观模型,虽然从一定上提高跟踪效果. Leichter^[9]方法对使用多个参考直方图生成一个单一的直方图,然后使用凸包方法生出相关直方图,该方法从一定程度上提高了目标外观模型的鲁棒性. Babaeian^[10]使用了多种特征建立直方图,每个特定进行单独的跟踪,然后跟踪相似度进行加权出目标位置. 该方法减少了相似背景的干扰,达到了一定的跟踪效果. Cai^[11]方法通过使用空间直方图与轮廓小波直方图来描述目标外观模型,与 Babaeian 类似,但是 Cai 方法采用的是自适应的加权方法,提高了跟踪的精度.

虽然上述方法都在一定程度上提高了跟踪精度,减少了背景,光照变化等影响.但是这些方法只能在特定场景下表现较好的效果.本文通过分析上述方法在目标外观模型更新问题,通常采用替换与加权更新的方法,或者不进行更新.对于不进行目标外观模型更新时,容易受目标自身变化影响,导致跟踪失败.对于目标更新问题,容易受跟踪误差的积累导致更新失败.本文采用了一种协同更新方法来减少误差积累,同时采用二种不同信息描述外观模型,协同跟踪,协同更新外观模板.提高了跟踪精度,也提高了目标跟踪算法的自适应度.总体来说表现出较好的跟踪效果.

2 核函数目标跟踪与 CBWH

Mean Shift 跟踪算法是一个计算复杂度低、调

参少、稳定性较好的目标跟踪算法,在目标跟踪领域具有重要的地位.

2.1 目标的表示

在目标跟踪过程中,通常对视频序列中目标采用矩形或者椭圆进行表示,提取出该区域的颜色直方图来表示目标外观模型,设目标区域像素坐标为 $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, n}$,共有 n 个像素值,像素值被量化位 m 个区间,故目标模板的计算方式如式(1)所示.

$$q = \{q_u\}_{u=1, \dots, m}$$

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (1)$$

其中, q 是目标外观模型, q_u 是 q 的第 u 个颜色索引对应的颜色概率, C 为归一化系数, δ 是 Kronecker delta 函数, $b(x_i^*)$ 表示位置 x_i^* 的像素被分配到的直方图区间为 u , $k(x)$ 通常取 Guassian、Epanechnikov 等核函数. 引入核函数对空间像素进行加权主要为了增加目标外观模型的稳健性^[5].

类似的,对于当前帧的候选目标的外观模型计算方式如式(2)所示.

$$p = \{p_u(y)\}_{u=1, \dots, m}$$

$$p_u(y) = C_k \left(\left\| \frac{x_i - y}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

其中, p 是候选目标外观模型, $p_u(y)$ 是第 u 个颜色索引对应的颜色概率, C_k 为归一化系数,表示目标区域大小, $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ 表示候选目标像素位置, y 表示候选目标区域像素位置中心点.

2.2 核函数跟踪算法

Mean shift 目标跟踪算法的关键就是求取目标区域中心位置的偏移量,通常采用 Bhattacharyya 系数来判断候选目标与目标之间的相似性,找到与目标最相似的位置,即为目标位置所在. 设当前位置为 y ,则新的位置 y_1 计算方式如式(3)所示.

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \omega_i g\left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i g\left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2\right)} \quad (3)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$, ω_i 计算方式如式(4)所示.

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y)} \delta[b(x_i) - u]} \quad (4)$$

通过不断迭代计算位置,当位置不再发生变化时,即到达了与目标最相似的地方,也就是目标位置所在.

2.3 矫正加权背景的核函数跟踪(CBWH)

Ning^[6]提出了一种矫正的加权背景核函数跟踪算法,与传统的加权背景跟踪算法不同是在候选

目标外观模板的提取上. Ning 对候选目标不加权背景信息, 仅仅在目标外观模型上加权背景信息.

对于目标外观模型的描述, 首先, 在 Ning^[6] 的论文中将目标区域扩大一倍, 使目标包含了背景信息, 如图 1 所示.



图 1 包含背景信息的目标区域图

Fig. 1 Target area graph contains background information

小矩形区域表示目标, 大矩形与小矩形之间的区域为背景. 其次, 对于背景采用直方图表示, 其数学描述为 $\{O_u\}_{u=1, \dots, m}$, 其中 $\sum_{u=1}^m O_u = 1$, 然后, 根据如式(5)计算出.

$$\{V_u = \min\left(\frac{O}{O_u}, 1\right)\}_{u=1, \dots, m} \quad (5)$$

其中, O 为 $\{O_u\}_{u=1, \dots, m}$ 中最小非零的数. 最后, 加权背景信息, 得到目标加权背景的外观模型, 计算方法如式(6)所示.

$$q_u = C' V_u \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (6)$$

其中, C' 为归一化系数.

3 协同更新的核函数跟踪算法

3.1 算法的基本框架

本文设计的目标跟踪算法包含两个跟踪模块, 这两个跟踪模块都采用 CBWH^[6] 跟踪算法. 第一种 CBWH 采用 RGB 提取目标外观模型, 具有丰富的信息量, 但该方法对光照敏感, 易在光照变换处失去目标. 第二种采用新型的混合信息提取外观模型, 该模型很好得补足了前一模型对光照敏感的缺点, 但缺乏颜色信息. 通过这两个跟踪器加权来互补优势, 从而跟踪到目标位置. 对于目标外观模板更新采用协同更新^[12]方法进行更新. 本文算法基本框架如图 2 所示.

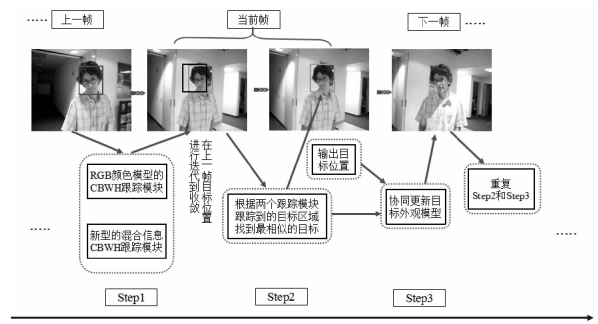


图 2 本文算法跟踪框架图

Fig. 2 Tracking algorithm frames

3.2 新型的混合信息外观模型

与传统的 RGB 颜色提取外观模型一样采用三个通道提取外观模型, 不同之处在于新型的混合信息外观模型的提取采用了 Tico^[13] 提出的一种方法, 构建其中的一个通道信息. 以及采用了边缘与梯度方向构建另外两个通道信息.

3.3 新型信息的提取

本文采用了 Tico^[13] 构建的一个通道信息方法, 基本计算过程如下.

(1) 计算出任何 R、G 和 B 分量的标准差, 计算公式如式(7)所示.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\bar{X} - X)^2}{n}} \quad (7)$$

(2) 像素色图获取方法通过如式(8)获取.

$$u(\sigma) = \begin{cases} 0 & 0 \leq \sigma < a \\ 2\left(\frac{\sigma - a}{b - a}\right)^2 & a \leq \sigma < \frac{a+b}{2} \\ 1 - \left(\frac{\sigma - a}{b - a}\right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq \sigma < b \\ 1 & b \leq \sigma < 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, a 和 b 为 0 到 1 之间的常量, 本文采用了 Tico 设置的值, $a=0.05, b=0.8$.

3.4 边缘信息的提取

与 Canny 边缘检测算法^[14] 相比, 本文采用速度更快的 Sobel 边缘检测器提取边缘信息, 边缘信息提取的模板采用 3×3 的区域卷积, 3×3 的模板如图 3 像所示.

$$S_x = \begin{bmatrix} -2 & 0 & 2 \\ -3 & 0 & 3 \\ -2 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} -2 & -3 & -2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 2 \end{bmatrix}$$

图 3 卷积模板图

Fig. 3 Convolution template Figure

通过上述二个卷积模板提取水平与垂直方向的梯度 G_x 和 G_y , 然后计算出梯度幅值, 用梯度幅值来表示一个通道的信息. 梯度幅值计算如式(9)所示.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (9)$$

3.5 梯度方向信息的提取

梯度方向的信息同样采用的是 3.4 节的 Sobel 算子提取水平和垂直梯度 G_x 和 G_y , 然后根据式(10)计算出提取方向.

$$\phi = \begin{cases} \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) & G_y \neq 0 \\ \frac{\pi}{2} & G_y = 0 \end{cases} \quad (10)$$

4 外观建模的在线更新

通常跟踪过程中目标会发生外观变化, 如果不对目标模板进行更新, 会造成跟踪失败. 通常目标模板的更新是采用线性加权前后二帧目标外观表示模板, 但在目标跟踪的过程中, 该方法容易受到跟踪误差的影响, 从而导致跟踪失败. 本文采用两种跟踪器, 通过协同更新对目标外观模型进行更新, 从而减少了误差的积累速度. 目标外观模型更新的基本步骤如图 4 所示.

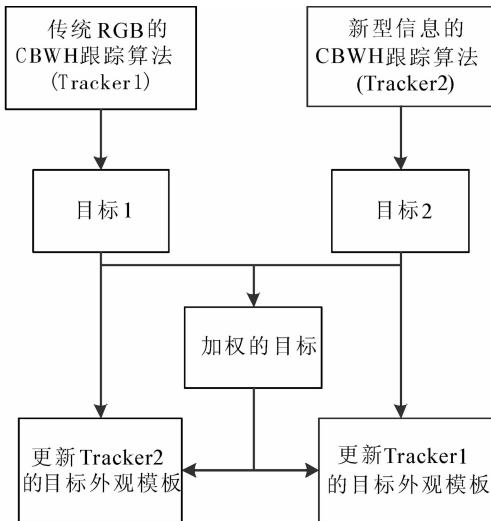


图 4 目标外观模型更新框架

Fig. 4 Update model of target appearance

具体的说明, 对于 Tracker1 的目标外观模型更新方式是用加权目标、Tracker2 跟踪到的目标与上一帧目标进行相似度比较, 本文采用 Bhattacharyya 系数, 用最相似且相似度大于一定阈值

时, 用最相似目标提取目标外观模替换掉上一帧目标外观模型. 同理对于 Tracker2 的外观模型更新也一样.

5 实验结果及分析

5.1 实验环境

本文所有的实验环境如表 1 所示.

表 1 实验环境表
Tab. 1 Environment

CPU	内存	操作系统	开发环境
I5-3470 3.2 GHz	4 G	Win 7	VS 2010 Opencv 2.3.1

5.2 实验数据

本文所有选取的视频序列集来自于 <https://sites.google.com/site/trackerbenchmark/benchmarks/v10> 网站, 如表 2 所示, 描述了视频集合的特征以及帧数.

表 2 视频集合
Tab. 2 Video collection

视频名称	帧数	特点
Coke	291	遮挡, 相似背景, 光照
Woman	570	遮挡, 相似背景
Girl	501	遮挡, 尺寸、姿态
Tiger1	350	剧烈运动, 旋转, 遮挡

5.3 实验跟踪结果图

本文对比的算法有 CBWH^[6] 方法、CTHT^[7] 方法、AWSHT^[11] 方法. 不同算法的目标表示如图 5 所示.



图 5 不同算法的目标区域矩形图

Fig. 5 Different algorithms histogram target area

在 Coke 视频序列集合上的跟踪效果图, 本文提取了 1 帧、90 帧、222 帧、273 帧. 如图 6 所示.

在 Woman 视频序列集合上的跟踪效果图, 本文提取了 1 帧、86 帧、209 帧、555 帧. 如图 7 所示.

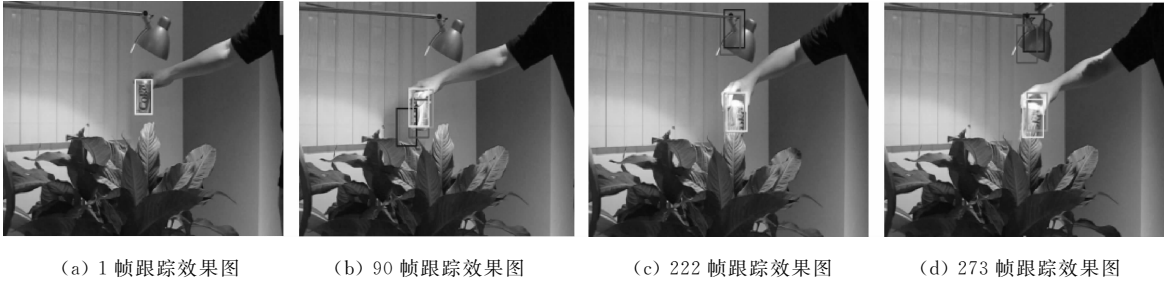


图 6 不同跟踪算法在 Coke 的跟踪效果
Fig. 6 Different tracking algorithms track renderings on Coke

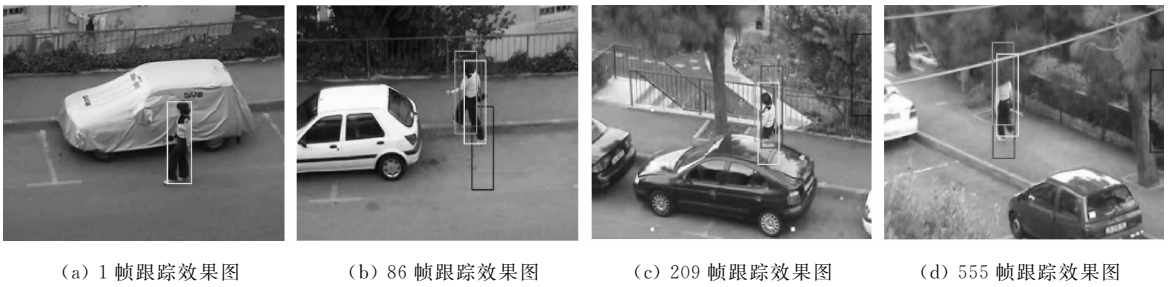


图 7 不同跟踪算法在 Woman 的跟踪效果图
Fig. 7 Different tracking algorithms track renderings on Women

在 Girl 视频序列集合上的跟踪效果图, 本文提取了 1 帧、108 帧、137 帧、437 帧, 如图 8 所示。

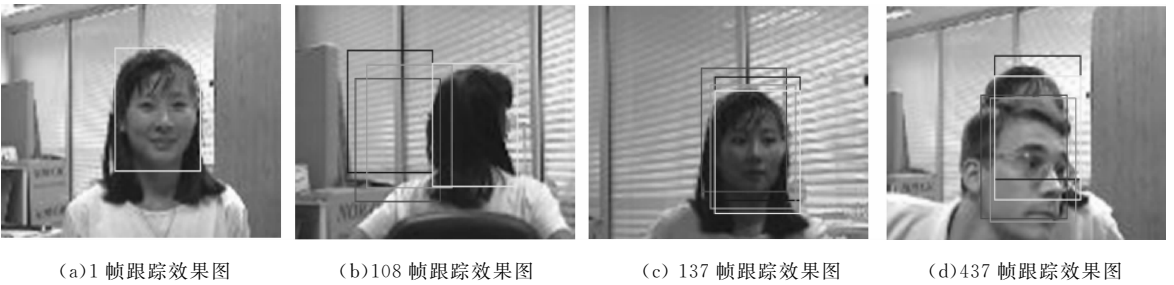


图 8 不同跟踪算法在 Girl 的跟踪效果图
Fig. 8 Different tracking algorithms track renderings on Girl

在 Tiger1 视频序列集合上的跟踪效果图, 本文提取了 1 帧、56 帧、110 帧、218 帧, 如图 9 所示。



图 9 不同跟踪算法在 Tiger1 的跟踪效果
Fig. 9 Different tracking algorithms track renderings on Tiger1

5.4 实验目标跟踪准确率

如表 3 所示,表示不同算法在不同视频序列集合上的跟踪准确率.

表 3 跟踪算法不同视频集上的跟踪准确率

Tab.3 Tracking accuracy on different video

视频集	Ours	CBWH	CTHT	AWSHT
Coke	0.92	0.33	0.45	0.94
Woman	0.93	0.15	0.87	0.91
Girl	0.86	0.39	0.43	0.65
Tiger1	0.96	0.89	0.81	0.83
平均值	0.92	0.44	0.64	0.83

其中,目标跟踪准确率的表示视频序列跟踪准确的帧数除以视频序列总帧数.视频中目标跟踪准确的判定方法根据公式(11)计算.

$$p = \frac{\text{area}(ROI_{True} \cap ROI_{obj})}{\text{area}(ROI_{True} \cup ROI_{obj})} \quad (11)$$

表示视频序列中目标真实的区域,表示跟踪到的视频序列中目标区域,area表示面积.当 $p > 0.5$ 表示该帧目标跟踪成功.

6 结 论

本文分析了传统的 Mean Shift 跟踪算法在外观模型对光照变化敏感以及外观模型更新上容易积累误差等缺点.提出了结合两种跟踪器,其中一种采用传统 RGB 颜色提取外观模型,另外一种采用光照不敏感的信息混合信息提取外观模型.最后结合协同更新原理来更新目标外观模型,相对于传统外观模型的更新,该方法减少了误差的积累.达到了理想的跟踪效果.

参考文献:

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey[J]. ACM C Surv, 2006, 38(4): 13.
- [2] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: A benchmark[C]// Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Portland,USA; IEEE, 2013.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P: Real-time tracking of non-rigid objects[C]. // Proceedings of 2000

IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, USA; IEEE, 2000.

- [4] Collins R. Mean-shift blob tracking through scale space[C]// Proceedings of 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Madison,USA; IEEE, 2003.
- [5] Comaniciu D, Ramesh V, and Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans PAMI, 2003,25(5): 564.
- [6] Ning J, Zhang L, Zhang D. Robust mean-shift tracking with corrected background-weighted histogram[J]. Computer Vision, IET, 2012, 6(1): 62.
- [7] Jeyakar J, Babu R V, Ramakrishnan K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels [J]. Comput Vis Image Und, 2008, 112(3): 296.
- [8] Ning JF, Zhang L, Zhang D. Robust Object Tracking Using Joint Color-Texture Histogram[J]. Int J Pattern Recogn, 2011, 23(7):1245.
- [9] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Mean shift tracking with multiple reference color histograms [J]. Comput Vis Image Und, 2010, 114(3): 400.
- [10] Babaeian A, Rastegar S, Bandarabadi M. Mean shift-based object tracking with multiple features [C]// 41st IEEE Southeastern Symposium on System Theory. Tullahoma, Tennessee, USA; IEEE, 2009: 68.
- [11] Cai N, Zhu N, Guo W, et al. Object Tracking Using Mean Shift for Adaptive Weighted-Sum Histograms[J]. Circ Syst Signal Pr, 2014, 33(2): 483.
- [12] Tang F, Brennan S, Zhao Q. Co-tracking using semi-supervised support vector machines [C] // Proceedings of IEEE 11th International Conference ICCV 2007. Rio de Janeiro, Brazil;IEEE, 2007.
- [13] Tico M, Haverinen T, Kuosmanen P. A method of color histogram creation for image retrieval[C] // Proceedings of Nordic Signal Processing, Kolmarnden, Sweden:[s. n.], 2000.
- [14] 王能, 赵红立, 琚生根, 等. 一种改进的 Canny 边缘检测自适应算法[J]. 四川大学学报:自然科学版, 2014, 51(3): 479.