

一种基于核密度估计的图像边缘检测方法

周 建 徐海芹

(东华大学信息科学与技术学院 上海 201620)

摘 要 进行图像边缘检测的算法有很多种,其中基于 Sobel 算子、Laplace 算子、Canny 算子等的图像边缘检测方法当属经典。但所提方法不同于这些差分算子方法,而是对灰度图像像素进行小窗口区域的核密度估计,从而得到一幅核密度图,然后通过核密度图,选择出合适的带宽或阈值来控制图像边缘的检出。实验表明该方法可行且简单快速。

关键词 图像边缘检测,核密度估计,带宽,阈值

中图分类号 TP751 文献标识码 A

Image Edge Detection Method Based on Kernel Density Estimation

ZHOU Jian XU Hai-qin

(College of Information Sciences and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract There are many algorithms for image edge detection. Among them, the image edge detection algorithms based on Sobel operator, Laplace operator and Canny operator are classic. But the proposed method is different from these differential operator methods. Pixel carries out kernel density estimation in the small window area to obtain a kernel density map. Then the kernel density map is used to select the appropriate bandwidth or threshold to control the image edge detection. Experimental results show that this method is feasible, simple and fast.

Keywords Image edge detection, Kernel density estimation, Bandwidth, Threshold

1 引言

图像边缘检测^[1]是计算机视觉和图像处理领域中的一个重要部分,其主要标记出数字图像中亮度急剧变化的点,进而提取出感兴趣的信息。实现图像边缘检测的方法有很多,传统的方法主要有基于一阶导数(梯度算子)的边缘检测算法,如 Sobel 算子、Robert 算子、Prewitt 算子;另一种是基于二阶导数的边缘检测算法,如 Laplace 算子、Log 算子。在这些经典的算法之上,许多研究者也提出了多种改进的方法,如袁春兰等^[2]提出了结合 Otsu 算法和 Sobel 算子的图像边缘检测算法,解欢庆^[3]提出了基于蚁群算法的图像边缘检测,Ben 等^[4]提出了比传统的方法较好的基于模糊数学的新型边缘检测方法,Xie 等^[5]提出了基于深度学习的 HED 法,虽然这些算法都实现了比较好的检测效果,但是都比较复杂。本文方法根据邻域像素间较高的相关性,利用核函数来估计小区域的灰度密度分布,从而提出了一种基于灰度图像的核密度估计的图像边缘检测新方法。

2 常用边缘检测算法的原理

常用的边缘检测算法主要是微分法,主要有 Sobel 算子、Robert 算子、Prewitt 算子、Log 算子和 Laplace 算子等。在对边缘求导时,需要对每个位置的像素进行计算,在实际检测中常常使用模板卷积的方法来近似计算。下面将简单阐释一下 Sobel 算子和 Laplace 算子。

2.1 Sobel 算子

Sobel 算子进行边缘检测时,对水平和垂直方向较为敏

感,对其他方向则不是很敏感。对于一幅数字图像的每个像素 $f(x, y)$, 计算它周围相邻像素灰度的加权差, 与之越近的点权值越大。Sobel 算子是一个离散的算子, 计算出的是灰度图的梯度的近似值, 它是一种较为常用的边缘检测方法。Sobel 算子的定义如下:

$$G_x = \{f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y+1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y-1)\}$$
$$G_y = \{f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1)\}$$

其卷积算子为:

$$T_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, T_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

其梯度近似为: $g(x, y) = |G_x| + |G_y|$ 。

Sobel 算子选择适当的阈值 T_h 进行划分, 当 $g(x, y) > T_h$ 时, 该点为边缘点, 否则不是边缘点。Sobel 算子容易实现, 检测效果较好, 且受噪声影响较小, 是一种较为常见的边缘检测算法。

2.2 Laplace 算子

Laplace 算子是一种各向同性的二阶微分算子, 在只需要关心边缘位置而不需要考虑其周围像素灰度差值的情况下比较适用。Laplace 算子对孤立像素的响应比对边缘的响应更加强烈, 适用于无噪声图像。在噪声情况下, 使用 Laplace 算子检测边缘前需要滤波。因此, 通常的分割算法都是把 Laplace 算子和平滑算子结合起来生成一个新的模板。对于像素 $f(x, y)$ 的离散 Laplace 算子的定义如下:

$$\nabla^2 f(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y)$$

其有以下两种卷积模板:

$$\text{阶跃边缘: } \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{屋顶边缘: } \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

对于阶跃边缘来说,边缘点即二阶导数零交叉处,交点两边的二阶导数的函数符号相反。由于 Laplace 算子为二阶差分,会双倍增强图像噪声,因此对图像噪声较为敏感,会丢失边缘方向信息。其优点是各向同性,对灰度突变敏感,定位精确。

3 核密度估计

3.1 核密度估计的基本原理

核密度估计是用来估计未知密度的函数方法^[6]。假设, $x_i (i=1,2,\dots,N)$ 为同一个未知的概率密度下 d 维的 N 个样本点, $x_i \in R^d$ 。则核密度估计函数如下:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K_H(x-x_i) \quad (1)$$

其中, K_H 为核函数, H 为 $d \times d$ 的正定带宽矩阵,如果将 H 简化为单位参数,然后扩展到多维,则式(1)将变成:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^d K_j\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (2)$$

其中, d 是 x 的维数。若 K 是多维核,则它为 d 个一维核的乘积,即 $K = \prod_{j=1}^d K_j$,且满足 $K(t) \geq 0$ 和 $\int K(t) dt = 1$ 。常用的核函数有三角核函数和高斯核函数。

3.2 基于非线性核密度估计的边缘检测

对于单通道灰度图像($d=1$)而言,中心像素与其相邻像素间具有很强的相关性,对于非边缘的中心像素,它必然同其周围相邻像素的灰度差异较小;而对于边缘的中心像素,由于灰度的急剧变化,必然会使其同周围相邻像素的灰度差异很大,即区域内灰度相近的像素核密度大,灰度相差较大的像素核密度小。因此通过研究小窗口内的像素点密度分布来检出边缘。在一个 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的窗口内,设 x_i 为中心像素点, $\{x_1, x_2, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_N\}$ 为除去中心像素后的相邻像素,则窗口下的灰度图像中心像素密度函数 $\hat{p}(x_i)$ 的核密度估计定义为:

$$\hat{p}(x_i) = \frac{1}{Nh_{i=1}^d} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x_i-x_i}{h}\right) \quad (3)$$

其中, N 为窗口内的像素个数,高斯核函数是图像处理中常用的核函数,将式(3)中的核函数用高斯核代替,并将维度上的方差 σ_d 简化为单参数^[7],使 $\sigma_d = h$,则式(3)可以表示为(其中 $d=1$):

$$\hat{p}(x_i) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_i-x_i)^2}{h^2}}$$

计算出核密度估计图,找出一个合适的阈值 T_h ,当计算出的估计值低于阈值时,则该像素点为边缘点,用 1 表示,否则该像素点为非边缘点,用 0 表示。以 Lena 图像为例进行说明。图 1(a)为 Lena 的 RGB 图;图 1(b)是图 1(a)的灰度图;

图 1(c)是图 1(b)中像素核的密度估计图,下陷处表示边缘点,平坦处表示非边缘点,可以通过读取密度值来确定阈值;图 1(d)是二值检测图像。除特别说明外,所有分析均基于 3×3 窗口。

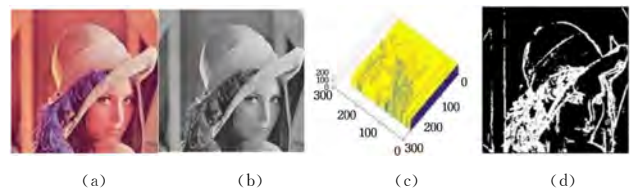


图 1 Lena 图像的边缘检测

关于阈值 T_h 的选择,可以尝试使用最大类间方差法来求解,这样简便了阈值的选择问题。对于带宽 h ,可以根据 N 的大小来选择,当 N 比较大时,选择较小的 h 。

4 仿真与结果

以 Cameraman 图为例,通过调整带宽与阈值,利用本文的方法进行测试。图 2 是阈值 T_h 不变,带宽变化时的检测效果图。图 3 是在带宽 h 不变的情况下,改变阈值 T_h 的检测效果图。

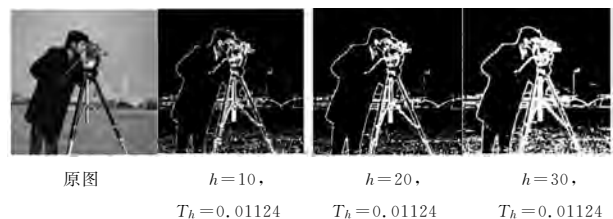


图 2 T_h 不变, h 改变时的检测效果图(3×3 窗口)

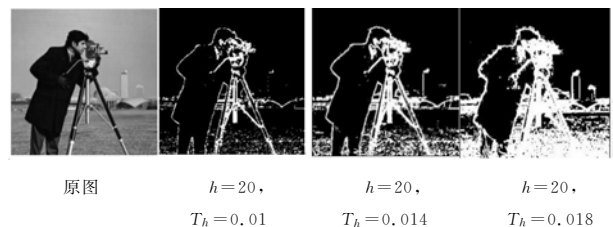


图 3 h 不变, T_h 改变时的检测效果图(3×3 窗口)

通过以上仿真测试可以发现,当 T_h 一定时, h 增大可以检测出更多的边缘,聚点成线,边缘向外延伸且变得较粗, h 较小时,检测出的边缘较细,会漏检细小边缘勾勒出大致轮廓;当 h 不变, T_h 增大会检测出更多细小的边缘以及细小的点(类似缺陷),如原图中左上角的白点, T_h 较小,检测出的边缘更细,类似于较小的 h 情况下的效果。我们可以发现改变 T_h 或 h ,检测的效果是一样的,所以确定 T_h 或 h 后,只需调节剩余变量参数 h 或 T_h ,例如可以设定 h 值,通过调节 T_h 的大小来进行边缘检测。

以上是基于 3×3 窗口的检测效果,现将窗口扩大为 7×7 再次进行测试,将 T_h 恒定为 0.01124, h 值取 10, 20, 30 时的结果如图 4 所示。

对比 3×3 窗口发现,扩大窗口后,背景中右上角的建筑由图 2 中的点连接成一条直线,随着窗口的扩大,边缘处会引来小的噪声,并且轮廓逐渐扩宽,犹如膨胀一般,这说明窗口不宜过大,要根据图像的实际情况进行选择,并且该方法是基于邻域像素间的灰度差异,如果窗口过大,邻域内像素间的

灰度差异就可能变大,从而造成误检。

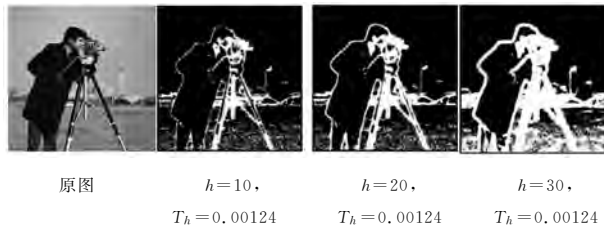


图 4 T_h 不变, h 改变时的检测效果图(7×7 窗口)

最后将图像加入高斯噪声进行分析。图 5 是 0.01 的高斯噪声图,可发现本文方法易受噪声影响,因为它是基于邻域像素间差异的方法,当出现噪声时,会使所计算出的核密度估计值偏小,从而使该像素点被误认为边缘点,因此与 Laplace 算子一样,需要事先进行滤波。



(a) 0.01 的高斯噪声图 (b) 本法检测图

图 5 椒盐噪声检测效果图

根据以上分析,使用经典 Sobel 算子法及本文算法进行了边缘检测对比,检测效果如图 6 和图 7(左图为原图,右图为检测图)所示。Sobel 算子的检测比较细腻,检测出了图像显著的边缘,也会造成漏检。本文方法检测出的边缘虽不够细腻,但可以检测出几乎所有的边缘,且无水平、垂直的方向限制,对不复杂图像的检测很有成效,如图 6 中的电路图。



图 6 Sobel 算子法的检测效果图

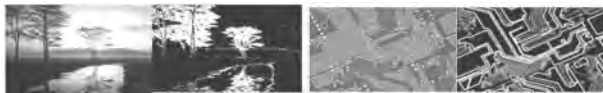


图 7 本文方法的检测效果图

结束语 在检测之前,可以先对图像进行滤波处理,然后

根据检测图像的特点选择合适的窗口以及合适的核函数,选择好阈值后即可进行检测。本文的方法在边缘检测上是有效的,能够根据需求通过选择合适的带宽或者阈值进行边缘检测,灵活方便;且其计算简单,不需要图像训练,运行速度较快,能够快速进行检测。另外,为了追求更快的检测速度,也可以使用与高斯核函数类似的 Epanechnikov 核函数^[8]进行计算。进一步,我们也可通过设定带宽或者阈值来进行不同程度的检测,可分析图像的核密度来检测出感兴趣区域,而忽略不感兴趣区域。对于线条简单的图像,本文算法的检测是准确且快速的,这对于大型、大量的图片检测而言很有效。

另外,阈值的选择是一个关键问题,因为最大类间方差法也无法完全胜任,所以需要进行调参,且噪声也是一个影响检测质量的因素。本文是一种探索尝试,希望今后能对算法做进一步改进,以解决上述问题,使检测效果更加高效、细腻、完美。

参 考 文 献

- [1] 贾云得. 机器视觉[M]. 北京:科学出版社,2000.
- [2] 袁春兰,熊宗龙,周雪花,等. 基于 Sobel 算子的图像边缘检测研究[J]. 激光与红外,2009,39(1):85-87.
- [3] 解欢庆. 改进的蚁群算法在图像边缘检测中的应用研究[D]. 兰州:兰州大学,2011.
- [4] AJENAGHUGHRURE I B, OGINI NICHOLAS O, ONYEKE-LI C O. Optimum Fuzzy based Image Edge Detection Algorithm [J]. I. J. Image, Graphics and Signals Processing, 2017(4): 44-45.
- [5] XIE S N, TU Z W. Holistically-Nested Edge Detection[C]// The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2015:1395-1403.
- [6] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2002, 24(5): 603-619.
- [7] 李大威,徐立鸿,吴阳,等. 一种迭代的核密度估计视觉目标检测算法[J]. 系统仿真学报,2013,25(3):558-564.
- [8] CHU C Y, HENDERSON D J, PARMETER C F. On discrete Epanechnikov kernel functions[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2017, 116.
- [9] LU Y, WANG Z. Detecting Driver Yawning in Successive Images[C]// International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. IEEE Xplore, 2007: 581-583.
- [10] IBRAHIM M M, SORAGHAN J J, PETROPOULAKIS L, et al. Yawn analysis with mouth occlusion detection[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2015, 18: 360-369.
- [11] 王忠民,曹洪江,范琳. 一种基于卷积神经网络深度学习的人体行为识别方法[J]. 计算机科学, 2016, 43(Z11): 56-58.
- [12] CUN Y L, BOSER B, DENKER J, et al. Handwritten digit recognition with a backpropagation network[J]. World of Computer Science & Information Technology Journal, 1990, 2(2): 396-404.
- [13] ABTAHI S, OMIDYEGANEH M, SHIRMOHAMMADI S, et al. YawDD: A Yawning Detection Data Set[C]// Proceedings of the 5th ACM Multimedia Systems Conference. New York: ACM Press, 2014: 24-28.
- [14] 曹莹,苗启广,刘家辰,等. AdaBoost 算法研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 745-758.
- [15] 王平,全吉成,赵柏宇. 基于双线性插值的图像缩放在 GPU 上的实现[J]. 微电子学与计算机, 2016, 33(11): 129-132.
- [16] 刘春晓,朱臻阳,伍敏,等. 基于主色检测与灰度传播的彩色图像灰度化方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(3): 433-442.
- [17] VOLOSHYN D. Application of deep learning and computer vision frameworks for solving video context prediction problem [C]// Proceedings of the 10th International Conference of Programming. 2016: 164-169.
- [18] ZHANG W, YI L M, WANG T, et al. Driver yawning detection based on deep convolutional neural learning and robust nose tracking[C]// International Joint Conference on Neural Networks. IEEE, 2015: 1-8.

(上接第 229 页)

- [9] LU Y, WANG Z. Detecting Driver Yawning in Successive Images[C]// International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. IEEE Xplore, 2007: 581-583.
- [10] IBRAHIM M M, SORAGHAN J J, PETROPOULAKIS L, et al. Yawn analysis with mouth occlusion detection[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2015, 18: 360-369.
- [11] 王忠民,曹洪江,范琳. 一种基于卷积神经网络深度学习的人体行为识别方法[J]. 计算机科学, 2016, 43(Z11): 56-58.
- [12] CUN Y L, BOSER B, DENKER J, et al. Handwritten digit recognition with a backpropagation network[J]. World of Computer Science & Information Technology Journal, 1990, 2(2): 396-404.
- [13] ABTAHI S, OMIDYEGANEH M, SHIRMOHAMMADI S, et al. YawDD: A Yawning Detection Data Set[C]// Proceedings of the 5th ACM Multimedia Systems Conference. New York: ACM