

文章编号: 2095-4980(2018)04-0715-04

基于聚类技术的多阈值图像分割技术

陈 强

(安康学院 科研处, 陕西 安康 725000)

摘 要: 多阈值图像分割中经常出现所选阈值数量不能事先确定的情况。为解决这一问题, 提出一种基于聚类技术的多阈值图像分割方法, 通过 Mean Shift 技术找出模式中心, 通过迭代选择确定相邻模式中心的不同阈值, 最后用多阈值完成对图像的分割。仿真实验结果表明, 这一方法可有效应用于图像分割, 并取得较好的效果。

关键词: 多阈值; 图像分割; 聚类方法; 迭代

中图分类号: TN432

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201804.0715

Multi-threshold image segmentation based on clustering method

CHEN Qiang

(Department of Science and Technology, Ankang University, Ankang Shaanxi 725000, China)

Abstract: The selected threshold quantity often cannot be determined in advance in image segmentation based on multi-threshold. A multi-threshold segmentation method is proposed based on clustering to solve the problem. The pattern centers are found through Mean Shift technology, various thresholds of adjacent pattern centers are determined by iterative selection method, and image segmentation is completed by the method of multi-threshold. The experimental results show that the proposed method is effective and can obtain good effect.

Keywords: multi-threshold; image segmentation; clustering method; iteration

图像分割是图像理解和目标识别领域的关键技术。聚类方法是根据图像特征空间中点与各聚类收敛中心的远近不同, 为图像特征空间的每一点分配一个不同的特征标签, 据此完成分割过程。比如, 直方图法^[1-2]利用直方图的峰值和峰谷来获得图像的各个聚类, 但这一方法很难准确识别出直方图显著的峰值和峰谷, 这一方法可以被归为多级阈值化问题, 其多个阈值对应于相邻显著峰值的峰谷点。多阈值技术将图像直方图分为几部分, 当某一像素特征值位于由某一对相邻阈值所划定的范围内时, 该像素就被归为这一部分。WU B F 等^[3]提出一种顺序二分法用于图像分割, 但是不能提供最优阈值。Comanicu D^[4]用数据驱动的方式确定最优阈值, 但其选择核半径的方式过于复杂。Hammouche K^[5]提出了一种基于遗传算法的多阈值分割方法, 能确定最优阈值, 但无法提供图像直方图中潜在模式数量的最优阈值数。

为此, 本文提出了一种基于聚类技术的多阈值方法, 适用于具有多模态直方图的图像, 通过使用均值漂移的思想来确定出直方图的模态中心, 使用迭代阈值选取的方法计算出相邻模态中心的阈值, 利用多阈值化方法将图像的灰度范围进行分割。

1 理论分析

Mean Shift 是一种非参数化的聚类方法^[6-8], 其最大优点是无须预先给出聚类数量, 且对聚类形状无限制。作为一种迭代的模式探寻方法, Mean Shift 程序利用核来计算观察窗口的特征加权平均, 这一过程反复进行, 直到程序收敛于一个局部模态, 以此准确定位出聚类的中心, 并完成特征空间的划分。

对于 d 维空间 R^d 上的一个 n 点的数据集合 $\{x_i\}_{i=1,2,L,n}$, 点 x 处的多变量核密度估计为:

收稿日期: 2017-04-28; 修回日期: 2017-05-14

基金项目: 安康市科技局计划基金资助项目(2017AK01-09); 安康学院青年基金资助项目(2017AYQN08)

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (1)$$

式中: $k(x)$ 为侧面轮廓函数; h 为窗口半径。

连续迭代计算 Mean Shift 矢量并进行移位, 直到程序收敛, 定位出局部模态, 其迭代方程为:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)}, j=1, 2, \dots \quad (2)$$

式中: y_1 为核窗口的初始位置中心; y_{j+1} 为在 y_j 处利用核 G 和窗口半径 h 计算出的加权平均。

以图像像素灰度值为特征空间, Mean Shift 程序可以探寻其潜在概率密度模态。算法步骤如下:

1) 将特征空间划分为 n 个非重合的相等区域, 区域大小为 $(G_{\max} - G_{\min})/n$ 。 G_{\max} 和 G_{\min} 是图像像素灰度值的最大值和最小值, 为了避免低密度区域, 需要保证每一区域中像素的数量不少于一个阈值 T_1 ;

2) Mean Shift 程序运行 n 次, 得到 n 个收敛点, 核半径为 $h=(G_{\max} - G_{\min})/n$;

3) 相邻收敛点如距离小于一个预设阈值 T_2 , 应合并为一点, 求出 $m(m < n)$ 个潜在概率密度模态中心。

图像分割需要进行自动阈值选择, 本文采用迭代的选择方法。

1) 选定初始阈值(整个直方图均值)作为起点;

2) 此阈值将直方图分为两部分, 分别计算两部分的均值, 对这两均值求平均后, 作为更新后的阈值;

3) 以上过程反复执行, 直到阈值收敛。

多级阈值化技术用 Mean Shift 程序确定潜在的概率密度模态数量, 相邻模态中间的阈值通过迭代阈值选取方法计算出来, 利用多阈值化方法(K 个阈值)将图像灰度范围分割为 $K+1$ 个部分。

对原始图像 $J(i, j)$, 本文利用 Mean Shift 程序确定阈值的数量 K , 令 $T(1)=0$ 及 $T(K+2)=L-1$, 利用迭代阈值选取方法计算出 K 个阈值 $\{T(i) \mid i=2, 3, \dots, K+1\}$, 其中 $T(i) < T(i+1)$ 。 K 个阈值将图像直方图分割为 $K+1$ 个互不重叠的区域, 分割公式为:

$$J(i, j) = \begin{cases} 0, & T(1) \leq I(i, j) \leq T(2) \\ \frac{L-1}{K+1}, & T(2) \leq I(i, j) \leq T(3) \\ \frac{2(L-1)}{K+1}, & T(3) \leq I(i, j) \leq T(4) \\ \dots & \dots \\ L-1, & T(K+1) \leq I(i, j) \leq T(K+2) \end{cases} \quad (3)$$

2 分割结果评价

对于图像分割而言, 没有适合各种图像的通用分割方法, 同样也没有评估分割质量的通用标准。图像分割质量的评估方法中, 主观评估方法的主观性太强; 监督性评估需要对图像进行手动分割, 比较费时, 并且也具有主观性; 非监督性评估方法可以克服以上缺点, 在分割质量的评估中得到越来越广泛的应用。

多数评估方法如区域内一致性度量和区域间差异性度量等等, 都只源于特性准则, 这些度量方法如果通过某种方式结合起来, 会形成更有效的质量评估度量。Zhang H^[9]采用期望区域熵作为区域内一致性的度量。原始图像分割成 N 个区域, 其中区域 $j(1 \leq j \leq N)$ 的熵为:

$$H(R_j) = - \sum_{m=0}^{L-1} \frac{S_{jm}}{S_j} \log \frac{S_{jm}}{S_j} \quad (4)$$

式中: R_j 为区域 $j(1 \leq j \leq N)$ 中的像素集合; S_j 为区域 j 的面积; S_{jm} 为区域 j 中灰度值为 $m(0 \leq m \leq L-1)$ 的像素个数。

分割的期望区域熵为:

$$H_r(I) = \sum_{j=1}^N \frac{S_j}{S_I} H(R_j) \quad (5)$$

式中 S_I 为图像 I 的面积。

图像分割中可用图像质量指数(Image Quality Index, IQI)来度量区域间的差异。IQI 可以反映沿着区域间边界图像像素性质的平均对比度, 值越大则图像的平均对比度越大。对于一个行数和列数分别为 M 和 N 的图像 I , 令 $I(i, j)$ 表示 (i, j) 处像素的灰度值, 则 IQI 为:

$$IQI = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N c(i, j)}{M \times N - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N h(i, j)} \quad (6)$$

3 实验与分析

本文所采用的多阈值分割方法包含3个参数: 核半径 h 代表分割敏感度; 阈值 T_1 代表特征空间中最小概率密度; 阈值 T_2 代表相邻2个收敛点的最小间距。在分割中 $h=T_2=(G_{\max}-G_{\min})/10$, G_{\max} 和 G_{\min} 是图像像素灰度的最大值和最小值; $T_1=(M \times N)/1\ 000$, M 和 N 为图像行列数。

图1为2幅图像的分割情况。左边是原始图像, 中间是直方图分割过程, 右边是分割结果。直方图分割过程中, 矩形表示整个灰度直方图中被划分成的互不重叠部分, 矩形中心是Mean Shift程序核窗口的起始点, Mean Shift程序收敛点用五角星表示, 如相邻收敛点的距离小于核窗口半径, 则将相邻收敛点合并得到模态中心, 用倒置三角形表示。图1中所示的2幅图像, 本方法都能对其进行较好的分割, 得到满意的分割结果, 充分证明了本方法的有效性。

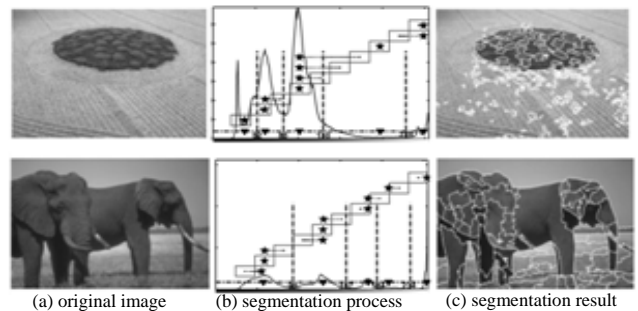


Fig.1 Results of image segmentation
图1 图像分割结果

本文所用的多阈值化方法涉及3个参数: 核半径 h 、阈值 T_1 和阈值 T_2 。其中, T_1 和 T_2 对分割结果的影响权重远小于 h 。如 T_1 值较大, 往往造成欠分割; 如 T_1 值较小, 往往会造成过分割。实际应用经验表明, T_1 选取整个图像大小的0.1%, 可以得到较好的分割结果。 T_2 对分割结果影响较小, 可选取 T_2 等于核窗口的半径 h 。根据以上分析, 分割结果的优劣, 主要由核半径的选择来决定。核半径选择过小, 会导致程序生成太多模态; 而核半径选择过大, 会生成平滑的密度和过少数量的模态。因此要对核半径进行最优筛选, 将算法运行多次, 直到分割性能达到最优。本文实验结果显示当核半径选为 $(G_{\max}-G_{\min})/10$ 时, 可以得到较好的分割结果。

对于同一幅图像(图2), 分别在Mean Shift程序的核半径取不同值时, 比较分割结果。其中, $h_1=(G_{\max}-G_{\min})/5, h_2=(G_{\max}-G_{\min})/10, h_3=(G_{\max}-G_{\min})/15$ 。分割结果如图3所示, 图像直方图模态数量随核半径的减小而增加, 当核半径太小时将会造成过分割。

图3的分割结果表明, $h=(G_{\max}-G_{\min})/10$ 时, 已经可以获得较好的分割结果。令核半径分别为 $h_1=(G_{\max}-G_{\min})/5, h_2=(G_{\max}-G_{\min})/10, h_3=(G_{\max}-G_{\min})/15$, 对6幅图像进行分割, 分别计算出对应的 H_r 和 IQI。如表1所示, 随核半径 h 的增加, H_r 在减小, 表明图像被划分的区域越多, 各区域内的像素差异越小; 同时, IQI 也在降低, 表明区域间像素差异也在变小。因此, 核半径的选择, 要注意 H_r 和 IQI 值的平衡问题, 才能获得满意的分割效果。



Fig.2 Original image
图2 原始图像

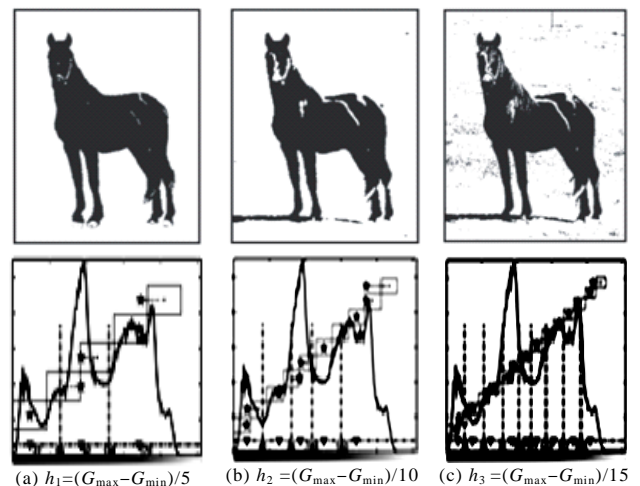


Fig.3 Influence of different nucleus radius
图3 不同核半径对图像分割结果的影响

4 结论

本文提出的基于 Mean Shift 聚类的多级阈值化图像分割方法,使用 Mean Shift 和迭代选择来完成图像分割。文中使用了期望区域熵 H_r 和图像质量指标 IQI 分别对分割结果进行评估,证明了本方法的有效性。在具体应用中,可以通过改变核半径这一参数来控制图像分割的精确度,无须预先确定直方图中潜在的模态数量,有效解决了多级阈值化图像分割中,阈值数量不能预先确定的问题。

参考文献:

- [1] OZERTEMA U,ERDOGMUSA D,JENSSEN R. Mean shift spectral clustering[J]. Pattern Recognition, 2011(41):1924–1938.
- [2] OTSU N. A threshold selection method from grey-level histograms[J]. Man Cybern, 2014,9(1):62–66.
- [3] WU B F,CHEN Y L,CHIU C C. Recursive algorithms for image segmentation based on a discriminate criterion[J]. International Journal of Signal Processing, 2010(1):55–60.
- [4] COMANICIU D. An algorithm for data-driven bandwidth selection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013,25(2):281–288.
- [5] HAMMOUCHE K,DIAF M,SIARRY P. A multilevel automatic thresholding method based on a genetic algorithm for a fast image segmentation[J]. Computer Vision Image Understanding, 2010,109(2):163–175.
- [6] FUKUNAGA K,HOSTETLER L. The estimation of the gradient of a density function,with application in pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011(21):32–40.
- [7] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012,17(7):790–799.
- [8] ZHANG H,FRITTS J,GOLDMAN S. An entropy-based objective evaluation method for image segmentation[J]. SPIE Electronic Imaging, 2014(5307):38–49.
- [9] HARALICK R, SHAPIRO L. Survey:image segmentation techniques[J]. Computer Vision,Graphics and Image Processing, 2013(29): 100–132.

作者简介:



陈 强(1983–),男,湖北省黄冈市人,学士,助理研究员,主要研究方向为测控仪表、计算机系统集成、图像处理。email:chenqiang_akxy@163.com.

表 1 不同 h 值的评价结果Table1 Evaluation results of various h

No.	h	IQI	H_r	No.	h	IQI	H_r
1	h_1	1.896 3	6.549 9	2	h_1	2.055 7	6.590 8
	h_2	0.910 5	5.412 5		h_2	0.809 8	5.074 5
	h_3	0.733 2	5.033 9		h_3	0.757 7	5.069 2
3	h_1	0.866 9	5.959 9	4	h_1	1.765 2	6.665 7
	h_2	0.548 7	5.632 5		h_2	0.619 3	5.310 1
	h_3	0.369 1	4.852 3		h_3	0.489 1	4.869 9
5	h_1	1.629 3	5.604 4	6	h_1	1.960 8	5.545 3
	h_2	1.580 2	5.579 8		h_2	1.460 5	4.791 6
	h_3	1.231 4	5.339 8		h_3	1.201 1	4.479 7