

改进的二维 Renyi 熵图像阈值分割

黄金杰 郭鲁强 逯仁虎 丁艳军

(哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080)

摘 要 提出一种基于灰度-梯度信息二维 Renyi 熵图像阈值分割新方法。首先,由图像灰度值和梯度值构造出二维直方图,在此基础上计算目标和背景区域的二维 Renyi 熵,并使此熵值函数最大,得到分割阈值。像素梯度信息和 Renyi 熵可调参数相结合,可以处理更多类型的图像,同时分割得到的图像内部更均匀,边界形状更准确。

关键词 图像分割,二维直方图,Renyi 熵,阈值选取

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Image Threshold Segmentation Based on Improved Two-dimensional Renyi Entropy

HUANG Jin-jie GUO Lu-qiang LU Ren-hu DING Yan-jun

(College of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract This paper presented a new image threshold segmentation method based on improved two-dimensional Renyi entropy. First, two-dimensional histogram was build according to gray value and gradient value of the pixels, on this basis, calculated two-dimensional Renyi entropy of target and Background region, at last, we got segmentation threshold by maximizing the Renyi entropy function. It can handle more types of images and get more accurate shape of the image edge that pixels gradient information in combination with parameter of Renyi entropy which is adjustable.

Keywords Image segmentation, Two-dimensional histogram, Renyi entropy, Threshold selection

1 引言

图像分割是从图像处理到图像分析的一个关键步骤,在图像工程中占有非常重要的位置^[1]。一方面它是目标表达的基础,对特征测量有重要的影响,另一方面,因为图像分割及其基于分割的目标表达、特征提取和参数测量等将原始图像转化为更紧凑的形式,使得更高层的图像分析和理解成为可能。目前,已提出的图像分割方法各自基于不同的图像模型,利用不同的特性,有各自的适用范围和优缺点,没有一种普遍适用的最优图像分割方法。其中最为简单和有效的是基于图像灰度值的阈值分割方法。这种阈值分类技术是基于下列假设的:每个区域是许多灰度值相近的像素构成的,物体和背景之间或不同物体之间的灰度值有明显的差别,可以通过去阈值来区分。如何选取合适的阈值,是阈值分割的关键。多年来,人们已经提出了各种各样的阈值选取方法^[2]。其中熵阈值法因其实现简单、性能稳定、具有良好的信息论背景而成为一类典型的阈值选取方法,并在实际中得到了广泛的应用。

20 世纪 80 年代初人们开始考虑用信息论中熵的概念进行阈值选取^[4]。1980 年 Pun 首先提出了最大后验上限法,此后研究者们陆续提出了最大熵法、最大交叉熵准则、最小交叉熵(也称为相对熵)准则、Tsallis 熵准则等方法。这些方法通

常是基于图像的一维直方图或用图像灰度-邻域平均灰度构建的二维直方图。但是,前者只是描述了各个灰度级出现的频率,以此来代替概率是不够精确的,具有较大的估计误差^[5];后者利用两个阈值把直方图划分为 4 个区域,计算时只用了其中的两个,造成了部分有用信息的丢失,由此得到的最佳熵阈值不够准确,分割结果也不够理想。

本文用图像像素灰度-梯度共生矩阵模型建立二维直方图,然后与 Renyi 熵相结合,得到二维 Renyi 熵值函数,有效地解决了上述有用信息丢失的问题。

2 灰度-邻域灰度均值二维直方图及区域划分

设原始灰度图像 $f(x, y)$ 的灰度级数为 L , 图像大小为 $M \times N$, 经过对其进行区域灰度特征的 3×3 或者 5×5 点阵的平滑滤波处理得到平滑图像, 它的灰度级数仍是 L 。这样由原始图像像素的灰度级和平滑图像对该像素的邻域平均灰度级共同来构成一个二元函数 $z(i, j)$

$$z(i, j) = [f(x, y), g(x, y)]_{M \times N}$$

设 n_i 为图像中点灰度为 i 及其区域灰度均值为 j 的像素点数, $p(i, j)$ 为点灰度-区域灰度均值对发生的概率, 则

$$p(i, j) = \frac{n_{ij}}{M \times N} \quad i, j = 0, 1, \dots, L-1$$

式中, $M \times N$ 为图像大小, 则 $p(i, j)$ 就是该图像关于点灰度-

到稿日期:2009-11-30 返修日期:2010-02-25 本文受国家自然科学基金(60575036), 哈尔滨市优秀学科带头人专项基金项目(2007RFXG023), 哈尔滨理工大学优秀拔尖创新人才培养基金项目(20070105)资助。

黄金杰(1967—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为特征选取与模式分类、工业过程的智能建模与优化控制, E-mail: jinjiehyh@yahoo.com.cn; 郭鲁强(1984—), 男, 硕士生, 主要研究方向为图像处理等; 逯仁虎(1982—), 男, 硕士生, 主要研究方向为图像处理; 丁艳军(1982—), 男, 硕士生, 主要研究方向为模式识别。

区域灰度均值的二维直方图。图 1(b)就是图 1(a)Rice 的二维直方图,图 1(c)是其区域划分。图像的所有像素中,目标点和背景点所占的比例最大,而且目标区域和背景区域内部的像素灰度级比较均匀,点灰度及其区域灰度均值相差不大。所以,在二维直方图中,高峰主要分布在平面的对角线附近。在远离平面对角线处,峰值急剧下降,这部分反映图像中的噪声点、边缘点和杂散点。基于上面的分析,诸多二维熵在计算阈值时认为 0 区域和 1 区域分别代表目标和背景(或者相反),2 区域和 3 区域代表边界和噪声,从而将 2 区域和 3 区域忽略不计。这样做是不够准确的。熵阈值计算时将区域 0 中 a,b 两部分及区域 1 中 e,f 两部分内也可能存在的边缘点和噪声点视为目标(或背景)内点处理,同时忽略了 2 区域、3 区域中靠近对角线的 c,d 两部分,这两部分像素点灰度和其邻域平均灰度级相近,应属于目标或背景内点。因此,基于这种直方图区域划分和这一假设计算的最佳阈值必然会出现偏差,分割结果也就不够准确。

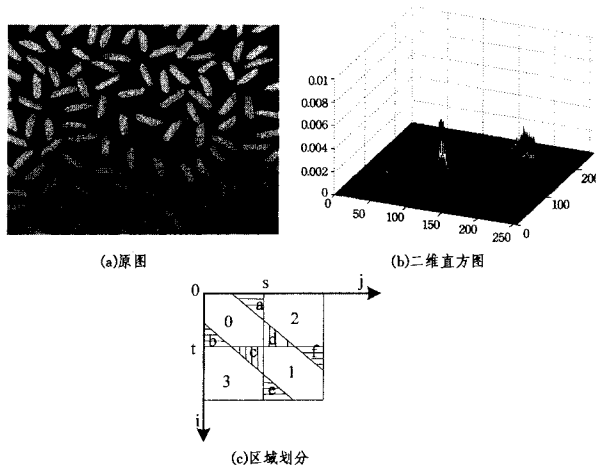


图 1 Rice 原图及其二维直方图、区域划分

3 灰度-梯度二维 Renyi 熵阈值选取

这里给出基于灰度-梯度的二维直方图及其区域划分。二维直方图的纵坐标依然采用像素的灰度 i , 横坐标改为采用像素的邻域灰度梯度, 即像素灰度与其邻域平均灰度之差的绝对值 $|f(x,y)-g(x,y)|$ 。当采用 4 邻域时, 邻域灰度梯度相当于采用拉普拉斯算子进行计算。用 $r(i,j)$ 表示相应灰度-梯度对出现的频数, 定义 $p(i,j)$ 是灰度-梯度对的联合概率, 则

$$p(i,j) = \frac{r(i,j)}{M \times N} \quad i,j=0,1,\dots,L-1$$

$\{p(i,j)\}$ 即为图像的灰度-梯度二维直方图。图 2(a)是图 1(a)Rice 图像的灰度-梯度二维直方图, 图 2(b)是其区域划分。从直方图可以看出, 概率分布高峰主要集中在区域 0 和区域 1。这是因为目标和背景内部灰度级比较均匀, 其梯度值为零或较小, 对应区域划分中的区域 0 和区域 1。边缘点和噪声点的梯度值相对较大, 对应区域划分中 2 区域和 3 区域。这种直方图及其区域划分方法尽可能地包含了所有目标点和背景点, 同时进一步剔除了传统直方图区域划分方法(图 1(c))中区域 0 和区域 1 可能存在的噪声点的影响。

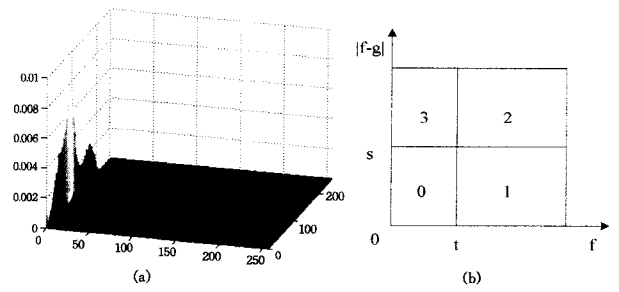


图 2 Rice 二维直方图及区域划分

1970 年, Renyi 在相空间里提出 α 阶广义熵, 其定义式为

$$R_q = \frac{1}{1-q} \ln \sum_{i=1}^{N(q)} P_i(\epsilon)^q$$

其一阶广义熵即为 Shannon 熵。由此出发, 1997 年 Prasanna K. Sahoo 给出了图像的 Renyi 熵^[1]

$$H^a = \frac{1}{1-a} \ln \sum_{i=0}^{255} (p_i)^a$$

式中, $a (\alpha \neq 1)$ 是一个正实数, p_i 为各灰度级的概率分布。2004 年, P. K. Sahoo 等人利用传统二维直方图得出目标和背景的空间概率分布, 定义了图像目标和背景的二维 Renyi 熵^[7]

$$H_A^a(t,s) = \frac{1}{1-a} \ln \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s \left(\frac{p(i,j)}{P_A} \right)^a \quad (1)$$

$$H_B^a(t,s) = \frac{1}{1-a} \ln \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} \left(\frac{p(i,j)}{P_B} \right)^a \quad (2)$$

式中, $P_A = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j)$, $P_B \approx 1 - P_A$ 。

这里的目标和背景与本文中图 1(c) 中区域 0 和区域 1 相对应。

图 2(b) 中, 在阈值 (t,s) 处, 区域 0 的后验概率为

$$P_0(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \quad (3)$$

区域 1 的后验概率为

$$P_1(t,s) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s p(i,j) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^s p(i,j) - \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) = P_0(L-1,s) - P_0(t,s) \quad (4)$$

区域 0 的各灰度-梯度概率分布为

$$\frac{p(i,j)}{P_0}, i=0,\dots,t; j=0,\dots,s$$

式中, $P_0 = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j)$ 。

区域 1 的各灰度-梯度概率分布为

$$\frac{p(i,j)}{P_1}, i=t+1,\dots,L-1; j=0,\dots,s$$

式中, $P_1 = P_0(L-1,s) - P_0(t,s)$ 。

有了目标和背景的空间概率分布, 根据文献[7]对二维 Renyi 熵的定义, 可以得到基于图 2(a) 直方图的目标和背景的二维 Renyi 熵为

$$H_0^a(t,s) = \frac{1}{1-a} \ln \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s \left(\frac{p(i,j)}{P_0} \right)^a \quad (5)$$

$$H_1^a(t,s) = \frac{1}{1-a} \ln \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s \left(\frac{p(i,j)}{P_1} \right)^a \quad (6)$$

式中, $P_0 = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j)$, $P_1 = P_0(L-1,s) - P_0(t,s)$, α 为一常数。

令判别函数为 $\Phi_a = H_0^a(t,s) + H_1^a(t,s)$, 并使其最大化, 得到最佳阈值, 即为

$$(t^*, s^*) = \text{Argmax}\{\Phi_s(t, s)\}$$

根据阈值 t^* 二值化原图像, 输出得到分割结果。

4 实验结果及分析

为验证上述方法的可行性, 针对各种类型的图像用 Matlab 编程语言进行了大量的仿真实验, 并与文献[6, 8]中的二维最大熵法分割结果进行了比较。图 3、图 4 给出部分仿真实验结果。

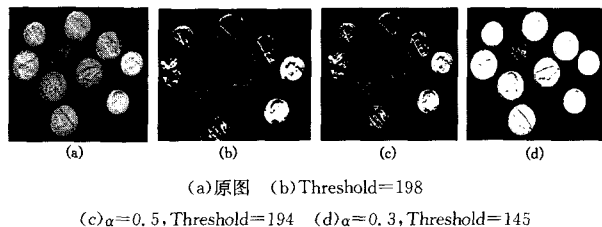


图 3 coins 原图及各方法分割结果

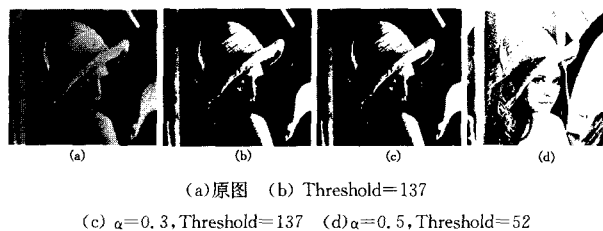


图 4 lena 原图及各方法分割结果

图 3(a)是背景比较简单的 coins 图像。图 3(b)为二维最大熵法的分割结果, 分割阈值为 198。图 3(c)为传统二维 Renyi 熵方法分割结果^[6], 经过调整其参数 α 之后得到的最佳分割结果 $\alpha=0.5$, Threshold=194。图 3(d)是本文方法得到的分割结果, 调整参数 α , α 在一定取值范围内均能得到最佳分割阈值 145。图 4(a)为背景较为复杂的 lena 图像。图 4(b)为二维最大熵法分割结果, 分割阈值 137。图 4(c)为文献[5]所提方法分割结果, α 在一定取值范围内得到最佳分割阈值 137。图 4(d)是本文方法分割结果, α 在一定取值范围内得到

最佳分割阈值 52。从仿真实验结果能看出, 无论是对于背景简单还是背景复杂、细节分布较多的图像, 本文方法均得到了较好的分割结果, 分割后图像内部均匀、边界形状更为准确。文献[9]提出的基于 Parzen 窗和一维 Renyi 熵的分割方法需要大量的样本数才能得到满意的分割结果。本文方法解决了上述问题, 同时与文献[7, 8]相比也降低了算法复杂度。另外, 针对本文方法, 如何建立快速算法, 提高算法的运行速度, 以提高其实用性, 将是以后研究中需要解决的问题。

结束语 本文指出了传统二维直方图区域划分方法中明显的不足, 提出了基于灰度-梯度信息的二维 Renyi 熵图像分割新方法。仿真实验证明, 与传统方法相比, 本文提出的方法能使分割后的图像区域内部更均匀, 边界形状更准确, 在处理多细节复杂图像时, 更能体现本文方法的优势。

参考文献

- [1] Sahoo P K. Threshold selection using Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 1997, 30: 71-84
- [2] 吴一全, 朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年(1962-1992)的进展[J]. 数据采集与整理, 1993, 8(3): 193-201
- [3] Pal N R, Pal S K. A review on Image Segmentation Techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 29(8): 1277-1294
- [4] 卓问, 曹治国, 肖阳. 基于二维 Arimoto 熵的阈值分割方法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(2): 208-213
- [5] Sahoo P K, Arora G. A Thresholding Method Based on Two-dimensional Renyi's Entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1149-1161
- [6] 潘喆, 吴一全. 二维 Renyi 熵图像阈值选取快速递推算法[J]. 中国体视学与图像分析, 2007, 12(2): 93-97
- [7] 陈果, 左洪福. 图像分割的二维最大熵遗传算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(6): 530-534
- [8] 郭娟, 杨为民, 等. 基于微粒群算法的二维最大熵图像分割方法[J]. 计算机仿真, 2005, 22(11): 94-97
- [9] 熊福松, 王士同. 一种基于 Parzen 窗法和 Renyi 熵的图像分割阈值选取新方法[J]. 计算机应用研究, 2006, 12: 313-315
- [6] http://www.micro.caltech.edu/Courses/EE150/dungeon/Week1/OH_W1SwarmIntel.pdf
- [7] Chua L O, Yang Lin. Cellular Neural Networks: Theory [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10)
- [8] Farver J, Chabini I. Hybrid vehicle-centric route guidance[C]// Proceedings of the 10th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems. Tokyo, Japan, 2003
- [9] White T. Swarm Intelligence: A Gentle Introduction With Application
- [10] <http://www.sce.carleton.ca/netmanage/tony/swarm-presentation/index.htm>
- [11] http://www.micro.caltech.edu/Courses/EE141/Lecture/W1/RG_EE141_W1intro.pdf
- [12] Ant-Colony Optimization Algorithms(ACO)
- [13] http://leanair4.mit.edu/docushare/dscgi/ds.py/Get/File-378/RG_EE141_W8ACO.pdf
- [14] Su Jian-yuan. Comparison and Fusion of Computational Intelligence's Main Algorithms[J]. Journal of CAE IT, 2007, 2(1)

(上接第 213 页)

参考文献

- [1] Zadeh L A. Roles of soft computing and fuzzy logic in the conception, design and deployment of information/intelligent systems[C]// Computation Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications. 1998: 1-9
- [2] Bonissone P P, Chen Yu-To, Goebel K. Hybrid Soft Computing Systems: Industrial and Commercial Applications[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(9)
- [3] Qiu Dongwei, Wan Shanshan, Liang Qinghuai. Vehicle Routing Optimization Problem Based on Hybrid Intelligent Algorithm [C]// 2IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application. 2008
- [4] Choy Min Chee, Srinivasan D, Cheu Ruey Long. Cooperative, Hybrid Agent Architecture for Real-Time Traffic Signal Control [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2003, 33(5)
- [5] Swarm intelligence-what is it and why is it interesting?