

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012
Vol.17 No.

4

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年4月 第17卷 第4期(总第192期)

目次

综述

图像分割中的模糊聚类方法 李旭超, 刘海宽, 王飞, 白春艳(447)

图像处理和编码

GPU 辅助的希尔伯特变换轮廓术 周波, 赵小敏, 王东平(459)

引入连续性强度和置信度因子的快速图像修复 李开宇, 孙玉刚(465)

自适应的有效非局部图像滤波 许光宇, 檀结庆, 钟金琴(471)

改进的 PMD 距离图像超分辨率重建算法 张旭东, 沈玉亮, 胡良梅, 陈菁菁(480)

压缩感知在 Micro-CT 图像超分辨重建中的应用 王丽艳, 韦志辉, 罗守华, 顾宁(487)

对偶四元数单片空间后方交会算法 姬亭, 盛庆红, 王惠南, 刘微微(494)

利用运动强度判据的高效自适应运动估计算法 郭晓珉, 姚睿, 刘智跃, 王友仁(504)

图像分析和识别

核空间散度阈值法 吴成茂(512)

近邻自适应局部尺度的谱聚类算法 孔万增, 孙昌思核, 张建海, 胡三清, 杨灿(523)

LUV 色彩空间中多层次化结构 Nyström 方法的自适应谱聚类算法 刘雅蓉, 汪西莉(530)

结合图像增强的心血管内超声中-外膜边缘检测 邱璇, 黄靖, 杨丰, 邢栋, 涂圣贤(537)

融合图像特征的一致点匹配方法及其应用 张久楼, 李春丽, 冯前进, 陈武凡, 阳维(546)

图像理解和计算机视觉

多蚁群动态协作优化的道路图像分割算法 林丽莉, 周文晖(553)

篮球比赛视频中持球队员行为预测	王千,夏利民,谭论正(560)
利用 Principal Warps 评估颅面几何相似度	朱新懿,耿国华,温超(568)

计算机图形学

图形处理器空间插值并行算法的实现	赵艳伟,程振林,董慧,方金云(575)
------------------------	---------------------

虚拟现实与增强现实

面向 GPU 的批 LOD 地形实时绘制	张兵强,张立民,张建廷(582)
----------------------------	------------------

遥感图像处理

光学遥感舰船目标识别方法	杜春,孙即祥,李智勇,滕书华(589)
自适应超完备字典学习的 SAR 图像降噪	杨萌,张弓(596)

第 18 届中国遥感大会征文通知	封 2
第 33 届亚洲遥感会议征文通知	封 2

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 4 期

2012 年 4 月 16 日出版

主管单位 中国科学院
主 办 中国科学院遥感应用研究所
 中国图象图形学学会
 北京应用物理与计算数学研究所
主 编 李小文
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
 北京 9718 信箱 邮编 100101
 电子信箱:jig@irsa. ac. cn
 电话:010-68407995 010-82614429
 网 址:www. cjig. cn
印刷装订 北京北林印刷厂
广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
国外发行 中国国际图书贸易总公司
 (中国国际书店)
 (北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
 CAS China Society of Image and Graphics
 Institute of Applied Physics and Computational
 Mathematics
Chief editor LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
 of Journal of Image and Graphics
 (P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
 E-mail: jig@irsa. ac. cn
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
 and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Foreign China International Book Trading Corporation
 (P. O. Box 399, Beijing 100044, China)
Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

第 18 届中国遥感大会征文通知

“第 18 届中国遥感大会”将于 2012 年 10 月 19 日-23 日在武汉召开。本届会议由中国遥感委员会主办,中国测绘学会摄影测量与遥感专业委员会和武汉大学承办。会议将围绕“遥感—全方位的社会服务”这一宗旨,以遥感学界院士与知名专家的特邀报告,分会场专题技术交流与技术讲座,重点项目研讨汇报、技术展览,新技术与新产品发布,专业委员会理事会等多种形式开展,同时举行“第 7 届中国青年遥感辩论会”和“第 2 届全国高分辨率遥感数据处理与应用研讨会”。

会议将全方位地展示遥感(RS)、全球定位系统(GPS)、地理信息系统(GIS)等方面的最新成果,为专家、学者和政府主管部门搭建联系纽带,为研发和用户提供技术交流平台,共同促进遥感科技的发展、遥感产业化的推进和大遥感体系的建立。

本届会议围绕大会主题将就遥感新理论、技术、方法和应用进行征文,范围包含但不限于以下方面:

- 1) 国家遥感中长期发展战略、国际遥感前沿与进展;
- 2) 航天、航空、低空、地面遥感技术及系统;
- 3) 光学、红外、高光谱及激光遥感技术;
- 4) 主、被动微波及雷达遥感技术;

- 5) 数字摄影测量与制图;
- 6) 高分辨率遥感数据处理与应用;
- 7) 地理空间数据处理技术与方法;
- 8) 地理国情监测(土地、农业、林业、矿产、环境、地质及水资源等);
- 9) 海洋、气象与全球变化;
- 10) 遥感、地理信息系统与导航定位系统(3S)集成与应用;
- 11) 智慧城市与数字地球;
- 12) 深空探测与行星测绘;
- 13) 教育、培训与社会公共事业。

征文采用在线方式投稿;

投稿要求:论文内容不涉密,且未在国内外学术刊物或正式学术会议上发表过;被录用的全文将收入大会论文集(送 ISTP 检索),并精选 70~90 篇口头报告论文编辑出版英文 SPIE 会议文集;大会将评选青年优秀论文(参加口头报告),论文将直接进入英文 SPIE 会议文集。

论文摘要截止日期为 2012 年 5 月 15 日,全文截稿日期为 2012 年 6 月 15 日。

会议相关信息,请查阅会议网址:<http://rsgis.whu.edu.cn/18ccrs/index.html>

“第 18 届中国遥感大会”组委会

第 33 届亚洲遥感会议征文通知

“第 33 届亚洲遥感会议”将由泰国地理信息和空间技术发展局(GISTDA)、科技部(MOST)和亚洲遥感协会(AARS)联合主办,于 2012 年 11 月 26-30 日,在泰国芭堤雅市宗滴恩酒店举行。这是亚洲遥感协会每年一届的系列学术会议。本届大会征文包括传感器与平台、算法和图像处理、GIS 与 Web GIS、全球导航卫星系统、灾害、自然资源、环境科学、教育和宣传、健康科学、制图、其他等方面。

会议重要日期:

论文摘要提交截止:2012 年 5 月 15 日;
论文接收通知:2012 年 7 月 1 日;
论文全文提交截止:2012 年 9 月 30 日;
网上注册截止:2012 年 10 月 26 日;
会议召开日期:2012 年 11 月 26-30 日。
会议还将组织学生专场和技术展览,其他信息请访问会议网站:<http://acrs2012.gistda.or.th>

与往年一样,中国遥感委员会仍将鼓励中国遥感科研人员和企事业单位参加会议,并组团参加学术交流和会议展览。

中国遥感委员会

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 4 April 2012

Contents

Review

The survey of fuzzy clustering method for image segmentation Li Xuchao, Liu Haikuan, Wang Fei, Bai Chunyan (447)

Image Processing and Coding

GPU assisted Hilbert transform profilometry Zhou Bo, Zhao Xiaomin, Wang Dongping (459)

Fast image inpainting algorithm introducing continuous strength and confidence factor Li Kaiyu, Sun Yugang (465)

Adaptive efficient non-local image filtering Xu Guangyu, Tan Jieqing, Zhong Jinqin (471)

Improved super-resolution reconstruction algorithm for PMD range image
..... Zhang Xudong, Shen Yuliang, Hu Liangmei, Chen Jingjing (480)

Image superreconstruction for Micro-CT based on compressed sensing Wang Liyan, Wei Zhihui, Luo Shouhua, Gu Ning (487)

Dual quaternion of space resection with single-image Ji Ting, Sheng Qinghong, Wang Huinan, Liu Weiwei (494)

Efficient adaptive motion estimation algorithm based on motion intensity Guo Xiaomin, Yao Rui, Liu Zhiyue, Wang Youren (504)

Image Analysis and Recognition

Divergence thresholding method in kernel space Wu Chengmao (512)

Spectral clustering based on neighboring adaptive local scale
..... Kong Wanzeng, Sun Changsihe, Zhang Jianhai, Hu Sanqing, Yang Can (523)

Adaptive spectral clustering algorithm based on Nyström method with multi-level structure in LUV color space
..... Liu Yarong, Wang Xili (530)

Image enhancement based media-adventitia border detection in intravascular ultrasound images
..... Qiu Xuan, Huang Jing, Yang Feng, Xing Dong, Tu Shengxian (537)

Coherent point drift registration combined with image feature and its application
..... Zhang Jiulou, Li Chunli, Feng Qianjin, Chen Wufan, Yang Wei (546)

Image Understanding and Computer Vision

Dynamic multi-colony ant cooperative optimization schemes for road image segmentation
..... Lin Lili, Zhou Wenhui (553)

Behavior prediction of ball carriers in basketball match videos Wang Qian, Xia Limin, Tan Lunzheng (560)

Estimate of craniofacial geometry shape similarity based on principal warps
..... Zhu Xinyi, Geng Guohua, Wen Chao (568)

Computer Graphics

Realization of GPU parallel spatial interpolation method
..... Zhao Yanwei, Cheng Zhenlin, Dong Hui, Fang Jinyun (575)

Virtual Reality and Augmented Reality

GPU-based real-time terrain rendering algorithm using batched LOD
..... Zhang Bingqiang, Zhang Limin, Zhang Jianting (582)

Remote Sensing Image Processing

Method for ship recognition using optical remote sensing data
..... Du Chun, Sun Jixiang, Li Zhiyong, Teng Shuhua (589)

SAR images de-speckling algorithm via an adaptive over-complete learning dictionary
..... Yang Meng, Zhang Gong (596)

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)04-0512-11
论文引用格式: 吴成茂. 核空间散度阈值法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 512-522

核空间散度阈值法

吴成茂

西安邮电学院电子工程学院, 西安 710121

摘要: 提出了一种核空间散度阈值分割方法。首先定义了一种参数型 Bregman 散度;其次提出了参数型 Bregman 散度阈值法,并将现有交叉熵阈值法和 Otsu 阈值法统一起来;再次基于参数型 Bregman 散度构造了核空间中一种新的不对称核函数,将图像灰度级从欧氏空间变换到再生核空间,获得了一种核空间的散度阈值分割法;最后研究了该分割法中核函数参数选取方法。实验结果表明,基于核空间的散度分割法具有一定的普适性,并能改善现有交叉熵阈值法和 Otsu 阈值法的分割性能,同时也可将这两种经典阈值分割法看做核空间散度阈值法的特殊情形。
关键词: 阈值法; Otsu 法; 交叉熵法; 散度; 核函数

Divergence thresholding method in kernel space

Wu Chengmao

School of electronic engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China

Abstract: A divergence thresholding method in kernel space is proposed. First, a new kind of Bregman divergence in parametric form is defined. Second, the new thresholding method based on Bregman divergence is presented. The new method can unify cross entropy and Otsu's thresholding method. Third, a new asymmetric kernel function in reproduced Hilbert space is constructed by means of Bregman divergence in parametric form. Image gray levels in Euclid space are transformed into the reproduced kernel space, and a divergence thresholding method in kernel space is obtained. Finally, the method for choosing parameters for the kernel function in the new thresholding method is analyzed. Experimental results show that the proposed divergence thresholding method in kernel space has a certain widespread adaptability. It can improve the segmentation performance of cross entropy and Otsu's thresholding methods, and two kinds of classical thresholding methods based on cross entropy and Otsu are also regarded as the special cases of the kernel space divergence thresholding method proposed in this paper.

Key words: thresholding method; Otsu's thresholding method; cross-entropy thresholding method; divergence; kernel function

0 引言

图像分割是图像处理和前期处理视觉中的基本技术,是大多数图像分析及视觉系统的重要组成部分

分,也是成功进行图像分析、理解与描述的关键步骤,历来受到国内外有关学者的高度重视。

从 20 世纪 60 年代以来,国际上学者们提出了众多的图像分割方法^[1-2],其中 Otsu 阈值法^[3]和交叉熵阈值法^[4]因简单、快速且性能稳定已在图像分

收稿日期:2011-04-25;修回日期:2011-08-23

基金项目:国家自然科学基金项目(61073106);陕西省自然科学基金项目(09JM816);陕西省教育厅项目(09JK730,2010JK816,2010JK820);中国智能交通科技科发基金项目(101-0309)

第一作者简介:吴成茂(1968—),男,高级工程师,主要研究方向是智能信息处理、图像信息安全保护等。E-mail: wuchengmao123@sohu.com

割中得到了广泛应用。印度学者 Pal^[5] 肯定交叉熵阈值法有效的前提下,认为该方法存在概念上的错误,不能称为最小交叉熵法;但是,我国学者陆军等人^[6] 构造了两个概率分布,正确地解释了交叉熵法不存在概念上的错误。

Kurita 等人^[7] 证明了,如果假设直方图服从正态分布且两个子分布的方差是相等的,则基于条件分布的最大相关原则的阈值分割方法与 Otsu 的分割是等价的;如果假设直方图服从正态分布且两个子分布的方差是不相等的,则基于联合分布的最大相关原则的阈值分割方法与最小误差阈值分割方法^[8] 是等价的,这表明 Otsu 法是最小误差阈值分割法的特殊情况,同时指明了 Otsu 分割法适合图像直方图服从正态分布且两个子分布的方差相等,以及图像中目标和背景各自所占比例基本相当的情况。如果假设图像直方图服从泊松分布且两个子分布的均值不相等的,则基于条件分布的最大相关原则的阈值分割方法与基于泊松分布的最小误差分割准则^[9] 是等价的。特别是基于泊松分布的最小误差分割准则在目标和背景的概率相等时,可证明它就等价于交叉熵阈值法。因此,Otsu 阈值法和交叉熵阈值法与最小误差阈值法之间存在紧密联系。

由于图像来源千差万别,以及传输过程容易受到噪声干扰,图像直方图很难满足正态或泊松分布,导致采用 Otsu 分割法、交叉熵分割法,以及最小误差分割法等不能获得满意的分割结果。于是,本文通过核函数将图像灰度级样本从欧氏空间映射到再生核空间,探讨了核空间的图像阈值分割方法,以便改善现有 Otsu 分割法和交叉熵分割法等分割性能,为生物医学和遥感影像等交互式图像分割需要提供了崭新思路。

1 经典阈值法

2 维图像的每一像素的信息可以用灰度值来表示,而灰度值的统计信息可以用 1 维直方图表示为 $h(i) (i=0,1,\dots,L-1)$,它可看成是对目标和背景构造的混合概率密度函数 $p(i) (i=0,1,\dots,L-1)$ 的一个估计,则有

$$p(i) = \sum_{j=0}^1 P_j \cdot p(i|j), j = 0,1,\dots,L-1$$

式中, P_0, P_1 为目标、背景所对应的概率。

对于图像分割阈值 $t(0 < t < L-1)$,将灰度图像

分割成目标和背景两部分,记目标和背景所对应的后验概率为

$$P_0(t) = \sum_{i=0}^t h(i), P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)$$

目标和背景的平均灰度值记为

$$m_0(t) = \frac{\sum_{i=0}^t h(i)i}{P_0(t)}, m_1(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)i}{P_1(t)}$$

则经典的 Otsu 阈值法和交叉熵阈值法所对应的分割准则分别描述为

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \sum_{i=0}^t h(i) (i - m_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (i - m_1(t))^2 \right\} = \arg \max_{0 < t < L-1} \left\{ P_0(t) (m_0(t))^2 + P_1(t) (m_1(t))^2 \right\} \quad (1)$$

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \sum_{i=0}^t h(i) i \ln \left(\frac{i}{m_0(t)} \right) + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) i \ln \left(\frac{i}{m_1(t)} \right) \right\} = \arg \max_{0 < t < L-1} \left\{ P_0(t) m_0(t) \ln(m_0(t)) + P_1(t) m_1(t) \ln(m_1(t)) \right\} \quad (2)$$

从 Otsu 分割法和交叉熵分割法所对应的分割准则式(1)(2)来看,这两者之间存在惊人的相似性,因此,本文将提出一种参数型 Bregman 散度来探讨这两种分割准则的统一性问题。

2 参数型 Bregman 散度

散度是用来描述变量之间差异性程度的,如平方欧氏距离、相对熵、Itakura-Saito 函数等,它们都是特殊的 Bregman 散度,已在统计估计和智能信息分析中得到了广泛应用。

文献[10]提出了参数型 Kullback-Leibler 散度为

$$d_{\alpha}^{KL}(X, Y) = \alpha \sum_{i=1}^n \left((x_i + \alpha) \log \left(\frac{x_i + \alpha}{y_i + \alpha} \right) - x_i + y_i \right)$$

其渐进性 $\lim_{\alpha \rightarrow +\infty} d_{\alpha}^{KL}(X, Y) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2$,该式反映了平方欧氏距离与对数型散度之间的大致联系。为了进一步研究这两种散度之间的紧密联系和区

别,本文将提出新的参数型 Kullback-Leibler 散度为

$$d_\alpha^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^n (\alpha + 1) \left((x_i + \alpha) \ln \left(\frac{x_i + \alpha}{y_i + \alpha} \right) - x_i + y_i \right)$$

它也是一种参数化的 Bregman 散度。特别是当参数 $\alpha \rightarrow +\infty$ 时,利用数学分析中的罗必达法则可证明

$$\lim_{\alpha \rightarrow +\infty} d_\alpha^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2$$

另外,参数 $\alpha = 0$ 时,则有

$$\lim_{\alpha \rightarrow 0} d_\alpha^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^n (x_i \ln(x_i y_i^{-1}) - x_i + y_i)$$

简称为相对熵。因此,参数型 Kullback-Leibler 散度将两种截然不同散度能统一起来,对于图像分割研究将具有重要价值意义。

3 基于 Bregman 散度的阈值法

针对灰度图像直方图为 $h(i) (i=0, 1, \dots, L-1)$, 假定图像分割阈值为 $t (0 < t < L-1)$, 记

$$P_0(t) = \sum_{i=0}^t h(i), P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)$$

则基于参数型 Bregman 散度的阈值分割准则为

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{Jb(\alpha, t)\} \quad (3)$$

这里 $Jb(\alpha, t) =$

$$\sum_{i=0}^t h(i) (\alpha + 1) (i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_0(\alpha, t) + \alpha} \right) + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (\alpha + 1) (i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_1(\alpha, t) + \alpha} \right)$$

这里

$$m_0(\alpha, t) = \frac{\sum_{i=0}^t h(i) i}{\sum_{l=0}^t h(l)}$$

$$m_1(\alpha, t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) i}{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)}$$

为了解释该散度分割准则的合理性,则需定义两个离散概率分布:

第1个离散概率分布 \mathbf{P}^* 为

$$p_i^* = \frac{h(i)(i + \alpha)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l + \alpha)}, i = 0, 1, \dots, L-1$$

很显然 $\sum_{i=0}^{L-1} p_i^* = 1$ 。

第2个离散概率分布 \mathbf{Q}^* 为若 $i=0, 1, \dots, t$, 有

$$q_i^* = \frac{h(i)}{\sum_{l=0}^t h(l)} \cdot \frac{\sum_{l=0}^t h(l)(l + \alpha)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l + \alpha)} = \frac{h(i)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l + \alpha)} \cdot (m_0(\alpha, t) + \alpha)$$

若 $i=t+1, t+2, \dots, L-1$, 有

$$q_i^* = \frac{h(i)}{\sum_{l=t+1}^{L-1} h(l)} \cdot \frac{\sum_{l=t+1}^{L-1} h(l)(l + \alpha)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l + \alpha)} = \frac{h(i)(i + \alpha)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l + \alpha)} \cdot (m_1(\alpha, t) + \alpha)$$

也可证明 $\sum_{i=0}^{L-1} q_i^* = 1$, 限于篇幅有限而省略。

将上述两个具体的离散概率分布 \mathbf{P}^* 和 \mathbf{Q}^* 的表达式代入两个概率分布所对应的相对熵 $d_\Phi(\mathbf{P}^*, \mathbf{Q}^*)$ 表达式并最小化可得到分割准则式(3), 即

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} d_\Phi(\mathbf{P}^*, \mathbf{Q}^*) = \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \frac{\sum_{i=0}^t h(i)(i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_0(t) + \alpha} \right) + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_1(t) + \alpha} \right)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l + \alpha)} \right\} = \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \frac{\sum_{i=0}^t h(i)(\alpha + 1)(i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_0(t) + \alpha} \right) + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(\alpha + 1)(i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_1(t) + \alpha} \right)}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(\alpha + 1)(l + \alpha)} \right\}$$

因 $\sum_{l=0}^{L-1} h(l)(\alpha + 1)(l + \alpha)$ 是与分割阈值 t 无关的常数, 于是有

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} d_\Phi(\mathbf{P}^*, \mathbf{Q}^*) =$$

$$\arg \min_{0 < i < L-1} \left\{ \sum_{i=0}^i h(i)(\alpha + 1)(i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_0(t) + \alpha} \right) + \sum_{i=i+1}^{L-1} h(i)(\alpha + 1)(i + \alpha) \ln \left(\frac{i + \alpha}{m_1(t) + \alpha} \right) \right\}$$

综合上述证明,得知散度阈值法式(3)是合理的。分割准则式(3)具有如下性质:

1) 若分割准则式(3)中的参数 α 选为 0 时,则基于散度的分割准则式(3)成为著名交叉熵阈值法所对应的分割准则式(2);

2) 若分割准则式(3)中的参数 α 趋于正无穷时,则基于散度的分割准则式(3)成为著名 Otsu 阈值法所对应的分割准则式(1)。

因此,传统的 Otsu 分割法和交叉熵分割法是本文所建议参数 Bregman 散度阈值法的特殊情形,这表明参数 Bregman 散度阈值法具有更好的图像分割普适性。

4 核空间样本均值估计法

设 m 维样本空间 χ 中的样本 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^m$, 定义 $\Phi(\mathbf{X}) = (\sqrt{\lambda_1}\phi_1(\mathbf{X}), \sqrt{\lambda_2}\phi_2(\mathbf{X}), \dots)^T$ 为从样本空间 χ 到特征空间 \mathbf{H} 的核映射,即

$$\Phi: \mathbf{X} \in \chi \mapsto \Phi(\mathbf{X}) \in \mathbf{H}$$

且核函数的特征分解可简写成特征空间的欧氏内积形式 $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \langle \Phi(\mathbf{X}), \Phi(\mathbf{Y}) \rangle$ 。

例如映射 $\Phi: \mathbf{R}^2 \mapsto \mathbf{R}^3$, 其中 $\Phi(\mathbf{X}) = (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)^T$ 和 $\mathbf{X}, \mathbf{Y} \in \mathbf{R}^2$, 则二次多项式核为

$$K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = (\mathbf{X}^T \mathbf{Y} + 1)^r$$

这里 r 常选取 1 和 2, 由其生成的再生核 Hilbert 空间的维数显然为 3。

另一种常用的核是高斯径向基核为

$$K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left(- (2p)^{-1} \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 \right)$$

式中, $p \neq 0$ 为核参数, 该核具有良好的局部逼近特性、分类能力和黎曼距离度量特性等优点, 已成为现有众多核函数中应用最广泛的^[11-12]。针对欧氏空间不可分类的样本集, 利用核函数将其变换到高维再生核空间, 间接地改变了样本之间的邻近关系, 此时高维空间样本集就具有明显的可分类性, 这一思想已在模式分类中得到了大量应用^[13-15]。

传统平方欧氏距离与高斯型核函数密切相关, 而平方欧氏距离与 Kullback-Leibler 散度是参数型

Bregman 散度的特殊情形, 本文受到文献[16]利用对称性 Kullback-Leibler 散度构造核函数的启发, 提出了采用参数型 Bregman 散度来构造新的不对称性核函数, 即

$$K_\alpha(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left(- p^{-2} \cdot d_\alpha^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \right)$$

这里

$$d_\alpha^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^m (\alpha + 1) \left((x_i + \alpha) \ln \left(\frac{x_i + \alpha}{y_i + \alpha} \right) - x_i + y_i \right)$$

该核函数具有的性质:

- 1) $K_\alpha(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \geq 0$;
- 2) 若 $\mathbf{X} = \mathbf{Y}$, 则 $K_\alpha(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = 1$;
- 3) $\lim_{\alpha \rightarrow +\infty} K_\alpha(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left(- (2p^2)^{-1} \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 \right)$,

简称为高斯型核函数;

$$4) \lim_{\alpha \rightarrow 0} K_\alpha(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) =$$

$$\exp \left(- p^{-2} \cdot \sum_{i=1}^m \left(x_i \ln \left(\frac{x_i}{y_i} \right) - x_i + y_i \right) \right)$$

可简称为交叉熵核函数。因此, 传统高斯径向基核函数 $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left(- (2p^2)^{-1} \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 \right)$ 和交叉熵核函数是参数型 Bregman 散度核函数的特殊情形。

传统欧氏空间样本均值估计常用基于平方欧氏距离的最小二乘法得到, 即样本均值为样本算术平均值。将传统样本空间 χ 中的样本 \mathbf{X} 通过核函数映射 $\Phi: \chi \mapsto \mathbf{H}$ 到高维特征空间 \mathbf{H} , 而高维特征空间任意两个样本 $\Phi(\mathbf{X})$ 和 $\Phi(\mathbf{Y})$ 之间的差异程度可采用平方欧氏距离度量为

$$d_H^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \langle \Phi(\mathbf{X}) - \Phi(\mathbf{Y}), \Phi(\mathbf{X}) - \Phi(\mathbf{Y}) \rangle = K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) - 2K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) + K(\mathbf{Y}, \mathbf{Y})$$

在高维特征空间样本均值估计仍可采用基于 $d_H^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 的最小二乘法得到, 即

$$\hat{\mu} = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^N d_H^2(\mathbf{X}_i, \hat{\mu}) \right\}$$

若选取核函数

$$K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left(- (2p^2)^{-1} \cdot \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 \right)$$

则高维特征空间样本均值估计的迭代式为

$$\hat{\mu}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i \exp \left(\frac{-\|\mathbf{X}_i - \hat{\mu}(k)\|_2^2}{2p^2} \right)}{\sum_{i=1}^N \exp \left(\frac{-\|\mathbf{X}_i - \hat{\mu}(k)\|_2^2}{2p^2} \right)}$$

若选取核函数 $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = (\mathbf{X}^T \mathbf{Y} + 1)^r$, 则高维特征

空间样本均值估计的迭代式为

$$\hat{\mu}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i (\mathbf{X}_i^T \hat{\mu}(k) + 1)^r}{\sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_i^T \hat{\mu}(k) + 1)^r}$$

若选取交叉熵核函数

$$K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp\left(-p^{-2} \sum_{i=1}^m \left(x_i \ln\left(\frac{x_i}{y_i}\right) - x_i + y_i\right)\right)$$

则高维特征空间样本均值估计的迭代式为

$$\hat{\mu}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i K(\mathbf{X}_i, \hat{\mu}(k))}{\sum_{i=1}^N K(\mathbf{X}_i, \hat{\mu}(k))}$$

这里 $K(\mathbf{X}_i, \hat{\mu}(k)) =$

$$\exp\left(-p^{-2} \cdot \sum_{i=1}^m \left(x_{ui} \ln\left(\frac{x_{ui}}{\hat{\mu}_i(k)}\right) - x_{ui} + \hat{\mu}_i(k)\right)\right)$$

下面给出高维再生核空间任意核函数所对应的样本均值估计的算法流程为

1) 设置初始值 $k=0$, 终止误差 $e=0.0001$, 最大循环次数 N 为 20, 初始均值估计为 $\hat{\mu}(0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i$ 。

2) 采用具体核函数所对应的样本均值估计迭代式计算下一次样本均值估计值 $\hat{\mu}(k+1)$ 。

3) 迭代次数 $k = k + 1$, 若 $k < N$ 且 $\|\hat{\mu}(k) - \hat{\mu}(k-1)\|_2 > 10^{-4}$ 则转第 2) 步执行; 否则执行下一步。

4) 输出最优均值估计为 $\hat{\mu} = \mu(k)$ 并结束算法。

传统欧氏空间中样本均值估计若采用平方欧氏距离所对应的最小二乘法, 则样本均值估计的时间复杂性为 $O(N)$, 而将样本从欧氏空间通过核函数映射到高维再生特征空间, 其样本均值估计的时间复杂性为 $O(WN)$ (这里 W 是样本均值估计所需迭代次数), 但因所选取的核函数不同导致其时间消耗有很大差异。总之, 再生核空间样本均值估计的时间消耗远大于传统欧氏空间样本均值估计。

5 核空间散度阈值法

为了增强传统 K-均值聚类算法的聚类性能, 文献[14]将欧氏空间样本通过核函数变换映射到高维特征空间, 提出核空间的 K-均值聚类算法, 其聚类性能相对传统欧氏空间的 K-均值聚类算法有了

很大程度上的改善。文献[17]将 Otsu 阈值法的本质解释为基于平方欧氏距离的加权 K-均值聚类, 同样利用文献[18]可将交叉熵阈值法的本质解释为基于散度的加权 K-均值聚类。为此, 本文提出探讨核空间的参数型散度阈值法, 对图像阈值化分割方法的研究具有积极的促进作用。

5.1 核空间散度阈值准则

针对灰度图像 G , 假设其灰度级为 $0, 1, \dots, L-1$, 各级灰度出现概率为 $h(i)$ ($i=0, 1, \dots, L-1$)。给定分割阈值 t ($0 < t < L-1$) 将图像分割成目标和背景两部分。为了获得满意的分割结果, 将图像灰度级 $0, 1, \dots, L-1$ 通过核函数 $\Phi(X): X \mapsto H$ 映射到高维特征空间 H , 提出了核空间的散度阈值分割准则为

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} \quad (4)$$

这里

$$\begin{aligned} HK(t, m_0(t), m_1(t)) = & \sum_{i=0}^t h(i) d_H^2(\Phi(i), \Phi(m_0(t))) + \\ & \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) d_H^2(\Phi(i), \Phi(m_1(t))) = \\ & \sum_{i=0}^t h(i) (K(i, i) - 2K(i, m_0(t)) + K(m_0(t), m_0(t))) + \\ & \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (K(i, i) - 2K(i, m_1(t)) + K(m_1(t), m_1(t))) \end{aligned}$$

这里核函数选取为不对称的参数型 Bregman 散度核函数 $K_\alpha(X, Y) = \exp(-p^{-2} \cdot d_\alpha^2(X, Y))$, $m_0(t)$ 和 $m_1(t)$ 分别为高维特征空间 H 中目标和背景区域所对应的均值估计值, 其详细估计算法如下:

1) 设置初始值 $k=0$, 终止误差 $e=0.0001$, 最大循环次数 N 为 20, 初始均值估计为

$$m_0(t)(0) = \frac{\sum_{i=0}^t h(i) i}{\sum_{i=0}^t h(i)}$$

2) 计算下一次估计值为

$$m_0(t)(k+1) = \frac{\sum_{i=0}^t h(i) i \cdot K(i, m_0(t)(k))}{\sum_{i=0}^t h(i) \cdot K(i, m_0(t)(k))}$$

3) 迭代次数 $k = k + 1$, 若 $k < N$ 且 $|m_0(t)(k) - m_0(t)(k-1)| > 10^{-4}$ 转第 2) 步执行; 否则, 执行下一步。

4)输出最优均值估计 $m_0(t) = m_0(t)(k)$ 并结束算法。

同理,背景区域均值 $m_1(t)$ 的估计流程与上述目标区域均值 $m_0(t)$ 的估计流程完全相似,其主要

差别在于初始化均值 $m_1(t)(0) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)i}{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)}$ 和迭代

$$\text{计算 } m_1(t)(k+1) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \cdot K(i, m_1(t)(k))}{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \cdot K(i, m_1(t)(k))} .$$

5.2 有关核空间散度阈值准则的讨论

针对核空间的散度阈值分割准则式(4),分别讨论参数 α 和 p 的不同选取所对应的特殊阈值分割方法。

若参数 $\alpha \rightarrow +\infty$ 时,则分割准则式(4)就成为核空间的 Otsu 阈值法^[19],即

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} \quad (5)$$

式中, $HK(t, m_0(t), m_1(t)) =$

$$2 - \sum_{i=0}^t h(i) \exp\left(-\frac{(i - m_0(t))^2}{2p^2}\right) - \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \exp\left(-\frac{(i - m_1(t))^2}{2p^2}\right)$$

更进一步,若分割准则式(5)中的核函数 p 非常大时,则分割准则式(5)就成为经典的 Otsu 阈值法,即

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} \quad (6)$$

式中, $HK(t, m_0(t), m_1(t)) \approx$

$$2 - \sum_{i=0}^t h(i) \left(1 - \frac{(i - m_0(t))^2}{2p^2}\right) - \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \left(1 - \frac{(i - m_1(t))^2}{2p^2}\right) = 1 + \frac{1}{2p^2} \sum_{i=0}^t h(i) (i - m_0(t))^2 + \frac{1}{2p^2} \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (i - m_1(t))^2$$

于是有

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} = \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \sum_{i=0}^t h(i) (i - m_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (i - m_1(t))^2 \right\}$$

成立。因此,核空间的 Otsu 分割法和欧氏空间的

Otsu 分割法都是核空间的散度阈值法的特殊情形。

若参数 $\alpha \rightarrow 0$ 时,则分割准则式(4)就成为核空间的交叉熵阈值法,即

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} \quad (7)$$

这里 $HK(t, m_0(t), m_1(t)) =$

$$2 - \sum_{i=0}^t h(i) \exp\left(-\frac{i \ln(i(m_0(t))^{-1}) - i + m_0(t)}{p^2}\right) - \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \exp\left(-\frac{i \ln(i(m_1(t))^{-1}) - i + m_1(t)}{p^2}\right)$$

更进一步,若分割准则式(7)中的核函数 p 非常大时,则分割准则式(7)就成为经典的交叉熵阈值法,即

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} \quad (8)$$

这里 $HK(t, m_0(t), m_1(t)) \approx$

$$2 - \sum_{i=0}^t h(i) \left(1 - p^{-2} \cdot (i \ln(i(m_0(t))^{-1}) - i + m_0(t))\right) - \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \left(1 - p^{-2} \cdot (i \ln(i(m_1(t))^{-1}) - i + m_1(t))\right) = 1 + \frac{\sum_{i=0}^t h(i) (i \ln(i(m_0(t))^{-1}) - i + m_0(t))}{p^2} + \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (i \ln(i(m_1(t))^{-1}) - i + m_1(t))}{p^2}$$

于是有

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{HK(t, m_0(t), m_1(t))\} \approx \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \sum_{i=0}^t h(i) \left(i \ln\left(\frac{i}{m_0(t)}\right) - i + m_0(t)\right) + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \left(i \ln\left(\frac{i}{m_1(t)}\right) - i + m_1(t)\right) \right\} = \arg \min_{0 < t < L-1} \left\{ \sum_{i=0}^t h(i) i \ln\left(\frac{i}{m_0(t)}\right) + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) i \ln\left(\frac{i}{m_1(t)}\right) \right\}$$

成立。因此,核空间的交叉熵分割法和欧氏空间的交叉熵分割法都是核空间的参数型 Bregman 散度阈值的特殊情形。

另外,可将单阈值的核空间 Bregman 散度阈值法推广至多阈值情形,考虑到篇幅有限而省略讨论。

5.3 核空间散度阈值法的时间复杂性分析

传统1维直方图所对应的 Otsu 阈值法和交叉

熵阈值法的时间复杂性是 $O(L^2)$, 而核空间的散度阈值法的时间复杂性是 $O(WL^2)$, 其中 W 是核空间中估计目标和背景区域均值的最大迭代次数。一般来说, 参数 W 是远远大于 1 的, 这就导致核空间的散度阈值法的时间消耗比欧氏空间的 Otsu 分割法和交叉熵分割法大得多。另外, 核空间中的核函数选取不同也对算法总时间消耗有一定程度的影响, 如高斯径向基核函数所对应的核空间 Otsu 阈值法的时间消耗就要小于交叉熵核函数所对应的核空间交叉熵阈值法的时间消耗。

5.4 核空间散度阈值法的参数选取方法

核空间的散度阈值法用于图像分割时, 其分割性能好坏是与核函数参数选取有密切关系, 本文将探讨分割准则式(4)中参数型 Bregman 散核函数参数 α, p 的选取问题。

针对分割准则式(4), 其核函数参数 p 按照如下经验表达式选取

$$p = \sqrt{2\beta\sigma_\alpha^2} \tag{9}$$

式中,

$$\sigma_\alpha^2 = \sum_{l=0}^{L-1} h(l)(\alpha + 1) \left((\alpha + l) \ln \left(\frac{\alpha + l}{\alpha + \mu_0} \right) - l + \mu_0 \right)$$

$$\mu_0 = \sum_{l=0}^{L-1} h(l)l$$

本文称 σ_α^2 为广义方差, 它是数理统计学中的经典方差计算公式的推广。该广义方差具有如下性质:

1) 若参数型广义方差 σ_α^2 表达式中参数 $\alpha \rightarrow +\infty$ 时, 它就成为数理统计学的经典方差的 0.5 倍, 即

$$\lim_{\alpha \rightarrow +\infty} \sigma_\alpha^2 = 0.5 \sum_{l=0}^{L-1} h(l)(l - \mu_0)^2$$

这里 $\sum_{l=0}^{L-1} h(l) = 1$ 表示图像灰度级出现概率之和为 1。

2) 若参数型广义方差 σ_α^2 表达式中参数 $\alpha \rightarrow 0$ 时, 它就成为一种基于对数运算的散度型方差, 即

$$\lim_{\alpha \rightarrow 0} \sigma_\alpha^2 = \sum_{l=0}^{L-1} h(l) \left(l \ln \left(\frac{l}{\mu_0} \right) - l + \mu_0 \right) = \sum_{l=0}^{L-1} h(l) l \ln \left(\frac{l}{\mu_0} \right)$$

这可看成一种新的交叉熵型方差定义法。

针对核空间的参数性散度阈值分割准则式(4), 若表达式 $p = \sqrt{2\beta\sigma_\alpha^2}$ 中参数 β 和 α 选取不同值则得到不同的分割准则如下:

1) 若 $\alpha \rightarrow +\infty$ 且 β 远小于某常数时, 则分割准则式(4)是核空间的 Otsu 阈值法;

2) 若 $\alpha \rightarrow +\infty$ 且 β 远大于某常数时, 则分割准则式(4)是欧氏空间的 Otsu 阈值法;

3) 若 $\alpha \rightarrow 0$ 且 β 远小于某常数时, 则分割准则式(4)是核空间的交叉熵阈值法;

4) 若 $\alpha \rightarrow 0$ 且 β 远大于某常数时, 则分割准则式(4)是欧氏空间的交叉熵阈值法。因此, 分割准则式(4)是一种具有一般意义的分割准则, 能将众多分割准则统一起来, 若选取参数 p 和 α 的适当值将能获得满意的图像分割效果。

另外, 有关核空间的 Bregman 散度阈值分割法中所涉及参数的最优选取问题是图像分割中所面临的具有挑战性课题。现今, 一般是采用图像分割效果评价函数为指导, 使得分割效果评价价值达到相对最优时所对应的参数为近似最优参数^[20]。

6 实验及结果分析

对核空间散度分割法与传统欧氏空间的 Otsu 分割法和交叉熵分割法进行了实验测试。这里仅给出一些典型图片和部分实际图片的实验结果及其相关分析。

6.1 参数 α 趋于正无穷时的分割测试

针对核空间的散度阈值分割准则式(4), 若参数 α 趋于正无穷时, 则该分割准则就简化为核空间的 Otsu 阈值法, 更进一步若参数 β 选取远大于 5 的常数就得到了欧氏空间的 Otsu 阈值法。这里采用两幅经典图片进行测试, 其结果如图 1 和表 1 所示。

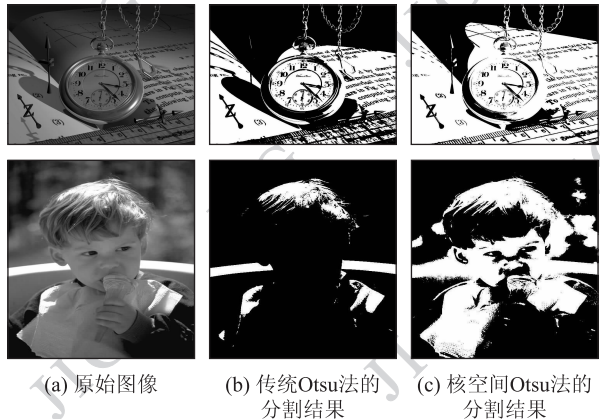


图 1 传统 Otsu 法与核空间 Otsu 法的分割比较
Fig. 1 The comparison between segmentation results of traditional Otsu's method and that of Otsu's method in kernel space

表1 经典 Otsu 法与核空间 Otsu 法比较

Table 1 The comparison between classical and kernel space Otsu's method

图片	传统 Otsu 法		核空间 Otsu 法		
	阈值	时间	阈值	时间/s	β 值
怀表	80	0.016 8	56	0.587 1	0.01
女孩	152	0.016 6	110	0.953 1	0.01

从图 1 所示的两幅经典灰度图像分割结果来看,采用传统 Otsu 阈值法无法获得满意分割结果,但核空间的 Otsu 分割法能获得较满意的分割效果。从表 1 所示两种分割法的时间消耗来看,核空间 Otsu 法相对 Otsu 分割法耗时较多,表现出以牺牲时间为代价来换取其分割性能的改善。

6.2 参数 α 趋于 0 时的分割测试

针对核空间的散度阈值分割准则式(4),若参数 α 趋于 0 时,则该分割准则就简化为核空间的交叉熵阈值法,更进一步,若参数 β 选取远大于 5 的常数就得到了欧氏空间的传统交叉熵阈值法。这里采用两幅经典图片进行测试,其结果如图 2 和表 2 所示。



(a) 原始图像 (b) 传统交叉熵法的分割结果 (c) 核空间交叉熵法的分割结果

图2 传统交叉熵法与核空间交叉熵法的分割比较

Fig. 2 The comparison between segmentation results of traditional cross entropy method and that of cross entropy method in kernel space

表2 传统交叉熵法与核空间交叉熵法比较

Table 2 The comparison between traditional and kernel space based cross entropy method

图片	传统交叉熵法		核空间交叉熵法		
	阈值	时间/s	阈值	时间/s	β 值
艺术	128	0.031 3	197	1.312 5	0.01
杯子	88	0.031 6	125	0.171 9	5.00

从图 2 所示的两幅经典灰度图像分割结果来看,采用传统交叉熵阈值法无法获得满意分割结果,但核空间的交叉熵分割法能获得较满意的分割效果。从表 2 所示两种分割法的时间消耗来看,核空间交叉熵法相对传统交叉熵分割法耗时较多,表现出以牺牲时间为代价来换取其分割性能的改善。

6.3 参数 α 和 β 对分割阈值的影响测试

采用图像分割中常用的大小为 256×256 的标准灰度图像 Lena 图片和 Cameraman 图片来研究分割准则式(4)所涉及参数 α 和 p 经验表达式中 β 对分割结果的影响,其详细情况如表 3 所示。

表3 两标准图片分割系列阈值表

Table 3 The segmentation thresholds table of two standard images

分割方法	Cameraman	Lena
传统 Otsu 法	89	116
核空间 Otsu 法	$\alpha = 10^5, \beta = 10^{-3}$	87
	$\alpha = 10^5, \beta = 10^{-2}$	104
	$\alpha = 10^5, \beta = 10^{-1}$	89
	$\alpha = 10^5, \beta = 1$	82
	$\alpha = 10^5, \beta = 10$	89
	$\alpha = 10^5, \beta = 10^{+2}$	89
核空间交叉熵法	$\alpha = 10^5, \beta = 10^{+3}$	89
	传统交叉熵法	63
	$\alpha = 0, \beta = 10^{-3}$	25
	$\alpha = 0, \beta = 10^{-2}$	169
	$\alpha = 0, \beta = 10^{-1}$	59
	$\alpha = 0, \beta = 1$	60
	$\alpha = 0, \beta = 10$	63
	$\alpha = 0, \beta = 10^{+2}$	63
$\alpha = 0, \beta = 10^{+3}$	63	
	105	

从表 3 所示的两个标准图片所获得的分割阈值来看,核空间散度阈值法(4)能将传统 Otsu 分割法和交叉熵分割法统一起来,仅需要适当选取参数 α 和 β 的值,就能获得满意的分割结果(如图 1 和图 2 所示)。特别是若核空间参数型 Bregman 散度阈值法中参数 α 取值为 10^5 时,则其变成核空间 Otsu 阈值法,更进一步,若 β 取值大于等于 10 时,就得到了传统 Otsu 分割法。若核空间参数型 Bregman 散

度阈值法中参数 α 取值为 0 时,则其变成核空间交叉熵阈值法,更进一步,若 β 取值大于等于 10 时,就得到了传统交叉熵阈值法。

6.4 核空间散度阈值法的有效性分析

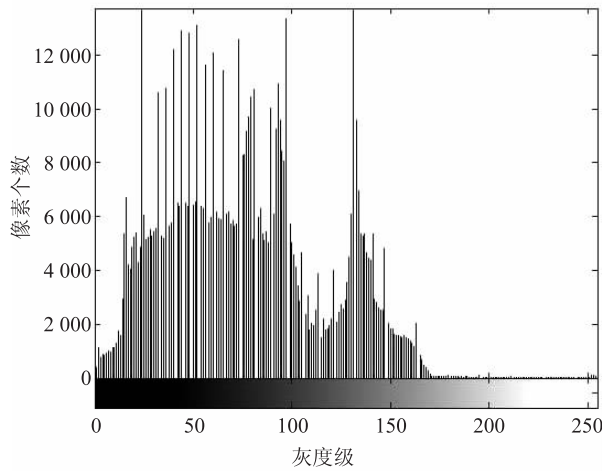
从表 1 和表 2 所示图片的分割结果来看,分割准则式(4)选取一定的参数 α 和 p 经验表达式中 β 值就能获得满意的分割效果,其根本原因在于将图像灰度级样本从欧氏空间变换到再生核空间时,核阈值分割法改变了灰度图像直方图所对应的灰度级概率分布所导致的。本文以使用怀表图片为例来说明核空间散度阈值法的有效性(如图 3 所示),其中欧氏空间灰度级概率分布是利用灰度级直方图估计的,而核空间灰度级概率分布估计方法为

$$kp'(i) = \frac{kp(i)}{\sum_{l=0}^{L-1} kp(l)}, i = 0, 1, \dots, L - 1$$

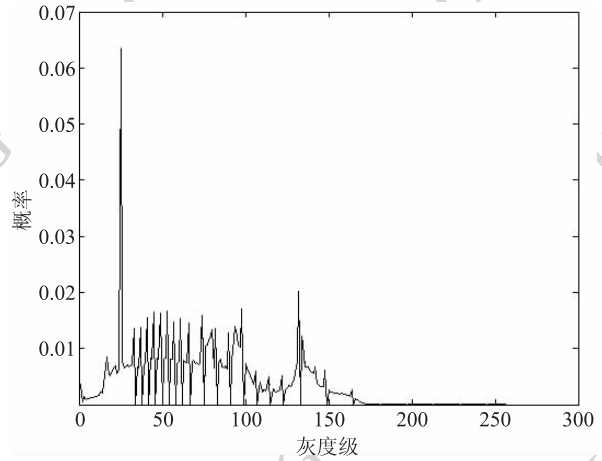
$$式中, kp(l) = \begin{cases} h(l)K_{\alpha}(l, m_0(t^*)) & 0 \leq l \leq t^* \\ h(l)K_{\alpha}(l, m_1(t^*)) & t^* < l \leq L - 1 \end{cases}$$

t^* 是灰度图像使用核空间散度阈值法所获得的最佳阈值, $h(i)$ 是灰度级直方图概率(即欧氏空间灰度级概率)。

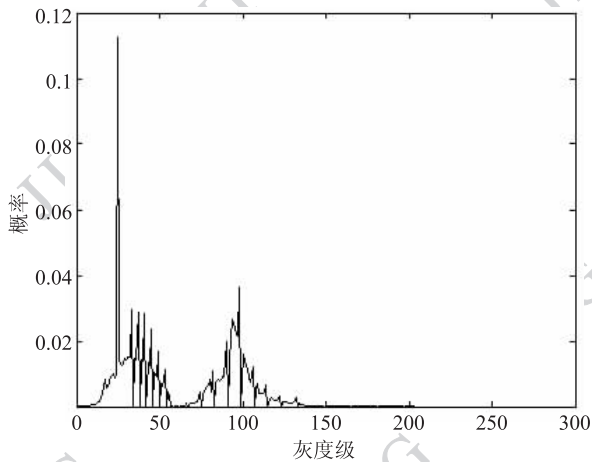
从图 3 所示的怀表图像灰度级概率分布发生变化的情况来看,核空间阈值法将图像灰度级从欧氏空间变换到再生特征空间,其灰度级概率分布发生了变化,出现了明显的双峰状态,有利于图像阈值分割需要。该结论与核函数变换能改善欧氏空间样本之间不可分性^[14]的本质是相同的。



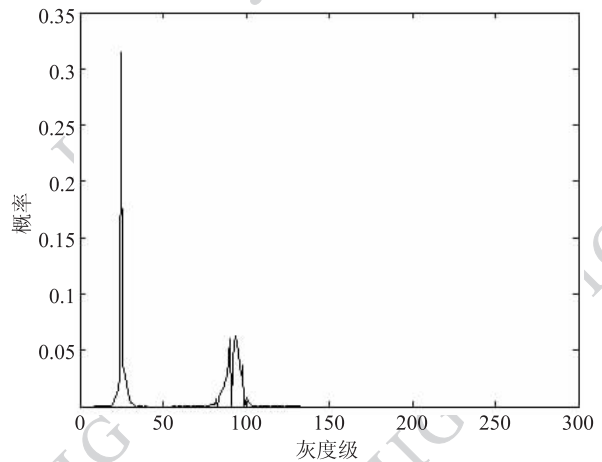
(a) 灰度图像直方图



(b) 欧氏空间灰度级概率分布



(c) 核空间灰度级概率分布 (参数 $\alpha=10^3, \beta=10^{-1}, t^*=56$)



(d) 核空间灰度级概率分布 (参数 $\alpha=0, \beta=10^{-2}, t^*=40$)

图 3 不同空间灰度级概率分布情况

Fig. 3 The probability distributions of gray levels in different gray space

6.5 不良光照图片的分割测试

针对不良光照图像采用传统阈值分割法很难达到理想的分割效果,于是本文采用核空间的散度阈

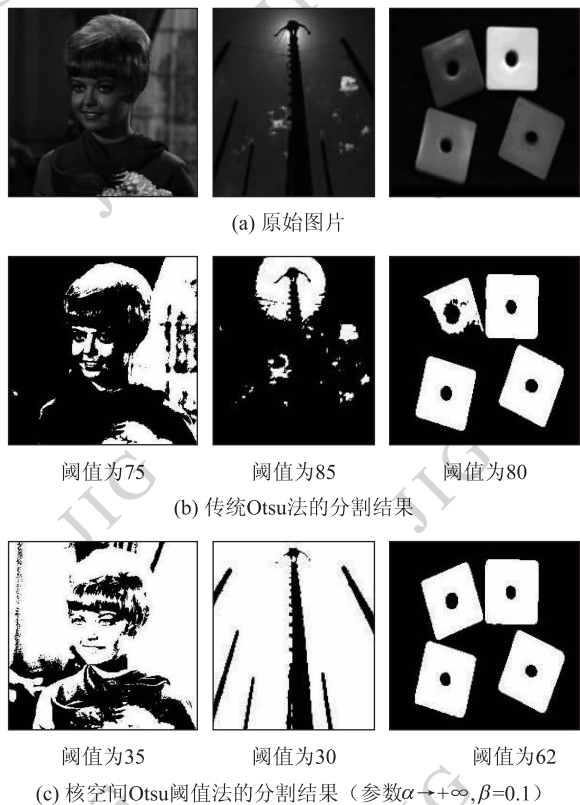


图4 典型不良光照图片的分割测试

Fig.4 Segmentation tests of typical uneven illumination images

从上述图4和图5所示的6幅图片分割测试结果来看,核空间参数型Bregman阈值法是有效的。

6.6 如何选取分割准则的参数值

针对实际应用核空间散度阈值法进行图像分割时,首先考虑选取参数 α 取值为 10^5 ,将分割准则式(4)简化为核空间的Otsu分割法,并考虑参数 β 选取为 $10^3, 10^2, 10, 5, 1, 0.1, 0.01, 0.001$ 等典型值;其次考虑选取参数 α 取值为0,将分割准则式(4)简化为核空间的交叉熵分割法,并考虑选取参数 β 为 $10^3, 10^2, 10, 5, 1, 0.1, 0.01, 0.001$ 等典型值。另外,如何从众多典型值中选取参数 β 的最优值?当前有效的办法是采用图像分割效果评价函数^[19]为指导,以便自适应选取近似最佳参数。

7 结 论

本文提出了核空间的参数化Bregman散度分割

值法对其分割,以便能获得分割结果满足实际需要,限于篇幅有限,这里仅给出6幅图片的测试结果(如图4和图5所示)。



图5 实际生活图片的分割测试

Fig.5 Segmentation tests of practical images

准则,它能将著名的Otsu分割法和交叉熵分割法统一在核空间的最小偏差阈值分割准则中。核空间的Otsu分割法和交叉熵分割法能改善现有这两种经典分割法的分割性能,在生物医学图像和遥感图像的分割中将会发挥积极的作用。本文工作所面临的问题是如何自动选取核空间的参数化Bregman散度分割准则中的参数 α 和 β ,使得图像分割能获得满意的分割。下一步工作将采用分割效果评价函数为指导,探讨其参数 α 和 β 的最佳选取问题。

另外,可将本文思想推广至现有众多阈值分割法,得到其核化阈值分割新方法,以便改善众多阈值分割法的分割性能,对于图像分割理论的发展将产生深远意义。

参考文献(References)

[1] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques

- [J]. Pattern Recognition Letters, 1993, 26(9):1277-1294.
- [2] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Image, 2004, 13(1):145-165.
- [3] Otsu N. A threshold selection method from histogram[J]. IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [4] Li C H, Lee C K. Minimum cross-entropy thresholding[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(5):617-625.
- [5] Pal N R. On Minimum cross-entropy thresholding[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(4):575-580.
- [6] Lu J, Wang R S. An improved approach to minimum cross-entropy thresholding[J]. Computer Engineering & Science, 1999, 21(4):69-73. [陆军, 王润生. 一种改进的最小互熵门限法[J]. 计算机工程与科学, 1999, 21(4):69-73.]
- [7] Kurita T, Otsu N, Abdelmalek N. Maximum likelihood thresholding based on population mixture models[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(10):1231-1240.
- [8] Kittler J, Llingworth J. Minimum error thresholding[J]. Pattern Recognition, 1986, 19(1):41-47.
- [9] Pal N R, Pal S K. Image model, Poisson distribution and object extraction[J]. Int. J. Patt. Recog. and Artif. Intell., 1991, 5(3):459-483.
- [10] Zhao Z, Blahut R E. On the asymptotic consistency of minimum divergence and least-square principles[J]. IEEE Trans. Information Theory, 2007, 53(9):3283-3287.
- [11] Wang Yong, Hu Baogang. A study on integrated evaluating kernel classification performance using statistical methods[J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(6):942-952. [王泳, 胡包钢. 应用统计方法综合评估核函数分类能力的研究[J]. 计算机学报, 2008, 31(6):942-952].
- [12] Luo L K. Kernel choosing for support vector machine[D]. Xiamen: Xiamen University, 2007. [罗林开. 支持向量机的核选择[D]. 厦门: 厦门大学, 2007.]
- [13] Girolami M. Mercer kernel-based clustering in feature space[J]. IEEE Trans. Neural Network, 2002, 13(3):780-784.
- [14] Zhang L, Zhou W D, Jiao L C. Kernel clustering algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(6):587-590. [张莉, 周伟达, 焦李成. 核聚类算法[J]. 计算机学报, 2002, 25(6):587-590].
- [15] Fillippone M, Camastra F, Masulli F, et al. A survey of kernel and spectral methods for clustering[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(1):176-190.
- [16] Neji R, Fleury G, Deux J F, et al. Support driven Markov random fields towards DTI segmentation of the human skeletal muscle [C]//ISBI International Symposium on Biomedical Imaging. USA: IEEE Press, 2008:923-926.
- [17] Fan J L. Study on new fuzzy clustering Algorithms and clustering validity questions[D]. Xi'an: Xidian University, 1998. [范九伦. 模糊聚类新算法和聚类有效性问题的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 1998.]
- [18] Banerjee A, Merugu S, Dhillon I S, et al. Clustering with Bregman divergences[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2005, 6(6):1705-1749.
- [19] Wu C M. Otsu thresholding method based on kernel space[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010, 25(6):761-765. [吴成茂. 基于核空间的 Otsu 阈值法[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(6):761-765].
- [20] Kevin M. Image segmentation, evaluation, and applications [D]. Dublin: Dublin City University, 2009.