



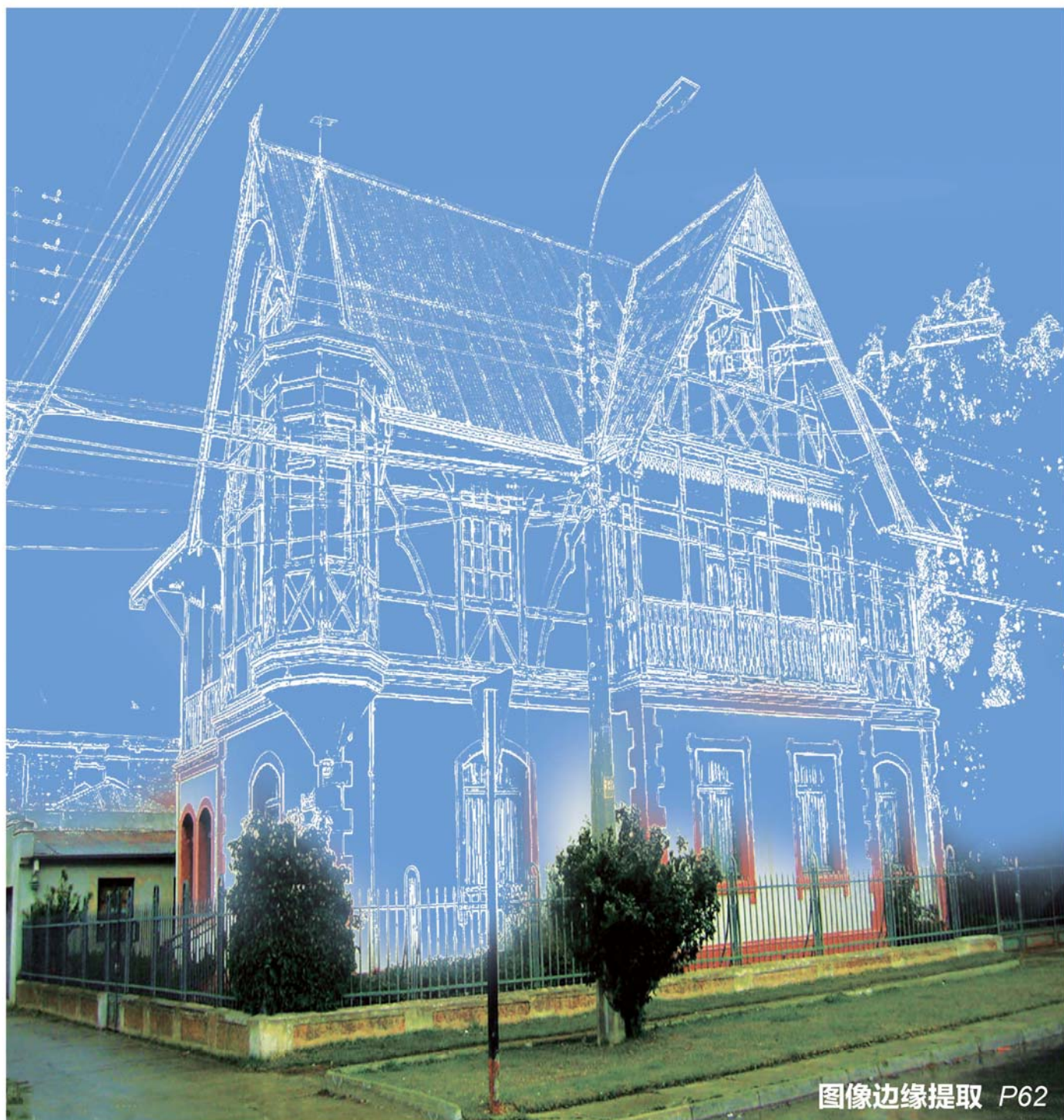
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所  
中国图象图形学学会  
北京应用物理与计算数学研究所

# 中国图象图形学报

2014  
01  
VOL.19

ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB



图像边缘提取 P62



第19卷第1期（总第213期）

2014年1月16日

中国精品科技期刊  
中国国际影响力优秀学术期刊  
中国科技核心期刊

## 版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

## Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所  
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

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司  
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

**Journal of Image and Graphics**

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS  
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of  
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation  
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

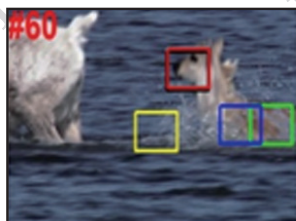
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

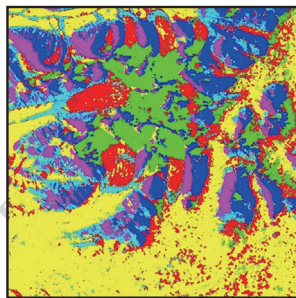
国内定价 50.00元



基于 $L_2$ 范数最小化的实时目标跟踪(第36页)



数字地球渲染中单精度浮点数误差改正(第119页)



全极化合成孔径雷达影像地形纠正及其在雪冰制图中的应用(第150页)

## 图像处理和编码

图像阈值化的自适应粗糙熵方法

吴涛 ..... 0001

利用局部极值点特性的多聚焦图像快速融合

杨达, 王孝通, 徐冠雷, 吴俊波 ..... 0011

摄像机位姿的高精度快速求解

李书杰, 刘晓平 ..... 0020

整数变换实现大容量图像无损信息隐藏

邱应强 ..... 0028

## 图像分析和识别

基于 $L_2$ 范数最小化的实时目标跟踪

齐美彬, 杨勋, 杨艳芳, 陆磊, 蒋建国 ..... 0036

利用七宫格的遮挡车辆凹性检测与分割

刘万军, 陈虹宇, 姚雪, 曲海成 ..... 0045

基于体素的人手结构自动估测

姚争为, 潘志庚 ..... 0054

结合高斯加权距离图的图像边缘提取

贾迪, 孟祥福, 孟琰, 董娜, 方金凤 ..... 0062

基于标定的任意半径柱面上2维条形码畸变校正

王伟, 何卫平, 郭改放, 牛晋波, 曹西征 ..... 0069

面向惯性约束聚变实验靶图像的快速椭圆检测

吴倩, 邹伟, 徐德, 张峰 ..... 0076

融合MBP和EPMOD的人脸识别

闫海婷, 王玲, 李昆明, 刘机福 ..... 0085

遮挡目标的分片跟踪处理

张彦超, 许宏丽 ..... 0092

## 图像理解和计算机视觉

多尺度分析的运动注意力计算

刘龙, 樊波阳 ..... 0101

多尺度空间判别性概率潜在语义分析的场景分类

季海峰, 高隽, 郑鹏, 王婧 ..... 0109

## 计算机图形学

数字地球渲染中单精度浮点数误差改正

李尚林, 郑利平, 张静, 杨柳青 ..... 0119

## 医学图像处理

小波与双边滤波的医学超声图像去噪

张聚, 王陈, 程芸 ..... 0126

Contourlet变换系数加权的医学图像融合

张鑫, 陈伟斌 ..... 0133

## 遥感图像处理

滑坡高分辨率遥感多维解译方法及其应用

鲁学军, 史振春, 尚伟涛, 周和颐 ..... 0141

全极化合成孔径雷达影像地形纠正及其在雪冰制图中的应用

符思涛, 李震, 田帮森 ..... 0150

结合邻域相关影像与最大相关性最小冗余性特征选择的面向对象变化检测

邹利东, 潘耀忠, 朱文泉, 周公器, 李宜展 ..... 0158

# CONTENTS

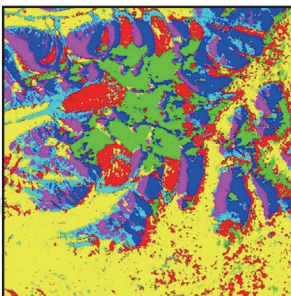
## JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Real-time object tracking based on  $L_2$ -norm minimization(P36)



Correction method of single-precision floating-point error for digital Earth rendering(P119)



Topographic correction of polarimetric synthetic aperture radar and its application in snow and ice mapping(P150)

### Image Processing and Coding

- Adaptive rough entropy method for image thresholding ..... 0001  
Wu Tao
- Multi-focus image fusion based on properties of local extrema ..... 0011  
Yang Da, Wang Xiaotong, Xu Guanlei, Wu Junbo
- An accurate and fast algorithm for camera pose estimation ..... 0020  
Li Shujie, Liu Xiaoping
- Large capacity lossless information hiding in images using integer transform ..... 0028  
Qiu Yingqiang

### Image Analysis and Recognition

- Real-time object tracking based on  $L_2$ -norm minimization ..... 0036  
Qi Meibin, Yang Xun, Yang Yanfang, Lu Lei, Jiang Jianguo
- Detection and segmentation of occluded vehicles based on seven grids ..... 0045  
Liu Wanjun, Chen Hongyu, Yao Xue, Qu Haicheng
- Automatic calibration of hand structures based on voxel data ..... 0054  
Yao Zhengwei, Pan Zhigeng
- Image edge extraction combined with a Gaussian weighted distance graph ..... 0062  
Jia Di, Meng Xiangfu, Meng Lu, Dong Na, Fang Jinfeng
- Restoration of distorted 2D barcode marked on arbitrary radius cylinder based on calibrated camera ..... 0069  
Wang Wei, He Weiping, Guo Gaifang, Niu Jinbo, Cao Xizheng
- Fast ellipse detection for target images in ICF experiment ..... 0076  
Wu Qian, Zou Wei, Xu De, Zhang Feng
- Face recognition by fusing MBP and EPMOD ..... 0085  
Yan Haiting, Wang Ling, Li Kunming, Liu Jifu
- Fragments tracking under occluded target ..... 0092  
Zhang Yanchao, Xu Hongli

### Image Understanding and Computer Vision

- Multi-scale analysis based motion attention computation ..... 0101  
Liu Long, Fan Boyang
- Scene classification based on multi-scale spatial discriminative probabilistic latent semantic analysis ..... 0109  
Ji Haifeng, Gao Jun, Zheng Peng, Wang Jing

### Computer Graphics

- Correction method of single-precision floating-point error for digital Earth rendering ..... 0119  
Li Shanglin, Zheng Liping, Zhang Jing, Yang Liuqing

### Medical Image Processing

- Despeckling for medical ultrasound images based on wavelet and bilateral filter ..... 0126  
Zhang Ju, Wang Chen, Cheng Yun
- Medical image fusion based on weighted Contourlet transformation coefficients ..... 0133  
Zhang Xin, Chen Weibin

### Remote Sensing Image Processing

- The method and application of multi-dimension interpretation for landslides using high resolution remote sensing image ..... 0141  
Lu Xuejun, Shi Zhenchun, Shang Weitao, Zhou Heyi
- Topographic correction of polarimetric synthetic aperture radar and its application in snow and ice mapping ..... 0150  
Fu Sitao, Li Zhen, Tian Bangsen
- The object-oriented change detection based on neighborhood correlation images and the minimum-redundancy-maximum-relevance feature selection ..... 0158  
Zou Lidong, Pan Yaozhong, Zhu Wenquan, Zhou Gongqi, Li Yizhan

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)01-0001-10

论文引用格式: 吴涛. 图像阈值化的自适应粗糙熵方法[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(1): 1-10. [DOI:10.11834/jig.20140101]

# 图像阈值化的自适应粗糙熵方法

吴涛

湛江师范学院信息科学与技术学院, 湛江 524048

**摘要:** **目的** 图像阈值化将灰度图像转换为二值图像,被广泛应用于多个领域。因实际工程应用中固有的不确定性,自动阈值选择仍然是一个极具挑战的课题。针对图像自动阈值化问题,提出了一种利用粗糙集的自适应方法。**方法** 该方法分析了基于粗糙集的图像表示框架,建立了图像粗糙粒度与局部灰度标准差的相互关系,通过最小化自适应粗糙粒度准则获得最优的划分粒度。进一步在该粒度下构造了图像目标和背景的上下近似集及其粗糙不确定度,通过搜索灰度级最大化粗糙熵获得图像最优灰度阈值,并将图像目标和背景的边界作为过渡区,利用其灰度均值作为阈值完成图像二值化。**结果** 对本文方法通过多个图像分3组进行了实验比较,包括3种经典阈值化方法和一种利用粗糙集的方法。其中,本文方法生成的可视化二值图像结果远远优于传统粗糙集阈值化方法。此外,也采用了误分率、平均结构相似性、假阴率和假阳率等指标进一步量化评估与比较相关实验结果。定性和定量的实验结果表明,本文方法的图像分割质量较高,性能稳定。**结论** 本文方法适应能力较好,具有合理性和有效性,可以作为现有经典方法的有力补充。

**关键词:** 图像分割;粗糙集;粗糙粒度;粗糙熵;过渡区阈值化

## Adaptive rough entropy method for image thresholding

Wu Tao

School of Information Science and Technology, Zhanjiang Normal University, Zhanjiang 524048, China

**Abstract:** **Objective** For a segmentation method to be useful it must be fast, easy to use, and produce high quality segmentations. It is clear that only few algorithms can offer this combination under various conditions. Thresholding is a popular image segmentation method that converts a gray level image into a binary image, and it has been widely applied in many fields. However, uncertainty is an inherent part of image thresholding in real world applications, and the automatic selection of optimum thresholds is still a challenge. In order to select the optimal threshold for image segmentation, an adaptive method based on rough set is proposed. **Method** The proposed method analyzes the rough set-based framework for image representation, establishes the relation between image rough granularity and local grayscale standard deviation, and obtains the optimal partition granularity by minimizing the adaptive rough granularity criteria. Next, the method defines the upper and lower approximation for image object and background, as well as the corresponding rough measure, and then produces the optimal grayscale by searching gray levels to maximize rough entropy. Finally, taking the boundary of object and background as transition region, the method achieves image thresholding according to the mean grayscale of the transition region. We have developed a program for the proposed method using MATLAB. **Result** The proposed method needs no input parameter, and its time complexity is approximately linear related to the size of the original image. Theoretically, the pro-

收稿日期:2013-05-09;修回日期:2013-07-02

**基金项目:**国家重点基础研究发展计划(973)基金项目(2012CB719903);广东高校优秀青年创新人才培养计划项目(2012LYM\_0092);湛江师范学院科学研究项目博士专项(ZL1301);中央高校基本科研业务费专项基金项目(201121302020010);广东省自然科学基金项目(S2012010009759);广东省教育科学十二五规划教育信息技术研究项目(11JXN026)

**第一作者简介:**吴涛(1980—),男,讲师,2012年于武汉大学获计算机软件与理论专业工学博士学位,主要研究方向为智能图像处理、认知物理学等。E-mail:taowu0706@gmail.com

posed method is efficient, and the segmented result is produced within 5 seconds for an image with the length and width of 256 in practice. By three groups of experiments on a variety of synthetic and real images, whose gray level are all 256, the performance of the proposed method is compared with the published results from three traditional state-of-art algorithms, and a rough set-based algorithm is also involved in the comparison, which have also been implemented under MATLAB 2007b environment. On one hand, we provide a qualitative comparison of our output against these relative algorithms. Compared with the rough set-based algorithm, the experimental results suggest the proposed method is effective to yield the approximately ideal results, that is, ground-truth images. On the other hand, the quantitative results are also reported using five measure metrics, including misclassification error, mean structural similarity, false negative rate, and false positive rate, which always lies between 0 and 1. Compared with three traditional state-of-art algorithms, the proposed method outperforms the other methods, demonstrating the highest score in most cases. The proposed method obtains the adaptive window size to construct rough set related with the upper and lower approximation for the image object and the background, and then segments the image based on the transition region determined by the rough set. These processes are proved to improve the segmentation result. In summary, it is indicated by the quantitative and qualitative experiments that, the proposed method performs good and robust image thresholding results, especially for non-destructive testing images. **Conclusion** We can conclude that, our technique based on rough entropy has preferable adaptive performance and is superior to other existing methods. The proposed method is reasonable and effective, and can be as a powerful alternative to the traditional methods.

**Key words:** image segmentation; rough set; rough granularity; rough entropy; transition region-based thresholding

## 0 引言

图像分割是高层次图像处理与分析的基础环节,在医学影像处理等众多领域已经取得了广泛应用,其中大多数应用都期望图像分割方法效果较好、性能稳定<sup>[1-3]</sup>。现有的分割方法可大致分为阈值法、边缘法、区域法等,其中阈值法因其简单高效而备受关注,最大类间方差法(Otsu)、最大熵法(Kapur)及最小误分率法(Kittler)等被作为这类方法的经典代表<sup>[2]</sup>,其基本思想是通过某种准则或模型建立图像的特征描述,并选择合适的灰度阈值将图像分成目标和背景,按照所采用的阈值个数可分为单阈值和多阈值方法。虽然已经历了数十年的发展,研究者们也做出了持续不断的努力,提出了大量有针对性的算法,但是,由于受外界环境、噪声污染、数据采集设备及目标自身等因素的影响<sup>[3-4]</sup>,图像分割(包括图像阈值化)仍然是一个极富挑战性的开放性研究课题。

近年来,利用粗糙集的图像阈值化方法受到了学者们的关注。粗糙集由波兰学者 Pawlak 首先提出<sup>[5]</sup>,是一种刻画不完整性和不确定性的数学工具理论。最近,Hassanien 等人提供了关于粗糙集图像处理方法的全面综述<sup>[6]</sup>,Sankar 等人认为图像的背景和目标之间存在一类渐变灰度的不易区分像素集,可通过目标或背景的粗糙集上下近似描述,在此

基础上建立一个基于粗糙集的图像分割框架<sup>[7]</sup>。在该框架下,Pattaraintakom 等人提出了医学图像分割的应用<sup>[8]</sup>,Mayszko 等人提出了利用粗糙集的多阈值图像分割方法<sup>[9-10]</sup>,类似的,邓廷权等人侧重于利用变精度粗糙集的模型扩展和利用群进化算法的性能改善等<sup>[11]</sup>,提出了结合粗糙集和群进化算法的改进方法。

本文认为,利用粗糙集的图像阈值化方法尚存在以下两个关键问题有待解决:一是人为指定图像初始划分的子块大小,缺乏以图像特征为基础的自适应方法,不利于在最佳粒度下发现像素分类;二是直接采用最大粗糙熵对应的灰度阈值进行最终图像二值化,缺乏以过渡区为基础的有效方法,不利于过渡区像素的不确定性划分。这两个问题都将不利于图像不确定性处理,并可能导致有疑问的阈值化结果、甚至无效分割。

在上述背景下,分析图像粗糙集表示的理论基础,建立图像粗糙粒度及其自适应优选准则,针对单阈值图像分割问题,提出了遵循图像客观实际的自适应粗糙熵算法。

## 1 利用粗糙集的图像表示

### 1.1 图像粗糙集

单阈值分割可视作将图像分成目标  $O$  或背景  $B$  的二类标号问题。设图像灰度级为  $L$ ,即像素灰

度值可能为  $\{0, 1, \dots, L-1\}$ 。为便于描述,假定目标灰度值大于背景灰度值,反之,情况类似。

设  $\{P(x_p, y_p) \mid x_p \in [1, h], y_p \in [1, w], x_p, y_p \in \mathbf{Z}\}$  是 2 维图像像素所构成的有限空间,记作  $U$ 。 $U$  上的映射  $g: U \rightarrow \{0, 1, \dots, L-1\}$  是指像素  $P$  处的灰度值用  $g(P)$  表示,任意图像可由有序二元组  $\langle U, g \rangle$  唯一确定,  $h$  和  $w$  是图像的高、宽,  $x_p$  和  $y_p$  表示像素  $P$  的离散采样坐标。

给定图像像素集合  $U$ , 用大小为  $m \times n$  的不重叠窗口将  $U$  划分成若干互不相交的子集, 其中  $m$  和  $n$  是水平、垂直的窗宽<sup>[7]</sup>。该窗口操作建立了  $U$  上的等价关系  $R_{mn}$ , 由此诱导出对应的  $N$  个等价类  $[P_i]_{R_{mn}} = \{P_j \mid P_i R_{mn} P_j\}$ 。实际上就是通过上述不重叠窗口操作所获得的  $N$  个不相交图像子区域, 其中  $N = (hw)/(mn)$ 。根据粗糙集的定义, 给定近似空间  $\langle U, R_{mn} \rangle$ , 目标  $O$  和背景  $B$  对应的像素集不可能直接表示为等价类 (也称基本粒或范畴) 的并, 本质上就构成了目标  $O$  和背景  $B$  的  $R_{mn}$  粗糙集。每个等价类就是图像粗糙集的粒, 记为  $G_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。

以图 1(a) 所示的图像为例, 浅灰色背景上包含一个深灰色圆形目标, 理想的二值化如图 1(b) 所示, 除非邻域窗口为 1 个像素 (此时使用粗糙集就失去意义), 否则理想的目标圆形边界根本无法直接用多个子区域的并集表示。即在关系  $R_{mn}$  的支持下, 理想的目标和背景无法简单地使用等价类的并集表示, 可称  $R_{mn}$  不可定义。由此诱导图像目标  $O$  和背景  $B$  的粗糙集, 上下近似集如图 1(c) 所示。

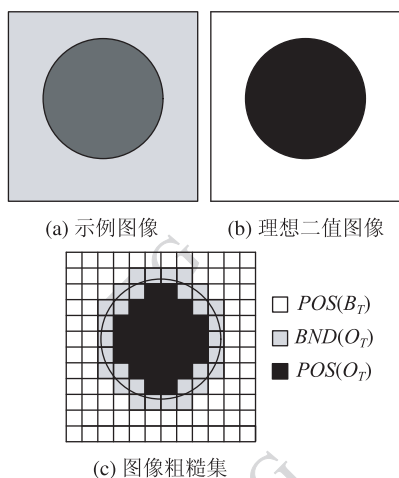


图 1 示例图像及其粗糙集近似

Fig. 1 Sample image and its rough set approximation

对于任意给定的灰度阈值  $T$ , 图像目标和背景

的上下近似集可形式化记<sup>[7]</sup>为

$$\underline{O}_T = \bigcup_{i=1}^N \{G_i \mid \forall_{P_j \in G_i} g(P_j) > T\} \quad (1)$$

$$\bar{O}_T = \bigcup_{i=1}^N \{G_i \mid \exists_{P_j \in G_i} g(P_j) > T\} \quad (2)$$

$$\underline{B}_T = \bigcup_{i=1}^N \{G_i \mid \forall_{P_j \in G_i} g(P_j) \leq T\} \quad (3)$$

$$\bar{B}_T = \bigcup_{i=1}^N \{G_i \mid \exists_{P_j \in G_i} g(P_j) \leq T\} \quad (4)$$

根据式(1)~(4)的上、下近似集合中图像目标和背景的关系, 图像论域空间  $U$  被划分成互不相交的 3 个部分, 即正域、负域、边界, 可分别形式化为

$$POS(O_T) = \underline{O}_T, POS(B_T) = \underline{B}_T \quad (5)$$

$$NEG(O_T) = U - \bar{O}_T, NEG(B_T) = U - \bar{B}_T \quad (6)$$

$$BND(O_T) = \bar{O}_T - \underline{O}_T, BND(B_T) = \bar{B}_T - \underline{B}_T \quad (7)$$

式中,  $POS()$  表示正域,  $NEG()$  表示负域,  $BND()$  表示边界。

事实上, 任意图像的边界具有一致性, 即在式(7)中有  $BND(O_T) = BND(B_T)$ 。本文仅关注图像目标和背景分割问题, 式(5)对于解决该问题更有意义,  $POS(O_T) = \underline{O}_T$  表示肯定属于目标  $O$  的像素,  $POS(B_T) = \underline{B}_T$  表示肯定属于背景  $B$  的像素, 一旦能够获得合适的灰度阈值  $T$ , 这两部分就容易区分。

虽然式(7)中的边界能够直接求得对应的结果, 但是由于图像近似空间的粗糙不确定性, 这部分像素的归属本质上最不易划分, 也不宜直接采用灰度阈值  $T$  获得这部分像素。这是因为, 通常图像边界或过渡区的灰度变化本身就是渐变, 鲜有突变, 直接鲁莽地使用硬阈值将图像边界划分成背景和目标可能导致不符客观实际的二值化结果。

以图 1(a) 所示图像为例, 背景的正域、目标的正域、背景和目标的边界等示意图分别如图 1(c) 所示。此外, 从图 1 也可以发现, 对于图像来说,  $m$  和  $n$  的大小不同, 等价关系  $R_{mn}$  也有所不同, 导致所获得的等价类、商集、图像子块划分等都会不同, 后续环节显然可能产生不同的阈值。换句话说,  $m$  和  $n$  的大小直接影响到图像阈值化的结果。

## 1.2 图像粗糙熵与粗糙粒度

在式(2)(4)(7)的支持下, 设任意给定的灰度阈值为  $T$ , 根据粗糙集不确定度的定义, 图像目标  $O$  和背景  $B$  的粗糙度分别为

$$\begin{aligned} r_{O_T} &= |BND(O_T)| / |\bar{O}_T| \\ r_{B_T} &= |BND(B_T)| / |\bar{B}_T| \end{aligned} \quad (8)$$

在式(8)基础上可定义图像近似系统  $\langle U, R_{mn} \rangle$  的不确定性度量,即粗糙熵,可选的熵原型包括 Shanon 熵、Tsallis-Havrda-Charvat 熵、Renyi 熵等形式<sup>[12]</sup>,本文采用

$$E_{R_{mn}}(T) = -(r_{O_T} \log r_{O_T} + r_{B_T} \log r_{B_T})/2 \quad (9)$$

物理学中粒度是指对物体对象划分的细致程度,借鉴这种思路,定义图像近似系统的粗糙粒度考察图像处理的细致程度。给定图像近似空间  $\langle U, R_{mn} \rangle$ ,  $U/R_{mn} = \{G_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ ,  $U$  上等价关系  $R_{mn}$  的粗糙粒度为

$$\rho(R_{mn}) = \frac{1}{|U|^2} \sum_{i=1}^N |G_i|^2 = \frac{(mn)/(hw)}{(mn)/(hw)} \quad (10)$$

式中,  $\sum_{i=1}^N |G_i|^2$  表示  $\bigcup_{i=1}^N (G_i \times G_i)$  上的等价关系中所有元素的个数。

粗糙粒度  $\rho(R_{mn}) \in [1/(hw), 1]$  与指定阈值  $T$  无关,仅确定图像粒  $G_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,刻画了图像近似空间的粗糙程度。粗糙程度越低,图像处理越精细,时间复杂度也越高,反之亦然。对于相同的窗宽  $mn$ ,图像尺寸  $hw$  越大,粗糙粒度越小;对于同一幅图像,窗宽  $mn$  越大,粗糙粒度越大。

图2是不同粗糙粒度下的像素划分情况,对比图1和图2,  $m$  和  $n$  不同,粗糙粒度也不同,所导致的等价类不同,由此诱导了不同的像素划分方式,当然,可以粗略看出图1的粗糙粒度更合适。结合式(10)也可以看出,图像近似空间上粗糙粒度随着图像子块划分的细致程度单调减少,即图像划分越细,粗糙粒度越小。

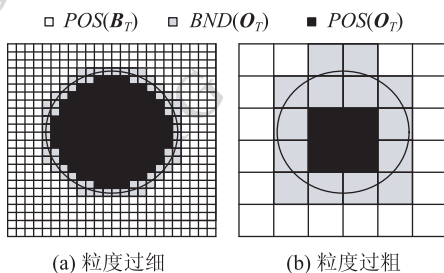


图2 不同粗糙粒度下的像素划分

Fig. 2 Pixels partition with different rough granularity

当  $m = n = 1$  时,粗糙粒度  $\rho(R_{mn}) = 1/(hw)$ ,此时粒度最小,粗糙集的粒是一个像素,目标和背景的

上近似集与下近似集分别相等,边界为空,粗糙集退化为精确集;另一方面,当  $m = h, n = w$  时,粗糙粒度  $\rho(R_{mn}) = 1$ ,此时粒度最大,粗糙集的粒是整个图像,目标和背景的边界均为整个图像。在上述极端情况下,利用粗糙集的图像阈值化都将失去意义。因此,如何选择粗糙粒度是关键问题之一。目前主要采用人工指定的方法,但在缺乏图像先验知识的情况下,即使仔细挑选,也必然存在疑问和弊端。

## 2 自适应的粗糙粒度

### 2.1 局部灰度标准差

局部灰度标准差  $LGSD$  是指任意图像粒  $G_i$  的内部所有像素灰度值的标准差,其形式化为

$$LGSD(G_i) = \left( \frac{1}{|G_i|} \sum_{P_j \in G_i} (g(P_j) - \bar{g}_{G_i})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

式中,  $\bar{g}_{G_i} = \sum_{P_j \in G_i} g(P_j) / |G_i|$  是  $G_i$  的灰度均值。

$LGSD$  值反映了图像局部子区域(图像粒  $G_i$ ) 的灰度同质程度。同质程度越高,  $LGSD$  越小。本文认为,局部灰度标准差  $LGSD$  与粗糙粒度  $\rho$  存在以下重要关联:

1) 局部灰度标准差  $LGSD$  和粗糙粒度  $\rho$  都与图像粒直接相关、由等价关系  $R_{mn}$  确定。

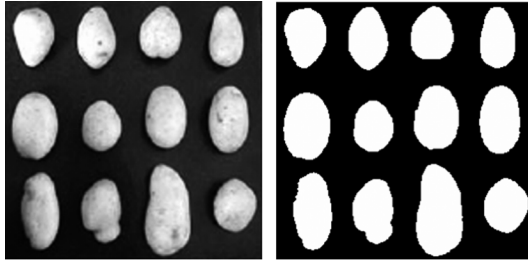
2)  $LGSD$  均值随着  $\rho$  的增大而单调增加。这是因为,粗糙粒度增大意味着邻域窗宽变大,局部像素同质的可能性越小,导致灰度值分散程度增大。

3)  $LGSD$  标准差随着  $\rho$  的增大近似呈现的趋势为:先单调递增、达到极值后再单调递减。

对同一图像,当  $\rho$  较小时,划分窗宽  $mn$  也较小,在尺寸小于目标时,图像邻域的局部像素同质程度较高,像素具有极强的空间依赖,总体上  $LGSD$  较小且差异不大,  $LGSD$  标准差较小。当  $\rho$  增大至窗宽  $mn$  近似等于目标时,图像邻域的局部像素同质程度较高、空间依赖性最弱,但由于目标不同而存在同质差异,不同目标对应的邻域之间  $LGSD$  也有所区别,此时  $LGSD$  标准差可达极值。当  $\rho$  继续增大时,图像邻域的局部像素同质程度均较低,像素之间空间依赖性逐渐增加,总体上  $LGSD$  都较大且差异较小,因此,  $LGSD$  标准差也较小。

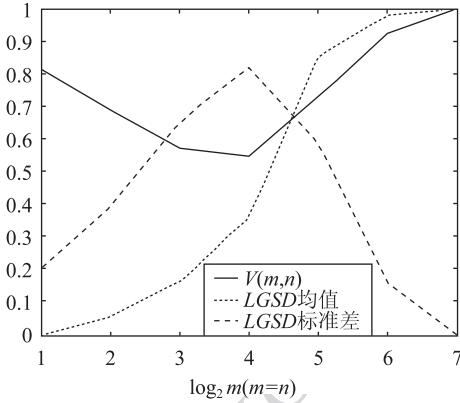
这里以图3(a)所示  $h = w = 256$  的 potatoes 图像为例,下文实验1将进一步验证,图3(b)为人工

参考图像(ground-truth image)。统计不同粗糙粒度下的局部灰度标准差分布情况,为便于描述,仅列出了 $m=n$ 时,LGSD均值和标准差变化曲线,如图3(c)所示,上述关于LGSD与 $\rho$ 的分析具有合理性,随着 $mn$ 的增大, $\rho$ 单调递增,LGSD均值也单调递增,LGSD标准差则呈现先增后减的趋势。为便于比较,已将LGSD的均值和标准差归一化。



(a) potatoes 原始图像

(b) potatoes 参考图像



(c) potatoes 图像的LGSD均值、标准差及V值曲线

图3 不同粗糙粒度下的局部灰度统计特征

Fig. 3 Local grayscale statistical characteristic with different rough granularity

## 2.2 自适应粗糙粒度准则

当LGSD均值越小,同时LGSD标准差越大时, $\rho$ 具备达到极优值的趋势。即对给定图像,在尺寸 $hw$ 确定的情况下,邻域窗宽 $mn$ 最佳。设图像LGSD均值为 $\mu$ ,标准差为 $\sigma$ ,定义如下自适应准则

$$V(R_{mn}) = \exp(-\sigma/(1+\mu)) \quad (12)$$

$$\mu = \sum_{i=1}^N \text{LGSD}(G_i) / hw$$

$$\sigma = \left( \sum_{i=1}^N \frac{\text{LGSD}(G_i) - \mu}{hw} \right)^{\frac{1}{2}}$$

在不同粗糙粒度下,图像粒 $G_i$ 划分方式不同导致自适应准则 $V(R_{mn})$ 值不同。前述分析表明,当 $V(R_{mn})$ 取得最小值时, $\rho$ 可达到极优值,此时对应的

窗宽 $m^*$ 和 $n^*$ 可作为自适应划分的最佳值,即

$$(m^*, n^*) = \arg \min V(R_{mn}) \quad (13)$$

图4(a)列出了单对数坐标下式(12)准则 $V(R_{mn})$ 值随着式(10)的粗糙粒度 $\rho(R_{mn})$ 变化关系。不合适的 $\rho(R_{mn})$ 均会导致较大的准则值 $V(R_{mn})$ 。对于同一图像,两者均与等价关系 $R_{mn}$ 相关,仅由划分窗宽 $mn$ 直接确定。图4(b)展示了不同 $m$ 和 $n$ 所对应的准则值变化曲面,其中存在明显的极小值,容易通过式(13)最小化,获得最佳图像粗糙粒度。

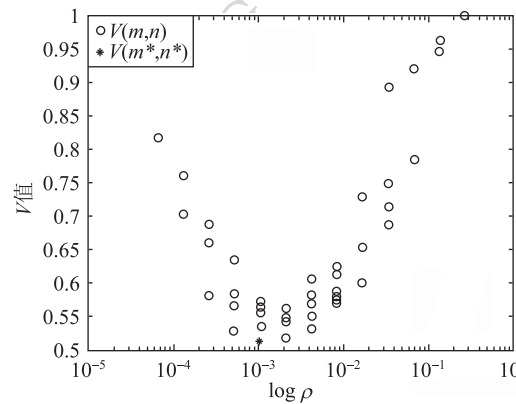
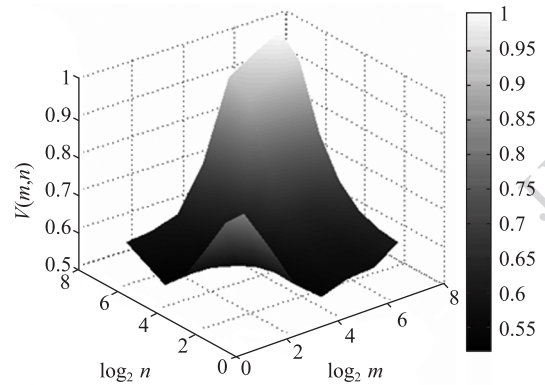
(a) V值随着 $\rho$ 的变化曲线(b) V值随着 $m,n$ 的变化曲面

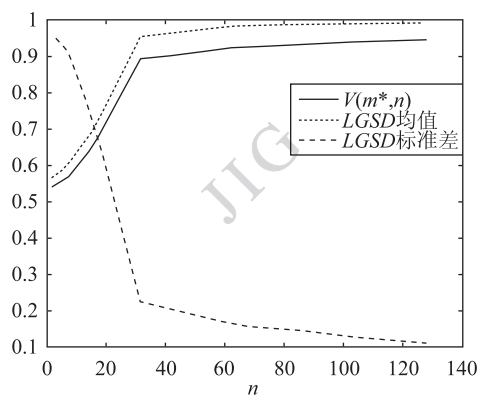
图4 不同粗糙粒度下的自适应准则值

Fig. 4 Adaptive criterion values with different rough granularity

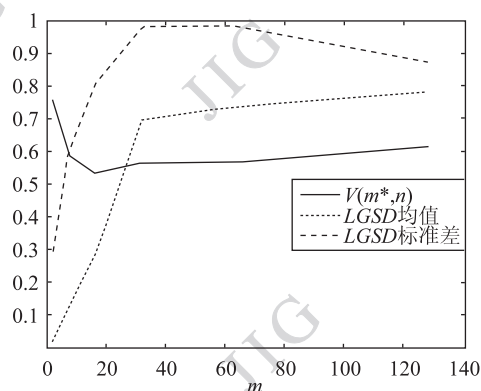
为了验证窗宽 $m,n$ 是否对称,图5分别列出了当最佳水平、垂直窗宽时,LGSD均值和标准差及自适应准则 $V$ 值等局部特征随着另一方向窗宽的变化情况。即使potatoes图像 $h=w$ ,但目标的宽高并不相等,局部特征的变化也完全不同。

当窗口取最优值 $m^*$ 时,随着 $n$ 增加,LGSD均值增大、标准差减小, $V$ 值变化趋势与LGSD均值近似。反之,当窗口取最优值 $n^*$ 时,随着 $m$ 增加,LGSD均值增大、标准差先增大后减小, $V$ 值变化趋

势与  $LGSD$  均值和标准差都不同。相比而言,取最优值  $n^*$  时,  $LGSD$  和  $V$  值更接近最佳情形,表明该图像水平方向对于二值化更重要,这与该图像目标在水平方向上灰度变化更复杂相符合。因此,图 5 从一定程度表明,目标非近似方形时,传统基于粗糙集的方法采用等距离窗宽是不合理的。



(a) 最佳  $m^*$  时, 局部特征随  $n$  的变化情况



(b) 最佳  $n^*$  时, 局部特征随  $m$  的变化情况

图 5 最优粗糙粒度下的局部灰度标准差和自适应准则值

Fig. 5 Local rayscale standard deviation and adaptive criterion value with optimal rough granularity

### 3 所提出的算法

#### 3.1 阈值自动确定方法

一旦利用式(13)自适应获得图像最优粗糙粒度及其对应的最优窗宽  $m^*$  和  $n^*$ , 等价关系  $R_{mn}$  就诱导出相应的等价类, 即图像粒  $G_i (i=1, 2, \dots, N)$ , 于是式(9)的粗糙熵中仅剩一个待定量  $T$ 。根据式(8), 图像粗糙不确定度越小, 图像目标和背景的粗糙程度越小, 所提取的目标和背景像素越精确。式(9)表明, 图像粗糙不确定度越小, 粗糙熵越大。最优灰度阈值  $T^*$  可通过即最大化图像粗糙熵实

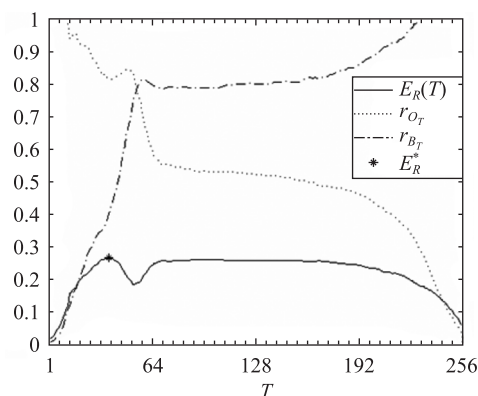
现, 即

$$T^* = \arg \max E_{R_{m^*n^*}}(T) \quad (14)$$

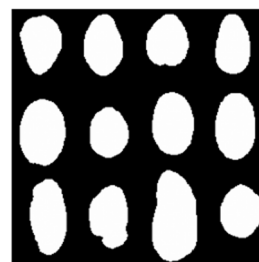
此时可利用式(14)确定图像分割的最优阈值, 现有文献<sup>[7,9-10]</sup>也均采用这种方法。但是, 本文认为, 传统方法没有考虑到图像过渡区的粗糙不确定性, 强制利用最大化粗糙熵的阈值获得分割结果, 未能准确把握图像过渡区的实际情况, 在过渡区像素划分为目标和背景时存在疑问。引入过渡区阈值化的思想<sup>[13]</sup>, 将图像目标和背景上下近似的边界视作过渡区, 提出了以下最优分割阈值确定方法

$$T_{\text{opt}} = \sum_{P \in BND(O_{T^*})} g(P) / |BND(O_{T^*})| \quad (15)$$

图 6(a) 是 potatoes 图像的最大化粗糙熵曲线  $E_R^*$  为粗糙熵曲线的最大值, 总体上, 低灰度背景的粗糙度随着灰度级的增加而增大, 高灰度目标的粗糙度则随着灰度级的增加而减小, 这符合该图像客观实际。为平衡式(8)中目标和背景的粗糙不确定度对于边界区域的影响, 最大化粗糙熵获得对应的灰度阈值  $T^*$ , 确定过渡区。如图 6(b) 所示, 给出了本文方法利用阈值  $T_{\text{opt}}$  对 potatoes 图像的最终二值化结果。与图 3(b) 的参考图像对比, 本文方法的结果在主观视觉上是可接受的。



(a) 最大化粗糙熵



(b) 阈值  $T_{\text{opt}}=93$  的结果

图 6 potatoes 图像阈值化

Fig. 6 Image thresholding for the potatoes image

### 3.2 算法描述

综上,本文算法具体步骤为:

1) 读取图像及其相关信息,包括  $U$ 、 $g$ 、 $h$ 、 $w$ 、 $L$  等。初始化  $m \in [2, h-1]$  和  $n \in [2, w-1]$ 。

2) 对满足  $h \equiv 0 \pmod{m}$  和  $w \equiv 0 \pmod{n}$  的候选窗宽  $m, n$ , 划分图像并建立  $U$  上的关系  $R_{mn}$ , 产生等价类, 即图像粒  $G_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。

3) 对所有粒度下的图像粒, 根据式(11)计算局部灰度标准差  $LGSD$ , 利用式(12)计算自适应准则值, 通过式(13)最小化并确定最优粗糙粒度及其窗宽  $m^*$  和  $n^*$ 。

4) 获得  $U$  上的等价关系  $R_{m^*n^*}$  及其等价类  $G_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。

5) 对于所有候选灰度  $T \in [0, L-1]$ , 根据式(1)~(4)建立图像目标和背景的上下近似集。

6) 分别根据式(8)(9)计算图像目标和背景的粗糙不确定度及粗糙熵, 通过式(14)最大化粗糙熵获得灰度阈值  $T^*$ 。

7) 根据式(15)获得最终的最优分割阈值  $T_{opt}$ , 并将图像二值化。

### 3.3 时间复杂度分析

步骤1) 扫描图像一次, 时间复杂度为  $O(hw)$ , 这是所有方法都必要的耗费。步骤2)3) 多次扫描图像, 时间耗费主要依赖于候选窗宽  $m$  和  $n$  的个数, 记作  $N_{mn}$ , 时间复杂度为  $O(N_{mn}hw)$ , 对于大多数图像  $N_{mn} \ll hw$ 。步骤4) 作为过渡性输出, 与给定图像尺寸有关, 时间复杂度为  $O(hw)$ 。步骤5)6) 搜索候选灰度级, 时间复杂度为  $O(L)$ 。步骤7) 一次扫描图像目标和背景上下近似集的边界, 该过程取决于边界集的元素个数  $|BND(O_{T^*})|$ , 时间复杂度为  $O(|BND(O_{T^*})|)$ , 通常  $|BND(O_{T^*})| \ll hw$ 。

除开所有阈值化方法必须的时间开销, 上述算法的时间耗费主要在于, 步骤2)3) 获得自适应最优窗宽  $m^*$  和  $n^*$ , 步骤5)6) 获得最优灰度阈值  $T^*$ 。相比而言, 利用粗糙集的传统算法人工选择窗宽、最优阈值选择的运行时间耗费与本文相同。本文自适应搜索最优窗宽, 总体时间复杂度近似为  $O(hw)$ , 与图像尺寸成线性关系。

## 4 有效性验证与对比实验

### 4.1 实验设置

为了验证上文的相关分析, 编程实现了所提出

的算法及同类的 Pal 方法<sup>[7]</sup>, 该方法是本文的研究基础; 同时, 也与代表性的经典方法 Otsu、Kapur 及 Kittler 等方法<sup>[3]</sup> 进行比较, 上述3种方法在最近的一篇全面综述中被作为阈值法的历史性代表<sup>[3]</sup>, 此外, Otsu 方法作为经典被集成到 Matlab 等常用软件中, Kittler 方法处理无损检测图像排名第一。算法均在 Matlab2007b 环境实现, 实验图像参数为  $L = 256, h = w = 256$ 。限于篇幅, 仅选取部分代表性结果。

为了量化评估与比较相关实验结果, 采用了误分率 ME (misclassification error)<sup>[14]</sup>、平均结构相似性 MSSIM (mean structural sIMilarity)<sup>[15]</sup>、假阴率 FNR (false negative rate) 和假阳率 FPR (false positive rate)<sup>[16]</sup> 等指标衡量算法分割质量的差异。上述指标取值都是  $0 \sim 1$ 。

ME 表明分割结果与参考图像的差异程度, ME 越小分割质量越高。MSSIM 是分割结果与参考图像的平均局部结构相似性, 取值越大分割质量越好。FPR 和 FNR 分别是背景像素被误分为目标的比率、目标像素被误分为背景的比率, 取值越大分别对应越可能是过分割和欠分割。

### 4.2 实验结果与分析

实验1 用本文方法对4幅代表性图像进行了实验, 除了 potatoes 图像外, 其他分别命名为 cell、ndt9、ndt15。其中前两幅被广泛用于分割性能评价, 后两幅主要用于无损检测。图7列出了后3幅

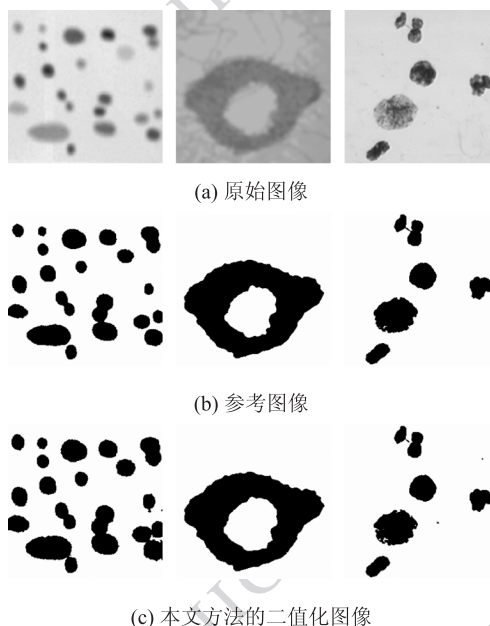
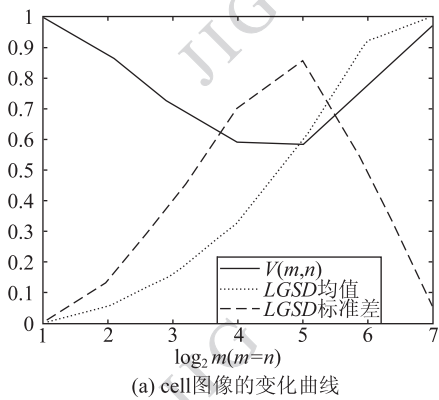


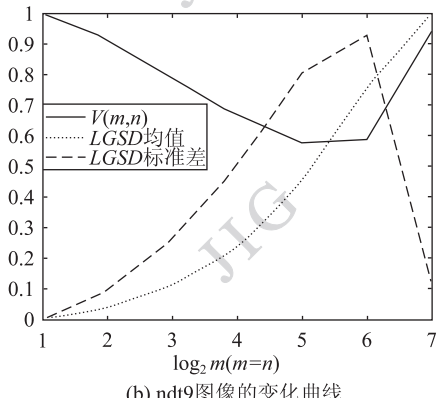
图7 3幅测试图像的阈值化结果

Fig. 7 Thresholding results of the other three images

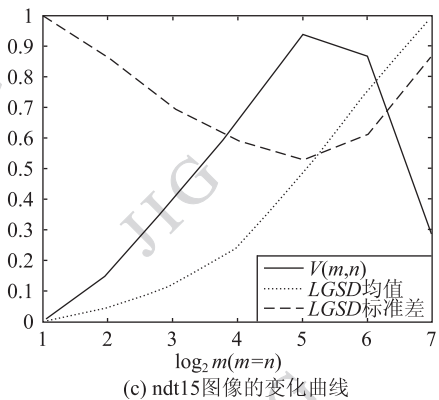
图像的可视化结果,从定性主观视觉效果上看,本文方法阈值化的结果较好,接近参考图像。为了验证第3节的分析,统计了 cell、ndt9、ndt15 的 LGSD 均值和标准差随窗宽  $mn$  的变化曲线,也标出了自适应准则  $V$  值的变化情况。如图 8 所示,随着窗宽的变化,粗糙粒度  $\rho$  单调递增,图像粒的大小逐渐递增,图像处理的细致程度递减, LGSD 均值单调递增, LGSD 标准差先增后减、具有极大值,自适应准则  $V$  值先减后增、具有极小值。



(a) cell 图像的变化曲线



(b) ndt9 图像的变化曲线



(c) ndt15 图像的变化曲线

图 8 本文方法的图像阈值化实验

Fig. 8 Image thresholding with the proposed method

为了进一步定量比较分析本文方法与相关方法

的图像阈值化过程及质量,表 1 列出了最优窗宽及各种定量指标评价的结果。对等宽高的图像,本文方法能自适应生成不等比的窗宽,总体上获得较低 ME 值、较高 MSSIM 值以及较小 FPR 值和 FNR 值,表明本文方法质量较高,较接近于参考图像。

表 1 本文方法的定量评价

Table 1 A quantitative evaluation with the proposed method

| 比较项             | potatoes      | cell          | ndt9          | ndt15         |
|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| 窗宽 $m \times n$ | $32 \times 2$ | $2 \times 32$ | $64 \times 2$ | $64 \times 2$ |
| 阈值              | 93            | 230           | 178           | 213           |
| ME              | 0.014         | 0.050         | 0.011         | 0.004         |
| MSSIM           | 0.999         | 0.997         | 0.999         | 0.971         |
| FPR             | 0.001         | 0.000         | 0.033         | 0.029         |
| FNR             | 0.036         | 0.062         | 0.001         | 0.000         |
| 运行时间/s          | 4.353         | 4.336         | 4.314         | 4.285         |

此外,本文方法平均约 4 s 的时间耗费基本能满足实时需要,也验证了前述算法时间复杂度分析。总体上,本文方法在不明显增加时间耗费的情况下,自适应地获得了更优的阈值化结果,表明了本文方法的有效性。

**实验 2** 用 Pal 方法对上述 4 幅图像进行实验,该方法将图像灰度直方图中峰值宽度最小值的一半作为子块划分的窗宽<sup>[7]</sup>。所获得的窗宽分别为  $4 \times 4$ 、 $16 \times 16$ 、 $4 \times 4$ 、 $32 \times 32$ ,对应的阈值为 59、230、192、153。Pal 方法的二值化结果如图 9 所示,与图 6(b)及图 7 相比,Pal 方法生成的二值化图像在主观视觉上已经明显劣于本文方法。鉴于此,本文不再列出其定量指标的评价结果。

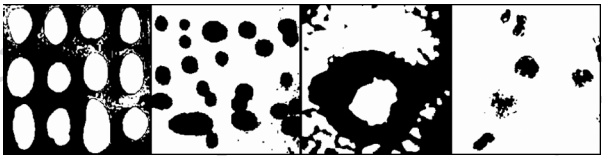
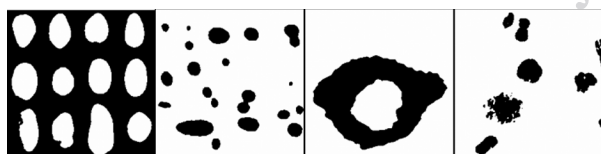


图 9 Pal 方法的图像阈值化实验

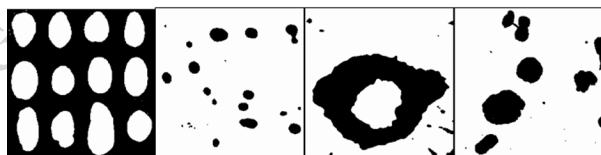
Fig. 9 Image thresholding with the Pal's method

**实验 3** 用经典 Otsu、Kapur 及 Kittler 等方法进行实验。图 10 列出了相关结果,从左至右依次是 potatoes、cell、ndt9、ndt15 的二值化图像。总体上, Otsu 方法最优、Kapur 方法次之、Kittler 方法最后。 Otsu 方法对于 4 幅图像的分割质量在主观视觉上与本文方法较接近,但仍存在细微差异,如 cell 和

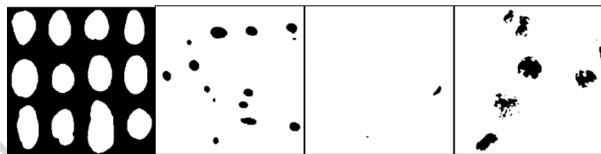
ndt15 图像;Kapur 方法的分割质量中规中矩,但基本未能获得比本文方法更优的结果;Kittler 方法对于 cell 图像未能获得可接受的结果,特别对于其最擅长的无损检测图像 ndt9,完全误分。



(a) Otsu 方法的二值化图像



(b) Kapur 方法的二值化图像



(c) Kittler 方法的二值化图像

图 10 经典代表性方法的图像阈值化实验

Fig. 10 Image thresholding with the traditional methods

表 2 列出了各种方法的定量评价结果。Otsu 方法的全部评价指标值均不同程度上劣于本文方法。Kapur 和 Kittler 方法除 potatoes 图像外,其他评价指标值均不占优。当然,Kapur 方法对于 potatoes 图像的 FPR 值大于本文方法,导致过分割。而 Kittler 方法对于 potatoes 图像与本文方法极其接近,其他则明显处于劣势。

## 5 结 论

针对目前利用粗糙集的图像阈值化所存在的问题,包括未能阐明粗糙集的理论基础、无法有效确定子区域划分窗宽、未能顾及过渡区像素的不确定性等,提出了一种用于单阈值问题的自适应粗糙熵解决方案,分析了图像局部灰度标准差、粗糙粒度及窗宽之间的相互关系,建立了基于 LGSD 均值和标准差的最小化自适应粗糙粒度准则,在图像最优粗糙粒度下通过最大化粗糙熵获得图像目标和背景的边界,将边界的像素灰度均值作为最优阈值完成最终图像二值化。理论分析和定性定量的实验表明,本文方法在不明显增加时间耗费的前提下,能够更客

观地把握图像的实际特征,取得较满意的分割结果,是经典方法的有效补充。

表 2 经典方法的定量评价结果  
Table 2 Quantitative evaluation with the traditional methods

| 图像       | 比较项   | Otsu  | Kapur | Kittler |
|----------|-------|-------|-------|---------|
| potatoes | 阈值    | 130   | 71    | 86      |
|          | ME    | 0.035 | 0.009 | 0.011   |
|          | MSSIM | 0.998 | 1.000 | 1.000   |
|          | FPR   | 0.000 | 0.006 | 0.001   |
|          | FNR   | 0.009 | 0.013 | 0.028   |
|          | 阈值    | 199   | 172   | 155     |
| cell     | ME    | 0.078 | 0.143 | 0.160   |
|          | MSSIM | 0.993 | 0.984 | 0.981   |
|          | FPR   | 0.394 | 0.724 | 0.813   |
|          | FNR   | 0.000 | 0.000 | 0.000   |
|          | 阈值    | 177   | 184   | 142     |
|          | ME    | 0.012 | 0.024 | 0.295   |
| ndt9     | MSSIM | 0.999 | 0.999 | 0.959   |
|          | FPR   | 0.041 | 0.008 | 0.994   |
|          | FNR   | 0.000 | 0.031 | 0.000   |
|          | 阈值    | 182   | 217   | 143     |
|          | ME    | 0.028 | 0.007 | 0.072   |
|          | MSSIM | 0.873 | 0.941 | 0.815   |
| ndt15    | FPR   | 0.222 | 0.000 | 0.569   |
|          | FNR   | 0.000 | 0.008 | 0.000   |

## 参考文献 (References)

- [1] Yan X Y, Jiao L C, Wang L X, et al. New method for improving the performance of SAR image segmentation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33 (7): 1700-1705. [颜学颖, 焦李成, 王凌霞, 等. 一种提高 SAR 图像分割性能的新方法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33 (7): 1700-1705.]
- [2] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1):146-165.
- [3] Li X C, Liu H K, Wang F, et al. The survey of fuzzy clustering method for image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(4):447-458. [李旭超, 刘海宽, 王飞, 等. 图像分割中的模糊聚类方法 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4):447-458.]
- [4] Tian Y, Zhou M Q, Duan F Q, et al. A robust segmentation al-

- gorithm for images with intensity inhomogeneity [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33 (6): 1401-1406. [田沅, 周明全, 段福庆, 等. 一种鲁棒的非均匀灰度图像分割算法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33 (6): 1401-1406.]
- [5] Pawlak Z. Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning About Data [M]. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer, 1991.
- [6] Hassanien A E, Abraham A, Peters J F, et al. Rough sets and near sets in medical imaging: a review [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13 (6): 955-968.
- [7] Sankar K P, Shankar B U, Pabitra M. Granular computing, rough entropy and object extraction [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26 (16): 2509-2517.
- [8] Pattaraintakorn P, Cercone N. Integrating rough set theory and medical applications [J]. Applied Mathematics Letters, 2008, 21 (4): 400-403.
- [9] Mayszko D, Stepaniuk J. Adaptive multilevel rough entropy evolutionary thresholding [J]. Information Sciences, 2010, 180 (7): 1138-1158.
- [10] Malyszko D, Stepaniuk J. Adaptive rough entropy clustering algorithms in image segmentation [J]. Fundamenta Informaticae, 2010, 98 (2-3): 199-231.
- [11] Deng T Q, Sheng C D. Image threshold segmentation based on entropy of variable precision rough sets and genetic algorithm [J]. Control and Decision, 2011, 26 (7): 79-84. [邓廷权, 盛春冬. 结合变精度粗糙熵和遗传算法的图像阈值分割方法 [J]. 控制与决策, 2011, 26 (7): 79-84.]
- [12] Tang Y G, Mu W W, Zhang Y, et al. A fast recursive algorithm based on fuzzy 2-partition entropy approach for threshold selection [J]. Neurocomputing, 2011, 74 (17): 3072-3078.
- [13] Wu T, Qin K. Data field-based transition region extraction and thresholding [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2012, 50 (2): 131-139.
- [14] Arifina A Z, Asano A. Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27 (13): 1515-1521.
- [15] Brunet D, Vrscay E R, Wang Z. On the mathematical properties of the structural similarity index [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (4): 1488-1499.
- [16] Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27 (8): 861-874.