

图像过渡区提取与分割的逆向云方法

吴涛¹ 陈一祥² 杨俊杰¹

(湛江师范学院信息学院 湛江 524048)¹ (武汉大学遥感信息工程学院 武汉 430079)²

摘要 针对图像自动分割中的最优阈值选择问题,提出了一种基于云模型和过渡区思想的图像阈值化方法。该方法首先通过逆向云算法获得给定图像的云模型;其次设计自适应阈值搜索准则,在云模型的骨干元素区间内最小化该准则,生成图像过渡区的云模型;然后采用极大判定法则实现图像过渡区的不确定性提取;最终根据过渡区像素的灰度峰值完成图像阈值化。新方法利用云模型解决图像过渡区的提取与分割问题,具有不确定性。定性和定量的实验结果及分析表明,该方法分割效果较好、性能稳定,具有合理性和有效性。

关键词 过渡区,云模型,图像阈值化,图像分割,不确定性

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Backward Cloud-based Method for Image Transition Region Extraction and Thresholding

WU Tao¹ CHEN Yi-xiang² YANG Jun-jie¹

(School of Information Science and Technology, Zhanjiang Normal University, Zhanjiang 524048, China)¹

(School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)²

Abstract In order to select the optimal threshold for automatic image segmentation, a novel method for image thresholding, based on cloud model and transition region, was proposed. The method calculates the cloud model for a given image by backward cloud-based algorithm. Next, it defines a criterion to search threshold adaptively, minimizes this criterion in the skeleton interval of cloud model, and generates the cloud model for image transition region. Then, it extracts the transition region with uncertainty using the maximum determination rule. Finally, it achieves image thresholding according to the grayscale peak value of pixels in transition region. The proposed method solves the issue on image transition region extraction and thresholding using cloud model, thus it has uncertainty. The quantitative and qualitative experiments indicate that the proposed method yields accurate and robust result, and is reasonable and effective.

Keywords Transition region, Cloud model, Image thresholding, Image segmentation, Uncertainty

1 引言

图像分割将图像分成连续子区域并提取感兴趣的目标^[1],尽管经历了数十年的发展,仍然是一个充满挑战性的领域。现有方法按所提取的信息大致可分为阈值、边缘和区域等类型,其中 Otsu 提出的最大类间方差法(Otsu)、Kapur 提出的最大熵法(Kapur)、Kittler 提出的最小误分法(Kittler)等被证明是有代表性的经典方法^[2]。

在图像分割过程中体现了广泛的不确定性^[3]。传统模糊集难于确定其隶属函数,基于模糊集的图像分割主要是模糊集扩展理论的应用^[4],其中基于二型模糊集的方法引起了足够关注^[5,6]。云模型由中国学者李德毅等人提出^[7],在不确定性表示、分析与推理方面具有大量成功的应用^[8-11]。在图像分割方面, Qin 等人提出了相应的阈值化方法^[12]; Wu 等人通过理论和实验分析比较验证了基于云模型和二型模糊集的图像阈值化方法^[13];王佐成、谢磊等人分别将云模型和模糊

熵、数学形态学相结合,提出了基于云模型的边缘检测算法^[10,11]。上述前期工作都从不同侧面上阐明了云模型在不确定性图像分割中的可行性和有效性。

近年来,图像过渡区的提取与阈值化是图像分割领域逐渐兴起的关注点之一^[14],刘锁兰等人对此进行了综述^[15]。从过渡区划分所依赖的准则看,现有方法可分为两类:一类是梯度法,如有效平均梯度、高梯度像元、模糊熵^[16]等;另一类是非梯度法,如局部熵(Local Entropy, LE)^[17]、局部复杂度、灰度差异(Gray Level Difference, GLD)^[18]等。通常认为非梯度法具有更好的适应性和稳定性,但目前都暂未涉及不确定性。现有方法中涉及不确定性处理的仅有王彦春等人的模糊熵方法^[16],其本质上属梯度法,存在同类方法的共性固有所不足,即过渡区刻画不全、参数设置不易等。

鉴于此,文中提出了一种基于云模型的图像过渡区提取与分割方法。该方法利用逆向云发生器算法获得图像及其不同类型子区域的不确定性表达与分析,符合人类视觉认知原

到稿日期:2012-07-25 返修日期:2012-10-27 本文受国家 973 重点基础研究发展计划项目(2012CB719903),国家自然科学基金项目(60875007),广东高校优秀青年创新人才培养计划等资助。

吴涛(1980-),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为智能图像处理,E-mail:taowu0706@gmail.com;陈一祥(1984-),男,博士生,主要研究方向为智能空间信息处理;杨俊杰(1969-),男,博士,教授,主要研究方向为智能信息优化。

理。另一方面,它利用正态云模型骨干元素的特点,通过设计自动灰度阈值的搜索优化准则,实现过渡区像素的不确定性判定,最终完成图像二值化。

2 云模型及其图像认知原理

根据云模型的具体实现方法,可构造出多种不同类型的云^[7],其中正态云被证明是具有普适性的全新不确定性模型^[19],通过正向和逆向发生器算法实现定性概念与定量数据之间的双向认知转换。本文主要使用逆向云算法将若干精确数值转换为以数字特征表示的定性云,算法步骤可参考文献^[7]。

图像单阈值分割问题可视作将图像分成背景或目标的二类标号问题。设图像可选灰度值为 $0, 1, \dots, L-1$, 给定图像为 g, x 为任意像素, $g(x)$ 表示 x 处的灰度值。为了便于描述,假定目标灰度值大于背景灰度值,反之,情况也可类似考虑。

文中认为,在建立图像的不确定性表示时,正态云模型至少符合以下视觉认知的基本原理。

(1) 正态云的泛正态适合于表达图像直方图:大多数图像的直方图在特定值(一般是均值)附近呈现较密集的灰度分布,即图像通常在均值附近包含更多有意义的图像结构信息,在远离均值的位置具有较少的图像结构信息^[20]。图像直方图能大致近似地用正态分布估计,但绝不是严格的正态分布,这种泛正态性与正态云模型的特点相符。

(2) 正态云适合于刻画图像类间的不确定性:大多数图像边缘具有不确定性^[21],由此导致图像的目标类和背景类之间也存在不确定性。作为定性定量的转换模型,正态云适合发现这种因定量的灰度值所反映出的不确定性,并以定性概念的形式呈现。

(3) 正态云模型适合于描述图像类内的同质性:类间方差是被广泛使用的阈值化准则,但在背景和背景大小不一致时,该准则存在疑问^[22]。正态云模型通过超熵考虑了比方差更高阶的不确定性,有潜力更全面地描述类内同质性。

3 所提出的方法

3.1 图像的云模型

图像阈值化本质上是由定量的灰度数据形成目标和背景两类像素的抽象,是定量到定性的不确定性转换,非常适合用云模型实现不确定性分析与处理。以图 1(a)所示的原始图像为例,输入图像灰度数据,利用逆向云算法可计算出云模型的 3 个数字特征 $C_g(E_{x_g}, E_{n_g}, H_{e_g})$ 。

图 1(b)是参考图像(ground-truth image),所获得的云模型数字特征为 $C_g(49, 2, 62.2, 11.9)$ 。图 1(c)是利用正向云发生器产生的若干云滴。通过图 1(c)可看出,该云模型能实现对于图像灰度特征的整体理解,且这种表达非常适合于人类认知思维方式。根据直方图的泛正态性质,云模型实现了图像信息的不确定性表示,其不再是严格的正态分布,而是近似正态分布。当然,在云滴分布图中产生了少量 $[0, 255]$ 区间外的云滴,这是因为图像整体偏暗(灰度值接近 0),导致云模型期望更靠近 0,云滴联合分布在 $[0, 255]$ 区间上偏左,而非对称。

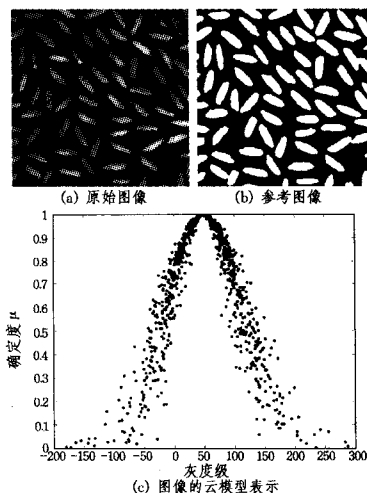


图 1 图像及其云模型

3.2 图像过渡区的云模型

人眼通常对灰度直方图分布的尾部附近所反映的图像特征不敏感,对峰值附近所反映的图像特征非常敏感,因此,在灰度直方图的均值附近选择一个合适的阈值是比较高效的,这是一种主观先验知识^[20]。也就是说,利用云模型的期望可以粗略地分开目标和背景像素。

文中根据灰度值空间上云滴的贡献程度及其确定度,将所有像素分成 3 类:肯定属背景的低灰度区像素、肯定属目标的高灰度区像素、可能属背景或目标的过渡灰度区像素,类间不确定性就体现在过渡灰度区。一般来说,大多数像素的划分都符合图像本身的客观实际,属于肯定的部分,但是,少数灰度值靠近云模型期望的像素则不易区分,具有亦此亦彼的不确定性,可作为过渡区像素。

于是,如何自动地确定过渡区的云模型并判定对应像素的归属就成为了文中方法的关键之一。本文提出的新准则如下:

$$J(\kappa) = J_1(\kappa) + J_2(\kappa) + J_3(\kappa) \quad (1)$$

其中,

$$J_1(\kappa) = \exp\left(\frac{En_l - En_r}{3En_l + 3En_r}\right) \quad (2)$$

$$J_2(\kappa) = \exp\left(\frac{En_l - En_b}{3En_b + 3En_r}\right) \quad (3)$$

$$J_3(\kappa) = \exp\left(-\frac{En_l}{He_l}\right) \quad (4)$$

在该准则的式(2)、式(3)中, $3En_l + 3En_r$ 和 $3En_b + 3En_r$ 体现了类内同质性, $3En$ 是对应云模型的不确定性度量,表示了定性概念可以接受的范畴, $3En$ 越小意味着表达该类的云模型可接受的灰度范围越小,即类内的同质性。

另一方面,图像类间对比度是指图像目标类和背景类的均值差^[22],反映了图像目标和背景在灰度分布上的总体对比度,在阈值分割时可以作为类内同质性的有效补充。虽然新准则没有直接考虑类间对比度,但是 $En_l - En_r$ 和 $En_l - En_b$ 仍然从某种程度上表达了类间对比度所带来的影响,即类内同质程度的差异。 $En_l - En_r$ 越小意味着低灰度区内部同质程度越高,保证了低灰度区的可靠性,同时,过渡区内的同质程度越低。为了避免造成过渡区过于宽松的情况,引入了 $En_l - En_b$,其越小意味着过渡区内的同质程度越高,由此在 $En_l - En_r$ 和 $En_l - En_b$ 联合控制三者类间对比度的情况下获

取这3类像素。

此外, He_t/En_t 越小, 过渡区内像素的灰度分布越接近于正态, 极端情况下 $He_t=0$ 云模型退化为正态分布, 这是最自然的过渡区分布情况, 此时类间不确定性程度最小, 因此, 式(4)的惩罚项增加了关于类间不确定性的度量。

综上, 新准则充分体现了类内同质性、类间对比度、类间不确定性, 利用了图像自身的客观信息搜索最优的灰度阈值提取过渡区。

根据最小化式(1)所确定的准则 $J(\kappa)$ 求得合适的参数阈值 κ_g , 进一步生成图像过渡区的云模型。详细的步骤如算法1所示。

算法1 自动灰度参数阈值搜索

输入: 待分割图像及其云模型 C_g

输出: 确定过渡区的灰度参数阈值 κ_g 及3类区域的云模型 C_l 、 C_t 和 C_h

算法步骤:

Step 1 设置初始值 $\kappa=0, J_g=+\infty$;

Step 2 根据灰度值确定肯定属于背景的低灰度区像素 $\{x|g(x) < Ex_g - \kappa En_g\}$ 、肯定属于目标的高灰度区像素 $\{x|g(x) > Ex_g + \kappa En_g\}$, 其他作为可能属于背景或目标的过渡灰度区像素;

Step 3 利用逆向云算法计算反映上述3类像素集的云模型数字特征, 即低灰度区 $C_{lK}(Ex_l, En_l, He_l)$ 、过渡灰度区 $C_{tK}(Ex_t, En_t, He_t)$ 和高灰度区 $C_{hK}(Ex_h, En_h, He_h)$;

Step 4 根据式(1)计算 $J(\kappa)$;

Step 5 若 $J(\kappa)$ 小于 J_g , 则交换保存阈值、准则和云模型的相关信息, 包括 $\kappa_g = \kappa, J_g = J(\kappa), C_l = C_{lK}, C_t = C_{tK}, C_h = C_{hK}$;

Step 6 $\kappa = \kappa + 0.01$;

Step 7 若 $\kappa < 0.67$, 则循环跳转 Step 2, 否则输出灰度参数阈值 κ_g 及3类区域的云模型 C_l 、 C_t 和 C_h 。

在算法1中, 设置参数 $\kappa < 0.67$ 的原因是: 依据正态云模型及其骨干元素的特点, 位于区间 $[Ex_g - 0.67En_g, Ex_g + 0.67En_g]$ 的云滴, 占全部定量值的 22.33%, 但对定性概念的贡献达到 50%, 这正好与图像阈值优选时在灰度峰值或均值的先验知识吻合, 即图像在云模型期望附近包含更多有意义的图像结构信息, 在远离期望的位置具有较少的图像结构信息。

以图1(a)所示的图像为例, 随着参数 κ 的变化, 新准则值 $J(\kappa)$ 的变化曲线如图2(a)所示, $J(\kappa)$ 在 $\kappa=0.36$ 处取得最小值 1.737, 此时 $J(\kappa)$ 在类内同质性、类间对比度、类间不确定性等3个基本原则之间博弈达到平衡, 所得到的低灰度区、过渡区、高灰度区3类像素对应的云模型 $C_l(6.1, 4.1, 2.9)$ 、 $C_t(47.1, 13.8, 4.1)$ 、 $C_h(134.9, 33.8, 6.2)$ 的联合分布如图2(b)所示, 其中, 在两个云模型之间的交叠部分其判定具有不确定性。

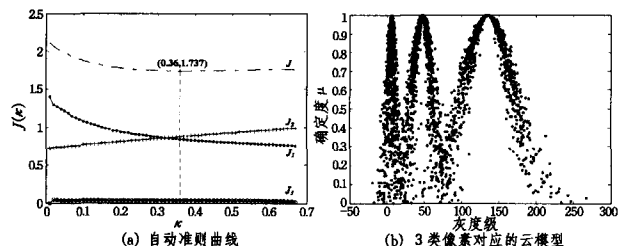


图2 图像过渡区的云模型

3.3 图像过渡区的不确定性判定

一旦自动确定了关于过渡区的灰度参数阈值以后, 就能

很容易地最优划分出图像的低灰度区、过渡区、高灰度区等3类像素, 但是文中并不是采用硬阈值直接判定, 而是通过云模型的极大判定法则不确定性地获得图像过渡区。

对任意像素 x , 计算其灰度值 $g(x)$ 对于低灰度区、过渡区、高灰度区3个云模型 C_l, C_t 和 C_h 的确定度, 记作 $\mu_l(x), \mu_t(x), \mu_h(x)$ 。当且仅当 $\mu(x)$ 取最大值时, 像素 x 才被划分到过渡区, 设 g_{TR} 为过渡区图像, 其确定原则形式化如下。

$$g_{TR}(x) = \begin{cases} 0, & \mu(x) = \max\{\mu_k(x), k=l, t, h\} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

按照过渡区提取与分割方法的基本思路, 在不确定性地获得过渡区像素集以后, 可计算该像素集的灰度峰值, 并将其作为分割图像的最优阈值。以图1(a)所示的图像为例, 通过这种不确定性判定得到的过渡区图像(如图3(a)所示), 文中方法能够有效地划分各类像素。图3(b)展示了最终的图像阈值化结果, 计算得到的最优阈值为 39。从主观视觉上, 效果较好。事实上, 从该图像灰度直方图也可以发现, 接近并小于 50 的阈值是合理的。

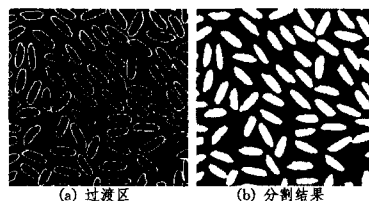


图3 图像过渡区提取与阈值化

3.4 算法描述

综上所述, 文中所提出的算法描述如下。

算法2 图像过渡区提取与分割

输入: 待分割图像

输出: 二值化图像

算法步骤:

Step1 读取图像;

Step2 利用逆向云算法获得云模型数字特征 C_g ;

Step3 利用算法1确定过渡区的灰度参数阈值 κ_g 及3类区域的云模型 C_l 、 C_t 和 C_h ;

Step4 利用式(5)的方法获得过渡区像素集 g_{TR} ;

Step5 计算 g_{TR} 中像素的灰度峰值作为最优阈值, 并将图像二值化输出。

3.5 时间复杂度分析

在算法2中, Step1 和 Step5 的时间复杂度为 $O(hw)$, 其中 h 和 w 为图像的高和宽, 这是每个阈值化算法都必需的时间耗费。Step2 和 Step4 相当于扫描图像所有像素一次, 时间复杂度也为 $O(hw)$ 。Step3 迭代搜索最优参数阈值, 引入先验知识后的循环次数至多为 67 次, 显然远小于一般阈值法需要搜索的 L 次, 且对于大多数图像像素个数, hw 远大于 67。总体上, 算法2的时间复杂度近似为 $O(hw)$, 与图像尺寸近似成线性关系, 理论上说算法2具备了有效性。

4 实验及其分析

4.1 实验设置

为了验证文中分析, 编程实现了所提算法及相关同类算法, 包括 LE 方法^[17] 和 GLD 方法^[18]; 同时, 也与有代表性的经典方法, 如 Otsu、Kapur、Kittler 等方法^[2] 进行比较。算法均在 Matlab2007 环境下实现。针对常用图像和标准图像集

进行了大量实验,其中 $h=w=L=256$ 。限于篇幅,文中仅选取部分代表性的实验结果。

为了量化评估与比较相关实验结果,文中采用了误分率 ME(Misclassification Error)^[23]、平均结构相似性 MSSIM(Mean Structural SIMilarity)^[24]、假阴率 FNR(False Negative Rate)和假阳率 FPR(False Positive Rate)^[25]等指标来衡量算法分割质量的差异。上述指标取值都是 0 到 1 之间。ME 表明图像分割结果与参考图像的差异程度,ME 越小表示分割质量越高。MSSIM 是图像分割结果与参考图像的平均局部结构的相似性,取值越大表明分割质量越好。FPR 指参考图像的背景像素中被误分为目标的个数与总的背景像素个数的比率,FNR 指目标像素被误分的比率。FPR、FNR 取值越大,分别对应可能性越大的过分割、欠分割。

4.2 实验结果

实验 1 过渡区提取的有效性严重影响到阈值化方法的性能^[15]。文中认为,在最终分割效果近似的情况下,过渡区提取越真实,所对应的方法越好。为此,利用 3 幅激光图像进行本组实验,用于比较文中方法与 LE 方法^[17]和 GLD 方法^[18]的过渡区提取效果。考虑到文中方法的随机性,每个图像进行独立 10 次实验,取其平均值(下同)。

实验结果如图 4 所示,3 幅图像分别命名为 Laser1、Laser2 和 Laser3,每一列是对应相同图像的实验结果,其中第一行为待分割图像,余下依次是文中方法、LE 方法和 GLD 方法所提取的过渡区。

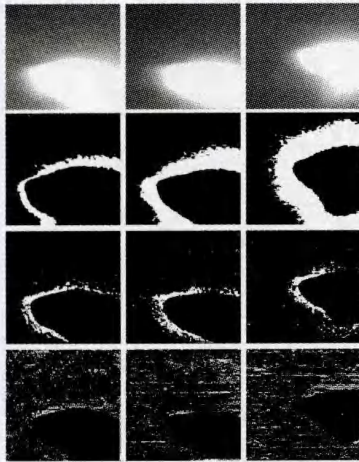


图 4 与相关方法的过渡区比较

图 4 表明 GLD 方法所提取的过渡区非常混乱,LE 方法能提取近似的过渡区,但略显粗糙,仅有文中方法获得了可接受的过渡区。在近似同等分割结果的情况下,文中方法更优。

此外,本组实验记录了每个图像的运行时间,结果如表 1 所列。GLD 方法与文中方法近似,基本在 2s 左右完成,但 LE 方法则达到近 15s。从时间效率看,文中方法具备实时应用的潜力。结合过渡区提取效果,文中方法在不明显增加时间耗费的情况下,获得了较好的过渡区提取结果。

表 1 与相关方法的运行时间比较(单位:s)

图像	LE	GLD	本方法
Laser1	14.813	2.223	2.107
Laser2	14.601	2.144	2.085
Laser3	14.447	2.018	2.099

实验 2 为了考察文中方法的阈值化质量,采用 3 幅常

见图像进行实验,并与有代表性的经典方法进行对比,包括 Otsu 方法、Kapur 方法及 Kittler 方法^[2]。图 5 列出了该组实验结果,3 幅图像分别命名为 Rice、Block、Wheel。

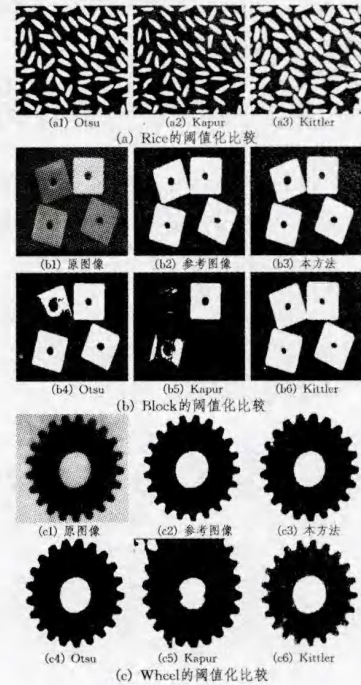


图 5 与经典方法的阈值化比较

从主观视觉效果上定性地评价,对于这 3 幅代表性图像,特别是图 5(b5)(c5),Kapur 方法很难获取合理的图像阈值化结果,其分割几乎失效,Otsu 方法也类似,无效的例子如图 5(b4)所示。总体来说,文中方法与 Kittler 方法取得了较好的分割质量,但仍然可以看出,在某些细节的处理上,文中方法更优。对比图 5(c3)(c6),Kittler 方法获得的结果在边缘附近存在空洞,实际上从提取对象的角度说,Kittler 方法也无效。对比图 5(b3)(b6),也能发现类似的差异性。文中方法融入了不确定性处理,特别在目标边缘附近,没有明显的锯齿,其结果更平滑。

为了定量地分析文中方法的图像阈值化质量,表 2 列出了各种定量指标评价的结果,包括阈值、ME、MSSIM、FPR 及 FNR 等。

表 2 图像阈值化质量的定量比较

图像	比较项	Otsu	Kapur	Kittler	本方法
Rice	阈值	74	94	14	39
	ME	0.111	0.148	0.035	0.044
	MSSIM	0.995	0.991	0.999	0.999
	FPR	0.000	0.000	0.060	0.000
	FNR	0.271	0.360	0.000	0.106
Block	阈值	80	132	19	59
	ME	0.070	0.253	0.035	0.029
	MSSIM	0.994	0.967	0.998	0.999
	FPR	0.005	0.000	0.041	0.011
	FNR	0.184	0.692	0.024	0.059
Wheel	阈值	104	185	4	99
	ME	0.040	0.155	0.020	0.038
	MSSIM	0.998	0.984	0.999	0.998
	FPR	0.000	0.000	0.040	0.000
	FNR	0.081	0.313	0.000	0.076

(下转第 306 页)

proach to image zoom [C]//Proceedings of the 2004 International Conference on Image Processing. Singapore, 2004, 1, 649-652

- [17] van Ouwkerk J D. Image super-resolution survey[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(10): 1039-1052
- [18] 徐艳, 董江涛, 王少华. 基于模糊隶属度的图像空间距离修正插

值算法[J]. 物理学报, 2010, 59(11): 7535-7539

- [19] 苏本跃, 盛敏. 彩色图像缩放的元数据插值算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(12): 2067-2070
- [20] Zhao M, de Haan G. Content-adaptive video up scaling [C]// Proceedings of Application Specific Integrated Circuit. [S. l.]: IEEE, 2003: 151-156

(上接第 290 页)

从表 2 的结果上看,文中方法总体上取得了较小的 ME 值、较大的 MSSIM 值,表明其获得了较好的图像阈值化结果,更接近于标准参考图像,文中方法可行有效。从 ME 和 MSSIM 值的比较看,文中方法也与 Kittler 方法近似较优。从 FPR 和 FNR 值的比较看,这些方法有细微差别:相比 Kittler 方法,文中方法与 Otsu 方法和 Kapur 方法都获得了较小的 FPR 值, Kittler 方法则获得了相对较小的 FNR 值,这就表明文中方法(包括 Otsu 方法和 Kapur 方法)更易造成图像欠分割,反之, Kittler 方法常导致过分割。该结果与前文定性分析也是吻合的。总体上,文中方法可作为上述经典方法的有效补充。

结束语 现有图像过渡区提取与分割方法未能顾及不确定性等问题,可能导致无效的过渡区及阈值化结果。为此,本文引入云模型方法,利用逆向云算法建立图像的不确定性表示与分析,设计了能自动确定过渡区大致范围的新准则,通过最小化该准则获取过渡区的最优云模型,不确定性地判定像素归属,最终产生图像二值化结果。为了验证过渡区提取与分割的逆向云方法是否有效,展开了两组实验。与相关方法的过渡区提取实验表明,文中方法能高效地获得可接受的过渡区;与经典方法的图像阈值化实验及定性定量的分析结果表明,文中方法能获得较高的分割质量,性能稳定,可作为经典方法的有效补充。总之,图像不确定性分割是该领域值得关注的热点和难点之一,云模型已经逐渐被国内外同行公认,基于云模型的图像分析和理解方兴未艾,实际工程应用任重而道远,可望为不确定性图像处理提供新的学科增长点。

参考文献

- [1] Snyder W E, Qi H. Machine Vision [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004
- [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] Martin A, Laanaya H, Arnold-Bos A. Evaluation for uncertain image classification and segmentation [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(11): 1987-1995
- [4] Bustince H, Pagola M, Jurio A, et al. A Survey of Applications of the Extensions of Fuzzy Sets to Image Processing [J]. Bio-Inspired Hybrid Intelligent Systems for Image Analysis and Pattern Recognition (Studies in Computational Intelligence), 2009, 256: 3-32
- [5] Tizhoosh H R. Image thresholding using type II fuzzy sets [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2363-2372
- [6] Vlachos I K, Sergiadis G D. Comment on Image thresholding using type II fuzzy sets [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1810-1811

- [7] 李德毅, 杜鹁. 不确定性人工智能 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005
- [8] 陈昊, 李兵. 云推理方法及其在预测中的应用 [J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 209-211
- [9] 殷哲, 曹炬. 带差商信息的云搜索优化算法及其收敛性分析 [J]. 计算机科学, 2012, 39(1): 252-255, 267
- [10] 王佐成, 张飞舟, 薛丽霞. 基于云空间和模糊熵的边缘检测算法 [J]. 计算机科学, 2010, 37(8): 253-256
- [11] 谢磊, 汪林林, 王佐成. 一种基于云模型和数学形态学的边缘检测算法 [J]. 计算机科学, 2008, 35(2): 230-231
- [12] Qin Kun, Xu Kai, Liu Fei-long, et al. Image segmentation based on histogram analysis utilizing the cloud model [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2011, 62(7): 2824-2833
- [13] Wu Tao, Qin Kun. Comparative Study of Image Thresholding Using Type-2 Fuzzy Sets and Cloud Model [J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2010, 3(s1): 61-73
- [14] 章毓晋. 过渡区和图象分割 [J]. 电子学报, 1996, 24(1): 12-17
- [15] 刘锁兰, 杨静宇. 过渡区提取方法综述 [J]. 中国工程科学, 2007, 9(9): 89-96
- [16] 王彦春, 梁德群, 王演. 基于图像模糊邻域非一致性的过渡区提取与分割 [J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2445-2449
- [17] Yan Cheng-xin, Sang Nong, et al. Local entropy-based transition region extraction and thresholding [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(16): 2935-2941
- [18] Li Zuo-yong, Liu Chuan-cai, et al. Gray level difference-based transition region extraction and thresholding [J]. Computers & Electrical Engineering, 2009, 35(5): 696-704
- [19] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性 [J]. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-34
- [20] Arora S, Acharya J, Verma A, et al. Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(2): 119-125
- [21] Saha P K, Udupa J K. Optimum image thresholding via class uncertainty and region homogeneity [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 7(23): 689-706
- [22] Qiao Yu, Hu Qing-mao, et al. Thresholding based on variance and intensity contrast [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 596-608
- [23] Arifina A Z, Asano A. Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(13): 1515-1521
- [24] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: From error measurement to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612
- [25] Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861-874