

利用特征场进化的图像分割方法

吴 涛

(湛江师范学院信息科学与技术学院 湛江 524048)

摘 要 针对图像分割中最优阈值的选择问题,在数据场机制的基础上提出了一种高维图像分割方法。将局部灰度特征与 Tamura 纹理度量相结合,如粗糙度、对比度、方向度等,尽可能提取足够的图像信息;将每个包含多特征的像素视作具有一定质量的质点,在图像特征空间上建立特征场;假设最优阈值为潜在的进化方向,通过因动态数据场中相互作用所导致的质点之间自适应吸引和排斥实现特征场的协同进化,并利用少数服从多数的投票法则确定最终分割结果。实验结果表明,所提出的方法在不明显增加时间耗费的情况下,取得了较好的分割效果,具有合理性和有效性。

关键词 图像分割,数据场,多维阈值,进化算法,纹理
中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Feature Field-based Evolution Method for Image Segmentation

WU Tao

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

Abstract In order to correctly select the optimal threshold for image segmentation, a novel method of high-dimensional thresholding based on data field mechanism was proposed. Combing the local grayscale and Tamura's texture model, including coarseness, contrast and directionality, enough image information is extracted as far as possible. Taking each pixel with multi-features as a data particle with certain mass, a feature field is generated in the image feature space. Assuming the optimal threshold is latent optimal evolution direction, and feature field-based coevolution is achieved by adaptive attraction and repulsion among particles because of the interactions in dynamic data field, and the final result is determined by majority rule. The experimental results suggest that the new method obtains better performance without obviously increasing the time cost, and it is efficient and effective.

Keywords Image segmentation, Data field, Multi-dimensional thresholding, Evolution algorithm, Texture

1 引言

图像分割是指将图像按特征分成若干同质区域并从中提取感兴趣区域的过程,在目标检测、模式识别、医学影像分析等方面取得了成功应用^[1-3]。近年来,已提出了大量图像分割方法,包括阈值获取、边缘检测、区域提取等。其中阈值法是被广泛应用的技术之一。理论上说,引入更多维度的特征要素能够提高图像阈值化的性能。因此,多维阈值方法也引起研究者的足够关注。刘健庄等人首次将最大类间方差法(Otsu)扩展到二维^[4];Gong 等人对此提出了快速迭代方法^[5]。为优化局部特征的提取能力、改善算法的时间性能,一系列改进的二维图像阈值化方法被相继提出^[6-9]。更进一步,景晓军等人引入局部邻域的灰度中值作为第三维要素,提出了三维 Otsu 方法^[10],在此基础上更快速的改进算法被提出^[11,12]。

另一方面,研究者们一直以来不得不思考:为什么人眼无需任何显式的准则就能快速从背景中提取感兴趣的目标,其

中是否包含一个自适应的启发式的隐过程?若干文献探索了无显式准则的图像阈值化方法,极大程度上支持了上述思考^[13-16]。这类方法在群优化算法的基础上,无需任何显式的准则函数,通过基因(或粒子、蚂蚁等)的自适应变化获得最优分割阈值。

尽管如此,这些方法都只利用了灰度信息,仅反映图像特征的一个侧面。与灰度特征一样,纹理特征也是物体表面的固有特征之一,几乎所有图像都具有纹理。纹理的形成是一个复杂的物理、生理和心理相互作用的过程。事实上,人类视觉在进行图像认知时,根本没有区分灰度特征还是纹理特征。因此,机器视觉中仅利用灰度特征和仅利用纹理特征的图像分割方法在某些情况下都会存在一定的疑问。

要想尽可能获得更鲁棒、更精确的分割结果,一种很自然的思路是融入更多的图像特征。同时已经证明,与仅利用灰度(颜色)特征和仅利用纹理特征的图像分割方法相比,结合灰度和纹理特征的方法更稳定、更高效^[17-19]。本文针对灰度图像分割问题,在数据场机制的基础上提出了一种利用特征

本文受广东省自然科学基金(S2013040014926),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),国家 973 重点基础研究发展计划项目(2012CB719903)资助。

吴涛(1980-),男,博士,副教授,CCF 高级会员,主要研究方向为智能图像处理及其应用,E-mail:taowu0706@gmail.com。

场协同进化的高维图像分割方法 (high-Dimensional thresholding based on Data Field mechanism, 记作 hDDF)。该方法从新的角度认识阈值选择问题, 根据图像灰度和纹理特征建立特征场, 通过多特征在力场作用下的协同进化, 更加符合人类视觉特性, 在无需任何显式准则的约束下, 利用特征场中质点的动态演化, 启发式地自适应搜索最优阈值, 而且在不显著增加时间复杂度的情况下可自然地更高维扩展。

2 图像特征场

图 1(a) 示出原始 CS 图像, 人工勾画的二值化结果如图 1(b) 所示, 采用一般基于灰度特征的阈值化方法通常无法获得有效的结果。本节以该图像为例, 提取灰度和纹理等局部特征并建立特征场。



图 1 含纹理图像示例

2.1 局部特征

Tamura 从心理学的角度研究表明^[20], 人类视觉对于纹理的感知包含至少 6 个方面的分量: 粗糙度 (coarseness)、对比度 (contrast)、方向度 (directionality)、线性度 (linearity)、规整度 (regularity)、粗略度 (roughness) 等。一般认为前 3 个分量对图像纹理分析比较重要, 本文引入这些视觉意义上的特征度量, 融合局部灰度特征建立图像特征场。对任意给定待分割图像 $f: (h, w) \rightarrow \{0, 1, 2, \dots, L+1\}$, 其中 $h \in [1, H], w \in [1, W], H, W, L$ 分别为图像的高、宽和灰度级。

(1) 灰度方差

图像局部灰度方差反映了灰度上的统计特征。任意中心像素 (h, w) 的局部灰度方差计算如下。

(a) 计算以像素 (h, w) 为中心、大小为 3×3 个像素的图像邻域中像素的平均灰度值,

$$Avg_{gray}(h, w) = \sum_{i=h-1}^{h+1} \sum_{j=w-1}^{w+1} \frac{1}{9} f(i, j) \quad (1)$$

其中, $f(i, j)$ 是位于 (i, j) 处的像素灰度值。

(b) 计算以像素 (h, w) 为中心、大小为 3×3 个像素的灰度值方差, 作为局部灰度特征,

$$C^1(h, w) = \sum_{i=h-1}^{h+1} \sum_{j=w-1}^{w+1} \frac{1}{8} (f(i, j) - Avg_{gray}(h, w))^2 \quad (2)$$

(2) 粗糙度

文献^[21]比较了现有的主流纹理粗糙度量算法, 并认为 Tamura 提出的粗糙度描述方法是最佳的。本文根据工程实践经验, 将指数量化改进为线性量化。任意中心像素 (h, w) 的粗糙度计算步骤如下。

(a) 计算以像素 (h, w) 为中心、大小为 $k \times k$ 个像素的图像邻域中像素的平均灰度值,

$$A_k(h, w) = \sum_{i=h-k}^{h+k} \sum_{j=w-k}^{w+k} f(i, j) / (2k+1)^2 \quad (3)$$

其中, $k=1, 2, 3, 4, 5, f(i, j)$ 是坐标位于 (i, j) 处的像素灰度。

(b) 对于每个像素 (h, w) , 分别计算水平和垂直方向互不

重叠的邻域平均灰度差,

$$E_{k,u}(h, w) = |A_k(h+k, w) - A_k(h-k, w)| \quad (4)$$

$$E_{k,v}(h, w) = |A_k(h, w+k) - A_k(h, w-k)|$$

(c) 计算能够使 E 值 (不分方向) 达到最大值的 k 值作为该像素的粗糙度量,

$$k_{best}(x, y) = \max\{E_{k,o}(x, y) | k \in [1, 5], o = u, v\} \quad (5)$$

(d) 计算以像素 (h, w) 为中心、大小为 3×3 的邻域中图像像素的平均粗糙度,

$$Avg_{coa}(h, w) = \sum_{i=h-1}^{h+1} \sum_{j=w-1}^{w+1} k_{best}(i, j) / 9 \quad (6)$$

(e) 计算像素 (h, w) 粗糙度量与平均粗糙度之间的差异, 作为该像素的粗糙度特征,

$$C^2(h, w) = |k_{best}(i, j) - Avg_{coa}(h, w)| \quad (7)$$

(3) 对比度

局部对比度是图像局部明暗区域最亮的白和最暗的黑之间不同亮度层级的测量, 可以通过统计像素灰度值的局部分布情况获得, 具体步骤如下。

(a) 计算以像素 (h, w) 为中心、大小为 3×3 个像素的图像邻域中像素灰度值的四阶矩,

$$M_4(h, w) = \sum_{i=h-1}^{h+1} \sum_{j=w-1}^{w+1} \frac{1}{9} (f(i, j) - Avg_{gray}(h, w))^4 \quad (8)$$

(b) 计算以像素 (h, w) 为中心的图像邻域灰度统计值, 作为图像对比度特征,

$$C^3(h, w) = C^1(h, w) / M_4(h, w)^{1/4} \quad (9)$$

(4) 方向度

方向度通过统计梯度向量的方向角局部分布情况实现, 具体步骤如下。

(a) 计算像素 (h, w) 处的梯度向量, 模和方向依次为

$$|\Delta G(h, w)| = (|\Delta u(h, w)| + |\Delta v(h, w)|) / 2 \quad (10)$$

$$\theta(h, w) = \arctan(|\Delta v(x, y)| / |\Delta u(h, w)|) + \pi / 2$$

其中, $|\Delta u(h, w)|, |\Delta v(h, w)|$ 是通过图像卷积式 (11) 所示的 3×3 操作符所得到的水平和垂直方向上的变化量。

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

(b) 给定阈值 t_G , 如果 $|\Delta G(h, w)| < t_G$, 那么该像素 (h, w) 处的像素方向角设置为 0, 即

$$\theta'(h, w) = \begin{cases} 0, & \text{if } |\Delta G(h, w)| < t_G \\ \theta(h, w), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

其中, 阈值 t_G 平滑修正方向角, 可通过很多自动化的方法获得, 如 Rosin 方法^[22]等。

(c) 计算以像素 (h, w) 为中心、大小为 3×3 的邻域中图像像素的平均方向角,

$$Avg_{dir}(h, w) = \sum_{i=h-1}^{h+1} \sum_{j=w-1}^{w+1} \theta'(i, j) / 9 \quad (13)$$

(d) 计算像素 (h, w) 方向角与以其为中心的平均方向角之间的差异, 作为方向度特征,

$$C^4(h, w) = |\theta'(i, j) - Avg_{dir}(h, w)| \quad (14)$$

将上述特征均归一化到 $[0, L-1]$ 的整数, 所有特征集就构成了描述图像信息的特征空间。对于任意给定的图像 I_{hw} ($h=1, 2, \dots, H; w=1, 2, \dots, W$), 假设 I_{hw}^d ($d=1, 2, \dots, N_d$) 是对应的特征矩阵, 其中 N_d 是特征维数目, 这些特征可以是上文提及的灰度方差、粗糙度、对比度、方向度, 也可以是中心像

素的灰度值、灰度均值、形状特征等。所有这些特征矩阵 I_{hw}^d ($d=1,2,\dots,N_d$) 构成了对图像特征的高维描述,本文中 $N_d=4$ 。从图 1(a) 所提取的局部特征如图 2 所示。

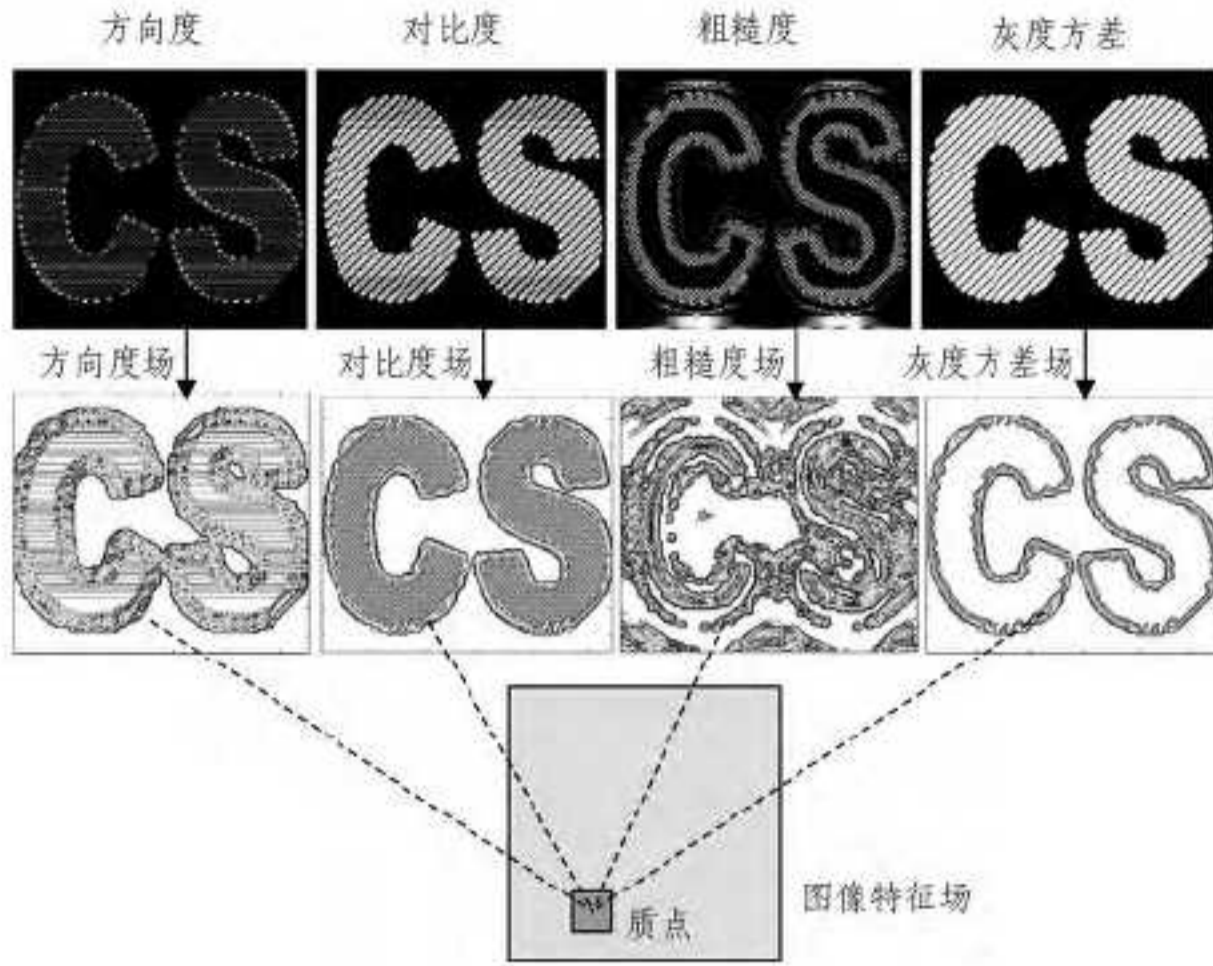


图 2 含纹理图像的局部特征及其数据场

由于图像本身过于复杂,为了提高后续分割算法的效率,当图像尺寸过大时,可对图像进行一定形式的取样,如随机取样、均匀取样、非均匀取样等。本文选用均匀取样,取样窗宽为 $w_s=8$,从图像 I_{hw} 中每隔 w_s 行或 w_s 列产生新的取样图像 S 。显然, S 中将仅包含 $N_x=(HW)/w_s^2$ 个像素的信息。

2.2 特征场

动态数据场是数据场的一种特殊形态^[23]。本文认为,数据场质点的任意属性变化都会引起数据场的演化,从而导致动态数据场。在力场的作用下,数据质点的基本属性包括位置向量 $p_x(t)$ 、质量 $m_x(t)$ 、势 $\varphi_x(t)$ 和速度向量 $v_x(t)$ 等,它们都随着时间的推移不断变化。质点的迁移也逐步达成平衡,数据场逐渐趋于稳定。其中 t 是一个与时间相关的变量,在下文指演化迭代的代数。

设每个像素是带质量的质点,其质量与多个局部特征直接强相关。在图像特征空间上,每个质点的周围存在一个作用场,位于场内的任何对象都受到其他对象的联合作用,所有质点之间的相互作用在特征空间上就形成了数据场,称之为图像特征场, t 时刻第 i 个质点的势值 $\varphi_i(t)$ 由下式确定, $\|\cdot\|$ 表示 2-范数。

$$\varphi_i(t) = \sum_{j=1}^{N_x} m_j(t) e^{-\|p_i(t) - p_j(t)\|^2} \quad (15)$$

在图像特征场中,质量与具体特征的选择有关,通常是一个多维向量(三维甚至三维以上),本文包括灰度方差、粗糙度、对比度、方向度等。以图 1(a) 为例,直接以归一化以后的特征值为质量所建立的局部特征场如图 2 所示。当然,图像特征场也与特征的选择有关,并能向更高维扩展,但提取图像特征本身也需要耗费时间,这是一个两难的选择,一般在能保证图像分割质量的情况下,特征维数越少,时间复杂度越低。本文选择四维特征在一定程度上实施局部特征融合,后续实验证明这有益于改善分割质量。

将取样得到的局部特征值作为动态数据场中数据质点的初始值,在融合灰度和纹理特征的同时,压缩了冗余信息。设 t 时刻第 i 个数据质点的位置矢量为 $p_i(t) = (p_i^1(t), p_i^2(t), p_i^3(t), p_i^4(t))$ 。于是,位置矢量的任意 d 维信息 $p_i^d(t)$ ($d=1,2,3,4$) 都属于集合 $[0, L-1]$, 分别对应归一化以后的灰度方

差、粗糙度、对比度、方向度。数据质点的初始状态为 $p_i(0) = (C_i^1, C_i^2, C_i^3, C_i^4)$, $i=1,2,\dots,N_x$, 其中 $C_i^1, C_i^2, C_i^3, C_i^4$ 为式(2)、式(7)、式(9)、式(14)所确定的特征采样结果。第 i 个质点的第 d 维速度矢量记作 $v_i^d(t)$, 初始值为 0。

根据势函数梯度是力场场强函数,在 t 时刻第 i 个质点所受场力的第 d 个分量 $F_i^d(t)$ 由下式确定。

$$F_i^d(t) = \frac{2}{\sigma} \sum_{j=1}^{N_x} (p_j^d(t) - p_i^d(t)) m_j(t) e^{-\|p_i(t) - p_j(t)\|^2} \quad (16)$$

式(16)表明, t 时刻第 i 个质点所受到的场力与对其产生相互作用的质点质量 $m_j(t)$ 成正比。较大的质量意味着较好的适应度值,同时能够产生较大的吸引作用力,任意质点将更趋向于朝着较好适应度值的质点移动,而与较小质量的质点更容易产生排斥作用力。

在无显式准则指引的情况下,图像特征场将在质点的不断迭代中趋于稳定。对于图像分割而言,质点的移动指向最优多维阈值。在每一次迭代中,局部最优阈值都尽可能靠近全局最优阈值。假设 $T(t)$ 是在 t 时刻的局部最优阈值,且设置 $T(0) = (L/2, L/2, L/2, L/2)$ 。在任意一次迭代,与当前局部最优阈值相比,任意质点都具有一定的适应度,定义如下。

$$fit_i(t) = \frac{1}{1 + \|p_i(t) - T(t)\|} \quad (17)$$

式(17)保证接近当前局部最优阈值的质点具有较大的适应度值。图像特征场中质点的质量也反映了质点的这种适应性,在 t 时刻第 i 个数据质点的质量 $m_i(t)$ 和适应度比例 $f_i(t)$ 由下式确定。

$$m_i(t) = f_i(t) / \sum_{j=1}^{N_x} f_j(t) \quad (18)$$

$$f_i(t) = \frac{fit_i(t) - fit_{best}(t)}{fit_{worst}(t) - fit_{best}(t)}$$

其中, $fit_{best}(t) = \max_{j=1}^{N_x} fit_j(t)$ 代表当前特征场中所有质点最优适应度值, $fit_{worst}(t) = \min_{j=1}^{N_x} fit_j(t)$ 代表最差。

根据牛顿第二运动定律,在 t 时刻第 i 个质点加速度的第 d 个分量 $a_i^d(t)$ 由下式确定。

$$a_i^d(t) = F_i^d(t) / m_i(t) \quad (19)$$

3 所提出的方法

设在 t 和 $t+1$ 两次相邻的时刻,即迭代间隔 $\Delta t=1$ 内,任意质点的运动近似看成是匀加速运动。根据牛顿运动定律,特征场质点的位置和速度更新如下。

$$v_i^d(t+1) = v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (20)$$

$$p_i^d(t+1) = p_i^d(t) + v_i^d(t)$$

对于图像分割问题,在归一化的图像特征空间上所建立的特征场,对应质点的任意维都要受到 $[0, L-1]$ 范围的约束,可在特征场进化导致的质点运动过程中,采用下式矫正运动偏离的质点。

$$p_i^d(t+1) = \begin{cases} 0.5 p_i^d(t), & \text{if } p_i^d(t+1) < 0 \\ 0.5(p_i^d(t) + L), & \text{if } p_i^d(t+1) \geq L \end{cases} \quad (21)$$

在式(20)、式(21)的作用下,图像特征场随着时间的增长完成逐步协同进化,任意质点的速度和位置更新都受到其他质点的影响,适应度较好的质点具有较大的质量,更能吸引其他质点朝着较好的方向运动,实现广度搜索,该质点自身则运动缓慢,实现深度探索。

对于 $t+1$ 时刻局部最优阈值 $T(t+1)$ 的更新,主要受到

两个因素的影响,即上一时刻的局部最优阈值 $T(t)$ 和当前时刻的质点群整体情况。对于后者,本文通过平均阈值 $p_{avg}(t+1) = \sum_{i=1}^N p_i(t+1)/N_x$ 衡量。

在 $T(t+1)$ 的更新中,将 $T(t)$ 设置为较大比例,算法将长时间在 $T(t)$ 附近深度探索,容易陷入局部解,且增加算法的时间复杂度;反之,设置较小比例的 $T(t)$,就导致广度搜索,可保证质点的多样性,但易造成盲目性。为了很好地平衡上述两个因素的影响,在迭代的初始阶段,加大广度搜索的力度,大范围的质点覆盖整个图像特征空间;随着迭代的深入,逐渐降低广度搜索,增加深度探索力度,算法趋于求精。为此,本文局部最优阈值的更新方式如式(22)所示。

$$T(t+1) = \frac{T(t) * t + p_{avg}(t+1)}{t+1} \quad (22)$$

式(22)使得图像特征场在演化的开始、中间和结束阶段都能较好地控制广度搜索和深度探索的力度,快速顺利地完协同进化。

特征场协同进化的停止条件可通过考察代间阈值差 $|T^d(t+1) - T^d(t)|$ 来判定,本文设置收敛常数为 $\eta = (1, 1, 1, 1)$ 。即符合 $|T^d(t+1) - T^d(t)| < \eta^d (d=1, 2, 3, 4)$ 时,可认为最优阈值满足收敛性,此时算法停止,当前最优阈值 $T_{opt} = T(t^* + 1)$ 作为图像分割的最优阈值输出。

针对单目标问题,一旦最优阈值确定以后,余下的任务就是图像二值化。多维图像特征从不同侧面判定了图像像素的类别。在四维或以上图像特征场中,可引入少数服从多数的投票法则,具体步骤如下。

(a) 将图像特征向量 C^1, C^2, C^3, C^4 的每个分量依次与最优阈值 T_{opt} 相比较,

$$B^d(h, w) = \begin{cases} 0, & \text{if } C^d(h, w) \leq T_{opt}^d \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

其中, $d=1, 2, 3, 4$ 。

(b) 根据式(23)的比较结果按少数服从多数的投票原则确定图像像素的二值标号结果,

$$B(h, w) = \begin{cases} 0, & \text{if } \sum_{d=1}^4 B^d(h, w) \leq 2 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (24)$$

融合灰度和纹理特征以后,对于大多数普通图像来说,通过 hDDF 方法的特征场协同进化都可获得较好的分割结果,但对于纹理较粗的图像,所获得的仅是粗分结果,目标区域可能会存在细小的空洞。这种情况下,需额外引入细化处理,具体方法是利用二值数学形态学方法对图像依次执行膨胀和腐蚀操作,实现图像目标闭合。当然,在目标区域无空洞时,该细化操作不会影响到已获得的较好分割结果。



图3 含纹理的图像分割示例

对图 1(a) 的 CS 图像执行相应操作后,最终的结果如图 3(a) 所示,其中白色代表式(24)中为 1 的区域,黑色代表为 0

的区域。为了与其他方法比较,自动提取了二值化图像的边界,如图 3(b) 所示,为了更好地观察分割质量,在边界上叠加了原始图像,这也符合一些同类方法的惯常表达方式。

综上所述,本文 hDDF 方法的步骤描述如下。

输入:待处理图像 I

输出:分割结果 Res

算法步骤:

Step 1 初始化;

根据给定图像 I ,初始化特征提取参数;

按照式(2)、式(7)、式(9)、式(14)提取灰度和纹理特征,初始化动态数据场的质点;

While Not $|T^d(t+1) - T^d(t)| < \eta^d (d=1, 2, 3, 4)$

Step 2 按式(17)、式(18)评估所有质点,根据式(15)(16)(19)建立特征场;

Step 3 按式(20)~式(22)分别更新质点的位置和速度、局部最优阈值, $t=t+1$;

End While

Step 4 根据式(24)给出粗略的分割结果。

Step 5 细化并输出最终的分割结果 Res。

上述算法的时间复杂度主要包括特征提取、特征场进化。因所提取的图像特征增加了一维,预处理的时间耗费也略有增加。另一方面,与文献[16]类似,在不考虑维度的情况下,特征场进化的时间耗费仅与灰度级 L 有关,与图像本身基本无关。总体上,本文 hDDF 方法的时间复杂度在可接受的范围内。大量实验表明,对于 $h=w=256, L=256$ 级灰度图像,通常在 15 秒左右均能获得较好的分割质量。

4 实验结果与分析

4.1 实验设置

为了验证本文方法的有效性,用 Matlab 编程实现了上述方法及 3 种同类算法,即融合灰度和纹理的方法(CTS)^[24]、Normalized Cuts 方法(NC)^[25]、基于区域的改进水平集方法(RACM)^[26]。分别利用合成图像、一般自然图像以及陶瓷图像等展开了分割实验。机器配置为 AMD X2 Dual Core 2.31GHz 处理器、2.0GB 内存、Windows XP 操作系统。3 种经典方法的代码在公开网站下载,NC 方法来自 <http://www.seas.upenn.edu/~timothee/software/ncut/>,CTS 方法来源 <http://www.science.uva.nl/~mark>,RACM 方法来自 <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/>。为比较公平,NC 方法无默认参数,根据视觉先验尽可能多次仔细选择,取其最好结果;CTS 和 RACM 方法根据默认参数值进行实验。

4.2 结果分析

实验 1 合成图像:利用如图 1(a) 所示的 CS 原始图像进行实验,并与传统的方法对比。结果如图 4 所示,NC 和 CTS 方法能够给出有效分割结果,与图 3(c) 中本文 hDDF 方法的结果类似,但 RACM 方法由于本质上缺乏图像纹理方面的考虑,无法获得有效的结果。

为了从宏观上分析质点的运行轨迹,图 4(d)、(e) 列出了四维始末状态,其中立体的三维分别对应于图像方向度、对比度、粗糙度等特征,颜色对应图像的局部灰度方差特征,可以看出,质点由分散逐渐聚集。更进一步,图 4(f) 列出了质点在

第二、四维上的平面投影,分别对应于图像的粗糙度和方向度。为了更微观地观察质点的迁移情况,图 4(g)展示了在最优值附近局部放大的投影结果,可以发现,经过质点的自适应迁移,在进化的末代最优值附近区域包含了更多的质点,这就表明在特征场进化的过程中,质点朝着最优值的方向移动,使得最终大量质点聚集在最优值附近。

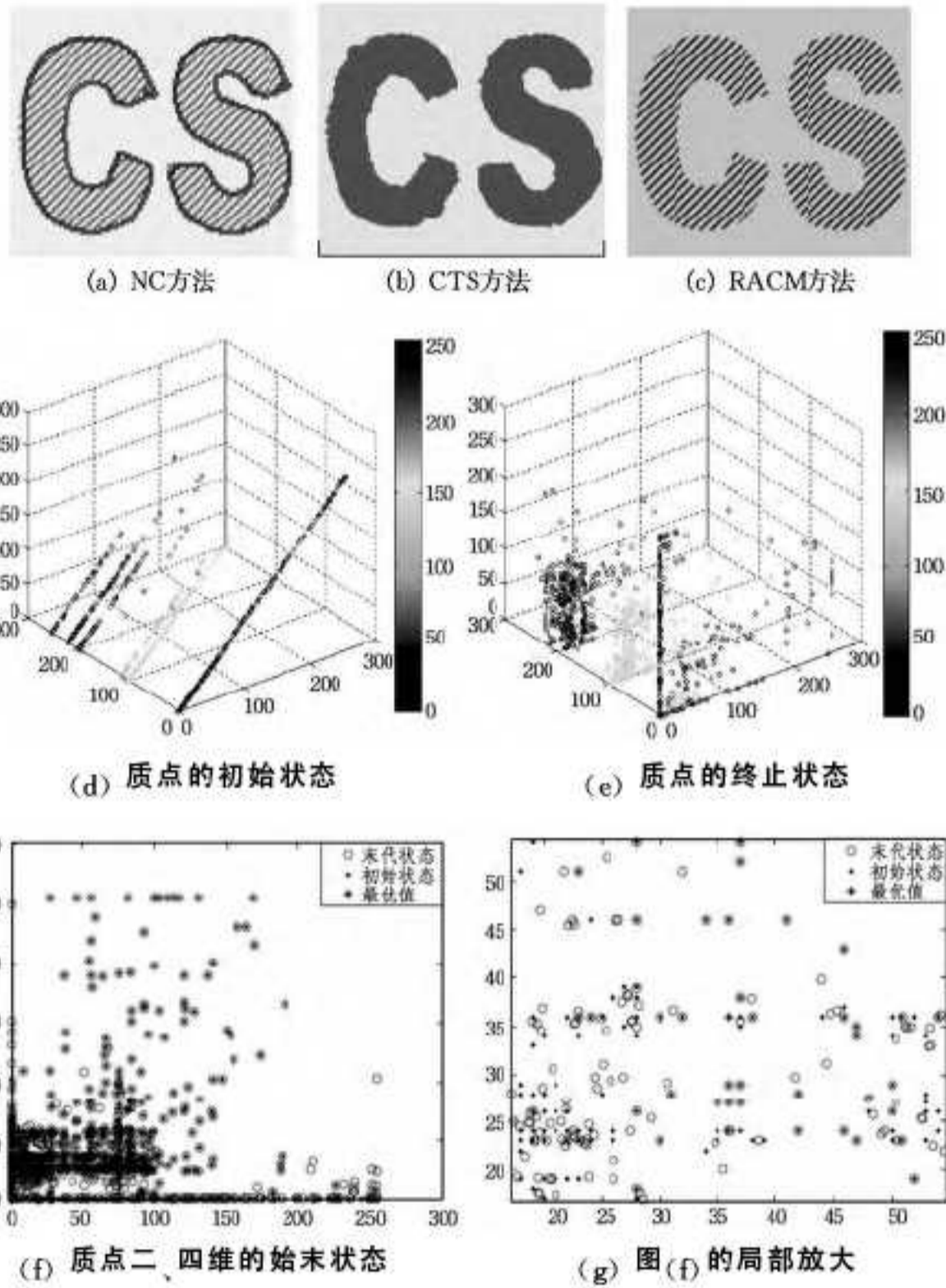


图 4 CS 图像的可视化比较

采用另外 3 幅纹理图像进行实验,分别命名为 Texture1-Texture3,实验结果如图 5 所示。

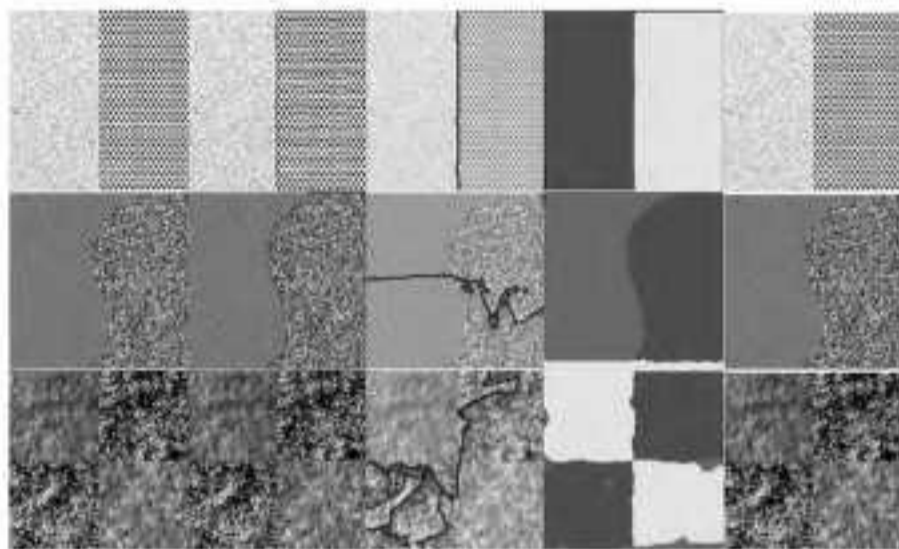


图 5 纹理图像的可视化比较

图 5 中,第一列为原始图像,其余列依次是本文 hDDF 方法、NC 方法、CTS 方法和 RACM 方法。如图 5 第一行所示的 Texture1 图像,因其相对简单,参与比较的方法基本都获得了有效的分割结果。对于 Texture2 和 Texture3 图像,仅有本文 hDDF 方法和 CTS 方法生成了有意义的分割结果,这是由于两种方法都同时融合了图像灰度和纹理信息,有效地避免了误分。但通过对比仍可发现,CTS 方法将这两幅包含二类纹理的图像分成了 3 类。总体来看,对于包含纹理的合成图像,hDDF 方法和 CTS 方法性能相似,其次是 NC 方法和 RACM 方法。

实验 2 一般自然图像,所涉及的一般自然图像依次命名为 Reall-5,分割结果如图 6 所示。其中第一列为原始图

像,其余依次是本文 hDDF、NC、CTS 和 RACM 方法。



图 6 自然图像的可视化比较

图 6 所示结果表明,对于前两幅图像,主要包含大量不均匀灰度信息,纹理信息并不丰富,因此,NC 和 RACM 方法获得了较好的分割结果,CTS 方法分割质量较差,反之,后 3 幅图像由于包含大量的纹理,RACM 方法显得无能为力,基本完全误分,NC 方法和 CTS 方法获得了基本可以接受的分割结果。总体来看,本文方法有效融合灰度和纹理,获得了较高的分割质量。

实验 3 陶瓷图像:陶瓷是重要文物之一,如何进行有效保护成为一个重要课题,以计算机技术为基础的文物数字化是有效手段之一,图像技术逐渐获得成功,例如,<http://www.gzsums.edu.cn/2004/museum/>。在陶瓷数字化及其图像检索的研究中,图像分割是第一步,这类图像富含规则或不规则纹理。本文采用广东石湾陶瓷博物馆(<http://www.swcm.org.cn/index.asp>)的陶瓷图像进行实验,依次命名为 Porcelain1-8,分别如图 7 所示。为保证实验的一致性,本文仅考虑陶瓷图像的灰度和纹理特征融合,不考虑色彩信息,也未建立彩色颜色模型,因此,所有陶瓷图像都经过了从彩色到灰度的预处理。



图 7 陶瓷图像的可视化分割结果比较

如图 7 所示,第一列为原始图像,其余列依次是本文 hDDF 方法、NC 方法、CTS 方法和 RACM 方法。对于本组图像,CTS 方法和 RACM 方法都不能获得有意义的分割结果。

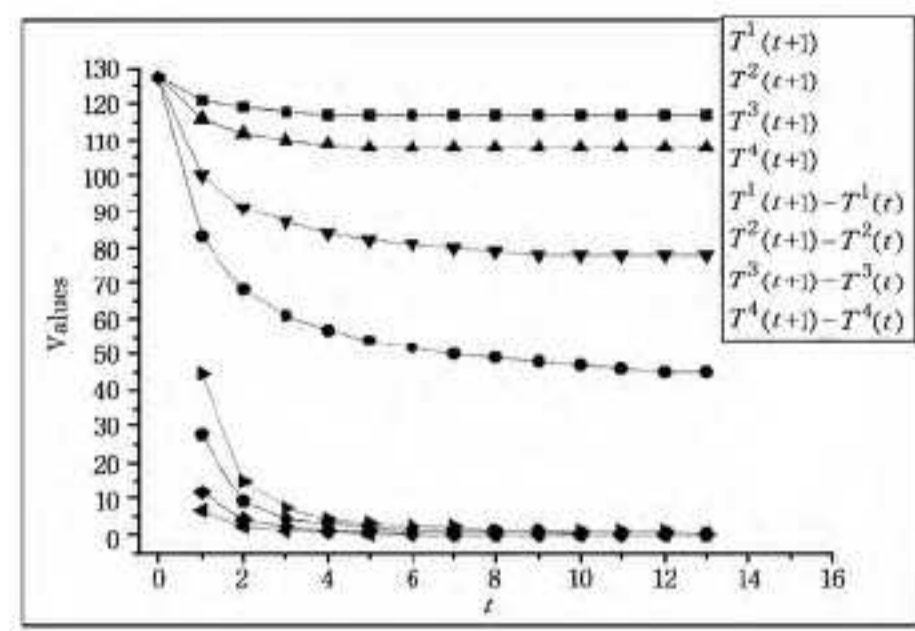
RACM 方法仅根据区域灰度信息完成分割,对于富含纹理的陶瓷图像失效也在预料之中。至于 CTS 方法,可能其基于 Gabor 滤波的纹理表达不一定符合人眼视觉特性,或者至少不适合陶瓷图像纹理,最终导致了这些陶瓷图像基本完全误分割。从图 7 所示的第 3 列看,NC 方法对于 Porcelain1 和 Porcelain3 陶瓷图像都不能较好地完成分割,其主要原因可能在于参数选择问题,虽经过人工优选,但毕竟次数有限,无法尝试到最优参数也就导致不合理的结果。对于图 7 所示的后 4 幅图像,NC 方法基本能够完成分割,特别是目标边缘可较精确定位,但是由于分割区域的数目由人工尝试确定,虽然人眼视觉上有效,但仍然导致目标区域零碎,计算机无法获取完整的目标,并不利于陶瓷图像的后续处理。从图 7 所示的第二列可以看出,本文 hDDF 方法大致都能够准确地定位目标,并有效提取了目标,为后续陶瓷图像检索提供了更多更有意义的信息。

前述实验结果表明,hDDF 方法在可视化效果上已优于被比较的传统方法,无需再进行定量分析,总体上本文方法是可行和有效的。对于一般纹理合成图像,本文方法具备了与传统灰度纹理融合的 CTS 方法近似的分割性能,远优于仅利用灰度信息的 RACM 方法;对于一般自然图像,本文方法具备了与传统 NC 方法和 RACM 方法近似的分割性能,远优于未能有效顾及灰度信息的 CTS 方法;也就是说,本文方法在保留原有灰度图像分割性能的基础上,融合了纹理信息,兼具了图像灰度和纹理分割性能,特别是对于陶瓷图像,相比其他 3 种方法来说,本文方法获得了较高质量的结果,能够有效获取陶瓷目标。

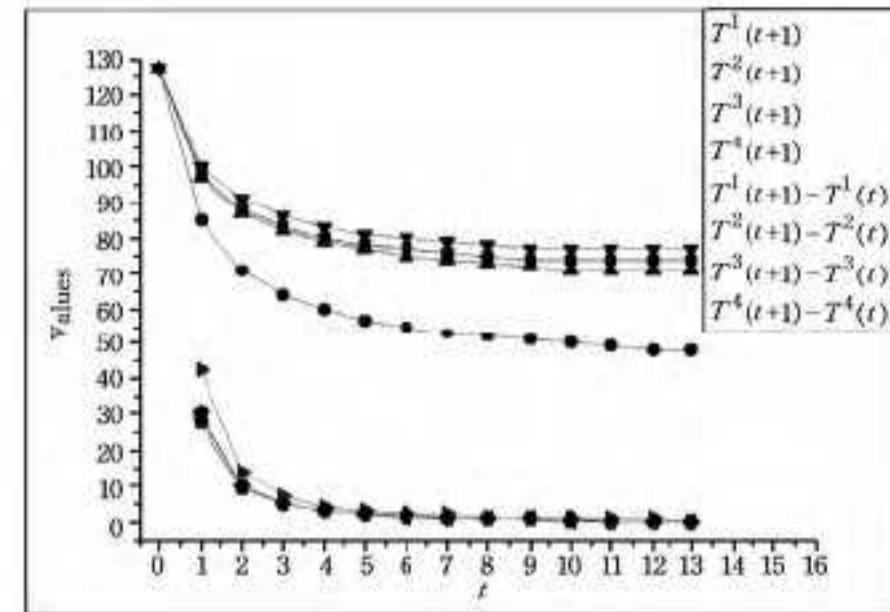
需要指出的是,由于本文方法获得的可视化评价指标完全占显著性优势,无需再考察细微的分割差异,因此,为避免赘述,未进一步采用各种定量指标评估实验结果。

实验 4 收敛性分析: t 时刻质点的质量与局部最优阈值 $T(t)$ 有关。一旦 $T(0)$ 指定,特征场的协同进化就是一个确定的过程,不具有随机性。很难直接采用现有的收敛性分析方法阐明质点演化规律、证明算法收敛性。事实上,本文最优阈值的优化过程并不直接与单个质点的轨迹相关,而是与 $t+1$ 时刻特征场中所有质点构成的群体相关。为实验验证 hDDF 方法的收敛性,统计了 $|T^d(t+1) - T^d(t)|$ 随代数的变化情况,也列出了各代的局部最优阈值 $T^d(t+1)$ 。限于篇幅,图 8 仅包含前 3 组实验中耗时最长、进化代最多者。

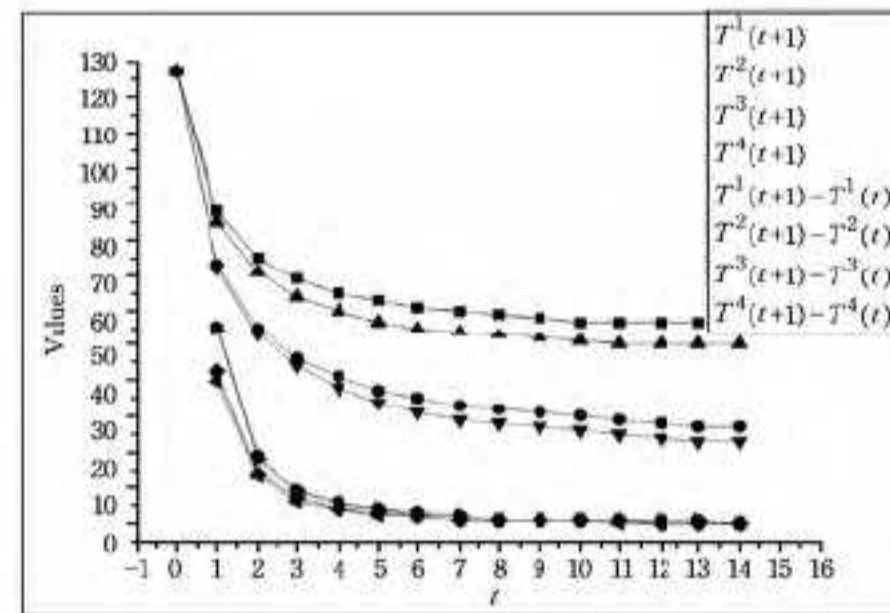
图 8 表明,在特征场迭代的初期,由于设定了相同的初始阈值,各质点的适应度等均有所不同,算法处于广度搜索阶段,力场作用下的质点大范围移动,朝着最优方向迅速靠近,质点群总体变化较剧烈,代间阈值差也较大,在图 8 的曲线上局部最优阈值和代间阈值差都较为陡峭;反之,在迭代后期,因特征场趋于稳定,算法处于深度搜索阶段,质点移动减慢,再进行局部调整,质点群状态变更趋缓,最优阈值和代间阈值差在曲线上也都较为平稳。总体上,尽管每组图像的类型有所不同,但因模拟相关的物理学机制,在收敛性上表现较近似,特征场在对应数据力场的排斥和吸引作用下均能够在 15 代左右达到收敛条件,快速结束迭代,接近于最近报道的二维数据场方法^[9],一定程度上也表明了本文算法的有效性。



(a) 对应 Texture1



(b) 对应 Real5



(c) 对应 Porcelain3

图 8 局部阈值及收敛性分析

实验 5 运行时间:通常引入更多的图像信息必然导致算法的运行时间增加,过高的时间耗费本质上会降低算法的工程实用性。本组实验主要考察了 hDDF 方法的运行时间效率,并与相关方法比较。其中 CTS 方法由作者提供 EXE 文件,无法测试运行时间,因此,仅将本文方法与 NC 和 RACM 进行比较,表 1 列出包括图像宽和高及各种方法的运行时间,也列出了本文方法收敛时所输出的最优多维阈值。

表 1 hDDF 方法的运行时间比较(单位:秒)

图像	W	H	hDDF 阈值	hDDF	NC	RACM
CS	220	192	(56,36,52,36)	4.869	5.222	12.282
Texture 1	256	256	(117,45,108,78)	7.802	7.520	18.973
Texture 2	256	256	(75,20,75,88)	7.471	12.253	12.946
Texture 3	256	256	(103,60,97,37)	7.288	16.006	13.539
Real 1	241	161	(59,34,58,44)	4.591	22.752	24.114
Real 2	241	161	(33,26,28,17)	17.920	43.269	12.202
Real 3	161	241	(46,39,48,30)	18.084	26.699	12.021
Real 4	161	241	(56,42,51,34)	17.964	30.085	18.949
Real 5	256	181	(74,48,71,77)	20.610	32.373	21.895
Porcelain 1	225	300	(30,22,29,25)	22.049	43.091	22.757
Porcelain 2	201	300	(39,30,35,28)	18.552	41.527	14.570
Porcelain 3	225	300	(57,27,50,23)	22.281	53.342	21.417
Porcelain 4	200	271	(41,42,50,44)	15.885	40.267	27.349
Porcelain 5	250	188	(44,28,40,44)	11.378	29.881	16.468
Porcelain 6	200	267	(46,33,37,37)	15.276	43.469	36.307
Porcelain 7	201	300	(22,25,21,27)	18.692	45.876	14.446
Porcelain 8	200	200	(61,34,66,49)	19.171	32.869	14.539

表1结果表明,本文方法的时间耗费更接近 RACM 方法,远优于 NC 方法,也优于最近报道的快速三维 Otsu 方法^[12]。但实验表明,RACM 方法分割上述图像平均在 100 次迭代后结束,且其结果在某种程度上劣于本文方法。总体上,本文方法对一般 256×256 大小的图像平均分割时间不超过 15 秒,基本可满足工程实时分割的需要。从运行时间的角度来说,本文所提出的 hDDF 方法具备合理性和有效性。

结束语 针对图像分割中的最优阈值自动选择问题,引入动态数据场的思想,提出了融合灰度和纹理特征的新方法。将特征空间上的像素视作数据场的质点,通过质点数据力场作用下的自适应迁移实现最优阈值搜索。各类图像分割实验表明,本文方法获得了良好的分割性能,同时能够迅速收敛,运行耗时在可接受的范围内,能满足工程应用需求,适合于大多数图像的分割。

参 考 文 献

[1] 邹小林,冯国灿.基于视觉感知和等周割的二维阈值分割算法[J].计算机科学,2013,40(6):303-307

[2] 刘哲,宋余庆,宋收珊.多元 Chebyshev 正交多项式混合模型及其在医学图像分割中的应用[J].计算机科学,2013,40(2):279-283

[3] 王娴,周宇,云挺,等.基于 Curvelet 变换的荻草细胞图像分割[J].计算机科学,2012,39(11):277-279

[4] 刘健庄,栗文青.灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法[J].自动化学报,1993,19(1):101-105

[5] Gong Jian, Li Li-yuan, Chen Wei-nan. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding [J]. Pattern Recognition, 1998,31(3):295-300

[6] 吴一全,张金矿.基于改进的二维最大熵及粒子群递推的图像分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(10):1338-1344

[7] 聂方彦,高潮,郭永彩.灰度图像二维最小类方差递推及差分演化的快速分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(11):1867-1873

[8] 吴涛,秦昆,区磊海,等.图像二维阈值分割的数据场方法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2010,38(11):128-134

[9] 李娜,李元香.基于自适应粒子群算法和数据场的图像二维阈值分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2012,24(5):628-635

[10] 景晓军,李剑峰,刘郁林.一种基于三维最大类间方差的图像分割算法[J].电子学报,2003,31(9):1281-1285

[11] 范九伦,赵凤,张雪峰.三维 Otsu 阈值分割方法的递推算法[J].电子学报,2007,35(7):1398-1403

[12] Wang Na, Li Xia, Chen Xiao-hong. Fast three-dimensional Otsu thresholding with shuffled frog-leaping algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 1809-1815

[13] 林正春,王知衍,张艳青.最优进化图像阈值分割算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(7):1201-1206

[14] Lin Zhen-chun, Wang Zhi-yan, Zhang Yan-qing. Image thresholding using particle swarm optimization [C]//Proceedings of International Conference on MultiMedia and Information Technology. IEEE, Three Gorges, USA, 2008: 245-248

[15] Zhao Xin, Lee M-E, Kim S-H. Improved image thresholding using ant colony optimization algorithm [C]//Proceedings of the 2008 International Conference on Advanced Language Processing and Web Information Technology. IEEE Computer Society, Dalian, China, 2008: 210-215

[16] Wu Tao, Qin Kun. Data field-based mechanism for three-dimensional thresholding [J]. Neurocomputing, 2012, 97c: 278-296

[17] Ilea D E, Whelan P F. Image segmentation based on the integration of color-texture descriptors-A review [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(10/11): 2479-2501

[18] 刘宁宁,田捷,胡志刚,等.基于神经网络的纹理和灰度信息融合方法[J].软件学报,1999,10(6):575-580

[19] 袁宝峰,吴乐华,曾伟.基于纹理与灰度协同进化的图像分割算法[J].计算机应用,2009,29(1):54-58

[20] Hideyuki T, Shunji M, Takashi Y. Textural Features Corresponding to Visual Perception [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473

[21] 赵海英,徐光美,彭宏.纹理粗糙度量算法的性能比较[J].计算机科学,2011,38(6):288-293

[22] Rosin P L. Unimodal thresholding [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(11): 2083-2096

[23] Li De-yi, Du Yi. Artificial intelligent with uncertainty [M]. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2007

[24] Hoang M A, Geusebroek J-M, Smeulders A W M. Color texture measurement and segmentation [J]. Signal Processing, 2005, 85(2): 265-275

[25] Shi Jian-bo, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-906

[26] Zhang Kai-hua, Zhang Lei, Song Hui-hui, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676

(上接第 149 页)

[4] 蒋成成,胡同森,周维.一种改进的迭代最近点算法[J].计算机系统应用,2009,8:84-89

[5] Marr D. A theory of cerebellar cortex [J]. Journal of Physiol, 1969, 202: 437-442

[6] Mahoor M H, Abdel-Mottaleb M. Face recognition based on 3D ridge images obtained from range data [J]. Pattern Recognition, 2009, 42: 445-450

[7] 刘小宁.基于三维模型的人脸识别研究[D].2006:53-92

[8] <http://gavab.escet.urjc.es/recurso-en.html>

[9] 林庆,马伟阳,单平平,等.眼睛遮挡下的正面人脸识别[J].计算机科学,2011,8:48-52

[10] 杨荣根,任明武,杨静宇.基于稀疏表示的人脸识别方法[J].计算机科学,2010,9:17-21

[11] <http://www.cbsr.ia.ac.cn/china/3DFace%20Databases%20CH.asp>