

不确定性边缘表示与提取的认知物理学方法*

吴涛[†] 金义富 侯睿 杨俊杰

(湛江师范学院信息科学与技术学院, 湛江 524048)

(2012年9月10日收到; 2012年10月29日收到修改稿)

图像边缘检测是图像处理的一种重要技术, 其中不确定性表示与提取是关键问题之一. 在现有模拟物理学思想的相关方法基础之上, 提出了基于认知物理学的不确定性边缘表示与提取方法. 该方法利用数据场发现图像全局灰度认知, 构建图像灰度值空间到数据场势值空间的映射关系, 从场论的角度建立了可扩展的理论框架, 统一了现有相关方法; 另一方面, 构造半升云模型建立云模型确定度的变化幅度与边缘像素表示与提取的内在关联关系, 最终在认知物理学核心理论的支持下实现图像不确定性边缘表示与提取. 所提出的方法时间耗费近似与图像尺寸成线性关系. 定性和定量的实验结果及分析表明, 该方法的分割效果较好, 性能稳定, 具有合理性和有效性.

关键词: 边缘检测, 图像分割, 云模型, 数据场

PACS: 42.30.Va, 11.10.-z

DOI: 10.7498/aps.62.064201

1 引言

灰度图像分割通常借助于灰度值在区域内部的相似性或者区域之间边界上的不连续性, 现有方法可以大致分为阈值法、边缘法、区域法等^[1-3]. 图像的某些物理参量(如亮度)在区域内部缓慢变化, 在区域之间则发生急剧变化^[4], 换句话说, 具有不同灰度的相邻目标总存在轮廓, 形成区域的边界或边缘. 从物理学的角度看, 边缘是目标对象之间的过渡, 往往包含许多有意义的信息. 边缘表示与提取是所有基于边缘的图像分割方法的第一步, 在模式识别、计算机视觉等相关领域被广泛应用^[5].

经典的边缘检测方法如 Canny, Sobel, LoG 等, 被作为历史标准用于比较和检验新方法的有效性. 此外, 已有大量的边缘表示与提取方法通过模型及其参数的人工调节能够获得较好的实验结果^[6], 但是这些方法大多数时间复杂度高, 而且在缺乏物理意义的情况下存在参数选择上的困难.

近年来, 借鉴物理学思想的图像处理方法逐渐引起了研究者的足够关注^[7,8]. 本文关注借鉴物理学思想的边缘表示与提取方法, 通过某种物理

量的模拟, 根据物理力的作用机制实现边缘表示与提取, 能快速高效地完成图像边缘检测任务. 例如, Sun 等^[9]提出了基于天体万有引力的边缘检测方法, Lopez-Molina 等^[10]对此用 t -模方法进行了改进, 并从数学上进行了进一步的扩展^[11]. 类似的, Wang 和 Quan^[12]提出了模拟库仑力的边缘检测方法, Bouda 等^[13]提出了基于电荷立方体的彩色图像边缘检测方法, Wu 和 Gao^[14]提出了基于高斯核力的边缘检测方法. 此外, Nixon 等^[15,16]提出了基于水流和热流的方法等. 理论和实验分析表明, 上述方法具备了可行性和有效性. 尽管如此, 物理力本质上都是物质之间的相互作用, 统一场论是现代物理学的重要方向之一. 本文认为, 上述模拟物理学机制的边缘表示与提取理应不拘泥于固有物理力的形态, 从场论的角度出发建立更一般的映射关系及其理论框架, 进一步提出更普适的边缘表示与提取方法.

另一方面, 大多数图像并不存在严格理想的边缘, 因测量误差、光照条件、噪声污染等影响, 实际的边缘总是在某种程度上呈现出含糊性、不明确性、不肯定性或不稳定性等不确定性^[4]. 常见的边缘表示与提取主要采用模糊集合处理其中的不

* 国家重点基础研究发展计划(批准号: 2012CB719903)和广东高校优秀青年创新人才培养计划(批准号: 2012LYM-0092)资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: taowu0706@gmail.com

确定性, 包括模糊算子或模糊系统等方法^[17,18], 将图像边缘提取流程看成是一个模糊系统, 利用模糊集合表示边缘特征, 采用模糊逻辑的方法处理边缘的模糊性. 考虑到模糊集合隶属函数确定的困难, 研究者提出了大量相应的改进方法^[19,20].

有鉴于此, 本文提出了一套基于认知物理学的解决方案. 云模型^[21]、数据场^[22]由中国学者李德毅和杜鹤^[23]自主提出, 是认知物理学的核心理论, 云模型借鉴物理学中的原子模型表示概念, 用三个数字特征 (期望 Ex , 熵 En , 超熵 He) 实现定性定量的不确定性转换; 数据场借鉴物理学中的场描述对象之间的相互作用, 实现数据特征空间到场势空间的非线性映射. 云模型和数据场在图像分割领域已经取得了若干成功的应用^[24,25]. 在认知物理学核心理论的支撑下, 本文深入分析了现有借鉴物理学思想的边缘表示与提取方法, 利用数据场发现图像全局灰度认知, 构建图像灰度值空间到数据场势值空间的映射关系, 从场论的角度实现了现有拟物理学方法的大统一, 建立了拟物理学机制图像边缘表示与提取方法的统一理论框架, 同时剖析了云模型确定度的变化幅度与边缘像素表示及提取的内在关联关系, 构造半升云模型从认知物理学的角度实现了图像不确定性边缘表示与提取.

2 基础理论与方法

2.1 认知物理学

诺贝尔物理学奖获得者李政道曾在演讲时指出: “二十世纪的物理发展, 是简化归纳.” 李德毅认为以人工智能为代表的人类认知过程本质上也是简化归纳, 人类对主观的认知可以尝试借鉴对客观的认知, 将现代物理学中对客观世界的认知理论引申到对主观世界的认知中, 这一发展方向称之为认知物理学^[23]. 认知物理学将自然语言作为人工智能研究的切入点, 借鉴原子模型、场和层次结构描述从数据到信息再到知识的人类认知过程, 其核心是数据场、云模型和可变粒度层次结构. 本文主要涉及前两个部分.

从爱因斯坦的几何统一场论、海森伯的量子统一场论再到杨振宁等的规范统一场论, 场论在物理学对于客观世界的认知中起到了重要的作用, 场可以看成是现代物理学史上的一次思维革命. 借鉴物理学中的场, 将客观世界物质粒子间的相互作用

及其场描述方法引入到抽象的主观认知世界. 认知物理学通过考察数据对象间的相互作用并建立场描述原始、混乱、复杂、不成形的数据关联, 揭示不同抽象程度或者概念层次上的知识, 形成了数据场的思想. 数据场用场形式化表达人类自身的认知和思维过程, 通过建立认知场可视化人的认知、记忆、思维等过程, 本文利用数据场在兼顾图像局部特征的基础上发现全局空间认知.

从开尔文模型、汤姆孙模型、勒纳德模型、长冈模型、镍尔森模型直到卢瑟福的原子有核结构模型以及原子核模型, 物理学中原子模型的提出与演进表明构思物质组成模型是一种普遍有效的科学方法. 借鉴物理学中将原子模型看成是物质组成的基本模型, 认知物理学以自然语言作为切入点, 将概念作为语言的基本模型, 利用云模型研究人类思维从定量到定性的双向转换过程. 云模型用三个数字特征在整体上表征概念, 一方面通过正向云发生器完成从定性概念到客观世界中具体存在的定量实现, 另一方面通过逆向云发生器完成从定量数值到主观世界中自然语言表达的定性概念实现. 以云模型作为自然语言的原子模型, 可以充分反映自然语言中概念的随机性、模糊性及其关联性, 对于理解概念的内涵和外延不确定性起到了极其重要的作用, 本文将利用云模型实现图像边缘概念的不确定性表达与分析.

2.2 现有的相关方法

目前, 模拟物理学机制的边缘特征表示与提取方法主要包括以下 3 类.

1) 模拟牛顿万有引力的方法

牛顿万有引力定律揭示了天体运动的规律, 把地面上物体运动的规律和天体运动的规律统一, 是物理学的最伟大成果之一. 任意两个天体都会存在相互吸引作用力, 假设其质量为 m_1, m_2 , 两者之间的距离向量为 $\mathbf{r}_{2,1}$, 那么如图 1(a) 所示的吸引作用力 $\mathbf{f}_{1,2}$ 计算公式如下:

$$\mathbf{f}_{1,2} = G \cdot \frac{m_1 \cdot m_2}{\|\mathbf{r}_{2,1}\|^2} \cdot \frac{\mathbf{r}_{2,1}}{\|\mathbf{r}_{2,1}\|}, \quad (1)$$

其中 G 是引力常量.

Sun 等^[9]将图像的每个像素看成是一个天体, 将任意位置 (x, y) 像素的灰度值 $g(x, y)$ 视作天体的质量, 每个天体受到周围天体的吸引作用力, 根据合力的叠加原理, 可以计算得到位置 (x, y) 处天体

的合力为

$$F(x,y) = \sum_{\substack{-1 \leq i \leq 1 \\ -1 \leq j \leq 1}} \frac{G \cdot g(x,y) \cdot g(x+i,y+j)}{\|\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}\|^2} \times \frac{\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}}{\|\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}\|}. \quad (2)$$

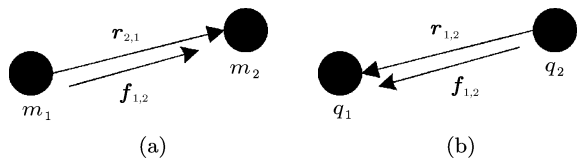


图1 两种模拟力的示意图 (a) 牛顿万有引力; (b) 库仑力

2) 扩展万有引力的方法

在 Sun 等^[9]的研究工作基础上, Lopez-Molina 等^[10]扩展推广了万有引力的方法, 将 $g(x,y) \cdot g(x+i,y+j)$ 乘法抽象为三角模 (t 模) $T(g(x,y),g(x+i,y+j))$, 可以是最小模、乘积模、幂零最小模等, 由此扩展更多基于万有引力的边缘特征提取方法. 改进后位置 (x,y) 处天体的合力计算为

$$F(x,y) = \sum_{\substack{-1 \leq i \leq 1 \\ -1 \leq j \leq 1}} \frac{\Theta \cdot T(g(x,y),g(x+i,y+j))}{\|\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}\|^2} \times \frac{\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}}{\|\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}\|}, \quad (3)$$

其中 Θ 是自定义的引力常量.

3) 模拟库仑力的方法

库仑定律是电学发展史上的第一个定量规律, 在真空中两个静止的同种点电荷 q_1, q_2 之间存在相互排斥作用力, 两者之间的距离向量为 $\mathbf{r}_{2,1}$, 那么如图 1(b) 所示的排斥作用力 $\mathbf{f}_{1,2}$ 计算公式如下:

$$\mathbf{f}_{1,2} = \frac{1}{4\pi\epsilon_0} \cdot \frac{q_1 \cdot q_2}{\|\mathbf{r}_{2,1}\|^2} \cdot \frac{\mathbf{r}_{1,2}}{\|\mathbf{r}_{2,1}\|}, \quad (4)$$

其中 $K_e = \frac{1}{4\pi\epsilon_0}$ 是库仑常数.

Wang 和 Quan^[12]将图像的每个像素看成是一个点电荷, 将任意位置 (x,y) 像素的灰度值 $g(x,y)$ 视作点电荷的电量, 每个电荷受到周围电荷的排斥作用力, 根据合力的叠加原理, 可以计算得到位置 (x,y) 处电荷的合力为

$$F(x,y) = \sum_{\substack{-1 \leq i \leq 1 \\ -1 \leq j \leq 1}} \frac{g(x,y) \cdot g(x+i,y+j)}{4\pi\epsilon_0 \cdot \|\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}\|^2} \times \frac{\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}}{\|\mathbf{r}_{(x,y),(x+i,y+j)}\|}. \quad (5)$$

上述不同的方法模拟了不同的物理量. 从 (2), (3), (5) 式的合力形式上看, 各种方法非常相似. 但从内在本质上看, 万有引力与库仑力的物理含义存在重要区别. 因此, 现有方法的理论体系分散, 在物理力的体系下, 根本无法有效统一. 另一方面, 上述方法都存在一种假设, 即像素之间超过一定的有限距离, 相互作用力非常小、可以忽略. 事实上, 该假设在物理学中并不合理, 万有引力和库仑力在距离无穷远处才为 0, 任意有限的距离其力的大小都不可能为 0.

尽管如此, 仍然可以注意到: 万有引力和库仑力等本质上都是物质之间的相互作用, 从现代物理学的观点出发, 相互作用由场传递, 统一描述和揭示基本相互作用的共同本质和内在联系的统一场论是现代物理学重要研究方向之一. 延续这个思路, 模拟物理学机制的图像边缘表示与提取也必定可以追求理论上的统一性, 重力场基于万有引力定律通过引力势能描述, 电磁场则基于库仑定律通过电场线和等势线刻画. 更进一步, 是否可以不拘泥于固有物理力和场的模拟形态, 从场论的角度出发建立更一般的映射模型和理论框架.

从数学意义上说, 任意空间上的点对应于某个物理量的确定值, 由此构成场, 如温度场、电势场、电场、引力场、速度场等. 势是场中移动单位质点所做的功, 是势能的差值. 因此, 可以建立图像数据场提取图像特征, 从能量的角度通过场的方式以势值的形式统一地表达现有模拟物理力的各种方法.

3 所提出的认知物理学方法

3.1 基于数据场的边缘提取

定义 1(图像空间) 假设 $P = \{(x,y)|x \in [0, w-1] \wedge y \in [0, h-1] \wedge x, y \in \mathbb{Z}\}$ 是二维像素构成的有限空间, $g: P \rightarrow [0, L-1]$ 是一个映射, 则图像空间 I 由有序二元组 (P, g) 确定. 其中 h, w, L 分别表示图像的高和宽及灰度强度级数.

受到数据场思想的启发, 假设图像空间内的每个像素是具有一定质量的质点, 其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, 由此形成图像数据场.

定义 2(图像数据场) 给定图像空间 $I = (P, g)$, 对于像素空间 P 上任意位于 (x,y) 位置的像素, 将其视作带有质量为 $m_{(x,y)}$ 的质点, 其周围存在一个

作用场, 位于场内的任何像素都受到其他像素的联合作用, 由此在像素空间 P 上所形成的场称为图像数据场. 像素空间 P 上任意位置 (x, y) 的像素势值计算为

$$\varphi(x, y) = \sum_{\substack{p \in [0, w-1] \\ q \in [0, h-1]}} \varphi_{(p, q)}(x, y), \quad (6)$$

其中 $\varphi_{(p, q)}(x, y)$ 称为势函数, 表示场内位于位置 (p, q) 的像素对于位置 (x, y) 的像素所产生的势值贡献, 该势函数与作用像素的质量 $m_{(p, q)}$ 直接相关. 可选势函数的数学形态包括:

$$\varphi_{(p, q)}^1(x, y) = \frac{G \cdot m_{(p, q)}}{1 + (\|(p, q), (x, y)\|/\sigma)^k}, \quad (7)$$

$$\varphi_{(p, q)}^2(x, y) = m_{(p, q)} \times \exp[-(\|(p, q), (x, y)\|/\sigma)^k], \quad (8)$$

$$\varphi_{(p, q)}^3(x, y) = \frac{m_{(p, q)}}{4\pi\epsilon_0(1 + (\|(p, q), (x, y)\|/\sigma)^k)}, \quad (9)$$

其中 $m_{(p, q)}$ 为数据质点的质量, 代表了场源强度, 本文自适应设定为 $m_{(p, q)} = |g(p, q) - g(x, y)|$; $\|(p, q), (x, y)\|$ 代表两者之间的距离, 基于 Chebyshev 距离的数据场在尽可能少的时间内更全面地考虑更多邻域像素的影响, 本文采用了这种距离 $\|(p, q), (x, y)\| = \max(|p-x|, |q-y|)$; $\sigma \in (0, +\infty)$ 用于控制质点间的相互作用力程, 称为影响因子; 自然数 k 称为距离指数, 一般可取 2; 在实际计算时为了提高算法执行效率, 根据高斯函数的 3σ 性质, 只需要考虑距离不超过 $\epsilon = [3\sigma/\sqrt{2}]$ 的影响范围.

(7) 式所确定的势函数形态分别模拟了万有引力场、核力场、静电场等, 当然上述图像数据场的势函数可以有更多其他选择, 选择不同的势函数就可以模拟物理学中的不同力与场的形态. 因此, 图像数据场方法具有可扩展性, 通过图像数据场从场论的角度实现了基于模拟物理学机制的方法在理论框架上的大统一. 即使如此, 数据场的提出者已分析其优缺点^[23], 认为拟核力场的势函数形态数学性质更好、物理意义更合理, 因此, 本文在后续实验中选用拟核力场势函数建立图像数据场.

性质 1 (图像数据场的势值特征) 图像数据场通过考虑图像区域内部像素之间的灰度值相互关系, 建立了图像局部邻域的灰度差异度量, 像素 (对应于图像数据场的质点) 的势值越大, 局部差异

越大. 通过质点之间的等势关系, 建立了图像全局的信息特征度量, 势值阈值设定越小, 全局信息越抽象. 图像数据场势值的主要特征有: (a) 图像数据场势值具有上下限; (b) 若任意像素对应于某类同质邻域的中心, 则该位置对应的势值会很小, 极端情况下甚至为 0; (c) 若任意像素的邻域包含了多类不同像素, 则该位置对应的势值就较高; (d) 若某个像素的势值较高, 则意味着该像素可能对应于图像的边缘.

性质 2 (图像数据场的影响因素) 图像数据场包含了与质点有关的质量、距离、势值和场力等影响因素, 其相互关系为: (a) 在相同的距离内, 质量越大, 局部灰度差异越大, 相互作用力越大; (b) 质量相同, 距离越远, 相互作用力越小; (c) 质量比距离的影响更大.

以图 2(a) 所示的原始灰度图像为例, 命名为 potatoes, 分别设定影响因子为 1 和 5, 所生成的图像数据场等势线分布如图 2(b), (c) 所示. 从图 2(b) 的等势线看出, 位于目标边缘的像素势值较大, 位于背景或目标区域内部的像素势值较小. 对比图 2(b), (c), 当影响因子为 1 时, 势值的差异不是充分大, 不易直接区分出边缘; 当影响因子增大为 5 时, 势值的差异被扩大, 等势线与目标边缘非常相似, 但是边缘的影响也被放大, 同样不易直接提取边缘.

势值虽然是标量、没有方向, 但根据势函数的梯度是相应力场的场强函数, 仍然可以获取方向信息. 如图 2(d) 所示, 用射线段的方法描绘了影响因子为 1 时场力的向量形式, 射线段的长短代表场力的大小, 射线段的箭头指示场力的方向. 为了更清晰地观察, 放大了图 2(d) 的局部区域, 如图 2(e) 所示, 在目标边缘附近, 射线段非常密集, 且箭头大致指向边缘, 与实际边缘的特点相符合, 表明图像数据场能够有效地提取图像的边缘信息.

3.2 基于云模型的边缘表示

图像边缘通常表现为灰度值变化, 映射到图像数据场就是势值变化. 从前述性质以及图 2 的示例可以看出, 理论上说, 只要设置一个合适的势值阈值, 就能够有效地实施图像边缘检测, 但该阈值的选择并不容易.

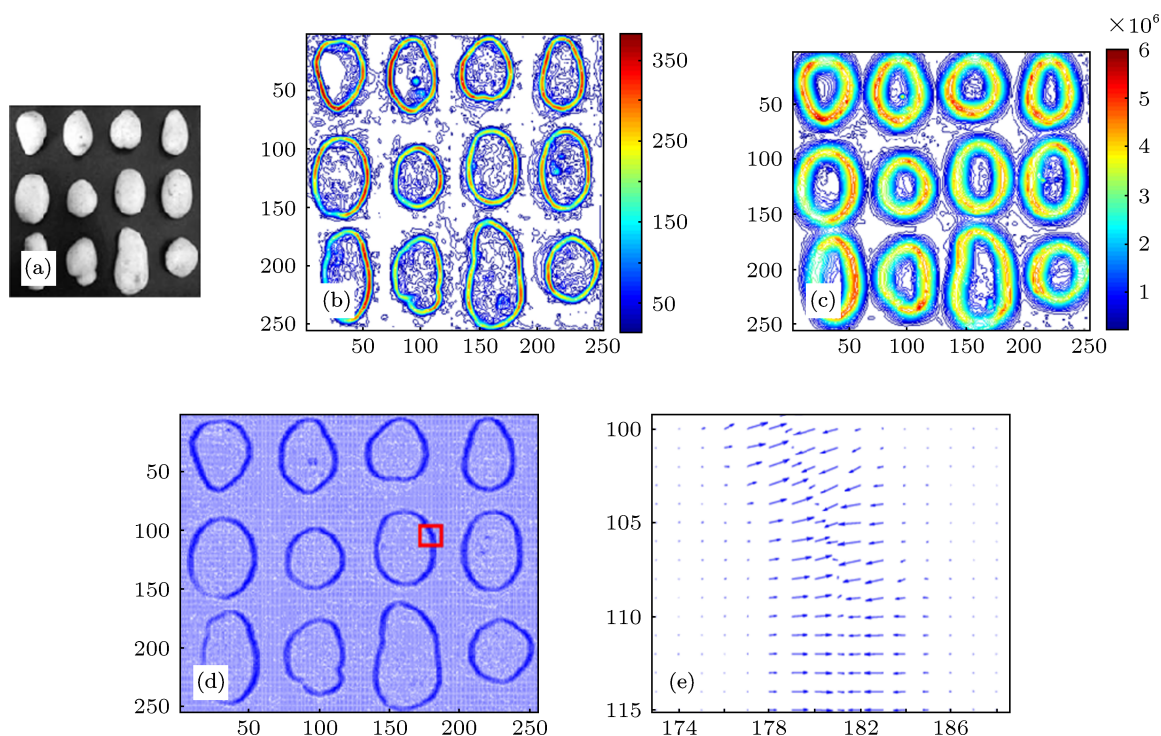


图2 图像数据场示例 (a) 原始图像; (b) 影响因子为 1 的等势线; (c) 影响因子为 5 的等势线; (d) 场力线示意图; (e) 局部放大的场力线示意图

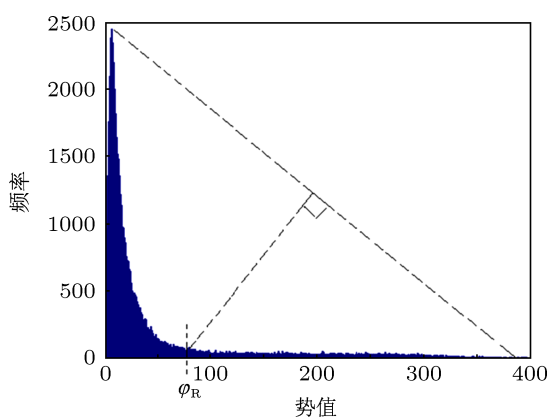


图3 势值直方图

在实际图像中灰度变化通常是渐变, 而不是阶跃变化, 反映到图像数据场的势值也是类似. 如图3所示的势值直方图可以看出, 势值本身没有呈现出突变的趋势. 任意像素的势值一定是有限的非负值, 势值越大越可能是边缘, 势值越小越不可能是边缘, 即确定为边缘的程度理应随着势值的递增而单调递增. 当势值为 0 时, 表示图像完全位于同质区域, 肯定不属于边缘, 反之, 势值为最大值 φ_{\max} 时表示像素肯定属于边缘, 此外, 更多势值位于 $(0, \varphi_{\max})$ 区间内的像素是否属于边缘存在不确定性. 因此,

边缘表示本质上具有不确定性. 模糊集合被广泛用来处理其中的模糊性^[19,20], 但考虑到云模型的优势^[24]和引入认知物理学理论的完备性、一致性, 本文采用正态云模型实现边缘的不确定性表示与提取.

定义3 (正态云模型) 设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念, 若 $\varphi \in U$, 且 φ 是定性概念 C 的一次随机实现, 若满足 $\varphi \sim N(Ex, En^2)$, $En' \sim N(En, He^2)$, 且 φ 对 C 的确定度为 $\mu(\varphi) = \exp(-(\varphi - Ex)^2 / (2En^2))$, 则 φ 在论域 U 上的分布称为正态云^[23].

利用正态云可以表达边缘的不确定性, 一种最直接, 也是目前最常用的方法是利用逆向云发生器算法根据图像数据场的势值获取云模型的三个数字特征, 对应的边缘确定度如图4(a)所示. 但在某些情况下(如雾化), 逆向云发生器会产生虚数的情形^[26]. 另一方面, 从图4(a)可看出根据该边缘确定度能够较容易地提取图像边缘, 但是靠近边缘附近的像素较暗, 即确定度较小, 不符合“边缘附近像素属于边缘的确定度大”的实际情况. 这是因为根据图3所示的势值直方图, 大部分势值较小, 直接采用逆向云发生器算法所得到的云模型本质上应该是图像非边缘区域特征的不确定性表示.

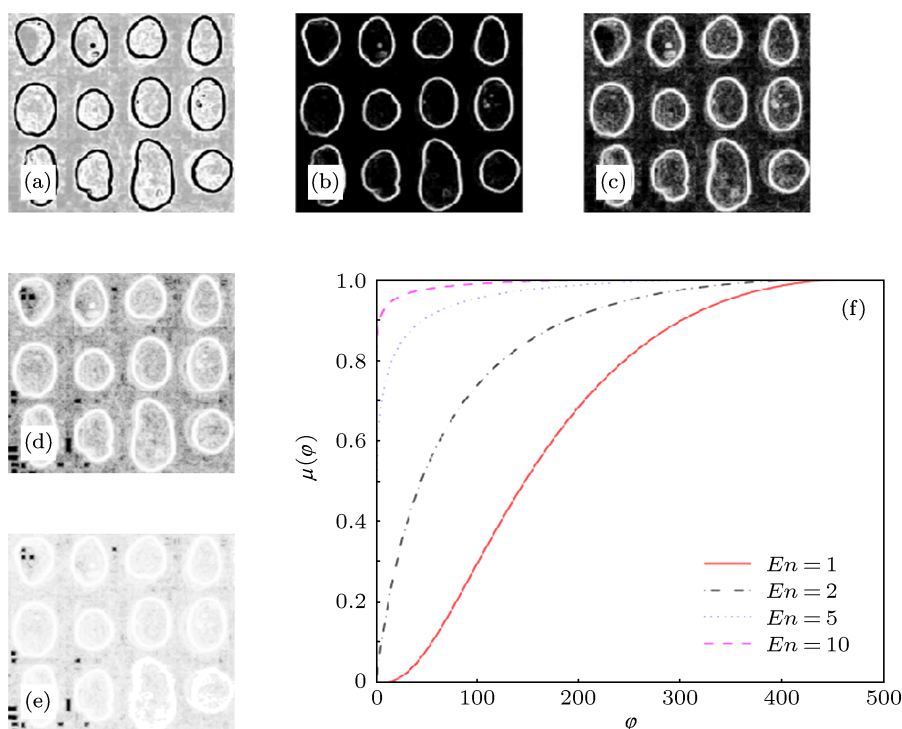


图4 边缘确定度 (a) 逆向云方法; (b) $En = 1, He = 0.1$; (c) $En = 2, He = 0.2$; (d) $En = 5, He = 0.5$; (e) $En = 10, He = 1$; (f) 期望曲线

为了使云模型表示方法更加鲁棒、同时尽量使其与实际相符,需要提出改进的方法. 在正态云的定义中 φ 的取值范围是 $(-\infty, +\infty)$, $\mu(\varphi)$ 在 $(-\infty, Ex)$ 内单调递增, 在 $(Ex, +\infty)$ 内单调递减. 于是, 该定义中的确定度并不适合直接作为边缘确定度, 需要做出两点改进. 首先, 在论域中只考虑其不大于期望值的部分, 即半升云; 其次, 构造自然对数 $\ln \varphi$ 使其映射新论域为有限区间 $[0, \varphi_{\max}]$, 由此改进的确定度为 $\mu(\varphi) = \exp(-(\ln \varphi - Ex)^2 / (2En^2))$.

定义 4 (边缘半升正态云) 设 C 是 $[0, \varphi_{\max}]$ 上的定性概念, 若 $\varphi \in [0, \varphi_{\max}]$, 且 φ 是定性概念 C 的一次随机实现, 若满足 $\varphi \sim N(Ex, En^2)$, $En' \sim N(En, He^2)$, 且 φ 对 C 的确定度满足 $\mu(\varphi) = \exp(-(\ln \varphi - Ex)^2 / (2En'^2))$, 则 φ 在 $[0, \varphi_{\max}]$ 上的分布称为边缘半升正态云.

设 $Ex = \ln \varphi_{\max}$, $En \in \{1, 2, 5, 10\}$, $He \in \{0.1, 0.2, 0.5, 1\}$, 分别根据定义 4 建立势值分布的不确定性映射, 所得到的边缘确定度如图 4 所示. 从图 4(b), (c) 可以看出, 当 En 和 He 较小时, 边缘确定度与实际情况比较一致, 越靠近目标边缘的像素越亮, 即确定度越大; 反之, 像素越暗, 确定度越小, 所得到的边缘确定度极易提取边缘. 当 En 和 He 较大时, 图 4(d), (e) 虽然保持了图 4(b),

(c) 所反映出的基本特点, 但是边缘附近像素与其他区域像素的亮度差异已经减小, 确定度差值也减小, 显然这将不利于后续边缘的提取. 这种变化也可以从如图 4(f) 所示的云模型期望曲线 $\mu_c(\varphi) = \exp(-(\ln \varphi - Ex)^2 / (2En^2))$ 中近似观察, 对于 En 较小时的期望曲线, 不同势值对应的确定度具有较好的区分度, 随着 En 增大, 这种区分度变得比较微弱, 在 En 达到 10 时, 大部分像素的确定度都接近于 1.

由于高斯函数的 3σ 性质, $P\{En - 3He < En' < En + 3He\} = 0.9973$, 当云模型非雾化状态 $En - 3He > 0$ 时, 即 $He < En/3$, 99.73% 的云滴落在曲线 $\mu_1(\varphi) = \exp(-0.5(\ln \varphi - Ex)^2 / (En + 3He)^2)$ 和 $\mu_2(\varphi) = \exp(-0.5(\ln \varphi - Ex)^2 / (En - 3He)^2)$ 所围的区域内^[26], 如图 5(a) 所示.

定义 5 (边缘半升云的确定度变化幅度) 给定边缘半升正态云及其论域 $[0, \varphi_{\max}]$, $f(\varphi) = \mu_1(\varphi) - \mu_2(\varphi)$ 称为边缘半升正态云的确定度变化幅度.

定义 5 给出的变化幅度不是一个单调函数, 不同云滴 φ 的确定度, 其变化幅度有大小之分. 如图 5(b) 展示了当 $Ex = \ln \varphi_{\max}$, $En = 1, He = 0.1$ 时 $f(\varphi)$ 的函数曲线, 呈现出“两头小、中间大”的趋

势. 对于本文而言, 在 $f(\varphi)$ 曲线的左半升区, 云滴的确定度小, 表明势值对应的像素属于非边缘的可能性大; 反之, 右半降区云滴的确定度大, 势值对应的像素属于边缘的可能性大. 同时, 确定度的变化

幅度越小, 表明做出的可能性判定越确定; 否则, 其判定越不确定. 当变化幅度最大时, 判定“云模型的云滴是属于边缘还是属于非边缘”是最不确定的, 对应的势值实际上可以作为提取边缘的势值阈值.

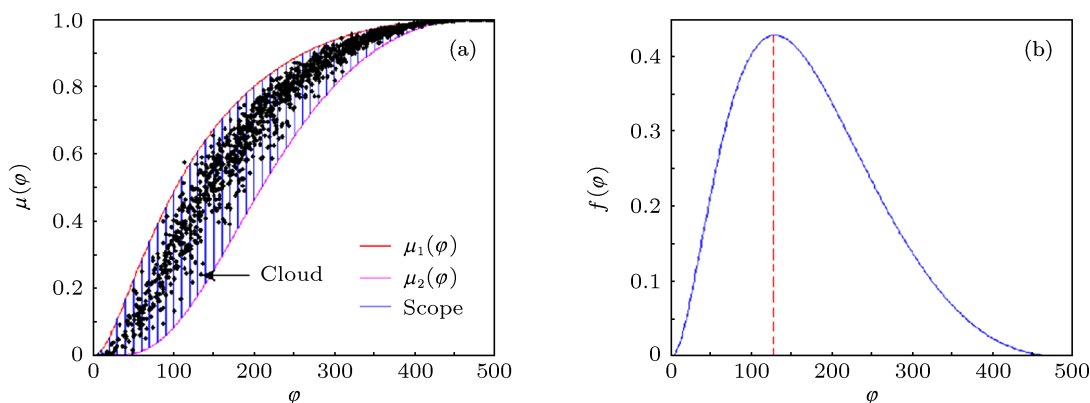


图5 边缘半升云的确定度变化情况 (a) 确定度的变化幅度; (b) 变化幅度曲线

为了利于后续边缘提取, 可以约束云模型的期望曲线、变化幅度等构造一种自动确定云模型数字特征 En, He 的方法. 具体步骤如下.

1) 使用半升正态云表达不确定性边缘, 其期望映射到势值的最大值, 即 $Ex = \ln \varphi_{\max}$.

2) 利用 Rosin^[27] 所提出的单峰阈值方法获得图像数据场的势值关键点 φ_R , 如图 3 所示, 从最高峰画一条直线到势值直方图的最后一个非零势值, 计算从任意势值到这条直线的垂直距离, 通过搜索最大化该距离的势值作为势值关键点 φ_R . 为了使所得到的边缘确定度分布尽可能均匀, 令云模型的期望曲线经过 $(\varphi_R, 0.5)$, 即满足公式 $\mu_c(\varphi_R) = 0.5$.

3) 将 φ_R 作为边缘半升云确定度的变化幅度最大的位置, 即令函数 $f(\varphi) = \mu_1(\varphi) - \mu_2(\varphi)$ 在 $\varphi = \varphi_R$ 时取得最大值. 通常直接求取最大值存在困难, 可以采用数值计算的方法近似.

3.3 不确定性边缘提取

前述过程利用云模型实现了图像边缘的不确定性表示与分析. 但是实际应用中经常需要确定地提取图像边缘并二值化. 于是, 不确定性边缘提取就相当于去模糊化, 称为边缘确定度的确定化. 一旦获取了边缘确定度, 边缘提取就可转换为确定合适的阈值生成边缘像素集, 该阈值可以是单阈值, 也可以是双阈值, 即 Canny 算子所引入的迟滞阈值. 本文边缘确定度阈值的设定方法可以是: 1) 直接

用势值关键点对应于云模型期望曲线的确定度, 即 $\mu_c(\varphi_R) = 0.5$ 作为单阈值, 将图像像素分为边缘像素和同质像素两个部分; 2) 用势值关键点在云模型中确定度所对应的近似上下界, 即 $\mu_1(\varphi_R), \mu_2(\varphi_R)$ 作为迟滞阈值, 将图像像素分成两个部分.

为了更能体现云模型的特点, 提高边缘提取效果, 在本文后续的实验中采用了第 2) 种方法. 需要指出的是, 云模型方法具有随机性, 相同势值的不同像素在计算确定度时可能出现归属不同的情况, 此时可额外引入 Canny 算子的非极大值抑制. 当然, 为了增强边缘的效果, 也可额外增加一些辅助操作, 如利用数学形态学的方法细化边缘等.

3.4 算法描述

综上, 本文所提出的不确定性边缘表示与提取算法描述如下.

输入: 待分割图像 I , 影响因子 σ

输出: 边缘图像 E

步骤 1 参数 σ 初始化, 读入图像 I , 获取二维像素空间 P 及其灰度值信息 g ;

步骤 2 根据定义 2 在 P 上建立图像数据场, 利用 (6) 式计算势值 φ ;

步骤 3 生成图像数据场的势值直方图, 利用 Rosin 的方法计算势值关键点 φ_R ;

步骤 4 根据 3.2 的方法计算边缘半升正态云的数字特征 (Ex, En, He) ;

步骤 5 计算迟滞阈值 $\mu_1(\Phi_R), \mu_2(\Phi_R)$, 分割并提取边缘图像 E .

上述算法的主要时间耗费在步骤 2—5. 步骤 2 的时间复杂度为 $O((2\varepsilon + 1)^2hw)$, 其中 $\varepsilon = \lceil 3\sigma/\sqrt{2} \rceil$, 一般图像均有 $(2\varepsilon + 1)^2 \ll hw$. 步骤 3—5 在最坏情况下仅相当于扫描像素各一次, 耗费时间复杂度不超过 $O(hw)$. 因此算法的总时间复杂度为 $O(hw)$, 与图像尺寸 (hw) 近似成线性关系.

4 实验结果与分析

4.1 参数实验

所提出的算法仅涉及一个待定参数, 即影响因子 σ . 影响范围 ε 是由 $\lceil 3\sigma/\sqrt{2} \rceil$ 所确定的一个整数, 其选择要比 σ 更容易, 因此, 本文仅研究影响范围 ε, σ 由 $\sqrt{2}\varepsilon/3$ 确定. 本节设置不同的 ε 值进行实验以分析参数的影响.

实验 1 本组实验建立图像数据场势值直方图的熵, 通过最大化熵可实现参数的自动选择. 熵的概念最早源自热物理学, 其中 Shannon 熵是信息论中用于度量信息量的一个概念, 被广泛应用于图

像分割, 最大化图像中目标与背景分布的信息量, 利用图像灰度直方图的熵搜索最佳灰度阈值. 借鉴这种思路, 本文定义了与 ε 有关的势值直方图熵.

$$H(\varepsilon) = - \sum_{l=1}^{N_{\text{bins}}} p_l \log p_l. \quad (10)$$

其中 N_{bins} 表示离散划分势值直方图的子区间个数, 根据图像灰度级的特点可设置为 $N_{\text{bins}} = L$. p_l 表示在当前 ε 所建立的图像数据场中像素的势值落入第 l 个子区间的概率.

于是, 在 $\varepsilon \in [1, \max\{\lceil h/2 \rceil, \lceil w/2 \rceil\}]$ 范围内, 可建立不同的图像数据场. 通过搜索最大化的熵自动获得适用于给定图像的最优参数 ε^* , 形式化如下.

$$\varepsilon^* = \arg \max_{\varepsilon \in [1, \max\{\lceil h/2 \rceil, \lceil w/2 \rceil\}]} H(\varepsilon). \quad (11)$$

以 potatoes 图像为例, 图 6(a) 列出了熵值与 ε 的关系曲线, 从中可以宏观地发现, 当 $\varepsilon = 1$ 时熵 $H(\varepsilon)$ 较小, 随着 ε 的增大, 熵突然增大, 在接近最大熵的一定范围内, 熵的变化幅度较小, 在 ε 继续增大时, 熵开始出现突然减小, 并基本维持稳定的量级, 但仍然表现为缓慢地减小.

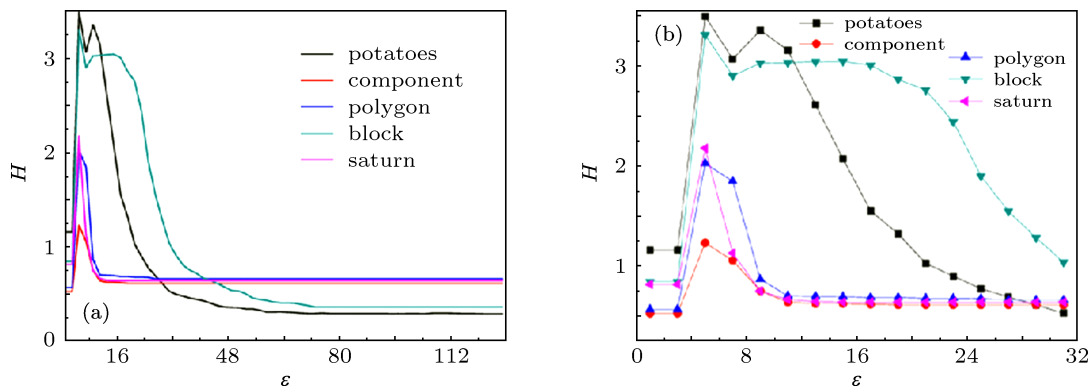


图 6 不同图像的熵值与 ε 的关系 (a) ε 在 $[1, 127]$ 之间的变化曲线; (b) ε 在 $[1, 31]$ 之间的局部放大

为了从微观上进一步观察, 图 6(b) 列出了放大后的局部变化曲线, 熵在 $\varepsilon = 5$ 时取得最大值, 在 $\varepsilon \in [5, 11]$ 时相差不大, 随后突然变小. 此外, 图 6 也列出了后文实验的四幅图像关于熵的变化曲线, 也反映出了基本相似的变化趋势, 注意到五条曲线均在 $\varepsilon = 5$ 时获得最大熵, 与下文的经验值符合. 总体上说, 本组实验结果表明, 过小的 ε 发挥不了图像数据场的空间关联作用, 但过大也失去了意义, 特别在极端情况下会使图像数据场中所有像素的势值相等、不具有可分性, 因此图像数据场

选择一个大小适中的 ε 是有益的. 在侧重于要求高精度的分割质量时, 可使用上述方法自动地确定相关参数.

实验 2 尽管在实验 1 中提出了自动化设置参数的方法, 但多次建立图像数据场搜索最大化熵仍然将不同程度上额外增加图像处理的时间复杂度, 在某些极端情况下可能会降低本文方法的实时性能. 在实际应用的大多数情况下, 需要在分割质量和速度之间选择一个平衡. 为了给实验 1 的自动参数设置法提供一个备选的经验方案, 本组实验采

用业内惯常的做法,对图像多次进行实验,研究了不同参数对实际分割效果的影响,同时反复尝试不同的参数 (trial and error) 确定较优的经验值.

对图 2(a) 所示的原始图像,分别用 $\varepsilon \in \{3, 5, 9, 23\}$ 进行实验,结果如图 7 所示. 从不同 ε 值对应的不确定性表示可看出,影响因子越小,不确定性表示的对比度越低,局部区域呈现不均匀,即影响因子越大,边缘像素全面率越高. 对比图

7(a), (d), 后者的白色亮区域明显比前者宽,这在一定程度上保证了提取结果中不遗漏边缘. 但是,影响因子也不宜过大,否则,所得到的边缘像素定位不精确,导致边缘像素的准确率偏低. 对比图 7(e), (h), 即使在边缘图像中已经加入了细化过程,但是后者的提取的边缘像素 (即白色亮区域) 仍然明显要比前者宽,图 7(h) 的提取结果不能再简单称之为边缘像素,而更恰当的说法是过渡区像素 [28].

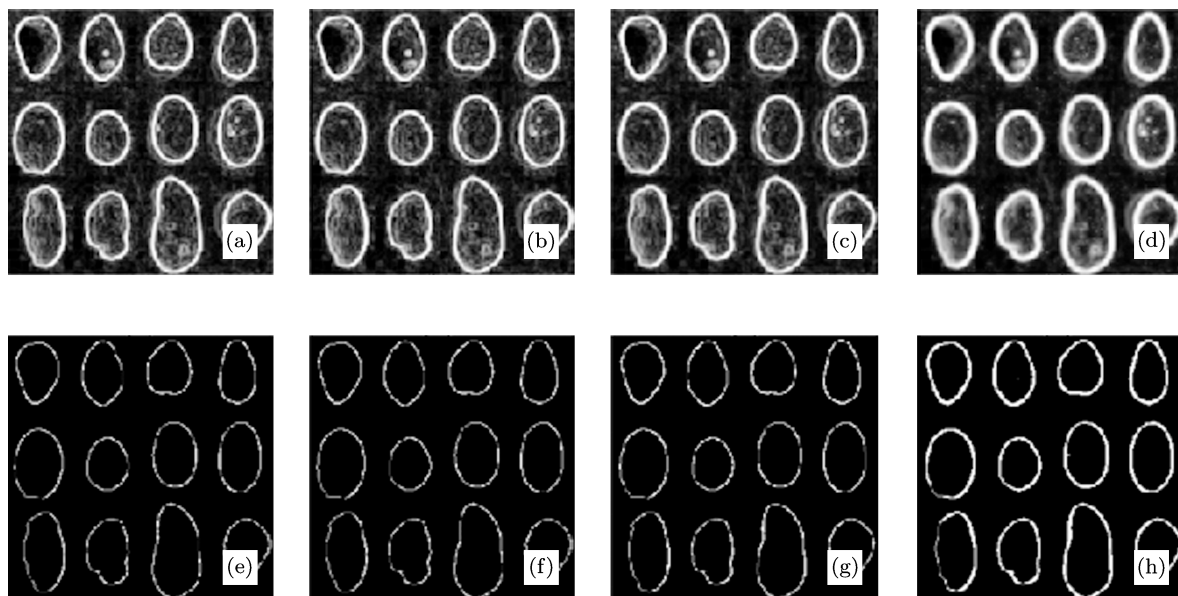


图 7 不同 ε 值所对应的边缘不确定性表示与提取结果,从左至右依次是 $\varepsilon = 3, 5, 9, 23$ 的情形 (a)—(d) 边缘表示; (e)—(h) 边缘提取

为了进一步定量分析由参数带来的分割质量差异,采用基于距离的度量指标衡量算法的边缘检测质量. BDM (Baddeley's Delta Metric)^[29] 是基于 Hausdorff 距离的二值化图像误差度量准则. 每个二值图像看成是每个像素 $(x, y) \in P$ 有一个二元值,将 E 和 E_{ref} 记作测试图像和参考图像. BDM 从像素分类误差和定位误差两个方面反映了测试图像和参考图像之间的距离差异, BDM 值越小意味着测试图像与参考图像越相似.

$$\begin{aligned} \text{BDM} &= \Delta^2(E, E_{\text{ref}}) \\ &= \left(\frac{1}{hw} \sum_{p \in P} |\min(c, d((x, y), E)) \right. \\ &\quad \left. - \min(c, d((x, y), E_{\text{ref}}))|^2 \right)^{1/2}, \quad (12) \end{aligned}$$

其中 $d((x, y), E)$ 和 $d((x, y), E_{\text{ref}})$ 表示像素 (x, y) 到 E 和 E_{ref} 中所有像素的最短距离, c 是一个非负的

截断误差.

对于图 7 所示的不同 ε 对应的边缘提取结果,利用 BDM 定量评价了其分割质量,其中参考图像如图 8(a) 所示,为了从另一个侧面比较本文方法以及参数的影响,也与经典的边缘算子 Canny, Sobel, LoG 等进行对比,这些算子均利用 Matlab 自带的函数实现,其边缘检测结果如图 8 所示.

定量评估结果如表 1 所示,当 ε 较小时, BDM 值差异并不大,甚至是没有差异. 随着参数的增大, BDM 值越来越大,表明边缘提取效果越来越差. 另一方面,不管参数如何选取,本文方法大致都优于传统的边缘检测算子,特别是 Canny, LoG. 总体上说,本组实验结果与上组实验是一致的,选择一个大小适中的 ε 是有益的,如 $\varepsilon = 5, 7$. 在保证足够分割质量的情况下,从算法运行效率的角度考虑,本文后续实验统一设置为 $\varepsilon = 5$.

表 1 不同 ϵ 对应的边缘提取结果定量评价

指标	$\epsilon = 3$	$\epsilon = 5$	$\epsilon = 9$	$\epsilon = 23$	Canny	Sobel	LoG
BDM	0.5288	0.5288	0.6024	1.2308	4.0253	1.0575	2.6066

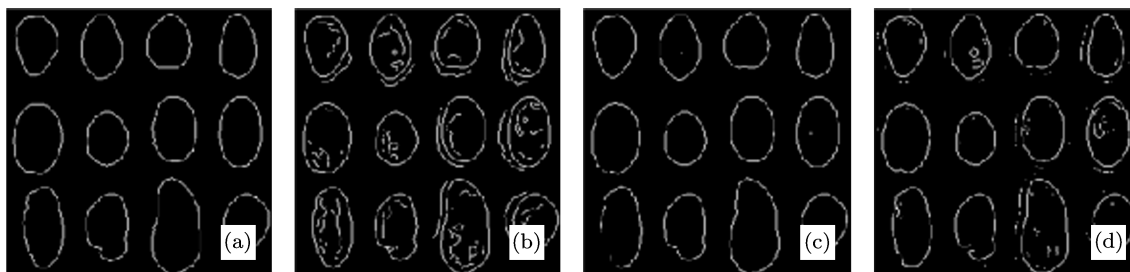


图 8 参考图像及传统算子的检测结果 (a) 参考图像; (b) Canny; (c) Sobel; (d) LoG

4.2 对比实验

为了验证所提出的方法, 通过常用图像和标准图像集进行了大量的图像边缘表示与提取实验, 数据分别来源于美国伯克利 (Berkeley) 大学和西班牙格兰塔 (Granada) 大学的计算机视觉研究组网站. 限于篇幅, 文中仅选取部分代表性的实验结果. 同时将本文方法与相关方法进行了比较, 包括文献 [10] 的 t 模引力方法, 文献 [14] 的图像数据场方法, 文献 [20] 的模糊边缘方法, 也与经典的边缘算子如 Canny, Sobel, LoG 等进行对比. 算法均在 Matlab2007b 环境下实现, 仍然采用 BDM 作为质量评价指标. 考虑到本文不确定性方法具有随机性, 为保证评价的客观性, 每个图像运行 10 次并记录 BDM 的平均值.

实验 3 对 4 幅合成图像进行了实验, 原始图像如图 9(a) 所示, 依次命名为 component, polygon, block, saturn 等, 分别人工勾画了参考边缘图像如图 9(b) 所示. 用本文的方法进行边缘提取实验, 并与文献 [10, 14, 20] 等相关方法进行了比较, 其中文献 [10] 的方法选用的是最小 t 模, 可视化的边缘提取结果如图 8 所示. 相比其他相关方法, 本文方法获得了更有效的边缘图像, 直观地看, 本文方法所检测得到的边缘更接近于参考图像, 也与实际主观视觉感知相符合. 特别对于 polygon 图像在齿轮状

边缘处存在光照不均匀的影响, 大多数边缘检测方法仅仅利用图像全局认知或者模糊检测, 很难直接获得有效的边缘检测结果, 本文的方法综合考虑图像全局认知以及图像灰度的不确定性, 边缘检测结果明显优于同类的相关方法.

为了进一步比较分析与相关方法提取的边缘图像, 采用 BDM 定量评估的比较结果如表 2 所示. 定量比较结果与可视化分析结果基本符合, 本文的方法获得了更好的边缘图像. 需要客观指出的是, 表 2 的定量结果显示本文方法对于 saturn 图像仅获得了次优, 并且与获得最优的文献 [20] 的方法 BDM 值相差较大; 对比图 9(c₄) 与 (f₄) 的可视化结果, 也能够发现这种不足. 原因正是由于在图 9(a₄) 的原始图像中, 目标本身过于细小, 特别是土星的运行轨道相距也很近, 仅考察其中的灰度不确定性就足以能够精确地定位边缘, 文献 [20] 的方法也因此提取了最优的边缘图像. 本文的方法综合了全局灰度认知和灰度不确定性, 在考察全局灰度认知时, 计算了邻域像素之间的相互作用力, 反而导致相距较近的若干条轨道及其相夹的区域都被笼统地认定为边缘, 导致图 9(c₄) 的边缘比图 9(f₄) 粗糙. 更进一步, 由于同样的原因, 对于包含复杂纹理的图像, 本文方法也无法获得非常有效的边缘图像. 这将是本文方法的未来进一步研究方向.

表 2 与相关方法的定量比较

图像名	本文的方法	文献 [10] 的方法	文献 [14] 的方法	文献 [20] 的方法
component	0.7146	15.7852	0.7605	36.0135
polygon	1.5001	13.6162	35.9936	43.2105
block	1.1732	17.6745	2.1196	5.0505
saturn	5.9946	9.7341	6.6853	1.2481

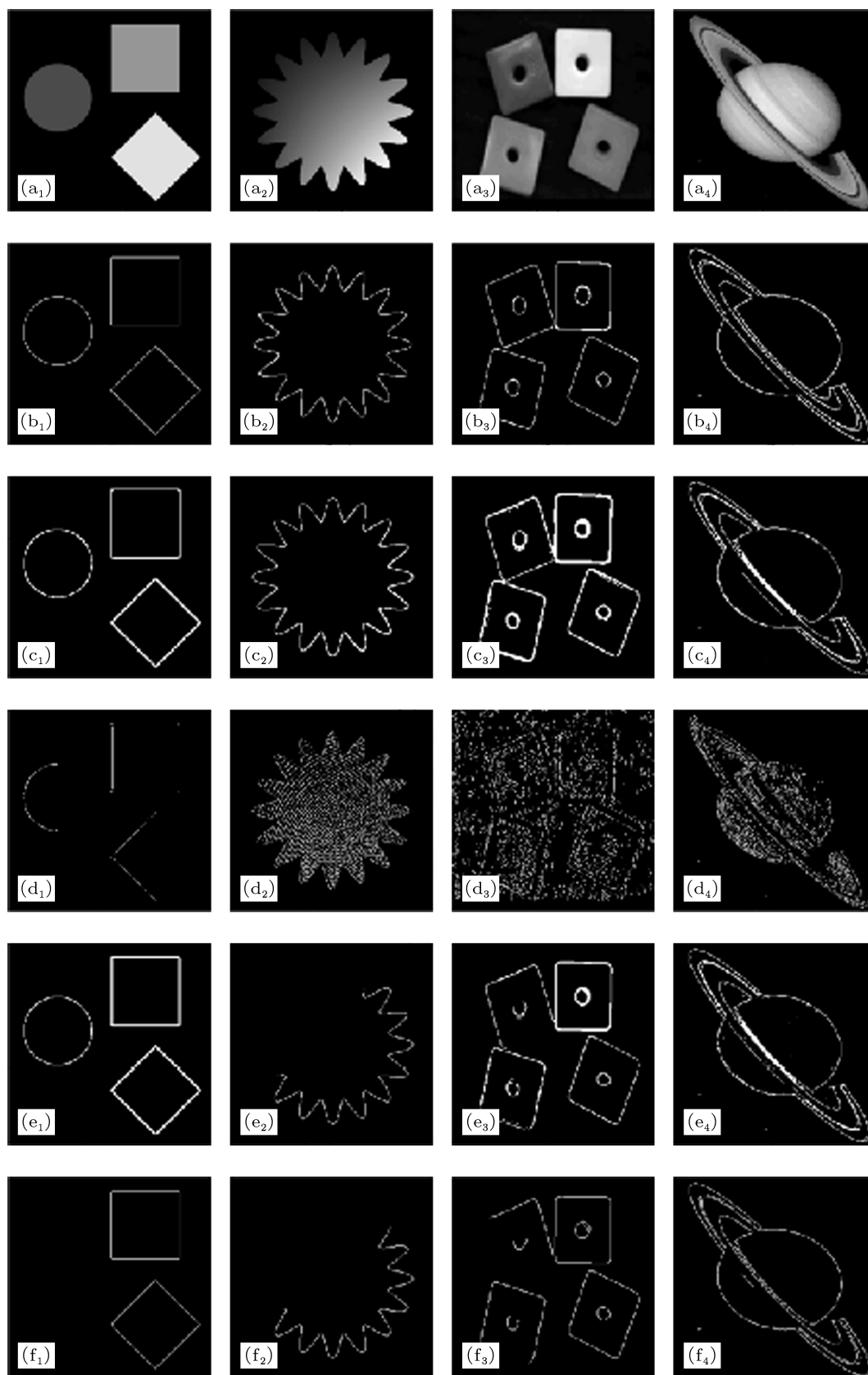


图9 与相关方法的边缘提取结果比较, 从左至右依次对应 component, polygon, block, saturn 图像 (a) 原始图像; (b) 参考图像; (c) 本文的方法; (d) 文献 [10] 的方法; (e) 文献 [14] 的方法; (f) 文献 [20] 的方法

实验 4 为了验证本文方法的鲁棒性, 随机选取了 20 幅复杂自然图像的实验结果, 图像来源于 Berkeley 公开图像库, 其中包含参考边缘图像. 用本文方法与经典的边缘算子如 Canny, Sobel, LoG 等进行对比, 定量的结果如表 3 所示, 图 10 提供了一个直观的比较.

表 3 与经典方法的定量比较

统计指标	本文的方法	Canny	Sobel	LoG
平均值	19.85722	27.19289	19.44295	25.59137
标准差	12.40543	18.59749	10.33869	17.22192

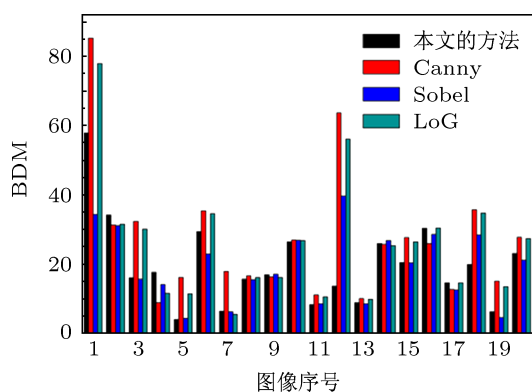


图 10 与经典方法的定量比较

表 3 和图 10 表明, 对于随机选取的大多数图像, 本文方法能够获得较低的 BDM 值, 意味着该方法所检测到的边缘与参考图像最接近. 表 3 还表明本文方法获得了较低的 BDM 平均值和标准差. 特别是与经典的 Canny, LoG 算子相比, 一定程度上表明本文的方法具有鲁棒性. 注意到本文的方法虽然从 BDM 值上看并不绝对优于 Sobel 算子, 甚至前

者的平均值略高于后者, 但是差异并不大, 同时也不意味着本文的方法劣于 Sobel 算子. 实际上, 在文献 [9] 中, 采用最简单直观的例子已经分析了模拟万有引力的方法与 Sobel 算子的关系, 并指出了按照 Canny 提出的“每个边缘有惟一的响应”原则, 万有引力的方法优于 Sobel 算子^[9]. 本文的方法可以认为是文献 [9] 方法的扩展与改进, 理应具有同样的优势. BDM 值的差异一定程度上由于图像数量的原因, 并非有合适的图像能够发挥本文方法的优势. 即便如此, 与经典的优秀 Canny, LoG 算子相比, 仍然能够验证本文方法的鲁棒性.

5 结论

现有借鉴物理学思想模拟力的边缘提取方法存在物理意义分散、未能考虑边缘不确定性等问题, 可能导致无效的边缘图像. 为此, 本文引入认知物理学的方法, 利用数据场建立图像数据场, 从场论的角度建立了模拟物理学思想的统一、可扩展理论框架, 同时, 利用云模型建立边缘半升云模型实现边缘的不确定性表示与提取. 为了验证不确定性边缘表示与提取的认知物理学方法是否有效, 展开了 4 组实验. 定性和定量的实验结果表明, 本文方法能够获得较好的实验结果, 性能稳定, 是经典方法的有效补充. 下一步将针对复杂细小目标的边缘检测进行改进和扩展研究, 主要包括针对细小目标的复杂自然图像, 融入形状信息; 针对包含纹理结构的复杂遥感图像, 融入纹理信息, 研究图像多特征融合, 利用二维、甚至高维的云模型和数据场, 获得更佳的边缘检测结果.

[1] Wu Y Q, Zhang J K 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 5487 (in Chinese) [吴一全, 张金矿 2010 物理学报 **59** 5487]
 [2] Ma J F, Hou K, Bao S L, Chen C 2011 *Chin. Phys. B* **20** 028701
 [3] Tang Y G, Di Q Y, Zhao L X, Guan X P, Liu F C 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 9 (in Chinese) [唐英干, 邸秋艳, 赵立兴, 关新平, 刘福才 2009 物理学报 **58** 9]
 [4] Song F J, Jutamulia S, Song J L, Yao S Y, Wang D 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 3055 (in Chinese) [宋菲君, 赵文杰, Jutamulia S, 宋建力, 姚思一, 王栋 2003 物理学报 **52** 3055]
 [5] He S H, Yang S Q, Shi A G, Li T W 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 794 (in Chinese) [何四华, 杨绍清, 石爱国, 李天伟 2009 物理学报 **58** 794]
 [6] Dong J T, Xu Y, Zong X P 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 3223 (in Chinese) [董江涛, 徐艳, 宗晓萍 2006 物理学报 **55** 3223]

[7] Chen D P, Xing C F, Zhang Z, Zhang C L 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 024202 (in Chinese) [陈大鹏, 邢春飞, 张峥, 张存林 2012 物理学报 **61** 024202]
 [8] Direkoglu C, Dahyot R, Manzke M 2012 *Int. J. Comput. Vision* **100** 170
 [9] Sun G Y, Liu Q H, Liu Q, Ji C Y, Li X W 2007 *Pattern Recogn.* **40** 2766
 [10] Lopez-Molina C, Bustince H, Fernandez J, Couto P, De Baets B 2010 *Pattern Recogn.* **43** 3730
 [11] Lopez-Molina C, Bustince H, Galar M, Fernandez J, De Baets B 2009 *Ninth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications* Pisa, Italy November 30-December 2, 2009 p1347
 [12] Wang Z R, Quan Y M 2007 *International Symposium on Intelli-*

- gent *Signal Processing and Communication Systems* Xiamen, China November 28 – December 1, 2007 p260
- [13] Bouda B, Masmoudib L, Aboutajdine D 2008 *Signal Process.* **88** 905
- [14] Wu T, Gao Y 2011 *ICIC Express Lett.* **5** 733
- [15] Nixon M, Liu X U, Direkoglu C, Hurley D 2011 *Comput. J.* **54** 11
- [16] Direkoglu C, Nixon M, Liu X U, Hurley D 2011 *Pattern Recogn. Lett.* **32** 270
- [17] Boskovitz V, Guterman H 2002 *IEEE T. Fuzzy Syst.* **2** 247
- [18] Pal S K, King R A 1983 *IEEE T. Pattern Anal.* **1** 69
- [19] Bezdek J, Chandrasekhar R, Attikouzel Y 1998 *IEEE T. Fuzzy Syst.* **1** 52
- [20] Lopez-Molina C, De Baets B, Bustince H 2011 *Comput. Vis. Image Und.* **11** 1571
- [21] Li D Y, Liu C Y, Gan W Y 2009 *Int. J. Intell. Syst.* **24** 357
- [22] Gan W Y, Li D Y, Wang J M 2006 *Acta Electron. Sin.* **34** 258 (in Chinese) [淦文燕, 李德毅, 王建民 2006 电子学报 **34** 258]
- [23] Li D Y, Du Y 2005 *Artificial Intelligence with Uncertainty* (Beijing: National Defence Industry Press) p187 (in Chinese) [李德毅, 杜鹤 2005 不确定性人工智能 (北京: 国防工业出版社) 第 187 页]
- [24] Qin K, Xu K, Liu F L, Li D Y 2011 *Comput. Math. Appl.* **62** 2824
- [25] Wu T, Qin K 2012 *Neurocomputing* **97** 278
- [26] Liu Y, Li D Y, Zhang G W 2009 *Acta Electron. Sin.* **37** 1651 (in Chinese) [刘禹, 李德毅, 张光卫 2009 电子学报 **37** 1651]
- [27] Rosin P L 2001 *Pattern Recogn.* **34** 2083
- [28] Wu T, Qin K 2012 *Opt. Lasers Eng.* **50** 131
- [29] Baddeley A J 1992 *Robust Computer Vision: Quality of Vision Algorithms* (Karlsruhe: Wichmann Verlag) p152

Cognitive physics-based method for image edge representation and extraction with uncertainty*

Wu Tao[†] Jin Yi-Fu Hou Rui Yang Jun-Jie

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

(Received 10 September 2012; revised manuscript received 29 October 2012)

Abstract

Image edge detection is an important tool of image processing, in which edge representation and extraction with uncertainty is one of key issues. Based on the physics-like methods for image edge representation and extraction, a novel cognitive physics-based method with uncertainty is proposed. The method uses data field to discover the global information from the image and then to map it from grayscale space to the appropriate potential space. From the point of view of the field theory, the method establishes an extensible theoretical framework and unifies the existing physics-like methods. On the other hand, the method defines the ascending half-cloud to construct the internal relationship between the range of cloud uncertainty degree and the edge representation and extraction. Finally, the method achieves image edge representation and extraction with uncertainty using the cognitive physics. The time complexity of the proposed algorithm is approximately linear in the size of the original image. It is indicated by the quantitative and qualitative experiments that the proposed method yields accurate and robust result, and is reasonable and effective.

Keywords: edge detection, image segmentation, cloud model, data field

PACS: 42.30.Va, 11.10.—z

DOI: 10.7498/aps.62.064201

* Project supported by the National Basic Research Program of China (Grant No. 2012CB719903) and the Foundation for Distinguished Young Talents in Higher Education of Guangdong Province, China (Grant No. 2012LYM-0092).

[†] Corresponding author. E-mail: taowu0706@gmail.com