

· 自动化技术 ·

# 基于多特征分步模糊推理的边缘检测算法

沈志熙, 代东林, 赵 凯

(重庆大学自动化学院 重庆 沙坪坝区 400030)

**【摘要】**基于Mamdani模糊推理的边缘检测, 将多个特征作为整体进行一步推理, 但不同特征难以兼顾对模糊边缘的敏感和噪声的抑制, 导致算法鲁棒性下降。为此, 该文提出了一种基于重要性加权的分步推理算法, 根据各特征对边缘敏感和噪声抑制的重要性分步进行模糊推理, 并加权每步推理结果作为边缘隶属度。并提出了一种基于面积近似的重心法改进算式, 能更好兼顾解模糊的准确性和实时性。实验结果表明了该算法的准确性、鲁棒性和实时性。

**关键词** 解模糊; 边缘检测; 模糊推理; 重要性加权

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.03.011

## Edge Detection Based on Multi-Features and Step-by-Step Fuzzy Inference

SHEN Zhi-xi, DAI Dong-lin, and ZHAO Kai

(School of Automation, Chongqing University Shapingba Chongqing 400030)

**Abstract** Edge detection based on Mamdani fuzzy inference regards all features as a whole to carry on one-step inference. However, this will decrease the robustness of algorithm since different features are difficult to guarantee both the sensibility for fuzzy edge and the suppression for noise. This paper presents a step-by-step processing scheme based on multi-features importance-weighted fuzzy inference. According to the importance degree of each feature in the edge representation and noise suppression, the proposed method carries on a step-by-step fuzzy inference and weights all inference results to obtain the edge membership. In addition, this paper presents an improved centroid method based on area approximation, which has higher precision and real-time in defuzzification. The experiment results show the precision, robustness and real-time of the proposed algorithm.

**Key words** defuzzification; edge detection; fuzzy inference; importance-weighted

图像边缘包含了尺寸、位置及形状等诸多信息, 是图像处理领域的研究热点。目前, 边缘检测方法主要有: 1) 基于各种微分算子的边缘检测<sup>[1-2]</sup>, 此类方法对噪声较为敏感; 2) 基于小波的边缘检测<sup>[3-4]</sup>, 受小波方向局限性影响, 难以最佳地逼近任意方向的真实边缘; 3) 基于形态学的边缘检测<sup>[5-6]</sup>, 其结构元素的单一性往往造成与之方向不同的边缘信息丢失; 4) 基于神经网络的边缘检测<sup>[7-8]</sup>, 其难点在于构造与背景和噪声都有本质区别的边缘特征以及训练样本的选取; 5) 基于模糊推理的边缘检测<sup>[9-13]</sup>, 此类方法以隶属度描述边缘或非边缘的不确定性程度, 能较好地克服自然场景图像中因复杂纹理或噪声所造成的边缘模糊和边缘损失问题, 是边缘检测

研究的一个新方向。

文献[9]首先将模糊理论引入边缘检测, 但其算法易导致图像灰度信息的丢失; 文献[10]介绍了基于模糊信息粒的边缘检测; 文献[11]提出基于模糊熵和结构特征的边缘检测; 文献[12-13]依赖边缘的方向性定义了多种特征, 提出了基于多特征模糊推理的边缘检测。但是, 当前相关研究工作主要都集中于对边缘特征的定义, 并未对模糊推理方法加以改进, 而是直接引用了诸如Mamdani推理等常用的经典模糊推理方法。当采用多种特征进行边缘检测时, Mamdani推理法将多个输入特征作为平等的个体进行一步整体推理, 往往因其中某个特征的劣化导致整个算法的鲁棒性降低。同时, 随着输入特征数目

收稿日期: 2013-01-05; 修回日期: 2013-04-03

基金项目: 中央高校基本科研业务费(CDJZR10170007); 国家自然科学基金(61105030)

作者简介: 沈志熙(1976-), 男, 博士, 主要从事图像处理、模式识别与人工智能等方面的研究。

增大,整体推理法的模糊规则数目呈现几何级数增长,极易产生“组合爆炸”问题。

为此,本文提出了一种基于重要性加权的多特征模糊推理算法,根据各特征对边缘敏感和噪声抑制的重要性程度分步推理,并采用本文提出的基于面积近似的重心法改进算式解模糊,最后加权每步推理结果作为边缘隶属度,从而实现了边缘检测。

## 1 基于模糊推理的边缘检测

模糊推理主要包括3个过程:1)模糊化,求取输入量的精确值对输入模糊子集的隶属度;2)模糊推理,根据定义的模糊规则,采用某种推理方法将输入量的隶属度映射为输出量值域上的一个推理结果集合;3)解模糊,采用某种解模糊方法,从推理结果集合中求解输出量的精确值。常用的推理法包括Mamdani推理(min-max合成法)、Larsen推理、Zadeh推理等,常用的解模糊法包括重心法、加权平均法等,本文以min-max重心法为研究对象。

### 1.1 min-max重心法边缘检测的理论基础

在图像边缘检测中,输入量 $a$ 、 $b$ 、 $c$ 通常定义为当前像素点邻域的灰度分布特征,其输入模糊子集 $A_i$ 、 $B_i$ 、 $C_i$ 通常表示特征值大小的程度描述,如“小”、“中”、“大”等,若令 $A$ 、 $B$ 、 $C$ 为输入量的论域,满足 $A_i \in A$ 且 $\cup A_i = A$ 、 $B_i \in B$ 且 $\cup B_i = B$ 、 $C_i \in C$ 且 $\cup C_i = C$ 。则输入特征的一个精确值 $a_0$ ,对输入模糊子集 $A_i$ 的隶属度可模糊化为 $\mu_{A_i}(a_0)$ ,该模糊化过程中的对应关系如图1所示。

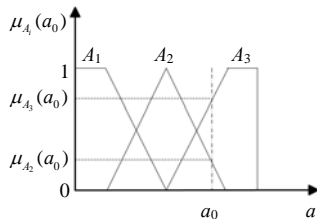


图1 精确值的模糊化

根据每组输入特征表示图像边缘的可能性程度,给出若干条关于输出量即边缘隶属度的模糊推理规则。定义以下模糊推理规则:

if  $a$  is  $A_1$  and  $b$  is  $B_3$  and  $c$  is  $C_1$ , then  $z$  is  $Z_1$ ;

if  $a$  is  $A_2$  and  $b$  is  $B_2$  and  $c$  is  $C_2$ , then  $z$  is  $Z_2$ ;

if  $a$  is  $A_3$  and  $b$  is  $B_1$  and  $c$  is  $C_2$ , then  $z$  is  $Z_3$ ;

if  $a$  is  $A_3$  and  $b$  is  $B_1$  and  $c$  is  $C_3$ , then  $z$  is  $Z_4$ ;

其中, $Z_i$ 为每条规则对应的输出模糊子集,若 $Z$ 为输

出量 $z$ 的值域,则 $Z_i \in Z$ ,且 $\cup Z_i = Z$ 。

这样,基于min-max合成法的模糊推理过程可描述为:先根据每条推理规则,将一组精确输入值( $a_0$ ,  $b_0$ ,  $c_0$ )的隶属度与输出模糊子集的隶属度函数 $\mu_{Z_i}(z)$ 做min运算,得到推理结果子集 $Z'_i$ ;再对各推理结果子集做max运算,得到关于边缘隶属度的一个推理结果集合 $Z$ 。这一推理过程可由图2直观展示,其推理结果集合 $Z'$ 的隶属度函数为:

$$\mu_{Z'}(z) = \max \{ \min[\mu_{A_1}(a_0), \mu_{B_3}(b_0), \mu_{C_1}(c_0), \mu_{Z_1}(z)], \min[\mu_{A_2}(a_0), \mu_{B_2}(b_0), \mu_{C_2}(c_0), \mu_{Z_2}(z)], \min[\mu_{A_3}(a_0), \mu_{B_1}(b_0), \mu_{C_2}(c_0), \mu_{Z_3}(z)], \min[\mu_{A_3}(a_0), \mu_{B_1}(b_0), \mu_{C_3}(c_0), \mu_{Z_4}(z)] \} \quad (1)$$

基于重心法的解模糊,则是采用式(2)求解推理结果集合 $Z'$ 的隶属度函数与横轴所围面积的重心,作为该组输入值的最终推理结果 $z_0$ ,有:

$$z_0 = \frac{\int z \mu_{Z'}(z) dz}{\int \mu_{Z'}(z) dz} \quad (2)$$

对图像每个像素点推理并计算其边缘隶属度,最后通过阈值分割等方法即可提取出边缘。

### 1.2 存在问题

上述理论分析阐释了min-max合成法则下多特征边缘检测的一般思路:将多个特征作为整体,统一定义模糊推理规则,并经一步推理得到最终的边缘隶属度。在这种整体推理策略下,各个特征在推理中的重要性是等价的,一旦受到边缘劣化或噪声影响,各个特征的变化往往难以兼顾对模糊边缘的敏感和噪声的抑制,从而导致算法鲁棒性下降;此外,由于模糊推理规则通常是凭经验给出的,而随着特征数量越多,统一定义的推理规则集合越难保证规则的完备性和有效性。

在解模糊方面,重心法的经典积分算式(2)计算量很大,为此文献[12]采用了如下离散近似算式:

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^k z_i \mu_{Z'}(z_i)}{\sum_{i=1}^k \mu_{Z'}(z_i)} \quad (3)$$

式中, $z_i$ 代表输出模糊子集 $Z_i$ 的中心点; $k$ 为输出模糊子集个数。显然,该算式虽减小了计算量,但同时也降低了解模糊精度。

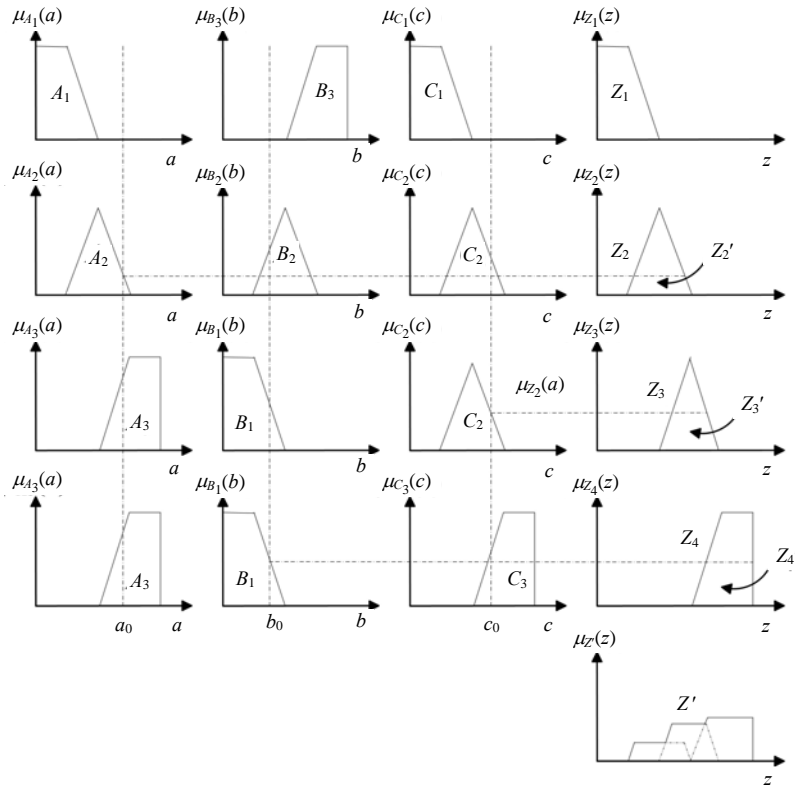


图2 基于min-max合成法的模糊推理

## 2 本文改进的多特征边缘检测算法

### 2.1 边缘特征及其重要性权值定义

边缘通常具有梯度和方向信息, 本文研究重点不在特征定义, 直接引用了如下4个常用特征<sup>[7, 12]</sup>:

$$f_1 = \max_{\theta} \sum_{(m,n) \in l_{\theta}} g(m,n) \quad (4)$$

$$f_2 = \max_{\theta} |X_1 - X_2| - \min_{\theta} |X_1 - X_2| \quad (5)$$

$$f_3 = \max_{\theta} |X_1 - X_2| \quad (6)$$

$$f_4 = \max_{\theta} |D_1 + D_2| \quad (7)$$

式中,  $0^{\circ} \leq \theta < 180^{\circ}$  为过邻域中心的直线  $l_{\theta}$  与水平方向的夹角, 由  $l_{\theta}$  划分的两个半邻域  $R_1$  和  $R_2$  如图3所示。  $g(m, n)$  为像素点  $(m, n)$  的梯度值,  $X_i$  与  $D_i$  分别为半邻域  $R_i$  的灰度值之和与灰度方差。其中, 特征  $f_1$  表示邻域内各方向上的梯度变化程度, 反映了邻域内各方向上灰度突变的结构性, 其值越大梯度变化越明显, 对边缘检测最为重要; 特征  $f_3$  表示半邻域  $R_1$  和  $R_2$  的灰度分布差异程度, 反映了邻域内各方向上灰度分布的有序性, 其值越大灰度分布差异越明显, 即中心像素属于边缘的可能性越大, 对边缘检测较为重要; 特征  $f_2$  是在灰度分布差异的基础上计算差异的最大值与最小值之间的差值, 反映了边缘的方向性, 其

值越大边缘越清晰可靠, 在边缘检测时较特征  $f_3$  更为重要; 特征  $f_4$  是两个半邻域内部方差之和, 其值越大表示半邻域内部灰度差异越大, 即边缘存在的可能性也比较大, 对边缘检测结果可起较好的补充和验证作用。如果用  $\alpha_i$  表示特征  $f_i$  对边缘隶属度  $e$  推理的重要性权值, 基于以上分析和实际经验, 本文将其分别定义为  $\alpha_1=0.4$ 、 $\alpha_2=0.3$ 、 $\alpha_3=0.2$ 、 $\alpha_4=0.1$ 。

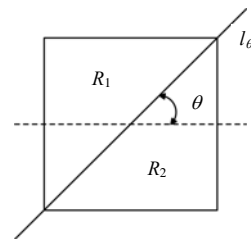


图3 边缘特征定义中的半邻域划分

### 2.2 基于重要性加重的多特征分步推理策略

本文提出的基于重要性加权多特征分步推理策略的一般思路为: 根据各特征对边缘敏感和噪声抑制的重要性程度, 依次采用min-max重心法进行分步推理, 并将本步推理结果作为下一步推理的一个输入, 最终加权每步推理结果作为边缘隶属度。

若  $n$  为特征个数, 且只定义“大”、“中”、“小”3种模糊结果子集, 则多特征整体推理策略下, 完备的推理规则集将需要定义  $3^n$  条规则, 而本文分步推

理策略下,只需定义 $3^2 \times (n-1)$ 条规则。对于本文引用的4个特征以及每步推理结果,显然其值越大,则当前像素隶属于边缘的可能性越大。因此,每步推理中均可采用如表1所示的9条推理规则,设 $f_i$ 为各特征按重要性权值 $\alpha_i$ 从高到低排序后的第 $i$ 个特征,第 $i$ 次推理结果为 $x_i(i=1,2,\dots,n-1)$ ,并令 $x_0=f_1$ ,则本文完备的模糊推理规则如表1所示。

表1 模糊推理规则

上步推理输入( $x_{i-1}$ )	本步特征输入( $f_{i+1}$ )	推理结果( $x_i$ )
大	大	大
大	中	大
中	大	大
大	小	中
中	中	中
小	大	中
中	小	小
小	中	小
小	小	小

最后,对每步推理结果 $x_i$ 进行加权,所得到的边缘隶属度为:

$$e_0 = \sum_{i=1}^{n-1} \beta_i x_i \tag{8}$$

其中,加权系数 $\beta_i$ 应根据特征的重要性程度进行选择。本文对加权系数定义为:

$$\beta_i = \frac{\alpha_{i+1}}{1 - \alpha_i} \quad i=1,2,\dots,n-1 \tag{9}$$

### 2.3 基于面积近似的重心法解模糊

基于min-max合成法的模糊推理结果需要解模糊以获得精确值。由图2可知,推理结果集合实际上是由若干个梯形状的模糊子集组成的并集 $Z'$ ,且模糊规则越多,各模糊子集间的重叠部分越多。根据这一几何形状特点,可以将推理结果集合近似为若干个矩形子集的并集 $Z''$ ,如图4所示。

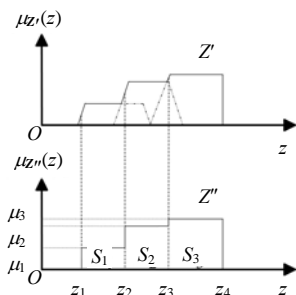


图4 本文改进的面积近似重心法

这样,由式(2)求解的 $Z'$ 与横轴所围面积的重心,可由计算 $Z''$ 与横轴所围面积的重心近似求解:

$$z_0 = \frac{\int z \mu_{Z'}(z) dz}{\int \mu_{Z'}(z) dz} \approx \frac{\int z \mu_{Z''}(z) dz}{\int \mu_{Z''}(z) dz} = \frac{\mu_1 \int_{z_1}^{z_2} z dz + \mu_2 \int_{z_2}^{z_3} z dz + \mu_3 \int_{z_3}^{z_4} z dz}{S_1 + S_2 + S_3} = \frac{(z_1 + z_2)S_1 + (z_2 + z_3)S_2 + (z_3 + z_4)S_3}{2(S_1 + S_2 + S_3)} \tag{10}$$

式中, $S_i$ 表示第 $i$ 个矩形的面积。

将式(10)推广到 $p$ 个矩形子集组成的推理结果集合,得到本文基于面积近似的重心法改进算式:

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^p (z_i + z_{i+1})S_i}{2 \sum_{i=1}^p S_i} \tag{11}$$

### 2.4 本文边缘检测完整算法

本文边缘检测算法的完整描述如下:

- 1) 在像素点 $5 \times 5$ 邻域的8个对称方向上,由式(4)~式(7)计算边缘特征值,按图1方法模糊化;
- 2) 采用min-max合成法,对重要性最高的两个特征 $f_1$ 和 $f_2$ 进行模糊推理,由重心法改进式(11)解模糊得到 $x_1$ ;
- 3) 采用同样方法,由 $x_1$ 和 $f_3$ 推理得到 $x_2$ , $x_2$ 和 $f_4$ 推理得到 $x_3$ ,其中 $x_1$ 、 $x_2$ 在参与推理前应按图1方法模糊化;
- 4) 将 $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ 线性变换到 $[0,1]$ ,由式(8)和式(9)计算该像素点的边缘隶属度 $e_0$ ;
- 5) 按以上步骤计算每像素点的 $e_0$ 值,满足阈值要求 $e_0 > e_{thd}$ 标记为边缘点;否则为非边缘点。

## 3 实验结果

为验证本文算法,首先构造了一幅 $128 \times 128$ 的灰度图像,并对其进行高斯滤波得到模糊的劣化边缘图像,对其叠加分布密度0.05的椒盐噪声得到含噪边缘图像,如图5a所示,通过实验1和实验2,分别对本文提出的多特征分步推理策略和基于面积近似的改进重心法进行验证。然后,选取算法测试中常用的浮雕图像和lena人脸图像,通过实验3对本文的完整算法与传统min-max重心法的边缘检测效果进行对比。实验中均采用式(4)~式(7)所引用的4个特征进行边缘检测,其结论并不失一般性。全部实验在PC机(CPU 2.6 GHz、内存2 GB)上用Matlab软件编制并仿真。

实验 1 验证本文提出的重要性加权多特征分

步推理策略对模糊边缘和噪声的有效性及鲁棒性。

分别采用传统的多特征整体推理(whole fuzzy inference, WFI)和本文提出的重要性加权分步推理(importance-weighted fuzzy inference, IWFI)策略, 对图5a中的3幅图像进行模糊推理, 均采用重心法积分式(2)解模糊得到各像素的边缘隶属度, 并采用相同的阈值 $e_{thd}=0.39$ 提取边缘, 实验结果分别如图5b和图5c所示。

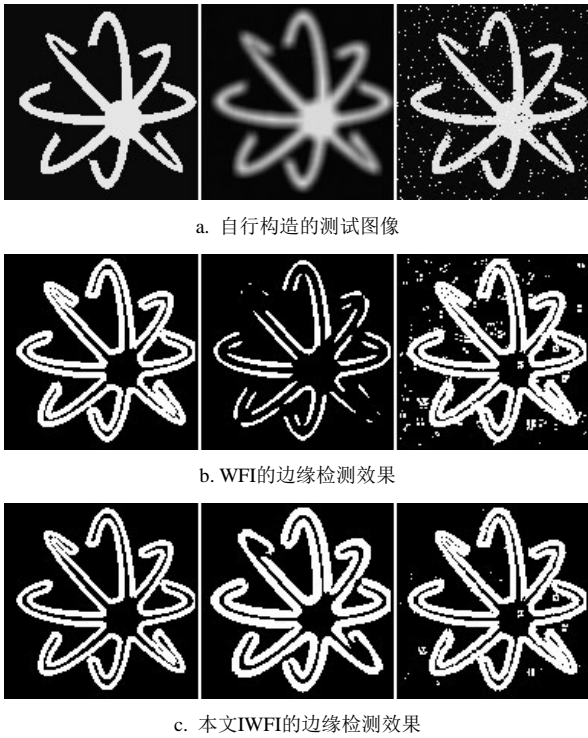


图5 两种多特征模糊推理策略下的边缘检测对比

结果表明: 1) 对于清晰的原始边缘, 边缘点的4个特征值都很大, 两种推理方法均能获得好的检测效果; 2) 对于模糊的劣化边缘, 随着模糊程度加大, 边缘点的特征值 $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 渐趋于模糊子集“中”, 而 $f_4$ 渐趋于模糊子集“小”。受 $f_4$ 的影响, WFI求得的边缘隶属度将小于IWFI前两步推理的隶属度, 由于前两步推理结果的加权系数更大, IWFI对模糊边缘点更为敏感, 检测出的边缘更为完整; 3) 对于噪声点, 随着噪声加大, 噪声点的特征值 $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 仍维持于模糊子集“小”而 $f_4$ 将渐趋于模糊子集“中”, WFI求得的边缘隶属度将大于IWFI前两步推理的隶属度。同样由于前两步推理结果的加权更大, IWFI表现出了比WFI更强的抗噪能力。综合各种情况可知, 本文的IWFI策略不但能很好地检测图像的清晰边缘, 还对受模糊和噪声影响的劣化边缘具有高准确性和强鲁棒性。

实验 2 验证本文基于面积近似的改进重心法

对解模糊的准确性和实时性。

对图5a中第一列的原始图像, 均采用WFI获取边缘隶属度模糊集, 分别采用重心法的经典积分式(2)、离散近似式(3)、本文提出的面积近似式(11)进行解模糊, 获得3个 $128 \times 128$ 大小的边缘隶属度矩阵, 记为 $E_1$ 、 $E_2$ 、 $E_3$ 。显然,  $E_1$ 为采用重心法解模糊后求得的最真实的边缘隶属度精确值, 而 $E_2$ 、 $E_3$ 与真实重心 $E_1$ 的偏差则表示两种近似重心法的解模糊精度, 实验结果如图6所示。统计数据表明,  $E_3$ 、 $E_2$ 的均方根误差分别为0.020 6和0.010 2, 即 $E_3$ 的偏差比 $E_2$ 的偏差小得多, 可见本文的面积近似重心法在解模糊精度上远优于离散近似重心法。

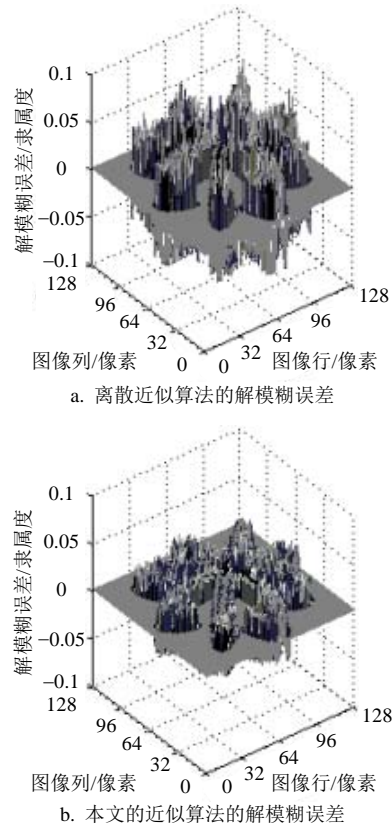


图6 两种近似重心法的解模糊误差对比

此外, 本文对3种重心法完成一次解模糊的平均时间进行统计, 结果如表2所示。结果表明, 本文的方法的一次解模糊时间仅为积分重心法的1/2 883, 与离散近似重心法相当, 完全能够满足图像处理的实际应用需要。因此, 本文的面积近似重心法能更好兼顾解模糊的准确性和实时性要求。

表2 3种重心法的一次解模糊平均时间

重心法	积分式	离散近似	本文面积近似
时间/s	0.079 15	$2.721 7 \times 10^{-5}$	$2.745 2 \times 10^{-5}$

实验 3 本文提出的完整算法与传统的基于

min-max重心法的边缘检测效果对比。

图7a为含模糊边缘与弱噪声的两幅原始灰度图,采用传统的min-max整体推理策略及重心法积分算式进行边缘检测,采用本文的基于重要性加权的分步推理策略及基于面积近似的改进重心法进行边缘检测,为使结果对比更加直观,将两种完整算法求取的各像素点的边缘隶属度值以图形化方式显示出来,分别如图7b和图7c所示。显然,亮度越高即该点的隶属度值越大,就表示该点属于边缘的可能性更高。由于不是本文的研究重点,实验中未对求取到的边缘隶属度值做二值化或细化等后续处理。



a. 含模糊边缘及弱噪声的原始测试图



b. 传统min-max重心法求取的边缘隶属度



c. 本文完整算法求取的边缘隶属度

图7 两种完整边缘检测算法的隶属度结果对比

结果表明:两种算法对图像中清晰边缘的检测效果基本相同,而对于模糊边缘及被噪声淹没的边缘,本文的算法检测到的边缘隶属度值更大,即本文的算法对模糊边缘与弱噪声边缘的鲁棒性更好。

需要进一步说明的是,本文的算法每步推理中只有两个特征参与,推理规则非常简单,每步推理时间远小于传统的整体推理。因此,虽然推理次数更多,但总体时间只略有增加,以本文4个特征作3次分步推理为例,推理时间约为整体一步推理的1.7倍;但另一方面,传统算法解模糊的时间却远大于本文的面积近似解模糊方法。因此,从算法处理时间来看,传统算法一次完整运算的时间约为0.083 57 s,而本文算法仅为0.000 19 s,实时性更好。

## 4 结 论

本文阐述并分析了min-max重心法在多特征边缘检测中的一般思路及其存在问题。针对现有不足,本文从以下两方面加以改进:1) 提出基于重要性加权的分步推理策略,通过对重要性更高特征的优先推理及推理结果的加权,加强对模糊边缘的敏感和噪声抑制的鲁棒性,其中,每步推理仅需对两个特征定义推理规则,避免了多特征推理规则的“组合爆炸”问题。2) 提出基于面积近似的重心法改进算式,能更好地兼顾解模糊的准确性和实时性要求。后续工作的研究重点是对各种边缘特征的重要性评价机制及其重要性权值的自动选取问题。

## 参 考 文 献

- [1] WEI Bing-hui, LIU Zhi. The effective particles edge detection method based on laplace[J]. Procedia Engineering, 2012(29): 3096-3099.
- [2] 邵平, 杨路明. 基于模板分解和积分图像的快速Kirsch边缘检测[J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 795-800.  
Shao Ping, Yang Lu-ming. Fast Kirsch edge detection based on templates decomposition and integral image[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(8): 795-800.
- [3] JIANG Wei, LAM Kin-man, SHEN Ting-zhi. Efficient edge detection using simplified Gabor wavelets[J]. Systems, Man, and Cybernetics, 2009, 39(4): 1036-1047.
- [4] GUO sheng. Approach of image edge detection based on wavelet scale multiplication[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012(130-134): 4282-4285.
- [5] LEE W Y, KIM S Y, KIM Y W, et al. Edge detection using morphological amoebas in noise images[C]//2009 IEEE International Conf on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE, 2009.
- [6] LIU Qing, LAI Cheng-yu. Edge detection based on mathematical morphology theory[C]//2011 IEEE International Conference on Image Analysis and Signal Processing. New York, USA: IEEE, 2011: 151-154.
- [7] 杨海军, 梁德群. 一种新的基于信息测度和神经网络的边缘检测方法[J]. 电子学报, 2001, 29(1): 51-53.

- Yang Hai-jun, LIANG De-qun. A new method of edge detection based on information measure and neural network [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(1): 51-53.
- [8] ALPER B, ENIS G. Efficient edge detection in digital images using a cellular neural network optimized by differential evolution algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 2645-2650.
- [9] PAL S K, KING R A. On edge detection of X-ray images using fuzzy sets[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1983, 5(1): 69-77.
- [10] WANG Sheng. A review of gradient-based and edge-based feature extraction methods for object detection[C]//2011 IEEE 11th International Conference on Computer and Information Technology. New York, USA: IEEE, 2011: 277-282.
- [11] LING Xian-qing, LU Jun, WANG Lei. Image edge detection based on direction fuzzy entropy[J]. Advanced Materials Research, 2011(268-270): 1234-1238.
- [12] 孔祥维, 谢存, 徐蔚然. 基于多特征和模糊推理的边缘检测[J]. 电子学报, 2000, 28(6): 36-39.
- KONG Xiang-wei, XIE Cun, XU Wei-ran. Edge detection using multiple edge features and fuzzy reasoning[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(6): 36-39.
- [13] MELIN P, MENDOZA O, CASTILLO O. An improved method for edge detection based on interval type-2 fuzzy logic[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 8527-8535.

编辑 黄 莘