

基于热平衡的中智学图像分割方法

赵 鑫^a, 王士同^b, 吴 军^a

(江南大学 a. 物联网工程学院; b. 数字媒体学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 为降低噪声对图像分割结果的影响, 提出一种基于热平衡理论的中智学图像分割方法。该方法将图像转化为中智学图像, 考虑每一个像素的不确定性, 通过热平衡运算及图像增强处理, 使噪声点变得更平滑, 再使用 γ -均值聚类方法分割图像。实验结果表明, 对于含不同程度噪声的图像, 该方法的分割效果明显优于中智学方法及改进的模糊 C-均值方法。

关键词: 图像分割; 中智学; 热平衡; 图像增强; 聚类

Neutrosophic Image Segmentation Approach Based on Thermal Balance

ZHAO Xin^a, WANG Shi-tong^b, WU Jun^a

(a. School of Internet of Things Engineering; b. School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

【Abstract】 In order to reduce the influence on image segmentation effect caused by noise, this paper proposes a neutrosophic image segmentation approach based on thermal balance theory. After transforming the image to neutrosophic image, by considering the indeterminacy of each pixel, it smooth each noise pixel through thermal balance and enhancement operations. And the image is segmented by using γ -Means clustering method. Experimental results show that the method can obtain better segmentation effects than neutrosophy method and Modified Fuzzy C-Means(MFCM) method for images with different degree noise.

【Key words】 image segmentation; neutrosophy; thermal balance; image enhancement; clustering

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.19.069

1 概述

中智学是哲学的一个分支, 作为辩证法的概括, 研究中立性的起源、本质、范畴及与不同思想观念间的相互作用, 是中智逻辑、中智概率论、中智集合论以及中智统计学的基础。中智集合是模糊集合论、并行相容性集合论和直觉集合论的概括总结^[1]。

经典集合中元素的不确定性无法评价和描述, 常用模糊集来处理各种应用中的不确定性, 而无法处理实数本身的不确定性。在中智集合中, 不确定性被明确地量化, 真实成分、不确定性成分和虚假成分是不相关的, 这种假设能够很好地解决模糊集无法解决的问题。很多研究者提出了模糊方法应用于图像分割, 取得了不少成果, 但其泛化能力较差, 容易产生错误的分割结果^[2]。如模糊处理对噪声敏感, 仅对无噪声的图像有效, 在处理空间不确定性上也有很多不足。近几年提出的基于中智学的阈值算法^[3]可以自动有效地选择阈值, 并应用于图像去噪。在此基础上提出的中智学图像分割方法^[4]可以处理含有不同程度噪声的噪声图像。本文根据图像像素的不确定性, 在中智学方法中引入热平衡理论, 以更好地消除图像噪声点对图像分割结果的影响。

2 基于热平衡的中智学图像分割方法

2.1 中智集合

文献[1]对中智集合的性质作了简单介绍。假设 U 是空间全集, 且中智集合 A 是一个被包含在 U 中的集合。元素 $x \in A$ 记为 $x(t, i, f)$, 其中, t 在 T 中变化; i 在 I 中变化; f 在 F 中变化。 T, I, F 为 $[-0, 1+]$ 的标准和非标准实数子集, 并且 $\sup T = t_{\sup}, \inf T = i_{\inf}, \sup I = i_{\sup}, \inf I = i_{\inf}$,

$\sup F = f_{\sup}, \inf F = f_{\inf}, n_{\sup} = t_{\sup} + i_{\sup} + f_{\sup}, n_{\inf} = t_{\inf} + i_{\inf} + f_{\inf}$ 。 T, I 和 F 是中智集合的组成部分。元素 $x(t, i, f)$ 通过以下方式隶属于集合: 其隶属关系的真实性为 t , 不确定性为 i , 非真实性为 f , 其中, t, i, f 的值为取自集合 T, I, F 的实数值。

2.2 图像分割

2.2.1 中智学图像转化

首先利用中智学集合理论将图像转化为中智学图像^[3]。

设 U 为论域, W 为图像像素值组成的集合, W 为 U 的子集。将中智学图像 P_{NS} 定义为 3 个集合 T, I, F 。图像的像素点 P 用 $P(t, i, f)$ 表示, 并以下列方式属于 W : $t\%$ 的概率为真; $i\%$ 的概率为不确定; $f\%$ 的概率为假, 其中, $t \in T; i \in I; f \in F$ 。图像的像素点 $P(i, j)$ 转化为中智集合后, 有:

$$P_{NS}(i, j) = \{T(i, j), I(i, j), F(i, j)\}$$

其中, $T(i, j), I(i, j), F(i, j)$ 分别为:

$$T(i, j) = \frac{g(i, j) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} \quad (1)$$

$$g(i, j) = \frac{1}{W \times W} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} g(m, n) \quad (2)$$

$$I(i, j) = \frac{\delta(i, j) - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (3)$$

其中,

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60704047)

作者简介: 赵 鑫(1986—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理; 王士同, 教授、博士生导师; 吴 军, 硕士研究生

收稿日期: 2011-03-08 **E-mail:** zx860312@163.com

$$\delta(i, j) = \text{abs}(g(i, j) - \bar{g}(i, j)) \quad (4)$$

$$F(i, j) = 1 - T(i, j) \quad (5)$$

其中, $g(i, j)$ 是像素点 (i, j) 的灰度值; $\bar{g}(i, j)$ 是 $g(i, j)$ 的区域均值; $\delta(i, j)$ 是 $g(i, j)$ 和 $\bar{g}(i, j)$ 的绝对差值, w 根据经验选取, 本文根据噪声程度的不同取 w 值为[3,5]。

2.2.2 α -热平衡运算

中智图像中的 $I(i, j)$ 用来评价 $P(i, j)$ 的不确定性, 本文将 $I(i, j)$ 作为一种评价运用到噪声点的消除中。为此引入热平衡理论^[5], 当人体温度与周围环境温度不同时, 人体与环境之间就产生热量的交换。通常情况下, 人体温度比周围环境温度高, 人体向环境散热。用下列热平衡方程式来描述人体向环境的散热:

$$S = M - W - R - C - E \quad (6)$$

其中, M 为人体新的陈代谢值; W 为人体完成的机械功; R 为人体与环境的辐射热交换; C 为人体与环境的对流热交换; E 为人体由于呼吸、皮肤表面水分蒸发以及出汗所造成的与环境的交换; S 为人体内的积热。

本文将这一理论用于图像非正常像素点(噪声)的处理。将图像中的每一个像素点 $g(i, j)$ 看作人体平衡后的积热, 将该像素点的周围区域作为环境, 则像素值在该点的大小应与其周围区域像素值有关, 当该点的值过大或过小时(即为噪声点), 发生相应的变化以达到一个合理的状态。对应于人体代谢值, 设当前像素值为 $g(i, j)$, 则 W 、 R 、 C 、 E 等热量交换因素对应于该点周围区域像素值对当前像素值的影响。将像素差值作为作用量对该影响进行量化, 则目标点的像素合理值为当前像素值减去邻域内平均作用量。该像素点领域作用总量为:

$$G_{ij} = \sum_{m=1}^w \sum_{n=1}^w (g(i, j) - g(m, n)) \quad (7)$$

其中, $g(i, j) - g(m, n)$ 为邻域内每一像素点对目标像素点的作用量。

考虑到邻域像素点影响的不均等性, 又有人体接触其他物体时放热量公式^[6]:

$$K = kA(T - t) \quad (8)$$

其中, k 与 A 为 2 个影响放热量的相关系数。

本文算法将像素值不确定性及作用距离考虑在内, 作为影响系数 α , 则在中智学图像中邻域内作用总量公式变为:

$$G_{ij} = \sum_{m=1}^w \sum_{n=1}^w ((T(i, j) - T(m, n)) \times \alpha_{mn}) \quad (9)$$

平均作用量为:

$$G'_{ij} = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=1}^w \sum_{n=1}^w ((T(i, j) - T(m, n)) \times \alpha_{mn}) \quad (10)$$

在中智域内, 图像经 α -热平衡运算后表示为 P'_{NS} , 由集合 T' 、 I' 、 F' 组成(因为在该方法中不会对集合 F 做运算, 所以公式中不再涉及), 分别由下式得到:

$$T'(i, j) = T(i, j) - G'_{ij} \quad (11)$$

$$G'_{ij} = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} ((T(i, j) - T(m, n)) \times \alpha_{mn}) \quad (12)$$

其中,

$$\alpha_{mn} = (1 - I(m, n)) / d_{mn} \quad (13)$$

$$d_{mn} = \sqrt{(i-m)^2 + (j-n)^2} \quad (14)$$

$$I'(i, j) = \frac{\delta'(i, j) - \delta'_{\min}}{\delta'_{\max} - \delta'_{\min}} \quad (15)$$

$$\delta'(i, j) = \text{abs}(T'(i, j) - \bar{T}'(i, j)) \quad (16)$$

$$\bar{T}'(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T'(m, n) \quad (17)$$

其中, $\delta'(i, j)$ 是中智图像元素 $T'(i, j)$ 和其区域均值 $\bar{T}'(i, j)$ 的绝对差值; 影响系数 α 中的 $I(m, n)$ 为作用点 $T(m, n)$ 的不确定性, 属于集合 I ; d 为目标点 $T(i, j)$ 和作用点 $T(m, n)$ 的距离。

实验结果表明, 经过 α -热平衡运算后图像许多噪声点被消除, 像素点的不确定性变得更小更平均, 图像变得更加利于分割。

2.2.3 β -增强运算

转化为中智图像后图像轮廓变得比较模糊, 为便于分割, 利用 β -增强运算^[3]对图像进行增强处理。

将经过增强运算的图像表示为 $P'_{NS}(\beta)$, 由集合 $T'(\beta)$ 、 $I'(\beta)$ 、 $F'(\beta)$ 组成, $T'(\beta)$ 、 $I'(\beta)$ 分别为:

$$T'(\beta) = \begin{cases} T' & I' < \beta \\ T'' & I' \geq \beta \end{cases} \quad (18)$$

$$T''(i, j) = \begin{cases} 2T'^2(i, j) & T'(i, j) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - T'(i, j))^2 & T'(i, j) > 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

$$I'_{\beta}(i, j) = \frac{\delta'_{\beta}(i, j) - \delta'_{\beta\min}}{\delta'_{\beta\max} - \delta'_{\beta\min}} \quad (20)$$

其中:

$$\delta'_{\beta}(i, j) = \text{abs}(T'_{\beta}(i, j) - \bar{T}'_{\beta}(i, j)) \quad (21)$$

$$\bar{T}'_{\beta}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T'_{\beta}(m, n) \quad (22)$$

其中, $\delta'_{\beta}(i, j)$ 是 $T'_{\beta}(i, j)$ 和其区域均值 $\bar{T}'_{\beta}(i, j)$ 的绝对差值; $\beta=0.85$, 由实验所得。经过增强运算后, 图像中的集合 T 会变得更加明显, 使图像的轮廓变得清晰, 更利于图像的分割。

2.2.4 γ -均值聚类

聚类是将物理或抽象对象的集合分组成为由类似的对象组成的多个类的过程^[7]。其目的就是把数据对象按照相似度和连贯性分成若干类, 使类间差异尽可能大, 类内差异尽可能小。 γ -均值聚类^[3]是在中智学的基础上, 对 k -均值聚类算法的一种改进。针对集合 T 与 I , 算法实现如下:

$$X(i, j) = \begin{cases} T(i, j) & I(i, j) \leq \gamma \\ \bar{T}_{\gamma}(i, j) & I(i, j) > \gamma \end{cases} \quad (23)$$

$$\bar{T}_{\gamma}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T(m, n) \quad (24)$$

在 γ -均值聚类中目标函数为:

$$J_{TC} = \sum_{l=1}^K \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \|X(i, j) - Z_l\|^2 \quad (25)$$

聚类中心满足:

$$Z_l = \frac{1}{n_l} \sum_{X(i, j) \in C_l} X(i, j) \quad (26)$$

2.2.5 本文方法

首先将一幅图像的相关信息转化为中智学集合 T 、 I 、 F , 然后根据不确定性集合 I 对集合 T 进行 α -热平衡运算以及 β -增值运算, 达到剔除图像噪声点、保留有用信息同时增强图像轮廓的目的。图像经过以上处理后, 使用 γ -均值聚类对集合 T 进行分割。该过程即本文基于热平衡的中智学图像分割方法的实现。该方法充分考虑到每一个像素点的不确定性, 将其应用到去噪过程中, 得到了理想的分割效果。

3 实验结果与分析

本文分别对合成图像及自然图像进行实验, 并将本文方法与中智学图像分割方法、改进的模糊 C -均值(Modified

Fuzzy C-Means, MFCM)分割算法^[8]进行比较。其中,中智学图像分割方法的理论出发点为均值滤波,该方法为一种空间域平滑噪声技术。它采用平滑模板对噪声图像进行处理,随着模板的变大,对噪声的消除效果也会有所增强,但同时图像变得模糊,而忽略细节部分的处理。在中智学方法中,这一矛盾体现在参数 w 的调整上, w 越大,对图像的噪声处理越好。可知,不同的分割方法若得到同样的处理结果,所使用参数 w 越小,说明方法的优越性越好,对噪声的处理效果越明显。

3.1 与 MFCM 算法的比较

首先将本文方法与基于强度和像素邻域的 MFCM 分割算法(图像分类数 c 为3,其他控制参数为默认)进行比较。图1(a)是对具有3个强度值(0, 127, 255)的合成图像加入均值为0、方差为0.01的高斯噪声,图2(a)是对具有3个强度值(0, 127, 255)的合成图像加入均值为0、方差为0.05的高斯噪声。由分割结果可以看到,MFCM算法可以对噪声起到一定的抑制作用,但仍有一部分噪声没有滤除,被错误分割。而本文方法对噪声的抑制效果非常明显。由此可以明显看出,本文方法的分割效果相比MFCM好得多,它能滤除不同水平的噪声,使分割后的图像更加均匀一致。



图1 对 $N\sim(0,0.01)$ 含噪图像的分割结果

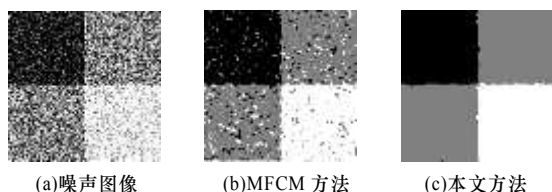


图2 对 $N\sim(0,0.05)$ 含噪图像的分割结果

3.2 与中智学方法的比较

3.2.1 不同邻域尺寸下对合成自然图像的分割效果

为充分体现本文中引入热平衡理论的优势,与中智学图像分割方法进行了比较实验。仍使用合成图像,图像强度值分别为(0, 127, 255),在该图像中加入了均值为0、方差为0.1的高斯噪声,结果如图3所示。

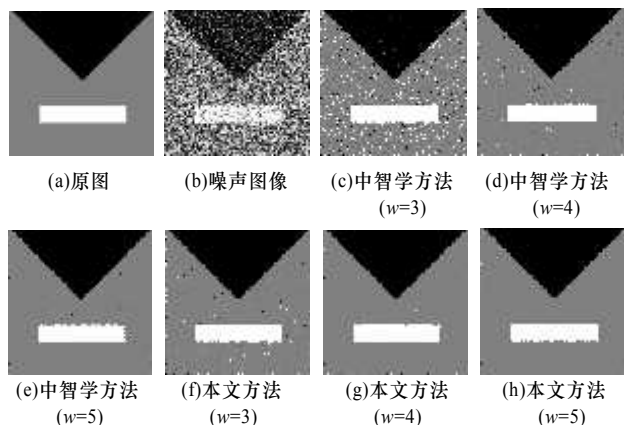


图3 不同尺寸邻域下对合成图像的分割效果

可以看出,随着邻域尺寸的不断增大,2种方法的去噪

效果也在增强。 $w=3$ (邻域大小为 3×3 像素)时,中智学方法的去噪效果一般,而本文方法能够消除绝大多数的噪声点。当 $w=4$ 时,中智学方法的处理效果变好,但与本文方法相比仍显不足。当 $w=5$ 时,2种方法都能得到较为理想的分割效果,但本文方法的分割结果更接近于理想分割。因为本文引入热平衡理论,考虑了每一个点对目标点影响的不确定性,所以去噪处理更显合理,使用较小的 w 值,本文方法就能得到较为理想的分割结果。

3.2.2 相同邻域尺寸下对自然图像的分割效果

限于篇幅,本文只选取2种比较常用图像比较本文方法与中智学方法的分割效果,如图4、图5所示,其中,图4(a)是一幅为无噪声湖泊风景图,对其处理时取 $w=3$,即对 3×3 像素的邻域进行处理;图5(a)是加入均值为0、方差为0.05的高斯噪声的Lena图,对其处理时取 $w=4$ 。



图4 对无噪图像的分割效果



图5 对含噪图像的分割效果

无噪声图像中有树木、草坪、湖泊和天空4处信息。其中,天空和湖泊在一个等级上。本文将图像分割为强度值为(0, 127, 255)的3类。由图4可以看出,2种方法均能够正确地将四部分信息进行分割。在细节方面,中智学分割方法对灰度变化较频繁的区域分割不明显(近处及远处的树木),这是由灰度变化所产生的噪声点干扰引起的,树叶和枝干部分也可以看到有部分颗粒状的分割。本文方法同样能得到很好的分割结果,而且受灰度变化的干扰较小,对同区域的识别及分割效果更好。

本文同样将图5(a)分割为3类,由实验结果可以看出,2种方法在头发及帽子等区域的边沿部分处理效果不同,这是由灰度变化区域噪声及加入的高斯噪声共同干扰引起的。中智学方法虽然能够对其进行较好的分割,但在区域变化的边缘部分能够明显看到所受噪声的干扰,产生了错误分割,脸部等区域颗粒状较明显。而本文方法灰度变化区域的处理效果比较好,分割区域更加一致,边缘处更加平滑,受噪声干扰较小。

通过以上实验可以看出,引入热平衡理论后,图像分割方法对噪声的消除有了更好的效果。本文方法在分割过程中考虑到每一个像素点的不确定性,使目标点和邻域作用点之间的相互作用量变得更加合理,从而更好地消除噪声对图像的干扰,在处理非噪声图像及含有不同程度噪声的图像时,都能获得更为理想的结果。

(下转第220页)