

基于相似性的中智学图像分割方法^{*}

赵鑫^a, 王士同^b

(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: 针对传统图像分割算法抗噪性差的问题, 提出基于相似性的中智学图像分割方法。该方法在中智学基础上, 利用图像信息的不确定性, 结合相似性运算对图像信息进行处理。根据像素点的不确定性, 图像在中智学领域内经相似性运算和图像增强后, 利用聚类将其分割。实验结果显示, 该方法可以有效剔除噪声, 提高图像的信噪比, 对合成图像分割错误率仅为 0.110 7, 低于其他方法, 表明本方法在抗噪性以及图像分割效果上比其他方法更为理想。

关键词: 图像分割; 中智学; 不确定性; 相似性运算; 图像增强; 聚类

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2371-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.099

Neutrosophic image segmentation approach based on similarity

ZHAO Xin^a, WANG Shi-tong^b

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

Abstract: According to the noise disturbance of image segmentation, this paper proposed a similarity-based neutrosophic image segmentation approach. Considering the indeterminacy of image information, the concept of similarity, as an operation, was introduced to processing of image information with neutrosophy theory. With indeterminacy of each pixel, it used similarity and enhancement operations to process an image in the field of neutrosophy. Then, it segmented the image using clustering. The experiments show that the proposed method can eliminate noise effectively and improve PSNR of image. The error rate of synthetic image segmentation is only 0.110 7 and lower than other methods. The proposed method is better in the noise disturbance and segmentation effect.

Key words: image segmentation; neutrosophy; indeterminacy; similarity operation; image enhancement; clustering

0 引言

图像分割是将图像分割成不同区域的过程, 分割成的任何两个相邻区域性质是不同的^[1]。由于图像的复杂性和多样性, 使得图像分割成为一项艰巨的任务, 分割结果也会被很多因素影响, 如照明、对比度、噪声等^[2]。然而一幅图像在采集过程中引入噪声是不可避免的, 因此怎样剔除噪声是改善图像分割效果的最大关键。一个理想的图像分割算法应该具有以下特点, 即可以很好地排除噪声干扰, 保留图像有效的信息(边、角、纹理和对比度), 分割结果非常理想^[3]。一个实用的算法则是在两者之间达到一种平衡, 使得结果能更贴近理想效果。

研究人员已经研究了几十年, 也相应地提出了很多算法, 如基于聚类的分割法、函数优化法、结合特定理论工具的分割法等。其中灰度图像分割方法是基于某一区域灰度值的不连续或同质性的。众多算法都各有特点但泛化能力不足, 不能达到理想的效果。例如, 阈值法对噪声很敏感, 却忽略了空间信息; 区域生长有过分割和费时的缺点; 边缘检测办法因为噪声而产生边缘错误^[1,2]。也有研究者将各种模糊方法应用于图像分割, 但是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^[2]。

近几年中智学理论^[4]被应用于图像分割中, 它可以很好地处理图像中的不确定性元素。用于去噪的中智学阈值算法^[5]可自动有效地选择阈值, 而中智学图像分割方法^[6]不仅可以处理含有不同程度噪声的图像, 还可以处理不同类型噪声的图像。本文根据图像像素点的不确定性, 在中智学理论基础上引入相似性运算, 通过实验对比, 该方法可以很好地消除噪声点对图像分割结果的影响。

1 中智学

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、范畴以及和不同思想观念间的相互作用。中智学是中智逻辑、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^[4]。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, 但无法处理实数本身的不确定性^[5,6]。在中智集合中, 不确定性(中性)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, 这能够很好地解决模糊集无法解决的问题。

收稿日期: 2011-10-17; **修回日期:** 2011-11-27 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60903100, 60975027); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2009067)

作者简介: 赵鑫(1986-), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理(zx860312@163.com); 王士同(1964-), 男, 江苏扬州人, 教授, 博导, 主要研究方向为模式识别、人工智能、生物信息学。

1.1 中智学集合

文献[4]对中智学集合作了简单介绍。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。 A 中的一个元素 x ,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。这里 T, I, F 为 $[-0, 1 + 1]$ 的标准和非标准实数子集,且有

$$\begin{aligned} \sup T &= t_{\sup}, \inf T = t_{\inf}; \\ \sup I &= i_{\sup}, \inf I = i_{\inf}; \\ \sup F &= f_{\sup}, \inf F = f_{\inf}; \\ n_{\sup} &= t_{\sup} + i_{\sup} + f_{\sup}; \\ n_{\inf} &= t_{\inf} + i_{\inf} + f_{\inf}. \end{aligned}$$

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 值为取自集合 T, I, F 的实数值,并对 T, I, F 及三者之和 $n = t + i + f$ 不加限制。 T, I, F 集合并不一定是区间,可以是任一个实数单位子集:可离散也可连续;单一元素、有限或无限(可数或不可数);各种子集的并集或交集等等。

1.2 中智学图像

一幅图像在中智学领域的表述即为中智学图像^[7]。本文设 U 为论域, W 为图像像素值组成的集合,且 W 为 U 的子集,则中智学图像由三个集合 T, I, F 组成。其中 T 为图像真实性表述, I 为图像的不确定性表述, F 为图像的非真实性表述。图像的像素点 P 用 $P(t, i, f)$ 来表示,则 $P(t, i, f)$ 以下列方式属于 W : $t\%$ 的真、 $i\%$ 的不确定以及 $f\%$ 的假,其中 $t \in T, i \in I$ 及 $f \in F$ 。

2 基于相似性的中智学图像分割方法

2.1 中智学图像转换

首先利用中智学集合理论将图像转换为中智学领域,即转换为中智学图像 P_{NS} ^[8]。此时有 $P_{NS} = \{T, I, F\}$ 。一幅图像中的像素点 $P(i, j)$ 转换为中智集合后,有 $P_{NS}(i, j) = \{T(i, j), I(i, j), F(i, j)\}$ 。

图像中智集合元素 $T(i, j), I(i, j), F(i, j)$ 的取得,即中智学图像的转换过程如下:

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

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

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

其中,

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

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

其中: $g(i, j)$ 是像素点 (i, j) 的灰度值, $\bar{g}(i, j)$ 是 $g(i, j)$ 的 $w \times w$ 区域均值; $\delta(i, j)$ 是 $g(i, j)$ 和 $\bar{g}(i, j)$ 的绝对差值。根据噪声的不同, w 取值不同且 $w = 2n + 1 (n \geq 1)$ 。

2.2 α -相似性运算

图像滤波的基本思想^[3]是通过使用其邻域信息更新当前像素的灰度值,其基本框架为

$$g(i, j) = \frac{\int_{\Omega} g(m, n) w(i, j, m, n) dmdn}{\int_{\Omega} w(i, j, m, n) dmdn} \quad (6)$$

其中:

$$w(i, j, m, n) = c(i, j, m, n) \cdot s(i, j, m, n) \quad (7)$$

$g(i, j)$ 是滤波后像素点 $P(i, j)$ 的灰度值; $g(m, n)$ 是像素点 $P(i, j)$ 周围 Ω 区域内像素点 $P(m, n)$ 的灰度值。权重函数 $w(i, j, m, n)$ 通过计算点 $P(i, j)$ 和 $P(m, n)$ 之间相似程度来得到,它包括空间相似性 $c(i, j, m, n)$ 和值域相似性 $s(i, j, m, n)$ 。各种图像滤波方法的主要区别便是权重函数的建立,空间权重函数 $c(i, j, m, n)$ 通常有 1 (即为常量) 或者高斯函数,而值域权重函数 $s(i, j, m, n)$ 通常有常数、点的相似性以及邻域相似性三种。

在实际执行中,往往将邻域空间限制在一个小的窗口来计算目标(由后面实验可知:噪声和图像不同,最佳窗口大小也会不同),而不是整个图像域。本文中将目标像素点限制在 $w \times w$ 区域大小,空间权重函数取常量 1,值域权重函数采用点的相似性,即

$$s(i, j, m, n) = \exp(-t \frac{\|g(i, j) - g(m, n)\|^2}{h^2}) \quad (8)$$

于是,

$$g(i, j) = \frac{\sum_{m,n} g(m, n) \cdot w(i, j, m, n)}{\sum_{m,n} w(i, j, m, n)} \quad (9)$$

其中:

$$w(i, j, m, n) = \exp(-t \frac{\|g(i, j) - g(m, n)\|^2}{h^2}) \quad (10)$$

$t > 0$ 为滤波控制参数, $h > 0$ 为平滑参数用来控制权值的相对衰减程度。将式(9)(10)的过程称为相似性运算。

在图像处理过程中,目标点 (i, j) 的周围邻域大小为 $w \times w$,在使用邻域信息更新当前像素点时,需要考虑邻域信息的真实性,即其本身是噪声点的概率。在中智学图像中, $I(i, j)$ 用来评价像素点 $P(i, j)$ 的不确定性,当目标点 (i, j) 邻域内像素点 (m, n) 的不确定性值 $I(m, n)$ 较高时,该点的灰度值具有较高的错误概率,即该点为噪声点的概率较高,则该点对目标点的作用应该被削弱。又有式(8)中滤波控制参数 t 的取值通常为常数 2,结合中智学理论在新算法中将点的不确定性考虑在内使式(8)中控制参数 $t = 2 \cdot I(m, n)$,则在中智学图像中权重函数变为

$$w(i, j, m, n) = \exp(-\frac{2 \cdot I(m, n) \cdot \|T(i, j) - T(m, n)\|^2}{h^2}) \quad (11)$$

由式(11)可以知道:以 (i, j) 作为目标点,当点 (m, n) 的不确定性 $I(m, n)$ 增大时,权重函数 $w(i, j, m, n)$ 值变小,则点 (m, n) 对目标点 (i, j) 的作用权重被削弱。

根据中智学原理,图像信息本身具有一定的不确定性,因此在运用相似性运算时以点 (i, j) 的不确定性 $I(i, j)$ 作为判断。当 $I(i, j) \geq \alpha$ 时,将该点作为目标点进行相似性运算;当 $I(i, j) < \alpha$ 时,保留该点的像素值不作处理。根据式(9)(10),将上述过程称为 α -相似性运算。

在中智域内图像经 α -相似性运算后表示为 P'_{NS} ,由集合 T', I', F' 组成(该方法中集合 F 只作为一个理论表述,并不会对其进行具体运算,故公式中不再涉及)。根据 α -相似性运算,集合 T', I' 分别由下式得到:

$$T' = \begin{cases} T & I < \alpha \\ T'_{\alpha} & I \geq \alpha \end{cases} \quad (12)$$

$$T'_{\alpha}(i, j) = \frac{\sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T(m, n) \cdot w(i, j, m, n)}{\sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} w(i, j, m, n)} \quad (13)$$

其中:

$$w(i, j, m, n) = \exp\left(\frac{-t \cdot \|T(i, j) - T(m, n)\|^2}{h^2}\right) \quad (14)$$

$$t = 2 \cdot I(m, n) \quad (15)$$

$$I'(i, j) = \frac{\delta'(i, j) - \delta'_{\min}}{\delta'_{\max} - \delta'_{\min}} \quad (16)$$

$$\delta'(i, j) = \text{abs}(T'(i, j) - \bar{T}'(i, j)) \quad (17)$$

$$\bar{T}'(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T'(m, n) \quad (18)$$

$T(m, n)$ 是中智图像目标点 (i, j) 周围 $w \times w$ 邻域内点 (m, n) 的中智域像素值; $\delta'(i, j)$ 是 $T'(i, j)$ 和其区域均值 $\bar{T}'(i, j)$ 的绝对差值; 控制参数 t 中 $I(m, n)$ 为点 (m, n) 的不确定性, 其属于集合 I ; 平滑参数选取 $h^2 = 0.003$; $\alpha = 0.85$, 由实验所得。

实验表明: 经过 α -相似性运算后图像中许多噪声点被消除, 像素点的不确定性也会变得更小更平均, 图像变得更加有利于分割。

2.3 β -增强运算

转换为中智图像后, 图像轮廓会变得有些模糊, 为便于后面分割, 利用增强运算^[9]对图像进行处理, 使图像轮廓变得更加清晰。在模糊集中, 增强运算的公式为

$$\mu'(i, j) = \begin{cases} 2\mu^2(i, j) & \mu(i, j) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - \mu(i, j))^2 & \mu(i, j) > 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

对中智图像 P_{NS} , 为使其运算更加合理, 对于像素点 (i, j) 采取与相似性运算一样的处理方式, 即若其不确定性 $I(i, j)$ 大于等于 β 则将其进行增强运算, 若小于 β 便不作处理, 并将这一过程称之为 β -增强运算^[7]。经过增强运算后的图像表示为 p''_{NS} , 则其由集合 T'' 、 I'' 、 F'' 组成, T'' 、 I'' 分别由下式得到:

$$T'' = \begin{cases} T' & I' < \beta \\ T''_{\beta} & I' \geq \beta \end{cases} \quad (20)$$

$$T''_{\beta}(i, j) = \begin{cases} 2T'^2(i, j) & T'(i, j) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - T'(i, j))^2 & T'(i, j) > 0.5 \end{cases} \quad (21)$$

$$I''(i, j) = \frac{\delta''(i, j) - \delta''_{\min}}{\delta''_{\max} - \delta''_{\min}} \quad (22)$$

其中: $\delta''(i, j)$ 与 $T''(i, j)$ 关联, 由式 (17) (18) 得到。式中 $\beta = 0.85$ 由实验所得。

在经过了增强运算后, 图像的轮廓变得较为清晰, 图像整体不再那么模糊, 更有利于图像的分割。

2.4 γ -均值聚类

聚类是将物理或抽象对象的集合分成由类似的对象组成的多个类的过程^[9]。由聚类所生成的一组数据对象的集合称为簇, 同一个簇中的对象之间彼此相似, 不同簇中的对象之间彼此相异。

在聚类算法中 K-means 算法比较典型, 应用也较为广泛。 γ -均值聚类^[6]是在中智学的基础上, 对 K-means 聚类算法的一种改进。针对集合 T 与 I , 算法的实现如下:

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

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

在 γ -均值聚类中新的聚类目标函数为

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

聚类中心满足

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

3 实验结果与分析

图像中的噪声是影响分割结果的关键因素。能否最大程度地排除噪声的干扰可以用来评价一种分割方法的优越性。本文对多种图像进行实验, 以图像的峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 和最终分割后的直观结果为出发点, 将本文方法分别与中智学方法及改进的模糊 C-均值 (modified fuzzy C-means, MFCM) 分割算法^[10]进行比较。实验所选图像均为灰度图像, 灰度级为 256。峰值信噪比 (PSNR) 计算式为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255 \times 255}{\frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g(i, j) - g'(i, j))^2} \quad (27)$$

其中: m, n 表示图像的大小; $g(i, j)$ 为没有受噪声污染的图像在 (i, j) 处的像素灰度值; $g'(i, j)$ 为处理过后的图像在 (i, j) 处的像素灰度值。

实验中, 本文方法运算参数 $\alpha = \beta = \gamma = 0.85$, 平滑参数 $h^2 = 0.003$; 中智学方法运算参数 $\alpha = \beta = \gamma = 0.85$; 参数 w 根据图像的不同进行调整; MFCM 方法的图像分类数 c 为 3, 其他参数为默认。

实验环境: 实验硬件平台为 Intel Pentium 4 CPU, 主频为 2.93 GHz, 内存为 1 GB, 编程环境为 MATLAB R2009a。

本文方法采用平滑模板对图像噪声进行处理, 随着模板的增大对噪声的消除效果也会增强, 但图像会变得模糊容易丢失细节部分, 这一矛盾之处体现在参数 w (即邻域大小) 的选取上。图 1 为实验选取的四幅无噪声原图, 图像大小均为 512×512 , 分别在四幅图像中加入均值为 0、方差为 0.02 的高斯噪声。加入噪声之后四幅图像的峰值信噪比 (PSNR) 分别为 original 图 (18.257 5)、Lena 图 (17.104 3)、pepper 图 (17.113 3)、lake 图 (17.237 7)。使用 2.1 ~ 2.3 节的运算对加噪的四幅图像进行处理后由式 (27) 求其 PSNR, 其结果如表 1 所示。实验中 w 分别选择 3, 5, 7, 9 四个值。其中 original 图随着 w 取值的增大, 图像处理效果不断增强 (体现为峰值信噪比的增大), 在 $w = 7$ 时图像处理效果为最好; Lena 图则在 $w = 5$ 时图像处理效果达到最好; pepper 图在 $w = 7$ 时图像处理效果最好; 而 lake 图随着 w 取值的增大, 图像峰值信噪比反而降低, 效果变差。从图 1(d) 可以看出, lake 图存在着更多的细节部分, 在处理该图像时 w 选取值过大容易丢失过多细节, 反而会使图像丢失更多的信息从而使信噪比下降, 所以该图处理时的最佳邻域大小为 3×3 。表 1 实验结果表明, 本文方法可以很好地提高图像的峰值信噪比并且针对不同的图像选取不同的最佳邻域大小 ($w \times w$) 可以使图像处理达到最好效果。

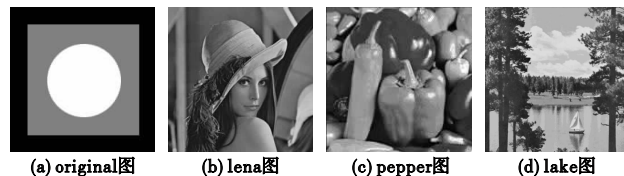


图1 表1所使用四幅图像的原图

表 1 结果表明, 本文方法在图像处理中对噪声有一定的抑制作用, 但图像最终分割效果如何不能从表 1 看出。为此, 使用图 2(a)、图 3(a) 及图 4(a) 三幅加入不同程度噪声的图像,

使用本文方法对三幅图像进行分割,并对分割结果与基于强度和像素邻域的 MFCM 方法和中智学方法进行比较。实验中,为更好地保留图像细节,针对图 2(a)、图 3(a)中智学方法与本文方法都选取参数 $w=3$ (即邻域大小为 3×3),对图 4(a)两种方法选取参数 $w=5$ 。

表 1 本文方法在不同邻域大小对图像噪声抑制效果

邻域大小 $w \times w$	original	Lena	pepper	lake
3×3	23.312 4	23.879 2	22.999 9	25.434 6
5×5	23.529 8	24.194 7	23.599 9	24.636 9
7×7	23.564 2	23.646 3	23.948 2	22.677 7
9×9	22.837 1	23.621 4	23.025 7	22.339 8

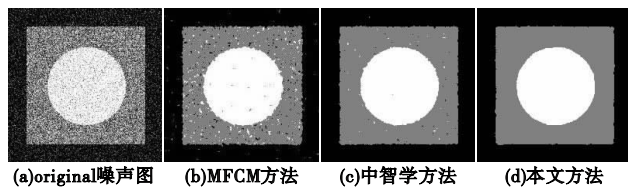


图 2 合成图像的分割结果对比

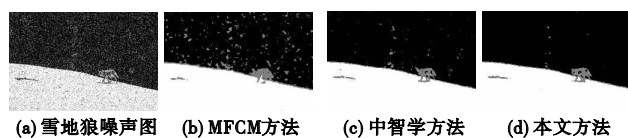


图 3 雪地狼图像的分割结果对比

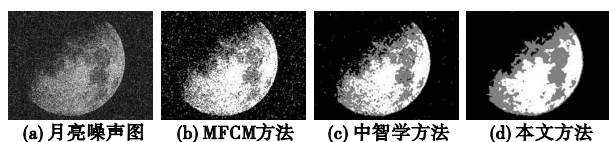


图 4 月亮图像的分割结果对比

图 2(a) 为加入均值为 0、方差为 0.05 高斯噪声的 original 图,该合成图的原图有三个强度值(0,127,255)。实验将图 2(a) 仍分割成强度值为 0、127、255 的三类,理想分割应该为该合成图的原图,即图 1(a)。从图 2 可知,中智学方法的分割效果如图 2(c)要好于 MFCM 方法所得结果如图 2(b),而本文方法的分割效果如图 2(d)则更接近于理想分割。为更好地对比每一个方法的分割效果,使用分割错误率来对它们进行评价。该错误率由下式所得:

$$e = (P_{\text{ideal}} - P_{\text{real}}) / P_{\text{ideal}} \quad (28)$$

其中: P_{ideal} 表示理想的分割图像(文中使用图像像素点总数), P_{real} 表示实际的分割图像(文中使用分割正确的像素点个数)。由式(28)对分割结果进行计算,得到三种方法的分割错误率分别为 $e_b = 0.4138$ 、 $e_c = 0.2119$ 、 $e_d = 0.1107$ 。可知,中智学方法分割错误率要比 MFCM 方法低 20.19%;而本文方法分割错误率比中智学方法低 10.1%,比 MFCM 方法低 30.31%,所以本文方法的分割效果最好。

为进一步说明本文方法的优势,图 3(a)雪地狼图(大小为 250×165)加入了均值为 0、方差为 0.04 的高斯噪声,图 4(a)的月亮图(大小为 256×192)加入了均值为 0、方差为 0.06 的高斯噪声,使用三种方法将两幅图分割成强度值为 0、127、255 的三类。从图 3、4 结果可以看出,本文方法的分割结果最为理想。从图 3 中狼的身体这一细节可以看到,MFCM 方法如图 3(b)虽能将其分割出来但形状已基本不能辨认,中智学方法如图 3(c)的结果则较为理想,但两种方法都不及本文方法的分割结果如图 3(d)。对于图 4 中月亮的上半边岩部分,MFCM

方法如图 4(b)和中智学方法如图 4(c)都不能对其进行准确分割,从本文方法分割结果如图 4(d)中可以看到各区域之间有着非常清晰的界限,更有利于图像的进一步处理。

通过以上实验可以看出,引入相似性运算后,图像分割方法对噪声的抑制效果更加明显。针对不同的图像,本文方法不仅在处理目标像素点时考虑了该点的不确定性,而且在处理中也充分考虑了目标点邻域信息的不确定性,使图像处理更加合理,得到了较为理想的分割结果。本文分割方法可以有效抑制图像噪声的干扰,提高图像信噪比,并在含有不同程度噪声的图像处理中选取不同的参数 w 得到更加合理、理想的分割结果。

4 结 束 语

本文将中智学理论与相似性运算相结合,提出一种图像分割方法。实验结果证明,该方法不仅可以提高图像信噪比得到理想的分割结果,而且比文献[10]的 MFCM 算法及中智学分割方法的分割结果更好。目前该方法只针对灰度图像、高斯噪声的抑制效果进行了相关研究,后续工作将对其广泛性应用(包括彩色图像的分割、混合噪声的抑制等)各参数的自适应选取作深入研究。

参考文献:

- [1] CHENG Heng-da, JIANG Xi-hua, SUN Ying, *et al.* Color image segmentation; advances and prospects [J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2259-2281.
- [2] YANG Xiao-chun, ZHAO Wei-dong, CHEN Yu-fei, *et al.* Image segmentation with a fuzzy clustering algorithm based on Ant-Tree [J]. *Signal Processing*, 2008, 88(10): 2453-2462.
- [3] CHEN Qiang, SUN Quan-sen, XIA De-shen. Homogeneity similarity based image denoising [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(12): 4089-4100.
- [4] 弗罗仁汀·司马仁达齐. 中智学: 中智逻辑, 中智集合论, 中智概率论 [M]. 刘峰, 译中国台北: 希泉出版社, 2003.
- [5] ZADEH L A. Probability theory and fuzzy logic are complementary rather than competitive [J]. *Technometrics*, 1995, 37(3): 271-276.
- [6] CHUNG Fu-lai, DENG Zhao-hong, WANG Shi-tong. An adaptive fuzzy-inference-rule-based flexible model for automatic elastic image registration [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2009, 17(5): 995-1010.
- [7] CHENG Heng-da, GUO Yan-hui. A new neutrosophic approach to image thresholding [J]. *New Mathematics and Natural Computation*, 2008, 4(3): 291-308.
- [8] GUO Yan-hui, CHENG Heng-da. New neutrosophic approach to image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(5): 587-595.
- [9] ZHU Lin, CHUNG Fu-lai, WANG Shi-tong. Generalized fuzzy C-means clustering algorithm with improved fuzzy partitions [J]. *IEEE Trans on Systems Man and Cybernetics*, 2009, 39(3): 578-591.
- [10] MA Li, STAUNTON R C. A modified fuzzy C-means image segmentation algorithm for use with uneven illumination patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(11): 3005-3011.
- [11] PAL S K, KING R. Image enhancement using smoothing with fuzzy sets [J]. *IEEE Trans on Systems Man and Cybernetics*, 1981, 11(7): 494-500.