

基于区间值模糊集熵的图像阈值分割算法

陈延梅, 吴勃英, 谢 泓

(哈尔滨工业大学 数学系 哈尔滨 150001, Chen.yanmei@163.com)

摘 要: 提出了一种新的区间值模糊集的模糊熵, 并将其用于图像的阈值分割. 根据图像直方图确定模糊化因子, 选择适当的主隶属函数实现图像的区间值模糊集表示. 利用新的区间值模糊集的模糊熵研究了图像的阈值分割算法. 仿真实验表明, 新的基于区间值模糊集模糊熵的阈值分割算法在处理模糊图像及具有噪声图像方面均比经典图像阈值分割方法更有效.

关键词: 区间值模糊集; 模糊化因子; 阈值分割; 噪声

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)05-0788-03

A new method for image thresholding segmentation based on interval-valued fuzzy sets

CHEN Yan-mei, WU Bo-ying, XIE Hong

(Dept. of Mathematics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China, Chen.yanmei@163.com)

Abstract: A new definition of fuzzy entropy of interval-valued fuzzy sets is proposed and applied to the image thresholding segmentation. A fuzzy parameter is determined according the histogram of image. The image is represented by an interval-valued fuzzy set through selecting an appropriate primary membership function. Then a new method of image thresholding segmentation based on fuzzy entropy of interval-valued fuzzy sets is proposed. Numerical examples show the rationality and practicality of the new method in thresholding segmentation of images with noises.

Key words: interval-valued fuzzy sets; fuzzy factor; thresholding segmentation; noise

随着机器人视觉、目标识别与跟踪等技术的发展, 图像分割^[1-2]技术也越来越受到重视. 基于经典模糊集理论的图像阈值分割方法^[3-4]克服了图像自身固有的内在模糊性, 特别是图像表示中存在的灰度、纹理和区域的边界等不确定性因素给研究图像分割技术带来的困难. 由于区间值模糊集^[5]能够比较准确地描述隶属度的不确定性问题, 本文采用区间值作为图像像素的隶属程度来表示图像信息, 给出区间值模糊集的新的模糊熵. 以此为基础, 研究图像的阈值分割算法.

1 图像的模糊集

1.1 图像分割中常用的模糊集

利用模糊集理论研究图像处理的首要问题是

将图像以模糊集的形式表示出来.

设 I 是一个大小为 $M \times N$ 的数字图像, $f(x, y)$ 为图像 I 在像素点 (x, y) 处的灰度值. 常用的表示图像的模糊集的隶属度函数有 Cauchy 型、LR 型、标准 S 型、 π 型和指数型等. 本文只给出常用的 Cauchy 型和 LR 型两种模糊集表示图像 I , 其隶属函数记为 $\mu_I(x, y)$.

1) Cauchy 型模糊集为

$$\mu_I(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{1 + |f(x, y) - \alpha| / C}, & f(x, y) \leq T; \\ \frac{1}{1 + |f(x, y) - \beta| / C}, & f(x, y) > T. \end{cases} \quad (1)$$

式中: T 为图像的分割阈值, α, β 分别为目标和背景的均值, C 是一个常数, 以保证 $0.5 \leq \mu_I(x, y) \leq 1$.

2) LR 型模糊集为

收稿日期: 2009-09-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10771043).

作者简介: 陈延梅(1964—), 女, 副教授;

吴勃英(1961—), 女, 教授, 博士生导师.

$$\mu_l(x,y)=\begin{cases} 0, & f(x,y)\leq g_{\min}, f(x,y)\geq g_{\max}; \\ \left(\frac{f(x,y)-g_{\min}}{T-g_{\min}}\right)^{\alpha}, & g_{\min}\leq f(x,y)\leq T; \\ \left(\frac{g_{\max}-f(x,y)}{g_{\max}-T}\right)^{\beta}, & T\leq f(x,y)\leq g_{\max}. \end{cases} \quad (2)$$

式中: α, β 决定了 LR 型模糊集隶属函数的形状, T 为选取的阈值, $g_{\min}, g_{\max}$ 分别为图像的最小和最大灰度值.

不同隶属函数(模糊集)的选取对数字图像处理的结果影响很大. 为了降低隶属度函数的选取对图像处理结果的影响,采用区间值模糊集来表示图像.

1.2 图像的区间值模糊集

用 $\tilde{A}$ 表示 I 的一个区间值模糊集,记为 $\tilde{A} = \{((x,y), A^-(x,y), A^+(x,y)) \mid x = 1, \cdots, M, y = 1, \cdots, N\}$.

或 $\tilde{A} = \{(g, A^-(g), A^+(g)) \mid g = 0, 1, \cdots, g_{\max} - 1\}$. 式中: $A^+(x,y), A^-(x,y)$ 分别为 $f(x,y)$ 在图像 I 中相对于区间值模糊集 $\tilde{A}$ 的上、下隶属程度, $A^+(g), A^-(g)$ 分别为灰度值 g 相对于模糊集 $\tilde{A}$ 的上、下隶属程度^[6].

一种直接的方法是通过经典模糊集构造图像 I 的区间值模糊集,其上、下隶属函数分别为

$$\begin{cases} A^+(x,y) = \mu_l(x,y)^{\frac{1}{\alpha}}, \\ A^-(x,y) = \mu_l(x,y)^{\alpha}. \end{cases} \quad (5)$$

给出,其中, α 为大于1的模糊化因子(模糊参数).

1.3 模糊化因子的确定

模糊化因子 α 的选取具有一定的经验性. 凭经验选择具有很大的盲目性. 据此已知,任何成像系统都存在由量化误差引起的图像模糊,它与图像的直方图和灰度范围有关. 利用图像的直方图信息确定模糊化因子为

$$\alpha(g) = \frac{|\tilde{h}_l^c(g) - \tilde{h}_l^f(g)|}{\max_g \{|\tilde{h}_l^c(g) - \tilde{h}_l^f(g)|\}}(1 - k\Delta r). \quad (6)$$

式中: $\tilde{h}_l^f(g) = \|\langle (x,y), \mu_l(g) \rangle \mid x = 0, \cdots, M-1, y = 0, \cdots, N-1\|$, $(g = 0, 1, \cdots, g_{\max} - 1)$ 为图像 I 的模糊直方图, $\|F\|$ 为模糊集 F 的基数, $\mu_l(g) = \max\{0, 1 - (|g - f(x,y)|)/p\}$, p 为控制模糊集 $\mu_l(g)$ 的形状; $\tilde{h}_l^c(g) = \tilde{h}_l^f(g)/(\sum_{g=0}^{g_{\max}-1} \tilde{h}_l^f(g))$ 为规格化后的清晰直方图, $\Delta r = (g_{\max} - g_{\min})/(g_{\max} - 1)$ 为图像的灰度范围, $0 < k < 1$ 控制灰度范围对模糊因子的影响.

2 新的区间值模糊集的模糊熵

Burillo, Bustince^[7]首次提出区间值模糊集的模糊熵的概念并给出了具体的表达式. Zeng^[8]等研究了区间值模糊集的熵的公理化. 其中, Burillo-Bustince 模糊熵只用到了区间的未知度,当区间值模糊集退化为普通模糊集时,它的熵为零,显然不符合客观事实;Zeng 的熵存在模糊集的模糊熵无法比较大小的缺点. 基于此,构造一个新的区间值模糊熵为

$$\begin{aligned} \tilde{E}(\tilde{A}) = & \sum_{x_i \in X'} (A^+(x_i) - A^-(x_i)) + \\ & \sum_{x_i \in X/X'} \frac{\min(A^-(x_i), 1 - A^+(x_i))}{\max(A^-(x_i), 1 - A^+(x_i))}. \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $X' = \{x_i \mid A^-(x_i) < 0.5 < A^+(x_i), i = 1, 2, \cdots, N\}$.

新的区间值模糊集的模糊熵结合了 Burillo-Bustince 和 Zeng 模糊熵的特点,同时考虑了隶属度的未知区间度和退化为普通模糊集时的模糊度,弥补了两种定义的不足.

3 基于区间值模糊集的模糊熵的阈值图像分割算法

具体给出基于区间值模糊集的模糊熵的阈值图像分割算法的算法流程.

- 1) 选择初始的主隶属函数 $\mu_l(x,y)$. 根据需要,可灵活选取初始模糊集表示待分割图像. 给定初值 T ,选择 LR 型模糊集或 Cauchy 型模糊集.

- 2) 计算模糊化因子 $\alpha(g)$,得到表示图像的区间值模糊集.

利用式(6)计算 $\alpha(g)$,再由式(5)确定上、下隶属度.

- 3) 利用新构造的区间值模糊集的模糊熵式(7),计算各灰度值的模糊熵.

- 4) 根据初始模糊集的类型确定模糊熵的极值.

如果选用 Cauchy 型或 LR 型模糊集,则采用模糊熵最小的阈值选取准则. 因为,从 Cauchy 型隶属函数的定义可知, $0.5 \leq \mu_l(x,y) \leq 1, (x,y)$ 处像素对所属区域(目标或背景)的隶属度越大(即越接近于1),模糊熵越小,越有益于图像分割.

如采用标准 S 型模糊集,则应采用模糊熵最大的阈值选取准则. 因为 S 型模糊集中参数 A 和 C 确定了模糊区间的范围, B 为渡越点, $S(T; A, B, C) = 0.5$ 时,模糊熵最大.

- 5) 求模糊熵的极值所对应的灰度值 g_{opt} , $T =$

g_{opt} 就是图像分割的最佳阈值.

4 仿真实验与分析

在 MATLAB 平台上对新算法进行了仿真实验来证明新算法的有效性和优越性.

首先对 rice 源图像(图 1(a))进行阈值分割. 图 1(b) 是图 1(a) 的规格化后的清晰直方图 $\bar{h}_l^c(g)$, 在灰度值 100 ~ 150 之间, 很难分辨出谷底的位置, 用直方图法找的极小点不一定是正确的阈值. 因为直方图近似为单峰, 在图像的模糊集表示中, 选用 LR 型模糊集; 图 1(c) 是图 1(a) 的规格化后的模糊直方图 $\bar{h}_l^f(g)$, 其中, $p = 5$. 图 1(d) 是模糊化因子 $\alpha(g)$ 图, 参数 k 在本实验中取为 0.8; 图 1(e) 是经典模糊熵阈值分割算法^[4](直接求模糊集的经典模糊熵)的分割结果, 容易发现由于阈值偏大, 在图像下面部分有些目标丢失; 图 1(f) 是新算法的分割结果, 视觉上看, 效果要好于经典直方图的阈值分割结果.

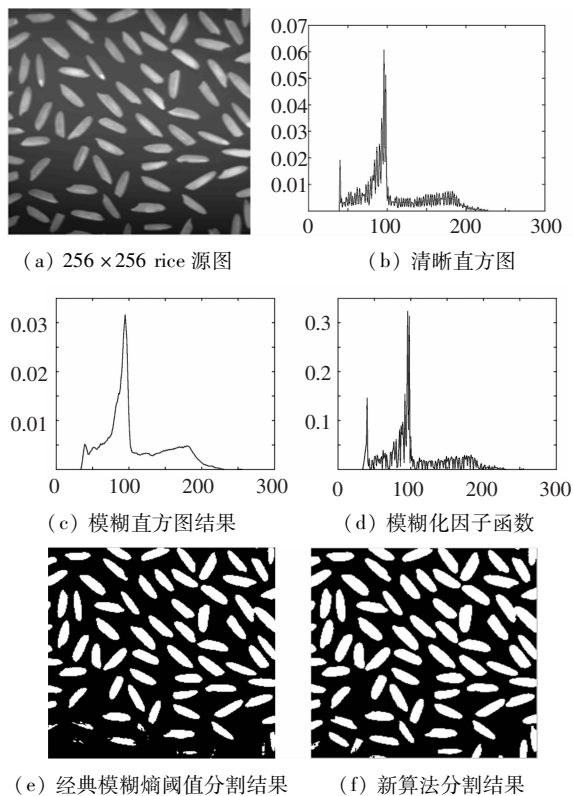


图1 rice 图像的分割结果图

由于新算法采用了区间值模糊集表示图像, 所以无论是处理模糊图像方面, 还是抗噪方面, 都比基于普通模糊集熵的阈值分割算法更加有效. 为了说明, 图 2 用模糊化后的 saturn 图进行验证. 其中, 图 2(a) 是 saturn 源图, 对其用高斯滤波器进行模糊化, 并加入高斯噪声, 得到的图像如图 2(b) 所示; 图 2(c) 和图 2(d) 分别是经典直方图阈值分割结果 ($T = 60$) 以及新算法的阈值分割结果 ($T =$

73). 比较这两幅图像, 可以看出新算法的抗噪能力确实比基于普通模糊集熵的抗噪能力强.

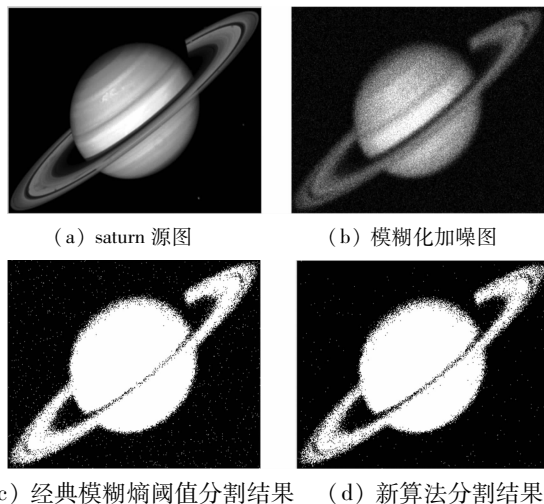


图2 saturn 图像的分割结果

5 结 论

1) 提出了一种新的二型区间值模糊集的熵度量. 将新的区间值模糊集的模糊熵成功地运用于图像的阈值分割, 建立了基于区间值模糊集熵的图像阈值分割算法.

2) 仿真实验表明: 新的基于区间值模糊集的模糊熵阈值分割算法在处理模糊图像及具有噪声图像方面均比经典模糊集熵方法更有效.

参考文献:

- [1] OTSU N A. Threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [2] 赵荣椿, 赵忠明, 崔苏生. 数字图像处理导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995: 194-227.
- [3] TIZHOOSH H R. Image thresholding using type II fuzzy sets [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2363-2372.
- [4] 李懿. 基于最小模糊性度量的图像分割方法[D]. 大连: 大连海事大学, 2007.
- [5] ZADEH L A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning [J]. Information Sciences, 1975, 8(3): 199-249.
- [6] CHOI B I, Rhee FRANK C H. Interval type-2 fuzzy membership function generation methods for pattern recognition [J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2102-2122.
- [7] BURILLO P, BUSTINCE H. Entropy on intuitionistic fuzzy sets and on interval-valued fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 78(3): 305-316.
- [8] ZENG W Y, LI H X. Relationship between similarity measure and entropy of interval valued fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2006, 157(11): 1447-1484.
- [9] WU D R, MENDEL J M. Uncertainty measures for interval type-2 fuzzy sets [J]. Information Sciences, 2007, 177(23): 5378-5393.
- [10] VLACHOS I K, SERIADIS G D. Intuitionistic fuzzy histograms of an image [J]. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2007(4259): 86-95. (编辑 张 红)