

基于二维直方图和模糊熵准则的阈值化方法

张虎龙

(中国飞行试验研究院, 西安 710089)

摘要: 图像分割是图像分析、识别和理解的基础。图像分割主要是指将图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术, 其研究多年来一直受到人们的高度重视; 阈值化法是图像分割的一种重要方法, 在图像处理与识别中广为应用; 针对图像分割中细节往往被忽略导致后续处理困难的问题, 基于模糊关系和最大模糊熵原理提出了一种阈值化方法, 对二维直方图进行模糊分割; 为了获得图像分割中的细节, 提出的方法根据最大熵原则自动确定模糊区域和门限, 进而获得二维模糊熵和遗传算法最优解, 最后获得图像细节; 通过对不同灰度水平和颜色类型图像进行实验比较, 实验结果表明提出的方法优于二维非模糊方法和一维模糊熵分割法, 得到该方法在图像分割中获得细节的结论。

关键词: 模糊区域; 模糊关系; 最大模糊熵原则; 门限; 二维直方图

Thresholding Using Two-Dimensional Histogram and Fuzzy Entropy Principle

Zhang Hulung

(Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China)

Abstract: Image segmentation is the basis of image analysis, recognition and understanding. Image segmentation, partitioning an image into different regions with some specific properties, has always been an important and challenging problem for many years. Thresholding is an important form of image segmentation and is used in the processing of image for many applications. This paper presents a thresholding approach by performing fuzzy partition on a two-dimensional (2-D) histogram based on fuzzy relation and maximum fuzzy entropy principle. The experiments with various gray level and color images have demonstrated that the proposed approach outperforms the 2-D nonfuzzy approach and the one-dimensional (1-D) fuzzy partition approach.

Keywords: uzy region; fuzzy relations; maximum fuzzy entropy principle; threshold; 2-D histogram.

0 引言

图像分割是图像分析、识别和理解的基础。图像分割主要是指将图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术, 其研究多年来一直受到人们的高度重视。阈值化法是图像分割的一种重要方法, 在图像处理与识别中广为应用。图像分割中细节往往被忽略导致后续处理困难的问题, 本文基于最大熵原则自动确定模糊区域和门限、二维模糊熵和遗传算法最优解, 获得图像分割中的细节。

1 提出的方法

提出方法的主要思路是对图像进行灰度变换, 然后对图像进行区域划分求解模糊熵, 然后根据隶属函数确定最优值, 最终获得最佳分割区域。为了获得二维直方图, 定义像素 $f(x, y)$ 周围 4 个相邻的平均值 $g(x, y)$ 。

$$g(x, y) = \left[\frac{1}{4} [f(x, y+1) + f(x, y-1) + f(x+1, y) + f(x-1, y)] + 0.5 \right] \quad (1)$$

二维直方图是一个用 $f(x, y), g(x, y)$ 函数对发生次数统计的阵列。二维直方图被看做两个解析量 X 和 Y , X 表示灰度级, Y 表示平均灰度级: $X = Y = \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ 。映像点有同样的强度但不同的空间特征点可能被区别在第二个维度(当地平均灰度水平)的二维直方图。

块 B 和块 W 各自由公式 (1) 来定义, 4 个模糊量 $BrightX$, $DarkX$, $BrightY$, 和 $DarkY$ 是由 S 函数和对应的 Z 函数来定义的。

$$BrightX = \sum_{x \in X} \frac{\mu_{BrightX}(x)}{x} = \sum_{x \in X} \frac{S(x, a, b, c)}{x}$$

$$DarkX = \sum_{x \in X} \frac{\mu_{DarkX}(x)}{x} = \sum_{x \in X} \frac{Z(x, a, b, c)}{x}$$

上式为明暗不同区域对应的模糊集。

$$BrightY = \sum_{y \in Y} \frac{\mu_{BrightY}(y)}{y} = \sum_{y \in Y} \frac{S(y, a, b, c)}{y}$$

$$DarkY = \sum_{y \in Y} \frac{\mu_{DarkY}(y)}{y} = \sum_{y \in Y} \frac{Z(y, a, b, c)}{y}$$

这里 $Z() = 1 - S()$, 上式为明暗不同区域对应的模糊集。

这模糊关系 $Bright$ 是全解析空间 $X \times Y$ 等的子集, $Bright = BrightX \times BrightY \subset X \times Y$

$$\mu_{Bright}(x, y) = \mu_{BrightX} \times \mu_{BrightY}(x, y) = \min(\mu_{BrightX}(x), \mu_{BrightY}(y)) \quad (2)$$

上式为模糊集求解方法。

收稿日期: 2017-02-08; 修回日期: 2017-03-07。

基金项目: 航空科学基金项目(2010ZD30004); 航空科学基金项目(2015ZD30002); 航空科学基金项目(2008ZD30008); 国家 863 计划重点资助项目(2008AA121600)。

作者简介: 张虎龙, 男, 汉族, 湖南平江人, 主要从事图像处理方向的研究。

相似的, $Dark = DarkX \times DarkY \subset X \times Y$

$$\mu_{Dark}(x, y) = \mu_{DarkX} \times \mu_{DarkY}(x, y) = \min(\mu_{DarkX}(x), \mu_{DarkY}(y)) \quad (3)$$

上式为模糊集求解方法。

用 $\mu_A(x_i)$ 函数定义 A 成为一个模糊集合的元素, $x_i, i = 1, \dots, N, P(x_i)$ 是 A 的出现概率。A 元素的最大熵用 (4) 来定义。

$$H_{fuzzy}(A) = - \sum_{i=1}^N \mu_A(x_i) P(x_i) \log P(x_i) \quad (4)$$

图像的全局熵定义为

$$H(image) = H(Block_B) + H(Block_W) \quad (5)$$

如图 1 所示的暗块 B 能被分成不模糊区域 R_B 和模糊区域 R_1 。

$$Block_B = R_B \cup R_1$$

$$R_B = \left\{ \frac{(x, y)}{\mu_{Dark}(x, y) = 1, (x, y) \in Block_B} \right\}$$

$$R_1 = \left\{ \frac{(x, y)}{\mu_{Dark}(x, y) < 1, (x, y) \in Block_B} \right\}$$

上式为亮块区域 R_B 和定义。

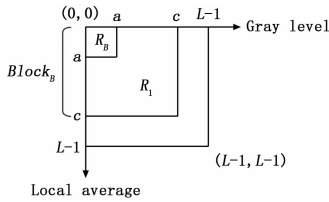


图 1 块 B 被分割成 R_B 和 R_1

相似的, 亮块 $Block_w$ 是由一个不模糊区域 R_w 和一个模糊区域 R_2 组成的, 如图 2 所示。

$$Block_w = R_w \cup R_2$$

$$R_w = \left\{ \frac{(x, y)}{\mu_{Dark}(x, y) = 1, (x, y) \in Block_w} \right\}$$

$$R_2 = \left\{ \frac{(x, y)}{\mu_{Dark}(x, y) < 1, (x, y) \in Block_w} \right\}$$

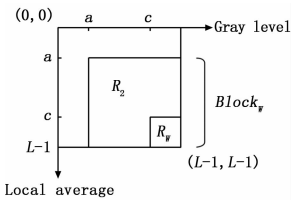


图 2 块 W 被分成 R_w 和 R_2

以下四熵能计算如下:

$$H_{fuzzy}(R_1) = - \sum_{(x, y) \in R_1} \mu_{Dark}(x, y) \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_1} n_{xy}} \cdot \log \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_1} n_{xy}} \quad (6)$$

$$H_{nonfuzzy}(R_B) = - \sum_{(x, y) \in R_B} \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_B} n_{xy}} \cdot \log \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_B} n_{xy}} \quad (7)$$

$$H_{fuzzy}(R_2) = - \sum_{(x, y) \in R_2} \mu_{Bright}(x, y) \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_2} n_{xy}} \cdot \log \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_2} n_{xy}} \quad (8)$$

$$H_{nonfuzzy}(R_W) = - \sum_{(x, y) \in R_W} \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_W} n_{xy}} \cdot \log \frac{n_{xy}}{\sum_{(x, y) \in R_W} n_{xy}} \quad (9)$$

以上 4 式为模糊熵和非模糊熵的定义。

n_{xy} 是 (x, y) 在二维直方图出现次数。隶属函数 $\mu_{Bright}(x, y)$ 和 $\mu_{Dark}(x, y)$ 各自用 (2) 和 (3) 定义。应该注意的是 $\sum_{(x, y) \in R} \frac{n_{xy}}{n_{xy}}$ 在 4 个区域的计算是各自独立的。

求解最优的 a, b, c 是最优化问题, 可以由以下方法解决: 启发式搜索, 遗传算法, 烟火仿真等。在这篇论文里, 用遗传算法来找到最优解。

步骤 1 只执行一次, 步骤 2 和 3 对每一个 a, b, c 重复计算。熵的选择以隶属度函数 0.5 时为最大模糊熵点。一旦阈值的传递媒介 (s, t) 获得, 它把二维直方图分成四块, 一个暗块 $Block_0$ 一个亮块 $Block_1$, 两个噪声块 $Block_2$ 和 $Block_3$ 如图 3 所示。亮块的提取方法由 (6) 来表示:

$$f_{s,t}(x, y, bright) = \begin{cases} g_1 & f(x, y) \geq t \wedge g(x, y) \geq s \\ g_0 & otherwise. \end{cases} \quad (10)$$

相反的黑暗部分的提取是:

$$f_{s,t}(x, y, dark) = \begin{cases} g_1 & f(x, y) < t \wedge g(x, y) < s \\ g_0 & otherwise. \end{cases} \quad (11)$$

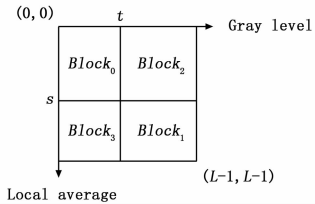


图 3 二维直方图被分成四部分

2 实验结果分析

提出的算法包含的主要步骤如图 4 所示。

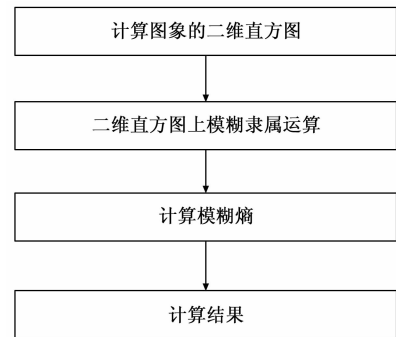


图 4 本文计算过程

灰度水平图像阈值化技术可以被扩大到彩色图像, 直接处理彩色空间的各个部分, 然后结合结果在某个方面获得最后的图像。对彩色图像分别对 RGB 各个色彩空间进行各自的运算, 然后合并 3 个结果到一个新的 RGB 彩色图像。

在很多彩色图像和黑白照片上使用本文提出的方法。在这里仅使用 3 张图片。黑白图像和彩色图像 RGB 灰度值范围从 0 到 255。对单色图像对应的二值图像阈值门限是在 0 到 255 的两个强度间表示。对彩色图像, 二值阈值图像的每一个 RGB 成分是两个被表示成比最大阈值要大的最大像素出现次

数的灰度级组成。然后二值图像被组合合成一个彩色图像。在门限选择上为了显示空间信息的重要性。用提出的方法和一维最大熵法模糊 C 均值和最大模糊熵来选择阈值。提出方法的结果和非模糊二维方法比较来显示模糊集合论的优势。二维非模糊法用最大熵法选择门限。

对于图 5~8 用二维非模糊方法和二维模糊方法各自获得的熵向量是 (119, 159) 和 (112, 112)。用一维最大模糊熵法得到的阈值是 127。图 8 在细节上比图 6~7 要清楚很多。天空和塔细节更好在图 8 在图 10, 对于 RGB3 个量阈值是 102, 113 和 112。对于图片 11 阈值向量是 RGB 分量阈值是 (82, 82), (81, 75) 和 (66, 69)。



图 5 原始图像



图 6 一维模糊熵结果



图 7 二维非模糊熵法



图 8 二维模糊熵法



图 9 原始图像



图 10 一维模糊熵结果



图 11 二维非模糊熵法



图 12 二维模糊熵法

(154, 154)。图像 12 是唯一一个从天地里区分出蓝天和拖拉机细节的, 所以其提取效果要比图 10~11 要好。图 12 的上部的角落被错误分类了, 这是因为二值化阈值造成的。这也在图像

对于图像 12 RGB 阈值向量是 (81, 81), (100, 100) 和

11 中出现了。总之，图像 4 给出了最好的结果。对于图像 14 RGB 图像个分量阈值是 252, 211, 164。对于图像 15 阈值向量是 (138, 128), (164, 196) 和 (180, 182)。



图 13 原始图像



图 14 一维模糊熵结果



图 15 二维非模糊熵法

对于图像 16 阈值向量是 (215, 215), (196, 196), (171, 171)。在图像 16 眼睛鼻子和嘴都提取的很好，衣服和头发的颜色也不同。在图像 14 衣服的颜色头发和脸的细节都一样。在图像 15 衣服被错误的分类到背景里。

基于 VC++6.0，在联想 G450 进行实验，计算时间在表 1。



图 16 二维模糊熵法

表 1 运算时间

图像	分辨率	一维模糊	二维非模糊	二维模糊
铁塔	512 * 768	3s	4s	13s
田野	256 * 256	8s	3s	14s
女孩	256 * 256	7s	3s	14s

3 结论

提出了一种基于模糊关系和最大模糊熵原理阈值化方法，对二维直方图进行模糊分割。提出的方法根据最大熵原则自动确定模糊区域和门限，进而获得二维模糊熵和遗传算法最优解，最后获得图像细节。通过对不同灰度水平和颜色类型图像进行实验比较，实验结果表明提出的方法优于二维非模糊方法和一维模糊熵分割法，该方法在图像分割方面具有较大的应用前景^[1-5]。

参考文献：

[1] Hu W M, Tan T N, Wang W, Steve Maybank, A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors [J]. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, 2004, 34 (3) : 344 - 352.

[2] He L, Wang H, Zhang H, Object detection by parts using appearance, structural and shape features. Mechatronics and Automation (ICMA) [A]. 2011 International Conference on [C]. 2011, 489 - 494

[3] Anvaripour, M. Ebrahimnezhad, H., Object detection with novel shape representation using bounding edge fragments [A]. Telecommunications (IST), 2010 5th International Symposium on [C]. 2010, (s): 846 - 851

[4] Hung C C, Kulkarni S, Kuo B C (2010). A New Weighted Fuzzy C - Means Clustering Algorithm for Remotely Sensed Image Classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010.

[5] 杨廷梧, 张正中. 航空飞行试验光电测量理论与方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.

(上接第 235 页)

参考文献：

[1] 胡淑军. 基于 MPC8270 的嵌入式系统研究和低功耗设计 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2008.

[2] 陶芬, 胡本志, 陈浩, 等. 基于 PCI 总线的 MPC8245 处理器板卡设计与实现 [J]. 数字技术与应用, 2012, 12 (8): 113 - 116.

[3] 唐进, 杨凯. 浅谈中国海上地震勘探新技术应用 [J]. 气象水文海洋仪器, 2013, 30 (2): 107 - 112.

[4] 王旭. PCI9054 局部总线 3 种工作模式的具体应用 [J]. 电子与封装, 2005, 5 (12): 27 - 31.

[5] 李勇华. 嵌入式操作系统 VxWorks 的实时性能测试分析 [J]. 电子技术与软件工程, 2014, 11: 192 - 192.