

一种基于图论的图像分割算法

张 乾^{1,2}, 冯夫健¹, 林 鑫¹, 王 林^{1,2}

(1. 贵州省模式识别与智能系统重点实验室, 贵阳 550025; 2. 贵州民族大学教务处, 贵阳 550025)

摘 要: 针对图像分割应用中阈值难以确定的问题, 提出一种基于图论的图像分割算法。利用二维高斯分布函数给出边权重函数的动态自适应系数, 结合区域间、区域内的相似函数定义差距函数, 得到适合区域合并的动态判定函数。实验结果表明, 与其他算法相比, 该算法的图像分割效果较好, 花费时间较少。

关键词: 图像分割; 图论; 判定函数; 最短路径; 结构相似度

An Image Segmentation Algorithm Based on Graph Theory

ZHANG Qian^{1,2}, FENG Fu-jian¹, LIN Xin¹, WANG Lin^{1,2}

(1. Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Systems of Guizhou Province, Guiyang 550025, China;

2. Academic Affairs Office, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

【Abstract】 It is difficult to determine the threshold and weight coefficients in image segmentation. Aiming at this problem, this paper proposes a new image segmentation algorithm based on graph theory. It uses two-dimensional Gaussian distribution function as the edge weight coefficient for it is dynamic adaptive, as well as resorts the regional-regional and inter-regional similarity function to delimit the gap function, and finds a dynamics determine function for the area to be merged or segmented. Experimental results show that this algorithm is better than other similar ones in image segmentation, and it can save the running time.

【Key words】 image segmentation; graph theory; determine function; the shortest path; structural similarity

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.18.052

1 概述

图像分割是模式识别、计算机视觉技术中图像理解和分析的难点, 在理论研究和实际应用中都是研究的热点, 多年来形成了很多经典的图像分割算法。典型的算法主要有文献[1]提出的采用直方图阈值进行图像分割、文献[2]提出的区域合并算法, 局部频谱直方图分割图像的方法也在文献[3]中被采用。此外, 还有基于进化算法的图像分割^[4]、基于多尺度马尔科夫随机场的分割^[5]、基于边缘的方法^[6]、基于函数优化的方法^[7]、基于分水岭的图像分割方法^[8]、基于聚类分析的图像分割方法、基于模糊集理论的分割方法^[9]、基于小波变换的分割方法、基于神经网络的分割方法^[10]等。基于图的图像分割技术能从图像的全局特征对图像进行理解和分析等优势, 近年来得到快速发展。

基于图的图像分割技术由文献[11]提出, 随后有学者建立了基于图的标准分割模型^[12]、最小分割模型^[13]、网巢分割模型^[14]、最优分割模型^[15]等。文献[16]论述了一种高

效基于图的图像分割方法, 该方法可行并且时间复杂度不高, 可以得到图的全局性质。该方法构造的度量函数并非最佳^[17], 其权重函数和评定函数等均可改进, 文献[18]对其进行了改进, 但效果并非十分理想。因此, 本文对度量函数进行改进, 提出一种基于图论的图像分割算法。

2 基于图论的图像分割

图像分割是按照一定算法把一幅图像划分成若干个互不相交、具有一定性质的区域, 关注的部分从图像中提取出来, 进一步加以研究分析和处理。图像分割在不同的领域也有其他名称, 如目标轮廓技术、目标检测技术、阈值化技术、目标跟踪技术等, 这些技术本身或其核心实际上也就是图像分割技术。

基于图论的图像分割即图的分割问题, 将 1 幅图表示成带权无向图 $G = \langle V, E \rangle$, 顶点 $v_i \in V$, V 为图的顶点集合, $e(v_i, v_j) \in E$ 定义为一对顶点的边, $w(v_i, v_j)$ 为 $e(v_i, v_j) \in E$ 对应的 2 个像素之间的差异程度, 是非负度量。在图像分割

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60965001); 贵州省科学技术基金资助项目(黔科合 J 字[2011]2207 号); 贵州省科学技术基金委员会-贵州民族学院联合基金资助项目(黔科合 J 字 LKM[2011]04 号)

作者简介: 张 乾(1984—), 男, 讲师、硕士研究生, 主研方向: 图像处理, 模式识别; 冯夫健、林 鑫, 硕士研究生; 王 林, 教授、博士

收稿日期: 2011-11-21 **修回日期:** 2012-01-15 **E-mail:** zhqwl@126.com

中, V 被分割成独立的区域 C_i , 则有:

$$c_i \in v, \sum_{i=1}^n v_i \cap c_j = 0$$

其中, C_i 是一个连通区域。图像分割原则是: 在同一区域元素尽可能相似, 在不同区域元素尽可能相异。也就是同一区域的元素之间具有较小的权重, 在不同区域元素之间具有较大的权重。

3 图像分割算法

本文实验中的所有图像都是彩色图(RGB)通过简单图像预处理以后变成的灰度图。

3.1 相关定义

定义 1(边权重函数) 像素点 p_i 和 p_j 之间的灰度级差, 以及这两点的空间距离之和。

$$\mu(p_i, p_j) = \frac{1}{\sigma_i \sigma_j \sqrt{1-r^2} \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-r^2)} \left[\frac{(i-u_i)^2}{\sigma_i^2} - \frac{2r(i-u_i)(j-u_j)}{\sigma_i \sigma_j} + \frac{(j-u_j)^2}{\sigma_j^2} \right] \right\} \quad (3)$$

其中, u_i 和 u_j 对应方向像素灰度级的期望; σ_i 和 σ_j 对应方向像素灰度级的标准差。

$$r = \frac{\text{cov}(i, j)}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad (4)$$

$$\text{cov}(i, j) = E(ij) - E(i)E(j) \quad (5)$$

该定义较文献[16]增加了可调节性, 较文献[18]增加了自适应性。在文献[18]中 U 是一个经验常数, 不具有可适应性, 本文采用的随 p_i 和 p_j 自适应的函数。

定义 2 将 2 个划分的区域 $C_1, C_2 \subseteq v$ 的相似度定义为 $SSIM$, 则可定义差距为 $1-SSIM$ 。如果不存在这样的边, 则定义为 ∞ 。

$$SSIM = \frac{(2u_i u_j + c_1)(2\sigma_i \sigma_j + c_2)}{(u_i^2 + u_j^2 + c_1)(\sigma_i^2 + \sigma_j^2 + c_2)} \quad (6)$$

$$Dex(c_1, c_2) = 1 - SSIM \quad (7)$$

其中, u_i 和 u_j 对应区域 c_1 和 c_2 权值的期望; σ_i 和 σ_j 对应区域 c_1 和 c_2 权值的标准差。

定义 3 $C \subseteq v$ 的内部差别定义为本区域最短路径中权重的平均值。

$$Din(C) = \frac{1}{N} \sum_{e \in MST(C, E)} w(e) \quad (8)$$

其中, $MST(C, E)$ 定义为 C 的最短路径图^[19]的边集合, 采用 Dijkstra 算法; N 表示 $MST(C, E)$ 中边的数目。

(1) 初始时, S 只包含源点, 即 $S=U_0$, 同时初始距离为 0。 U 包含除 v 外的其他顶点, U 中顶点 u 距离为边上的权(若 v 与 u 有边)或(若 u 不是 v 的出边邻接点)。

(2) 从 U 中选取一个距离 v 最小的顶点 k , 把 k 加入 S 中(该选定的距离就是 v 到 k 的最短路径长度)。

(3) 以 k 为新考虑的中间点, 修改 U 中各顶点的距离; 若从源点 v 到顶点 u 的距离(经过顶点 k)比原来距离(不经过顶点 k)短, 则修改顶点 u 的距离值, 修改后的距离值为顶点 k 的距离加上边上的权。

(4) 重复步骤(2)和步骤(3), 直到所有顶点都包含在 S 中。

$$w(p_i, p_j) = \mu(p_i, p_j) |I(p_i) - I(p_j)| + d(p_i, p_j) \quad (1)$$

其中, $I(p_i)$ 定义为像素点 p_i 的灰度级, $d(p_i, p_j)$ 定义为 p_i 和 p_j 之间的空间欧式距离:

$$d(p_i, p_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

在式(2)中, p_i 的位置用 (x_i, y_i) 表示, 在 x 和 y 大小不相同的情况, 本文对维数高的求出其特征向量, 对特征向量进行主成分分析, 使得位数和低的相同, 即 x 的特征向量为 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$; y 的特征向量为 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m$ 。

计算计算维数 $n = \min(r, m)$ 。 $\mu(p_i, p_j)$ 是调节灰度级差和 2 个像素点距离之间权重系数, 是一个自适应的二维高斯因子:

定义 4(判定函数) 用于判定 2 个区域是合并还是分割。

$$Edge(c_1, c_2) = \begin{cases} T & Dex(c_1, c_2) > \min[Din(c_1), Din(c_2)] + \pi(c_1, c_2) \\ F & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\pi(c_1, c_2)$ 是控制区域之间单位差别必须比最小的内部差别大的程度系统。

$$\pi(c_1, c_2) = \begin{cases} \eta(c_1) & Din(c_1) < Din(c_2) \\ \eta(c_2) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$\eta(c) = kw_{\text{even}} / |c| \quad (11)$$

其中, $|C|$ 为区域 C 中像素点元素个数; w_{even} 定义为区域 C 中边的平均权值, $w_{\text{even}} = \frac{1}{|c|} \sum_{e \in E_C} w(e)$; k 为窗口可变尺度, 较大的 k 值有利于分割出较大的区域^[18]。

3.2 图像分割

图像分割根据区域内部差别尽可能小, 区域之间差别尽可能大的原则进行, 通过判定函数判定 2 个区域是分割还是合并。算法具体流程如下:

(1) 在图中的任意像素点 p_i 对应一个顶点 $v_i \in V$, 根据图论上 8 连通的定义将相邻像素点构成集合 E , 易得整幅图像的图表示 $G = (V, E)$, 假设图 G 有 n 个顶点和 m 条边。

(2) 从图中任意一边开始, 将所有的边权重系数构成一个 $O(o_1, o_2, \dots, o_m)$ 。

(3) 从分割 Seg^0 开始, Seg^0 的所有顶点构成一个区域 C_0 。

(4) 顺序分别令 $q=1, 2, \dots, m$ (每一条边)循环进行下 2 步工作:

1) 搜索剩余(未搜索过)的每条边, 如果其权值大于当前权值, 则按步骤 2)处理, 否则不管。

2) 假设 $o_q = (v_i, v_j)$ 是序列 O 中对应 v_i, v_j 的第 q 个边, c_i^{q-1} 是 seg^{q-1} 中含 v_i 的区域, c_j^{q-1} 是 seg^{q-1} 中含 v_j 区域。若 $w(o_q) < \min[Din(c_i^{q-1}) + \eta(c_i^{q-1}), Din(c_j^{q-1}) + \eta(c_j^{q-1})]$, 即 $Edge(c_i, c_j) = F$ 并且 $c_i^{q-1} \neq c_j^{q-1}$, 则合并 seg^{q-1} 中的 c_i^{q-1} 和 c_j^{q-1} 到 seg^q , 否则 $seg^q = seg^{q-1}$ 。

(5) $seg = (c_1, c_2, \dots, c_r)$, 对原始图像进行分割, 得到结果。算法流程如图 1 所示。

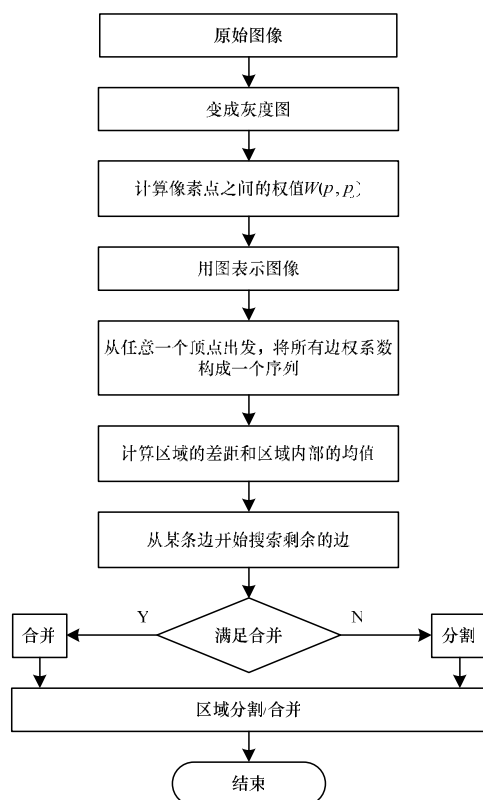


图 1 图像分割算法流程

4 实验与结果分析

本文实验在以下环境下进行: Lenovo 普通 PC 机; CPU 为 Intel E3300(双核); 2 GB 内存。采用 200 张图像处理中经典图片在不同文献的提到的方法进行对比。

利用文献[18]算法、文献[16]算法和本文算法对统一图像中的细胞目标进行分割, 应用于医学上的癌细胞分割等具体场景下, 结果如图 2 所示。

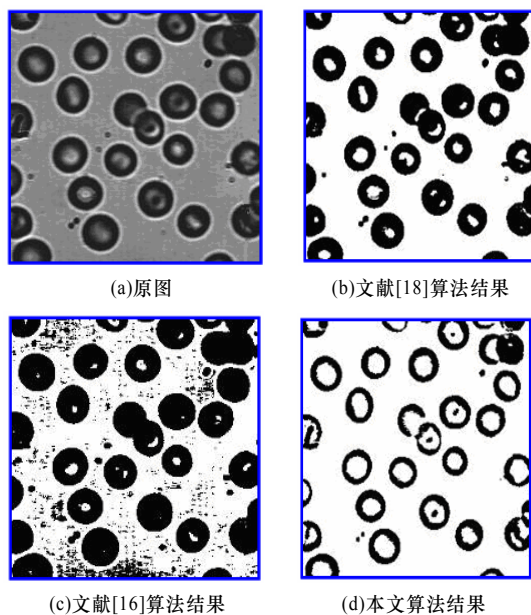


图 2 细胞图像分割结果

从分割效果可以看出, 本文算法明显优于其他相似算法, 精度相对较高。

人物图像分割是模式识别和计算机视觉中的难题之一, 在同样环境下对文献[18]算法、文献[16]算法和本文算法结果进行对比, 结果如图 3 所示。可以看出, 本文算法的实验效果最好, 这为动态场景下人的行为分析、人的异常行为检测等提供了有效的方法。



图 3 人物图像分割结果

在实际较为复杂的场景下, 采用基于图的分割方法效果也比其他类似算法, 例如在奶牛场奶瓶刻度自动识别中的图像分割上, 可以采用该方法将奶瓶中牛奶的液面自动分割出来, 然后采用其他的技术将奶瓶中的牛奶量自动读取出来, 这样效率高、生产简单方便, 更有利于对奶牛的饲料配方提供有效的数据支持, 应用场景十分广泛, 对奶牛场奶瓶液面的图像进行分割比较, 结果如图 4 所示。

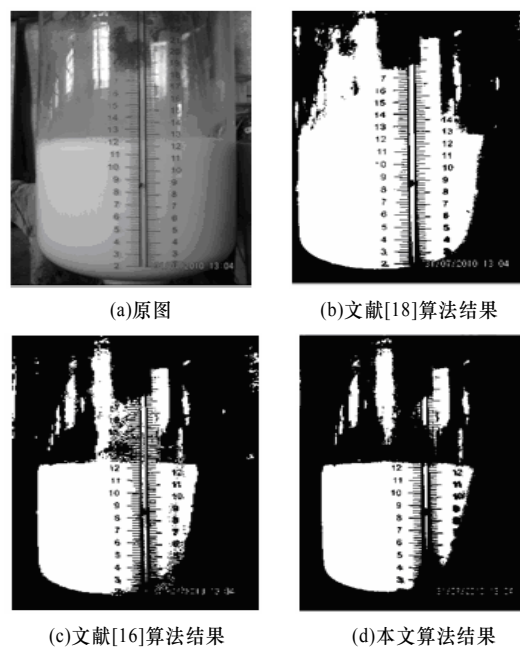


图 4 奶牛场奶瓶刻度的图像分割结果

可以看出,与其他算法相比,本文算法具有一定优势,尤其是与文献[16]算法相比,效果有明显改进,其原因分析如下:

(1)精度分析

1)由于在边权重函数加入了系数 $\mu(p_i, p_j)$,该系数是一个二维高斯函数,通过对 $\mu(p_i, p_j)$ 中的系数部分和指数部分进行简单的精度分析,可以看出这是一个浮点型的数,在文献[16]算法中没有定义这样的系数,即默认为1,这是一个典型的整数。在文献[18]算法中虽然中增加并且权重函数,但是其作为1个0~1之间的2位经验常数小数来设置,这样没有考虑到系统的自适应性和最佳调整方案,而本文算法采用的分数型和指数乘积的形式精度更高,更加准确。

2)在内部差距定义中,文献[16]算法和文献[18]算法都采用的是最小生成树算法,本文算法采用的是最短路径图,这样更加符合实际的需要。

3)在阈值选取方面,本文算法采用了类似相似度函数的差距函数,综合考虑了不同类别之间的差异。

(2)时间复杂度分析

对不同的200幅图像,分别采用文献[16]算法、文献[18]算法和本文的算法进行实验,结果如表1所示。实验结果证明,本文算法比相似的算法至少要节约1s时间。

表 1 3种算法的分割时间比较 s

算法	平均分割时间
文献[16]算法	2.3
文献[18]算法	2.0
本文算法	1.9

5 结束语

在综合分析图像分割的算法基础上,本文提出一种基于图论的图像分割算法,该算法将没有系数或者系数为常数的权重函数改进为自适应的函数,并将内部差距在原来的最小生成树的基础上改进为最短路径图,同时改进了阈值取法,图像分割效果较理想,算法的时间复杂度也有较大的改进。

参考文献

[1] 刘 俊, 吴 谨. 一种基于梯度的直方图阈值图像分割改进方法[J]. 计算机与数字工程, 2010, 38(4): 131-133.

[2] Duarte A, Sanchez A, Fernandez F, et al. Montemayor Improving Image Segmentation Quality Through Effective Region Merging Using a Hierarchical Social Met Heuristic[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(11): 1239-1251.

[3] Liu Xuyweng, Wang Deliang. Image and Texture Segmentation Using Local Spectral Histograms[J]. IEEE Transactions on Image

Processing, 2006, 15(10): 3066-3077.

[4] Ho S Y, Lee K Z. Design and Analysis of an Efficient Evolutionary Image Segmentation Algorithm[J]. The Journal of VLSI Signal Processing, 2003, 35(1): 29-42.

[5] 汪西莉, 焦李成. 基于多尺度马尔可夫随机场的图像分割[J]. 计算机科学, 2003, 30(7): 174-176.

[6] 王振杰, 盛焕烨. 一种基于边缘梯度的图像分割方法[J]. 计算机应用研究, 2004, (2): 254-257.

[7] 杨 丹, 瞿 中. 基于全局优化搜索算法的图像分割研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(7): 278-280.

[8] 张 颀, 王士同. 一种顺序无关的改进分水岭图像分割算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(4): 969-972.

[9] 肖劲飞, 王晓宇, 陈 斌, 等. 基于K-L变换和模糊集理论的彩色字符图像分割[J]. 计算机应用, 2010, 30(9): 2464-2466.

[10] 周长英. 基于改进的模糊 BP 神经网络图像分割算法[J]. 计算机仿真, 2011, 28(4): 287-290.

[11] Leahy R. An Optimal Graph Theoretic Approach to Data Clustering: Theory and Its Application to Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1101-1113.

[12] Shi Jianbo, Malk J. Normalized Cuts and Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.

[13] Ding C, He Xiaofeng, Zha Hongyuan, et al. A Min-max Cut Algorithm for Graph Partitioning and Data Clustering[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining. San Jose, USA: IEEE Press, 2001: 107-114.

[14] Veksler O. Image Segmentation by Nested Cuts[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, USA: IEEE Press, 2000: 339-344.

[15] Li Xiaobing, Tian Zheng. Optimum Cut-based Clustering[J]. Signal Processing, 2007, 87(11): 2491-2502.

[16] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient Graph-based Image Segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181.

[17] Zhang Ming, Alhajjt R. Improving the Graph-based Image Segmentation Method[C]//Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Arlington, USA: IEEE Press, 2006: 617-624.

[18] 张 田. 一种改进的基于图的图像分割方法[J]. 西华大学学报: 自然科学版, 2011, 30(1): 61-64.

[19] 刘代波, 侯孟书, 武泽旭, 等. 一种高效的最短路径树动态更新算法[J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 96-99.

编辑 金胡考