

一种基于边缘生长的灰度和彩色图象分割方法

林通 石青云

北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室, 北京, 100871

摘要 边缘检测可以快速准确地提供区域分割的边缘点,但由于如下两个原因而不能直接形成完整意义上的图象分割:(1)边缘点不连续;(2)高细节区存在大量碎边缘点。本文提出边缘生长以解决不连续的边缘点链接问题,通过找出高细节区周围的区域而间接地将高细节区围成一个区域。本文算法是边缘检测的后续处理,适合于多种应用目的,同时还可以嵌入到其它利用边缘信息的分割算法中。

关键词 图象分割 边缘检测 边缘生长

An Edge Growing Approach for Segmentation of Grey and Color Images

LIN Tong and SHI Qing-yun

National Laboratory on Machine Perception, Peking University,

Beijing 100871, P. R. China

Abstract: Edge detection efficiently and accurately indicates the boundary points of image areas, however edge detection alone is not a whole image segmentation process, because usually the detected edges are not continuous and many loose edge points exist in high detail areas. In this paper we present a novel approach called edge growing to attack edge discontinuity. High detail areas indirectly form a large area after finding the other areas enclosing the high detail areas. As a procedure after edge detection, this algorithm can be applied in diverse applications, and can be embedded in other complex segmentation procedures which deploys edge information to get better results.

Keywords: Image segmentation Edge detection Edge growing

1、引言

图象分割是图象分析的第一步,也是图象处理中最古老最困难的问题之一。图象分割是将图象表示为物理上有意义的连通区域的集合,这些区域的灰度或颜色大致相同,或者这些区域的反照率、纹理等属性相近。图象分割常用于两大类不同的应用目的[1]:(1)模式识别与图象理解;(2)新一代的图象压缩与编码。对于这两种应用,图象分割都是最重要的处理步骤,但分别需要不同的图象分割策略。对于模式识别应用,一个物体对象内部的细节与颜色渐变应被忽略,而且一个物体对象只应被表示为一个或少数几个分割区域,即粗分割。对于新一代基于区域或对象的图象压缩与编码,分割的目的是得到颜色一致的区域以利于高效的区域编码。若同一区域内含有大量变化细节则难于编码,因此图象编码需要细分,需要捕捉住图象颜色细微的变化。本文提出的算法主要是为了应用于基于内容的图象查询(QBIC)系统。要对图象中的区域或对象按照颜色、纹理、形状、运动等属性进行相似性检索,就需要快速鲁棒的图象分割算法。但本文算法也同样适用于基于区域的图象压缩编码。

图象分割的方法大致可分为六类[1][4]:(1)自顶向下分割,如对直方图取阈值,或基于最大后验概率(MAP)的最优分类;(2)基于边缘检测的分割[8][5];(3)区域生长与合并[7];(4)自底向上的迭代像素聚类[9][10],如模糊C均值方法(FCM),基于马尔柯夫随机场(MRF)的聚类[6],基于神经网络的聚类;(5)主动轮廓模型(ACM)方法[4];(6)全局优化方法,如基于能量函数,贝叶斯公式,或最小描述长度(MDL)的分类方法[4]。这几类方法各有不同的缺点:(1)阈值方法简单但效果差,而MAP方法计算量巨大;(2)边缘检测只使用了局部信息,难以保证分割区域内部的颜色一致,且不能产生连续的闭区域轮廓;(3)区域生长常得到不规则的边界和小洞,区域个数严重依赖于初始种子数,且计算量较大;(4)迭代像素聚类计算量巨大;(5)ACM需要良好的初始分割;(6)全局优化方法难于找到最优解或次优解。

最近一些文献如使用遗传算法与模糊测度的分裂合并[11],基于区域建模的层次聚类方法[10],使

用松弛标签技术的边缘检测算法[8], 只是上述单独某类方法的改进; 另有一些文献则是将上述方法结合起来, 扬长避短, 以求达到较好较快的分割。[4]提出了区域竞争算法, 它将主动轮廓模型、区域生长、贝叶斯和 MDL 统一起来, 用于灰度图象、彩色图象和纹理图象的分割。它先均匀选定若干个区域生长种子同时进行生长; 当两个区域相交时按广义的 MDL 准则进行区域竞争; 最后坏种子所在区域被吞食直至消亡。

文献[1][2][3]试图将边缘检测与区域生长结合在一起。文献[2]先进行边缘检测得到一些重要的边缘点, 再进行区域生长得到一些小区域片, 然后将两结果叠加起来, 最后用迭代松弛标签技术将边缘间的缺口封闭。文献[3]也先做边缘检测, 用有向势能函数(DPF)将有小缺口的两边缘强制连接, 得到粗分割的封闭边缘图, 再利用封闭边缘进行各向异性扩散, 最后用区域生长技术得细分割。文献[1]提出了分别针对模式识别的粗分割和图象编码的细分割两个算法, 粗分割使用了边缘检测而细分割没有。粗分割先做敏感的边缘检测找出甚至微弱的细边缘, 以避免边缘间存在较大的缺口, 再做区域生长, 当遇到边缘点或两边缘间的小缺口时停止生长。这时得到的都是较小的碎区域, 按同质准则和远近度量稍大一点的区域吸收周围的碎区域, 最后形成粗分割。

边缘检测的优点是边缘定位准确, 运算速度快。但它有两大难点限制了边缘检测在图象分割中的应用: (1) 不能保证边缘的连续性或封闭性; (2) 在高细节区存在大量碎边缘, 难以形成一个大区域, 但又不宜将高细节区分成小碎片。由于上述的两难点, 单独的边缘检测只能产生边缘点, 而不是一个完整意义上的图象分割过程; 边缘点信息需要后续处理或与其它分割算法结合起来, 才能完成分割任务。但边缘点信息又难以与其它算法(如区域生长)有机地结合, 因此本文提出了边缘生长技术, 将最大程度地保证边缘的封闭性; 通过找出碎边缘区周围的大区域, 可以间接将碎边缘区包围起来, 从而对高细节区也进行了分割。

尽管彩色图象分割的算法已有不少, 但远不如灰度图象分割的算法那么丰富[7]。已用于彩色图象分割的坐标系有 (R, G, B) , (X, Y, I) , (L^*, a^*, b^*) , (L^*, u^*, v^*) , 但难以证明其中某一坐标系比其它坐标系得到的分割效果更好[1]。本文直接采用 (R, G, B) 坐标系。

本文的组织如下: 第2节介绍灰度与彩色梯度计算和边缘点提取, 第3节提出迭代的边缘生长技术, 第4节是怎样快速寻找封闭边缘图中的大区域。第5节是实验结果, 结论将在第6节中给出。

2、梯度计算与边缘点提取

目前有较多的边缘检测方法, 如 Canny 算子, 或模板[1]。文献[2]提出了彩色梯度算子。我们用的是可分离的二维二进小波进行边缘检测[14], 高通滤波器 sg 长度为 7, 对低通滤波器 l 截断后使其长度也为 7, 则它相当于一个 7×7 的高通滤波器。对于灰度图象, 为计算水平方向的梯度 G_x , 先对每列用 l 滤波器光滑, 再用 sg 滤波器对行高通滤波; 为计算竖直方向的梯度 G_y , 先对每行用 l 滤波器光滑, 再用 sg 滤波器对列高通滤波。对于 (R, G, B) 彩色图象, 梯度模取为三个通道上的梯度大小的平均, 而三个通道上的梯度方向一般不同, 难以按梯度方向求极值点[14]。我们的做法是: 若点 P 的梯度模在水平、竖直或两个斜线中的某个方向上是 3×3 窗口中的极大值, 且梯度大于某阈值, 则取 P 为边缘点。这样得到的边缘线很少出现断点, 如图 5(b)。

3、边缘生长

边缘检测后得到的边缘是不封闭的, 必须通过后续处理才能完成图象分割。文献中采用马尔柯夫模型定义的能量函数[6]、有向势能函数(DPF)[3]、A*搜索技术[5]、图象形态学方法[12]来解决边缘封闭性问题。我们提出边缘生长的目的是使边缘点形成封闭的边缘, 将中间有小缺口的两边缘连接起来, 它部分借鉴了区域生长的思想。在求梯度极值点时若取较大的梯度阈值, 得到的是重要的边缘点。除去少数孤立点外, 边缘点已经连成小段的边缘线, 让这些边缘线沿两端生长, 直至遇到图象边界或其它边缘点为止。这样既保留了重要的边缘点而不至于引入过多零乱琐碎的细边缘, 又让它们形成封闭的轮廓而达到分割目的。

边缘点检测后我们得到的信息处于点级别。一般说来, 抽象层次的提高如将点级别提高到线级别, 将更易于进行图象处理和分析。但事实上边缘生长完全可以直接在点级别上进行, 从而节省算法运行时间。先按栅格扫描方式寻找边缘生长点。生长点定义为连通数为 1 的边缘点, 如图 1 (b) (c) 中的中间像素 P_1 , 规定其可能的生长方向如箭头所示, 且每次只许生长至 3×3 窗口中的某个邻居 (称为候选点)。若 P_1 周围已有的边缘点的个数为 1, 设此边缘点为 $P_i, i \in \{2, 3, \dots, 9\}$, 则候选点是 3×3 窗口中与 P_i 城市街道距离大于 1 的非边缘点; 若 P_1 周围已有边缘点数大于 1, 则按 $P_2 \rightarrow P_3 \rightarrow P_4 \rightarrow P_5 \rightarrow P_6 \rightarrow P_7 \rightarrow P_8 \rightarrow P_9 \rightarrow P_2$ 的顺序搜索, 找到与非边缘点交界处的边缘点, 记为 Q_1, Q_2 , 如图 1(c) $Q_1=P_5, Q_2=P_7$, 候选点是与 Q_1, Q_2 城市街道距离大于 1 的非边缘点 P_9, P_2, P_3 。

找出候选点中梯度最大的点作为新的边缘点。接着按栅格扫描顺序寻找下一生长点, 因此若刚才的生长点是 P_4, P_5, P_6 或 P_7 , 则在此次扫描中会接着生长; 若是 P_8, P_9, P_2 或 P_3 , 则需等到下一次栅格扫描才可能生长。如此进行一遍又一遍的栅格扫描, 直至无生长点为止。

新的边缘点总是在候选点中梯度最大的, 相当于生长点总在梯度图中的山梁上前进。生长点每次只允许生长一步, 所以所有生长点几乎是同步生长的, 而不是一个生长点长出很长的边缘而其余生长点没有变化, 这就避免了某些边缘走得太远或因方向因素得到不正确的边缘。边缘图中会有一些小圈, 它们是由小毛刺生长所得。两边缘中的缺口显著减少, 剩下的缺口是因为生长的边缘绕梯度图上的环行山脉走一圈而与自己连在一起, 或者是缺口处的梯度太小致使生长边缘误入歧途。由于有一些生长点形成小圈而停止生长, 我们将此小圈去掉, 换之为一个长度为 3 的直边缘, 如图 2 所示。然后再边缘生长, 直至无边缘点可生长为止; 再去掉小圈, 再边缘生长。如此反复, 以至无变化为止。边缘生长的实验结果见图 5(c), 注意连接重要边缘点的许多弱边缘也被找了出来。

4、寻找大区域

为了找出边缘图中的大区域, 得到其边界描述, 但在寻找之前又希望知道此区域是否足够大, 因为可能在大量的小区域上花费时间。这是一种矛盾, 虽然我们在寻找之前不能精确知道此区域的面积, 但可以用简单的方法估计此区域是否足够大。

先选定一个步长 s (如取 10)。按栅格扫描方式选取种子点, 第一点为 $(10, 10)$, 第二点为 $(20, 10)$, 依次类推; 任何相邻的两种子点间隔为 s 。若当前种子点为边缘点, 则移至下一种子点。让当前种子点沿水平方向生长, 遇到边缘点或图象边界为止, 若水平方向生长的长度大于 s , 则认为当前种子点极有可能在一个大区域中, 称为好种子; 否则让其沿竖直方向生长, 若竖直方向生长的长度大于 s , 也认为极有可能是一个大区域; 若两个方向的长度均小于 s , 则移至下一种子点。

将图象边界上的点全令为边缘点。找到好种子后, 对好种子向左生长遇到的第一个边缘点进行边界跟踪, 直到回到起始边缘点, 具体算法不再赘述。记此时得到的闭边界曲线围成的区域为 R 。 R 可能包含多个种子点, 应找出 R 内的所有种子点以避免重复寻找。若当前种子点在 R 之外, 说明 R 是当前种子点所在区域中的一个洞, 则让当前种子点继续向左生长找到不属于 R 的边缘点, 再做边界跟踪, 直到找到包含当前种子的区域, 才移至下一种子。判断一个种子是否在 R 内的方法是: 先判定种子是否在 R 的最小包含矩形 (MER) 内, 若在 MER 之外则此种子不在 R 内; 若在 MER 内, 则让种子向左发出一条射线直至遇到 MER, 计算射线跨过 R 边界的次数, 若有奇数次则种子在 R 内; 否则种子在 R 外。如图 3, (a) (b) 为跨边界, 而 (c) 不是。

得到的区域边界可能有些小刺, 可以直接去掉; 对较长的刺 (如图 5(C) Lena 帽顶), 应让其与最近的边缘点连接。结果见图 5(d)。

5、实验结果

使用边缘生长进行图象分割的算法流程如图 4。设 λ 为求极值点时取的阈值与最大梯度的比例。试验图象大小均为 256×256 。图 5(a) 是灰度图象 Lena, (b) 是 $\lambda = 1/8$ 时的初始边缘点图, (c) 是迭代边缘生长的结果, 可见帽顶没有封闭; (d) 寻找大区域并将帽顶封闭, 这为识别图中的圆顶草帽奠定了基础,

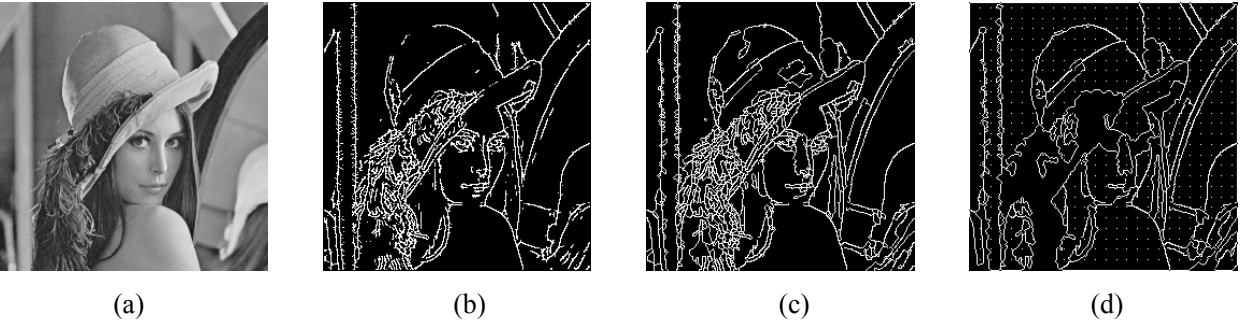
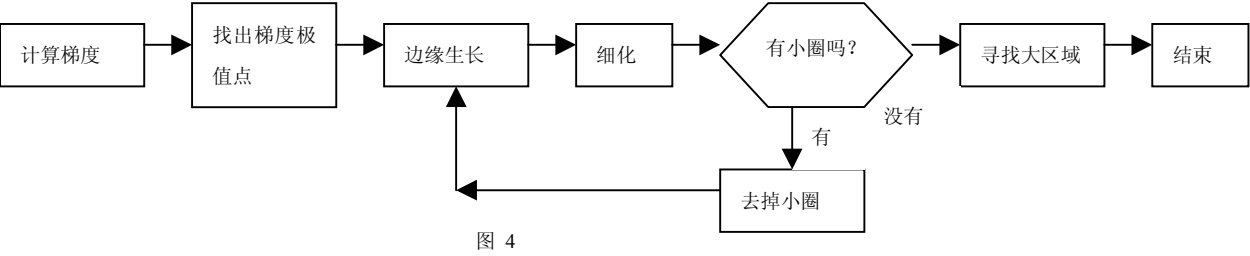
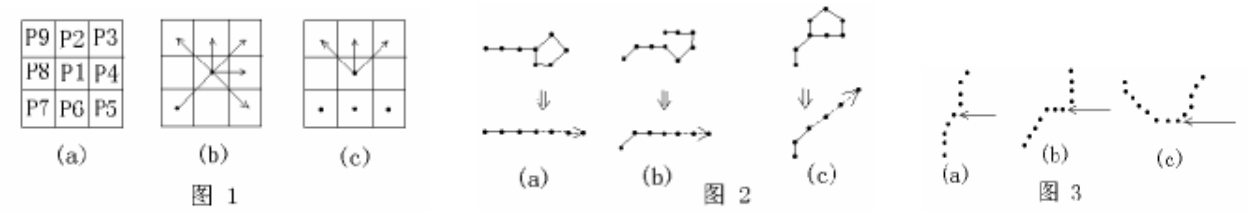
另外草帽边上的草间接地被围成了一个区域。图 6(a) 是灰度图象 Boat, (b) 是 $\lambda=1/8$ 时的生长结果, 许多不同粗细的桅杆被找了出来。图 7(a) 是彩色图象 Jar, 它有较复杂的背景; (b) 是 $\lambda=1/8$ 时边缘生长后找到的大区域, 内部的均匀间隔的小点为生长种子, 瓶子被分成了四个区域, 有利于下一步进行基于形状的瓶子识别与检索。图 8(a) 是彩色图象 House; (b) 是由边缘生长的结果叠加到(a)所得, 可用于基于区域的图象压缩。图 9(a) 是羊毛彩色图象; (b) 为寻找出的大区域, 其中羊毛的鳞片区被准确地找出以用于羊毛识别。

6、结论

本文提出了基于边缘生长的边缘检测后续处理, 解决了边缘检测后遗留下的两个关键问题, 即边缘点链接与高细节区的处理。未来的工作是将颜色类似、空间相近的区域组成更大的区域, 形成图象的层次分割[9][10], 以及用于提取初始边缘点的自适应阈值选取。将着重考虑物体反射(即对象颜色)、表面反射(即高光)、物体反照率, 对象纹理, 以及利用聚焦/散焦进行对象分割[12]。同时将考虑如何确认重要的边缘[13], 去除假边缘。

参考文献:

- [1] Moghaddamzadeh A. and Bourbakis N., A fuzzy region growing approach for segmentation of color images, *Pattern Recognition* 30(6), 867-881(1997).
- [2] Zugaj D. and Lattuati V., A new approach of color images segmentation based on fusing region and edge segmentations outputs, *Pattern Recognition* 31(2), 105-113 (1998).
- [3] Maeda J. et al., Segmentation of natural images using anisotropic diffusion and linking of boundary edges, *Pattern Recognition* 31(12), 1993-1999(1998).
- [4] Zhu S. C. and Yuille A., Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes / MDL for multiband image segmentation, *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell.* 18(9), 884-900 (1996).
- [5] Farag A. A. and Delp E. J., Edge linking by sequential search, *Pattern Recognition* 28(5), 611-633 (1995).
- [6] Uriage S., Zerubia J. and Berthod M., A markovian model for contour grouping, *Pattern Recognition* 28(5), 683-693 (1995).
- [7] Treméau A. and Borel N., A region growing and merging algorithm to color segmentation, *Pattern Recognition* 30(7), 1191-1203 (1997).
- [8] Iyengar S. S. and Deng W., An efficient edge detection algorithm using relaxing labeling technique, *Pattern Recognition* 28(4), 519-536 (1995).
- [9] Bimbo A. D. et al., Visual querying by color perceptive regions, *Pattern Recognition* 31(9), 1241-1253 (1998).
- [10] Shen X. et al., Segmentation of 2D and 3D images through a hierarchical clustering based on region modeling, *Pattern Recognition* 31(9), 1295-1309(1998).
- [11] Chun D. N. and Yang H. S., Robust image segmentation using genetic algorithm with a fuzzy measure, *Pattern Recognition* 29(7), 1195-1211(1996).
- [12] Tsai D. M. and Wang H. J., Segmenting focused objects in complex visual images, *Pattern Recognition Letters* 19, 929-940(1998).
- [13] Wen W. and Xia A., Verifying edges for visual inspection purposes, *Pattern Recognition Letters* 20, 315-328(1999).
- [14] 许传祥, 二进小波变换、吴方法及其在图象处理和计算机视觉中的应用, 北京大学博士论文, 1995年。





(a)



(b)



(a)



(b)



(a)



(b)



(a)



(b)