

一种形态学彩色图像多尺度分割算法

彭启民 贾云得

(北京理工大学信息科学技术学院计算机科学与工程系, 北京 100081)

摘要 为了对彩色图像进行快速有效的分割,提出了一种用于分割彩色图像的多尺度形态学算法。该算法首先用基于张量梯度的彩色分水岭算法来得到初始分割结果,即局部水平集连通区域,并综合考虑了面积和色彩计算区域间的相似性,构造了区域间的RAG(region adjacency graph)和NNG(nearest neighbor nraph),用于后续形态学处理;接着,基于HSV空间中的色彩全序关系,定义了彩色形态算子;然后采用顶点塌缩算法实现的彩色形态学开闭算子生成了所需的非线性尺度空间;最后,利用图像中的极值点与物体间的对应关系,逐级提取图像中包含的物体来得到分层级的表示,并用区域在不同尺度下熵的变化来决定尺度树的构成,从而完成了彩色图像的分割。试验结果表明,该算法不仅具有出色的形状保持能力,而且可提高计算效率。

关键词 图像分割 彩色 形态学 非线性尺度空间 顶点塌缩

中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)05-0635-05

A Morphological Algorithm for Color Image Multi-scale Segmentation

PENG Qi-min, JIA Yun-de

(Department of computer science and engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract A multi-scale morphological algorithm for color images segmentation is proposed in this paper. At first, color watershed transform is applied based on tensor gradient to get initial segmentation, i. e. local level connected sets. Both area and color are considered to calculate the similarity between adjacent regions. Then, a RAG (Region Adjacency Graph) and a NNG (Nearest Neighbor Graph) are constructed to accelerate following morphological processing. Finally, color morphological operators are defined based on a special full order relation of color vectors in HSV model. Morphological opening-closing is implemented using vertex-collapse algorithm. A nonlinear scale space will be constructed efficiently with perfect shape preserving. Since extrema in an image are always associated with objects, particular objects are extracted at different scales. Entropy criterion is adopted to control the content contained in the final scale tree.

Keywords segmentation, color image, morphology, nonlinear scale space, and vertex collapse

1 引言

图像分割是进行图像识别和理解的基础,也是计算机视觉研究中的核心问题和经典难题之一,其一直以来得到广大研究人员的普遍关注和研究。由于图像分割的含义取决于语境,而分割的结果则更与图像的复杂程度和尺度有关,因此这本质上是病态问题。近年来,一种灵活的多尺度分割和表示算

法逐渐受到重视。在这类算法中,每一个尺度级都代表了对原图像的一个分割,每个下级尺度都表示对上一级尺度的加细,而所有的这些尺度合起来就是对原始图像的一个多尺度分级结构的分割。由于这种结构既能很好地反映区域间的空间关系,又提供了更灵活的表示形式,因此对于信息的进一步提炼十分有益。现有算法主要有启发式知识的连接策略、极值点追踪、多尺度分水岭算法等^[1],但这些算法存在的问题一是计算量大,二是容易形成过多

基金项目:国家自然科学基金项目(60476039)

收稿日期:2004-06-14;改回日期:2005-04-29

第一作者简介:彭启民(1969~),男。2005年获北京理工大学信息科学技术学院博士学位。主要研究方向为计算机视觉、图像处理、图像理解和小波分析。E-mail:qimin@ios.cn

的层级,从而导致后续处理的难度增加,再就是,随机性也导致其难以保证分割结果的一致性。

尺度空间理论指出,图像中的极值点和物体的存在密切关系。据此,本文提出了一种基于非线性尺度空间的分割算法。该算法首先用彩色分水岭算法获得初始连通区域;然后采用顶点塌缩算法实现的彩色形态学开闭算子来生成所需的非线性尺度空间;最后利用图像中极值点与物体间的对应关系,逐级提取图像中包含的物体得到分层级的表示,并用区域在不同尺度下熵的变化来决定尺度树的构成。实验结果证明,该算法不仅具有出色的形状保持能力,而且具有提高的计算效率。

2 数学形态学尺度空间

尺度空间理论不仅把信息抽取和表示方式在尺度维中统一起来,而且尺度空间可分为由图像的高斯卷积生成的线性尺度空间和由各向异性扩散和形态学等方法生成的非线性尺度空间两类^[2]。与线性尺度空间相比,非线性尺度空间最显著的特征是具有良好的边缘保持能力。

数学形态学的基本思想是用具有一定形态的结构元去度量和提取图像中的对应形状。数学形态学提供了一系列的非线性滤波器,其不仅构造尺度空间的计算量小,而且用到的参数最少、保真性最好。最简单的数学形态学方法是用一种膨胀腐蚀算子来构造膨胀-腐蚀尺度空间,再就是通过开闭算子的削峰和填谷作用,用一系列不同大小的结构元来生成开-闭尺度空间。其中,形态开用于填平图像中小于结构元尺度的“凹坑”(谷点);形态闭用于削平图像中大于结构元尺度的“凸堆”(峰点)。由于图像灰度曲面的波峰和波谷实际就是图像不同尺度下的目标,因此采用尺度渐增的结构元就可以达到对图像进行多尺度滤波的目的。按照尺度空间的因果性,极值点会随尺度增加而逐渐消失,如果把不同尺度下极值点按尺度间的对应关系有机地组织起来,那么它就自然地对应了一棵树结构。

大家知道,各向同性结构元具有方向和旋转不变性,但不能做到边缘保持。Mukhopadhyay 和 Chanda 提出的重构开闭算子,就是通过迭代的测地膨胀/腐蚀来消除图像中特定大小的峰/谷点,其虽具有较好的边缘保持能力,但计算量较大^[3]。Vincent 提出了面积开闭算子,由于其只用到特征的

尺度,因此它不仅可解决使用固定形状的结构元带来的适应性和灵活性不足的问题,并具有较强的形状保持能力^[4]。

设 $G = (V, E)$, 其中的顶点集 V 为图像像素集,边集 E 代表了像素间的 4-邻接或 8-邻接关系,则一个像素 x 的大小为 r 的邻域为

$$G_r(G, x) = \{ \xi \in C_r(G) \mid x \in V, C_r(G) \text{ 连通, 且 } |C_r(G)| = r, x \in C_r(G), r \geq 1 \} \quad (1)$$

定义如下尺度开闭算子:

$$\psi_r f(x) = \sup_{u \in G_r(G, x)} \inf_{u \in G_r(G, x)} f(u) \quad (2)$$

$$\varphi_r f(x) = \inf_{u \in G_r(G, x)} \sup_{u \in G_r(G, x)} f(u)$$

提取的特定尺度区域的开闭与闭开算子为

$$M_r = \varphi_r \psi_r, N_r = \psi_r \varphi_r \quad (3)$$

容易证明,上述算子具有幂等性、单调性、一致性和可交换性等重要性质,这就保证了处理中的因果性和算法的稳定性。

3 彩色形态学及算法

3.1 色彩的全序关系

由于形态学处理需要用到上下确界运算,因此为能处理彩色图像,必须定义色彩的全序关系。Talbot 指出,上下确界运算的结果必须是原图像中已经存在的色彩,而不合理的顺序将导致破坏图像的原有色彩或者破坏图像中的边缘^[5]。本文选择在 HSV 空间中进行处理,并将全序关系定义为 $(V, -S, H)$ 的字典顺序。

设 $X = \{(v_1, s_1, h_1), \dots, (v_n, s_n, h_n)\}$ 为由图像中色彩组成的子空间,则上下确界算子为

$$\sup X = \begin{cases} (v_k, s_k, h_k), & \text{当 } v_k = \max\{v_1, \dots, v_n\} \text{ 唯一} \\ (v_k, s_l, h_l), & \text{当 } v_k \text{ 不唯一,} \\ & s_l = \min\{s_{k,1}, \dots, s_{k,p}\} \text{ 唯一} \\ (v_k, s_l, h_m), & \text{当 } v_k \text{ 和 } s_l \text{ 都不唯一,} \\ & h_m = \max\{h_{l,1}, \dots, h_{l,q}\} \text{ 唯一} \end{cases} \quad (4)$$

$$\inf X = \begin{cases} (v_k, s_k, h_k), & \text{当 } v_k = \min\{v_1, \dots, v_n\} \text{ 唯一} \\ (v_k, s_l, h_l), & \text{当 } v_k \text{ 不唯一,} \\ & s_l = \max\{s_{k,1}, \dots, s_{k,p}\} \text{ 唯一} \\ (v_k, s_l, h_m), & \text{当 } v_k \text{ 和 } s_l \text{ 都不唯一,} \\ & h_m = \min\{h_{l,1}, \dots, h_{l,q}\} \text{ 唯一} \end{cases} \quad (5)$$

进而就可以定义所需的尺度开闭算子。

3.2 连通集运算

形态属性开闭算子本质上就是基于连通区域的操作。设有两个关于图像极大值的区域划分 $\{\alpha_i\}$ 和 $\{\beta_j\}$, 若对于任意的 α_i , 都有一个 β_j 满足 $\alpha_i \subseteq \beta_j$, 则从 $\{\alpha_i\}$ 到 $\{\beta_j\}$ 的区域之间的合并和赋予新属性值的操作就叫做连通集运算。由于基于连通集运算的滤波不但不会增加新的边缘, 且不会违背尺度空间的因果性要求, 因此其对于多尺度形态学, 特别是非线性尺度空间的研究和应用具有十分重要的意义。

有关连通集的算法最著名的有优先队列算法、最大树算法和改进的 Union Find 算法等^[6], 它们都是针对灰度图像的计算, 可按照灰度级的顺序进行扫描, 并根据增量原则进行区域的合并。其中前两种算法的复杂度与图像内容和尺度大小有关, 后一种算法的单尺度最坏情况的复杂度为 $O(N \log N)$, 其虽能并行实现, 但需要用到大量并不出现在最终的尺度树中的临时结点, 而且对连通区域状态的记录也增加了存储量和额外的判断。本文工作就是要实现一种更优的连通集运算, 并将其推广到彩色图像的处理。

3.3 基于顶点塌缩的算法

顶点塌缩是 Hirschberg 提出的一种求图的连通分支的算法^[7]。算法中把所有连通的顶点都作为一个称为根 (root) 的超级顶点 (supervortex) 的成员。算法开始时, 每个顶点都是以自身为根的一个超级顶点, 其第 1 步是找出各顶点邻接的标号最小的超级顶点; 第 2 步是设置每个超级顶点的根, 并将其作为找到的标号最小的邻接超级顶点的根; 第 3 步是把所有指向同一根的那些超级顶点塌缩为一个较大的超级顶点。

由于从像素级开始计算, 仅用到了局部信息, 因此稳定性差。对于图像分割而言, 由于像素级通常不具有语义信息, 因此完全可以从最基本的色彩/灰度一致的基本连通区域开始计算, 如 Salembier 等所指出的, 连通集运算的最显著特点是对图像中的平坦区域 (flat zone) 而不是对单个的像素进行操作^[8]。为此本文提出算法改为对初始连通区域进行计算。

计算时, 首先构造初始连通区域, 并建立带权的邻接关系图 (region adjacency graph, RAG) $P_{RAG} = (V, E, W)$, 其中顶点集 V 代表实际的连通区域, 边

集 E 表示邻接关系, 边的权值矩阵 W 反映了所连接顶点的对应区域与其邻接区域间的相似性。该操作由分水岭算法完成。尽管该算法会产生严重的过分割, 但由于可得到所需的局部连通区域, 因而在基于尺度空间的分割中被普遍用于初始化。分水岭算法用于彩色图像处理时, 关键在于彩色形态梯度的计算。本文算法选择了基于张量的彩色梯度计算方法。

设彩色图像的各分量为 $I_n (n = 1, \dots, N)$, 则图像中的变化趋势可用如下二阶微分矩阵计算^[9]:

$$H = \begin{pmatrix} \sum_{n=1}^N \left(\frac{\partial I_n}{\partial x} \right)^2 & \sum_{n=1}^N \frac{\partial I_n}{\partial x} \frac{\partial I_n}{\partial y} \\ \sum_{n=1}^N \frac{\partial I_n}{\partial x} \frac{\partial I_n}{\partial y} & \sum_{n=1}^N \left(\frac{\partial I_n}{\partial y} \right)^2 \end{pmatrix} \quad (6)$$

与其两个特征值 λ_+, λ_- 对应的特征向量 $u \perp v$ 就是图像在该处变化最大和最小的两个正交方向, 即变化较大的方向和相关性较好的方向, 同时定义向量的梯度范数为 $N = \sqrt{\lambda_+}$ 。由于多通道的复合作用, 不仅增强了图像中的变化趋势, 而且使边缘更突出, 而噪声却很难在每个分量上都形成边缘, 因此可以有效地消除随机的彩色噪声和与图像结构无关的噪声。这是一种综合的策略, 本文算法即首先采用这种方法来计算彩色图像的形态梯度, 然后用分水岭算法来得到初始的局部连通区域。

邻接区域间的相似性用特征向量间的相似系数进行计算, 常用方法有余弦法、数量乘积法、相关系数法、互信息和互熵等。这些计算方法的不足在于, 仅用到了区域的全局特征向量, 而没有反映区域的面积, 按照 Zhu 提出的区域竞争框架^[10], 不同大小的区域合并后, 对图像保真度的影响也不同。为此, 本文采用了如下的 Mahalanobis 距离作为区域间相似性大小的判别准则:

$$\chi(R_i, R_j) = \frac{|R_i| |R_j|}{|R_i| + |R_j|} (\mu_i - \mu_j)^T \Sigma_{i,j}^{-1} (\mu_i - \mu_j) \quad (7)$$

其中, $|\cdot|$ 为集合的势。

将顶点塌缩算法用于实现形态尺度开闭运算时, 首先要根据上本定义的彩色上下确界算子判别邻接区域中的峰/谷点, 以得到当前尺度下所有符合条件的峰/谷点列表, 然后对列表内的所有元素进行循环操作。

按照尺度空间的保真性要求, 合并应在最相似的邻接区域间产生。为减少计算量, 只需要为每个顶点保留那些相似性最大的边, 即用 P_{RAG} 构造最近

邻接图(nearest neighborhood graph, NNG) P_{NNG} 。对于符合尺度条件的极值顶点 v_1 , 可按照属性增量原则合并到 P_{NNG} 中与之邻接的顶点 v_2 中, 同时计算合并前 v_1 的熵 e_1 以及合并后 v_2 的熵 e_2 , 若 $|e_1 - e_2| > T$ (T 为设定的阈值), 则输出该区域为尺度树的一个节点, 并记录其属性, 同时把其父节点指向合并到的顶点, 然后在其父结点中增加指向该区域的子结点指针。对 P_{RAG} 则执行在该顶点处的顶点坍塌, 同时调整合并后顶点的属性和邻接关系, 并判断该顶点以及与之邻接的顶点是否变为峰/谷点。由于此时可引起 P_{NNG} 中的边的权值发生变化和被新边代替或者消失, 还可能引起新的区域合并, 因此需要做进一步的判断(如图 1 所示)。

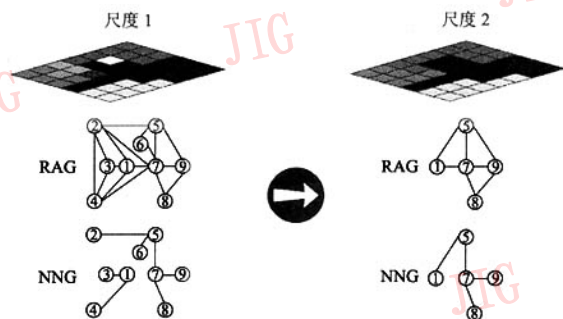


图 1 P_{RAG} 以及对应的 P_{NNG}

Fig. 1 P_{RAG} and its P_{NNG}

原顶点坍塌算法的第 1 步被更改为最近邻接图的构造, 并将其提前在循环之前执行, 此时循环过程如下: ①从列表中取出顶点 v_1 , 同时找出 P_{NNG} 中与之最相似的顶点 v_2 , 并记录为根; ②调整 v_2 的属性, 并检查 P_{RAG} 中 v_2 以及与 v_1 和 v_2 邻接的顶点中发生的峰/谷点变化, 若有新的极值点, 且符合当前的尺度条件, 则加入队列尾部; ③对比 v_1 与新 v_2 的属性(此处为熵), 在 P_{RAG} 和 P_{NNG} 中, 把 v_1 坍塌进 v_2 , 若属性变化超过设定的阈值, 则添加 v_1 到层级表中, 否则把层级表中指向 v_1 的根都设置为 v_2 , 并舍弃 v_1 (如图 2 所示)。坍塌后将不再对 v_1 进行处理, 这样由于减少了图中的顶点和边数, 从而提高了计算效率, 这与 Chin 等人提出的顶点坍塌优化算法的思想是一致的^[11]。

4 实验结果及分析

为验证本文算法效果, 利用 3 幅彩色图像对几

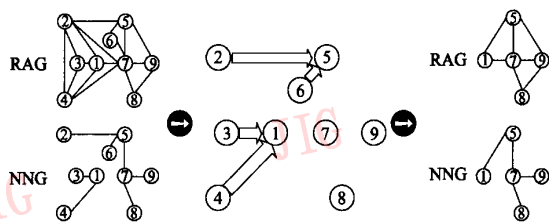


图 2 顶点坍塌

Fig. 2 Vertex-collapse

种算法进行了分割结果对比试验。全部算法由 Matlab 和 Java 混合编程实现, 在 Windows2000 环境中运行。图版 I 图 1 为试验使用的彩色图像, 其中, 图 1(a) 鲜花图像的分辨率为 188×113 , 图 1(b) 为教学楼图像, 分辨率为 677×508 , 图 1(c) 为雨后的小道, 分辨率为 690×480 。图版 I 图 2 ~ 图 4 为采用本文算法对上述测试图像进行分割的结果, 自上至下分别代表不同尺度下的分割结果(见图版 I 图 2 ~ 图 4)。从实验结果看, 在不用任何先验知识时, 本算法仍然可以较完整地提取图像中所包含的不同大小的物体, 并能够获得较具语义信息的分割结果, 这就为后续的自动识别和理解提供了理想的输入。

设图像大小为 $N = n \times n$, 则获得初始连通区域的分水岭算法的复杂度为 $O(N \log N)$, 若已得到 m 个局部连通区域, 则 P_{NNG} 的构造可以在 $O(m)$ 时间内完成。由于峰值区域的检测是基于排序算法实现的, 因此设 P_{NNG} 中顶点的最大度为 C , 则本步操作时间开销为 $O(m \log C)$ 。由于基于顶点坍塌的形态学非线性滤波算法可以并行实现, 因此对于无向图 $G = (V, E)_{v=m}$, 其计算量随循环次数(尺度)增加而降低。由于循环的次数与图像的复杂度有关, 但实际运行时不要求尺度连续, 可通过色彩直方图统计来得到图像中离散的尺度序列, 这可使每次循环后超级顶点的个数平均减少一半, 因此坍塌为平凡图平均需要 $\lceil \log m \rceil$ 次循环。由于上文提出的改进算法中, 峰值顶点的判定很多时候仅需与 P_{NNG} 中当前邻接的峰值顶点进行比较, 这就避免了重复的排序, 因此单尺度所需时间为 $O(mC)$, 而完成全部计算的时间复杂度为 $O(mC \log m)$ 。本文算法时间复杂度与其他算法的比较见表 1 (λ 为面积尺度参数, M 为划分的层级数)。

本文算法的另一个目标是降低计算过程中对存储空间的需求量。其中优先队列算法需要用 N 个像素的存储空间来保存原始图像, 用 N 个整数来存

表1 本文算法与其他算法计算复杂度对比
Tab.1 Comparision of complexity

算法	计算复杂度	
	单一尺度	全部尺度
优先队列	$O(N\lambda \log \lambda)$	$O(MN^2 \log N)$
最大树	$O(N^2 C)$	$O(MN^2 C)$
本文算法	$O(mC)$	$O(Cm \log m)$

储属性,另外还要用 $\min(2\lambda, N)$ 个整数来存储极值优先队列,用 N 个整数记录各像素的标号,同时将一个长度为 λ 的列表用于记录当前极值点区域包含的像素,而若要输出各尺度上的结果,则需要更多的空间。由于改进的 Union Find 算法只需使用 N 个整数存储父顶点队列,因此比优先队列算法节约了 $2N$ 个整数的存储空间。最大树算法空间需求最多,因为其层级队列和状态队列都需要 N 个整数的空间,最大树也需要 N 个节点的空间存储包括面积、父结点、输出灰度级等信息,也就是说,至少需要 $2N$ 个整数和 N 个像素空间,这还不包括各尺度的图像输出占用的空间^[6]。而本文算法则共需 m 个节点即可记录所有输入输出信息,每个节点的信息包括色彩、父节点、子节点链表和包含的像素链表,另外,需要 m 个空间用于维护 P_{NNG} ,以及需要 m 个整数空间的链表用于维护峰点区域。

5 结 论

本文提出了一种用于分割彩色图像的形态学快速算法。该算法首先用彩色分水岭算法来得到过分割的初始结果;然后根据 HSV 空间中的色彩全序关系定义了彩色形态算子;最后用基于顶点塌缩的区域合并方法生成非线性尺度空间,并利用区域合并前后熵的变化来决定尺度树的构成。实验结果证明,该算法计算速度快,并有较好的形状保持能力。

但如何解决色彩一致性带来的过分割,将是下一步需要研究的问题。

参考文献 (References)

1 Iris V, Ioannis P, Hichem S. Multiscale gradient watersheds of color images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(6): 617 ~ 626.

2 Kuijper A, Florack L M J, Viergever Max A. Scale space hierarchy [R]. UU-CS-2001-19, Utrecht University, Netherlands, 2001.

3 Mukhopadhyay S, Chanda B. Multiscale morphological segmentation of gray-scale images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003,12(5):533 ~ 549.

4 Vincent L. Morphological area openings and closings for gray-scale images [A]. In: Y. L. O, A. Toet, D. Foster, *et al* eds., Proceedings NATO Shape in Picture: Workshop [C], Driebergen, The Netherlands: Springer-Verlag, 1993:197 ~ 208.

5 Talbot H, Evans C, Jones R. Complete ordering and multivariate mathematical morphology [A]. In: Heijmans H J A M, Roerdink P (eds): Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing [C], Amsterdam, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1998: 27 ~ 34.

6 Arnold M, Wilkinson M H. A comparison of algorithms for connected set openings and closings[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4):484 ~ 494.

7 Hirschberg D S, Chandra A K, Sarwate D V. Computing connected components on parallel computers[J]. Communication ACM, 1979, 22(8): 461 ~ 464.

8 Salembier P, Serra J. Flat zones filtering, connected operators, and filters by reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(8): 1153 ~ 1160.

9 Gevers T, Smeulders A W M. Pictoseek: Combining color and shape invariant features for image retrieval[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(1):102 ~ 119.

10 Zhu S C, Yuille A. Region competition: unifying snake, region growing, and Bayes/MDL for multi-band image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996,18(9):1366 ~ 1378.

11 Chin F Y, Lam J, Chen I N. Efficient parallel algorithms for some graph problems [J]. Communication ACM, 1982, 25(9): 659 ~ 665.