

基于人类视觉模型的区域生长图像分割

谭洪波, 侯志强, 刘 荣

(空军工程大学电讯工程学院, 西安 710077)

摘要: 在人类视觉阈值选择模型基础上, 结合 C 均值聚类思想, 提出一种基于人类视觉模型的区域生长图像分割算法。根据人类视觉模型选取初始种子, 并自适应调整区域生长的相似性准则, 既从全局考虑了种子的生长对误差平方和的影响, 又从局部考虑了像素的邻域相似度信息, 实现了类似于边缘的限制效果。实验表明, 即使在复杂背景下, 该方法依然能得到接近人眼视觉特性的分割效果, 且具有较高的执行效率。

关键词: 图像分割; 人眼视觉模型; 区域生长; C 均值聚类

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-8961(2010)09-1352-05

Region growing image segmentation based on human visual model

TAN Hongbo, HOU Zhiqiang, LIU Rong

(The Telecommunication Engineering Institute, AFEU, Xi'an 710077)

Abstract: A new image segmentation algorithm combining region growing with C-means Clustering is proposed based on human visual model. Initial seeds are selected automatically and the similarity principle of region growing is adjusted adaptively according to human visual threshold effect. By considering the global influence of region growing to error sum of squares, as well as the local similarity information of seeds' neighborhood, the proposed algorithm can limit seeds to grow within object boundaries. Experimental results show that the proposed method can produce better segmentation performance with less computational complexity than traditional methods.

Keywords: image segmentation; human visual model; region growing; C-means clustering

0 引言

图像分割是图像检索、目标跟踪、目标识别等领域的底层图像处理过程, 是计算机视觉中的经典难题之一, 其目的是把图像分割成若干个均匀的不重叠区域。图像分割可以通过在特征领域或空间领域内划分像素来实现。

基于特征领域的方法是利用像素特征向量的概率分布特性来实现分割, 如阈值法和聚类法。由于没有考虑空间信息, 仅仅从统计意义上进行像素的划分往往得不到理想的分割效果, 经常需要与其他方法结合, 叶齐祥和古文等人提出一种融合颜色和

空间信息的分割方法^[1], 首先在颜色空间中进行颜色量化实现初始分割, 然后结合区域生长和边缘信息完成最终分割。

基于空间领域的方法主要包括边缘分割和区域分割。边缘分割一般采用边缘检测算子, 如 Sobel, Laplacian, Canny 算子等检测目标的边界来实现分割。然而这种方法对噪声敏感, 且很难得到连续的边缘。随着各种新兴理论的发展, 出现了许多新的边缘检测技术, 如模糊推理边缘检测技术、基于小波分析的边缘检测技术、基于形态学的边缘检测技术、基于神经网络的边缘检测技术等。

区域分割是利用图像中目标区域的整体连通性对图像进行分割的^[1]。一种符合人眼视觉特性的图

基金项目: 国家自然科学基金(60805015)。

收稿日期: 2009-01-12; **改回日期:** 2009-05-03

第一作者简介: 谭洪波(1984—), 男, 2010年于空军工程大学获信号与信息处理专业硕士学位。主要研究方向为信号与信息处理、图像处理。E-mail: tanhongbode@163.com。

像分割应该使得被分离出来的部分不仅在特征上具有相似性,而且在空间上也应该是连续的,这是图像分割合理性的一项非常重要的指标^[2]。区域生长技术同时考虑了像素特征分布和空间上的重新划分,因此能得到更符合人眼视觉特性的分割效果。一些学者通过引入模糊集理论提出模糊连通度、相对模糊连通度等区域分割思路^[3-4],另外神经网络、高斯混合模型等也被引入区域增长算法中^[5-7]。此外,结合多种信息的混合方法也不断被提出来,徐杰,施鹏飞利用相位一致性检测目标边缘,根据得到的各个边缘线段中心确定初始种子像素进行区域生长,并利用边缘信息将区域生长局限在边缘框架内^[8]。

区域生长关键需要解决以下问题:一是种子像素的选取,二是一致性准则的确定,三是生长停止规则的描述。本文利用人类视觉模型选取初始种子,结合 C 均值聚类的分类思想定义生长准则和停止规则,提出一种基于人类视觉模型的综合聚类和区域生长的图像分割方法,既从全局考虑了像素生长对误差平方和的影响,又从局部考虑了像素的邻域相似度,较好地实现了感兴趣区域的提取。

1 基于人类视觉模型的区域生长算法

本文算法是建立在人眼视觉模型和 C 均值聚类基础上的,因此首先对算法基础进行介绍,然后详细描述本文算法步骤。

1.1 人类视觉模型

人眼对物体亮度的感觉并不完全由物体本身的亮度决定,还与物体所处的背景亮度和复杂度有关,这就是人眼的视觉阈值效应和空间频率掩盖效应。已有的研究表明,视觉对亮度差的敏感程度随背景亮度呈非线性变化^[9]。假设背景亮度为 I ,目标亮度为 $I + \Delta I$,只有当 ΔI 大于某个阈值时,人眼才能从背景中将目标分辨出来。这个阈值是由背景亮度决定的, ΔI 与 I 之间的这种非线性关系称为阈值亮度比(TVI)函数,将此时的 ΔI 称为刚可分辨亮度差。如图 1 所示,当背景亮度低于某个值时,TVI 曲线近似为一条直线,即 ΔI 近似为一个常数;当背景亮度大于某个阈值时,TVI 曲线近似为一条垂直线,表明由于背景亮度的影响已经很难分辨出目标;而在低背景亮度和高背景亮度之间 TVI 函数满足韦伯律,即韦伯比 $\Delta I/I$ 近似于常数 0.02。

本文借鉴文献[10]提出的方法,根据 TVI 曲

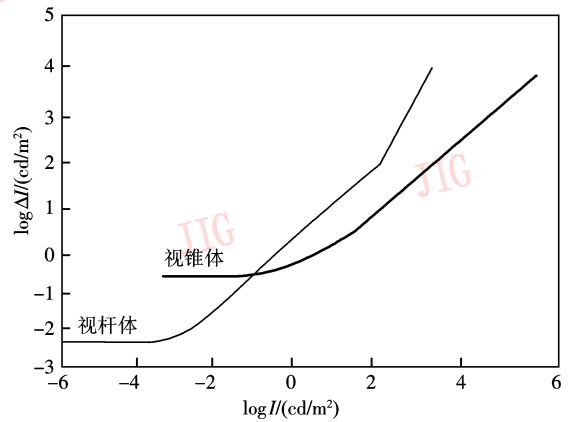


图 1 阈值亮度比函数

Fig. 1 The ratio function of threshold and brightness

线,则 ΔI 为

$$\Delta I = \begin{cases} C & I \leq a \\ \alpha I & a < I \leq b \\ \beta I^{10/256-7} & I > b \end{cases} \quad (1)$$

α, β 和 C 为待定参数, α 可以参考韦伯常数取值在 $[0.01, 0.3]$ 之间;中间区的起始灰度值 a 和终止灰度值 b 可分别取 $[45, 81]$ 和 $[180, 210]$ 之间,本文取 $\alpha = 0.07, a = 50, b = 200$; α 和 a, b 确定之后, C, β 可以根据连续性由 α 和 a, b 求得。

1.2 C 均值聚类算法

C 均值聚类的基础是最小误差平方和准则。若 N_i 是第 i 聚类 Γ_i 中的样本数目, m_i 是这些样本的均值,即 $m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \Gamma_i} y$,把 Γ_i 中的样本与均值 m_i 间的误差平方和对所有类相加后得到误差平方和 $J_c = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in \Gamma_i} \|y - m_i\|^2$,它度量了用 C 个聚类中心 m_1, m_2, \dots, m_c 代表 C 个样本子集 $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_c$ 时所产生的总的误差。对于不同的分类, J_c 值是不同的, C 均值聚类就是使 J_c 达到最小的一种分类。

1.3 基于人类视觉模型的综合聚类和区域生长的图像分割法

1.3.1 算法思路

人眼的视觉阈值效应描述的是能够从背景中分辨出目标的条件,从边缘的角度来看,边缘是将目标和背景区分开来的分割线,人眼能够识别的边缘,其梯度方向上像素亮度之差必定大于刚可分辨亮度差 ΔI ,因此将 ΔI 作为相似性准则,既可以根据人眼视觉特性自动调整相似性条件,又可以实现边缘限制效果,将生长后的区域局限在目标边界之内,并且计

计算比较小。

将所有种子区域子集和非种子像素集看做不同的类(分别称为种子类和背景类),以最小误差平方和为准则,结合人眼视觉阈值效应自适应地确定一致性准则,将背景类中的像素划分到满足一致性要求的相邻种子类,直至所有的像素判断完毕为止。在利用人眼视觉特性确定一致性准则时,本文算法既考虑待分割像素与种子像素之间的可分性,同时根据可分辨亮度差 ΔI 在待分割像素邻域内统计与种子难以分辨的像素数目,利用像素的邻域统计信息有效地提高了对单个奇异像素的分割性能。

1.3.2 算法步骤

本文算法流程如图 2 所示,其中区域生长部分程序流程如图 3 所示,具体步骤如下:

1) 选取种子,形成初始种子类和背景类。

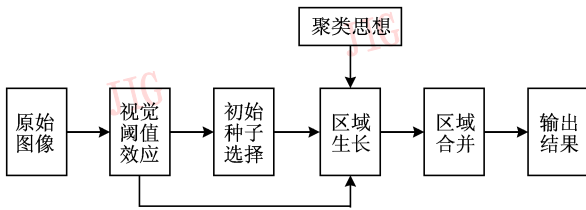


图 2 算法总体框架

Fig.2 The overall framework

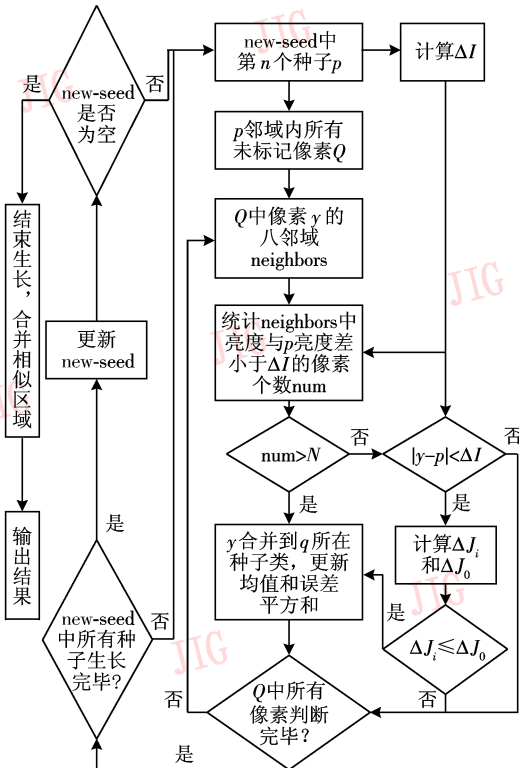


图 3 区域生长部分程序流程图

Fig.3 The flowchart of region growing

根据人眼视觉阈值效应统计像素八邻域内不可分辨像素的数目,不可分辨像素越多则该像素领域越平坦。设定不可分辨像素数大于 7 时判定为种子像素。根据得到的种子图像,寻找连通区域大于 20 像素的种子区域作为种子类。

2) 利用式(2)和式(3)分别计算种子类和背景类的均值和误差平方和,对于均值非常相近的种子类合并为一类,并用图像 seed_map 记录已经被标记的像素点。

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \Gamma_i} y \tag{2}$$

$$J_i = \sum_{y \in \Gamma_i} \|y - m_i\|^2 \tag{3}$$

3) 开始第 k 次生长周期。以 pre_seed_map 记录 k-1 生长周期后已标记的像素, new_seed 记录 k-1 生长周期后新产生的种子点。

(1) 从 new_seed 中取出第 n 个种子 p, 寻找 p 的八邻域内所有未标记像素 Q, 由 p 的亮度值计算刚刚可分辨亮度差 ΔI 。

(2) 对于 Q 中的元素 y, 统计 y 的邻域内亮度与 p 亮度差小于 ΔI 的像素个数 num, 如果该邻域内有 80% 以上像素的亮度差小于 ΔI , 则将 y 并入 p 所在种子的子集, 并更新均值和误差平方和, 跳至步骤(4); 否则跳至步骤(3)。

(3) 判断 y 与种子 p 的亮度差是否小于 ΔI , 如果是则表明 y 与种子 p 可能属于同一类, 进一步计算 y 并入 p 所在种子的子集后对整体误差平方和的影响。假设 p 属于第 i 个种子子集, 则 y 并入 i 子集后必定引起 J_i 的增大和 J_0 的减小, ΔJ_i 和 ΔJ_0 分别表示第 i 个种子子集和背景集的误差平方和的变化, 计算公式如下:

$$\Delta J_i = \frac{N_i}{N_i + 1} \|y - m_i\|^2 \tag{4}$$

$$\Delta J_0 = \frac{N_0}{N_0 - 1} \|y - m_0\|^2 \tag{5}$$

如果 $\Delta J_i < \Delta J_0$, 则 y 像素并入第 i 种子子集, 并更新第 i 个种子子集和背景集的均值和误差平方和。

(4) 令 $n = n + 1$, 跳至步骤(1)开始下一个种子点的生长, 直至 new_seed 中保存的所有种子生长完毕, 跳至步骤(3)开始下一个一周期的生长。

4) new_seed 记录经过一个周期生长后新得到的种子像素, 如果 new_seed 为非零集合, 则跳至步骤(2)开始第 k+1 个周期的生长, 否则结束生长过程。

5) 合并平均特征相近的区域。

2 实验结果和比较

2.1 分割效果比较

图4对比了本文方法, Meanshift^[11]和模糊C均值(FCM)3种方法的分割结果。本文方法综合考虑了像素的特征分布规律以及空间邻接关系,并从统计意义上分析了像素领域内的相似度,能够有效抑制纹理细节的影响,如 Meanshift 和 FCM 将“手”的背景分成许多无意义的小区域,而本文方法能够将

复杂的背景划分成一个整体;对“房子”的分割结果中,FCM 只考虑亮度分布规律而没有考虑空间连接性,对草地和灌木分割效果非常差,而本文方法较好地提取出草地和灌木的边缘,实现了近似于人类视觉的分割效果;另一方面,本文方法利用人眼视觉阈值效应根据图像的局部特征自适应调整生长准则,实现了类似于边缘的限制效果,能够更好地提取出图像中的目标细节,如对于“松鼠”图像中松鼠尾巴与身体的边界线和“海豹”图像中海豹腹部属于背景的小三角区域这样的细节,本文方法都能够更好地提取出来。

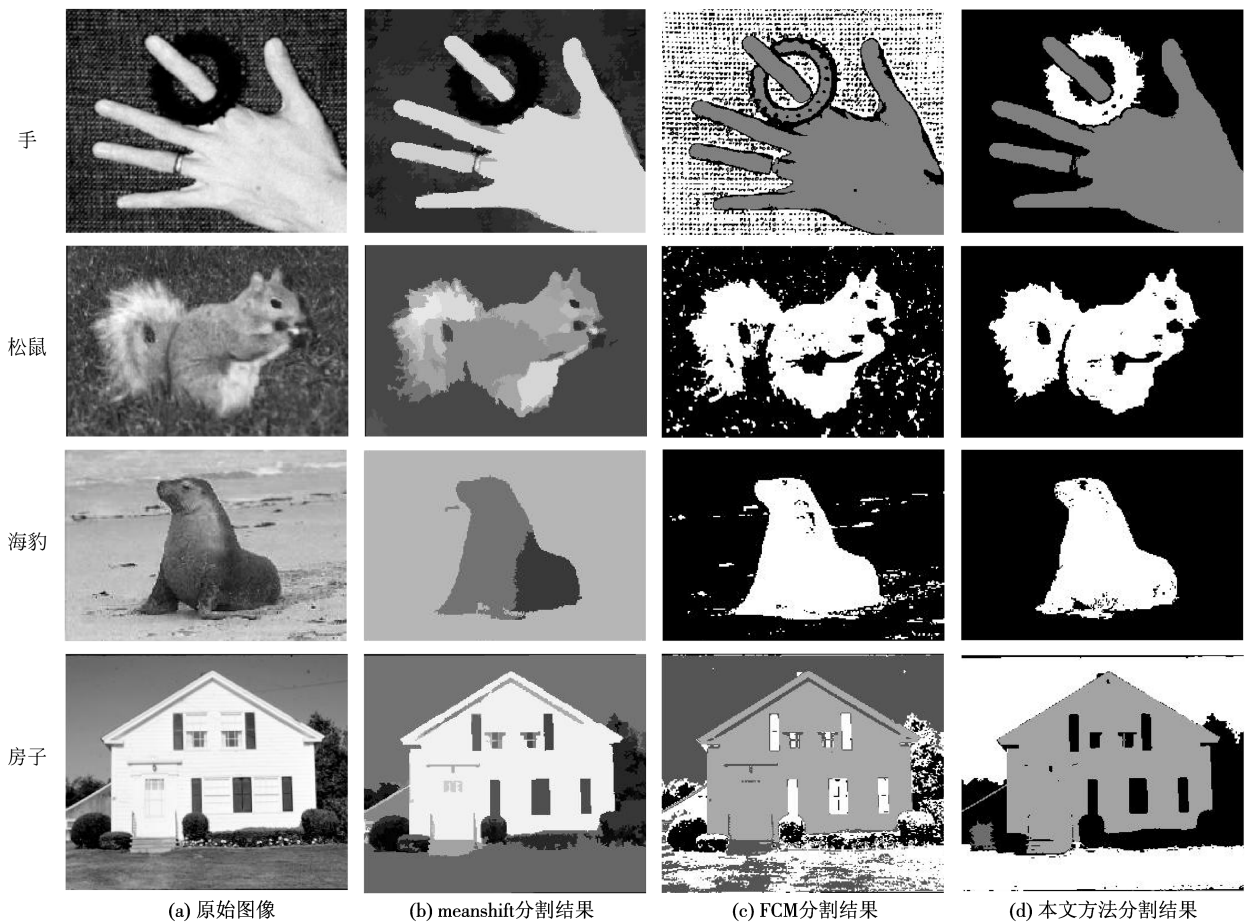


图4 实验结果比较

Fig. 4 Comparison of experimental results

2.2 执行效率比较

在计算量方面,各种方法的运行时间如表1。实验所用机器配置为 AMD Athlon 2800 + 处理器, 512M 内存。由于本文方法对新产生的种子像素是并行生长的,由表1可以看出,相较于 FCM 和 Meanshift 算法,本文方法具有更高的执行效率。

表1 各方法运行时间/s

Tab. 1 Comparison of executing time/s

方法	房子 (421 × 342)	海豹 (400 × 242)	松鼠 (448 × 286)	手 (467 × 329)
FCM	10.10	4.10	6.40	11.20
Meanshift	3.40	2.87	3.34	4.92
本文方法	3.00	2.30	2.80	3.20

3 结 论

在人类视觉模型的基础上,借鉴 C 均值聚类思想提出了一种基于人类视觉模型的结合聚类和区域生长的图像分割算法。该算法利用人类视觉模型自动选取初始种子像素,结合聚类思想,根据背景像素亮度值自动调整相似性准则,并实现了边缘限制效应,将区域生长局限在目标边界内,既利用了像素特征的全局分布规律,又从统计意义上分析了种子领域像素的可分割性。实验结果表明,本文方法在图像背景比较复杂的情况下依然能够得到较好的分割效果,由于对新产生的种子像素是并行生长的,所以执行效率上也比较高。然而由于人类视觉阈值效应只考虑了图像的亮度差,没有考虑颜色信息,所以本文方法只能实现灰度图像的分割,对彩色图像的分割将是下一步工作的重点。

参考文献 (References)

- [1] Ye Qixiang, Gao Wen, Wang Weiqiang, et al. A color image segmentation algorithm using color and spatial information [J]. *Journal of Software*, 2004, 15(4): 522-530. [叶齐祥, 高文, 王伟强, 等. 一种融合颜色和空间信息的彩色图像分割算法[J]. *软件学报*, 2004, 15(4): 522-530.]
- [2] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y. Color image segmentation: Advances and prospects [J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2259-2281.
- [3] Navon E, Miller O, Averbuch A. Color image segmentation based on adaptive local thresholds [J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(2): 69-85.
- [4] Shih F Y, Cheng S. Automatic seeded region growing for color image segmentation [J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(3): 877-886.
- [5] Chris C K, Udupa J K, Saha P K, et al. Iterative relative fuzzy connectedness for multiple objects with multiple seeds [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, 107(3): 160-182.
- [6] Udupa J K, Shapa P K, Lotufo R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms, and application in image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(11): 1485-1500.
- [7] Lee S, Crawford M M, Unsupervised multistage image classification using hierarchal clustering with a Bayesian similarity measure [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(3): 312-320.
- [8] Xu Jie, Shi Peng-fei. Natural color image segmentation based on phase congruency and region growing [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2004, 32(7): 1203-1205. [徐杰, 施鹏飞. 基于相位一致与区域生长的自然彩色图像分割[J]. *电子学报*, 2004, 32(7): 1203-1205.]
- [9] Greenspan H, Ruf A, Goldberqer J. Constrained Gaussian mixture model framework for automatic segmentation of MR brain images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(9): 1233-1245.
- [10] Hou Zhiqiang, Han Chongzhao, Zheng Lin, et al. Threshold selection tactics for an edge detection based on vision model [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2004, 31(2): 59-62. [侯志强, 韩崇昭, 郑林, 等. 一种基于视觉模型的边缘检测阈值选择策略[J]. *光电工程*, 2004, 31(2): 51-62.]
- [11] Georgescu B, Christoudias C. Edge Detection and Image Segmentation System [CP/OL]. (1997-02-04) [2009-11-23]. <http://www.yzmcc.com/soft/sort014/sort033/sort0219/down-572632.html>.