

一种使用 (ϵ, δ) 连接区域分割图象的新算法

王 鹏 胡满田

王梅林

(青岛海洋大学工程学院, 青岛, 266003) (青岛海洋大学海洋生命学院, 青岛, 266003)

李天明

(青岛高科园管委, 青岛, 266101)

摘 要 图象中目标具有相似灰度特征, 在分割中, 我们应考虑区域的整体灰度以及相邻象素灰度的变化, 它们依靠于范围参数 ϵ 和毗邻参数 δ 。本文介绍了灰度图象的 (ϵ, δ) 连续区域及其模糊边缘测度, 提出了通过相对模糊边缘度调整 (ϵ, δ) 参数, 利用 (ϵ, δ) 目标连接集分割图象的一种新算法。实验结果表明该算法分割效果较好, 提取边缘精度较高。

关键词 图象分割; 象素灰度; 路径; 连接子集; (ϵ, δ) 连接区域; 相对模糊边缘度
中图法分类号 TP391

图象分割是图象分析的一项重要预处理工作, 一个分割不合理的图象对于后续的高层次处理会带来严重影响。例如在染色体识别中, 多种参数的测量都与边界有关, 边缘的定位应尽可能与真实边界相近。如果使用灰度直方图方法处理, 由于各染色体着色深浅不同、图象噪音, 加上边缘所固有的模糊性, 使得仅仅利用象素灰度, 来得到较好的边界十分困难, 象素的灰度并没有给我们足够的分割信息。寻找一个有效方法是非常必要的。

图象的分割就是把整个图象点集划分为非连接子集。该子集是图象上的一个连接区域, 或代表目标, 或代表背景, 子集中各象素具有相似的特征。可以想象, 我们不仅要考虑象素的灰度而且要兼顾灰度的变化。Rosenfeld 将图象映射为一模糊集^[1,2], 然后利用图论工具和灰度变化趋势将图象划分为数个子集, 实现了图象的分割。然而, 该算法使得各子集仅有一个灰度“顶峰”, 当目标物具有多个顶峰时, 分割不如意。Wang 和 Bhattacharya^[3]进一步提出利用 (ϵ, δ) 参数划分连接子集。其基本思想是利用 (ϵ, δ) 参数, 对图象求取 (ϵ, δ) 连接集, 当所有点被划分到各子集, 则分割完毕。文献[3]的算法中对整幅图象使用单一 (ϵ, δ) 参数, 并且 (ϵ, δ) 参数依赖试验获得。当图象中有多个目标物, 且灰度变化不同一时, 分割效果不理想。本文对文献[3]的方法进行改进, 使连接区域更加合理地代表目标物, 并在算法中实现 (ϵ, δ) 参数的自适应调整。

1 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集

在此, 我们给出在本文中使用的一些概念和定义。设灰度图象 Σ 代表一点集, $g(p)$ 代表象

青岛市科委项目资助

收稿日期: 1997-04-29; 修订日期: 1997-11-04

王 鹏, 男, 1972年11月出生, 硕士。

素点 p 的灰度。若点 p, q 共享顶点或边缘, 则 p, q 在 Σ 中毗邻。若 p_0 到 p_n 存在一系列点 $p_0, p_1, \dots, p_n, n \geq 0$, 其中 $p_i \in \Sigma, p_i$ 和 p_{i+1} 是毗邻的 ($0 \leq i \leq n-1$), 则 p_0, p_1, \dots, p_n 是 p_0 到 p_n 的一条路径。如果在图象 Σ 中 p, q 两点存在一条路径, 则称 p, q 是图形连接的。 Σ 的一个连接子集是指该子集中任意两点都是图形连接的。若该子集所有象素均为目标点, 则称目标连接子集。对灰度图象 Σ 的子集 S , 我们以 \max_s, \min_s 表示集合中灰度的最大值、最小值。

设 S 是 Σ 的子集, 定义 S 的范围参数 $\epsilon, \epsilon \geq \max_s - \min_s$ 。若点 $p, q \in \Sigma$ 毗邻, 定义毗邻参数 $\delta, \delta \geq |g(p) - g(q)|$ 。给定参数 (ϵ, δ) , 若存在一条路径 $P: p = p_0, p_1, \dots, p_n = q, n \geq 0, \epsilon$ 是子集 $\{p_0, p_1, \dots, p_n\} \subset \Sigma$ 的范围参数, δ 是点 p_i 和 $p_{i+1}, (0 \leq i \leq n-1)$ 的毗邻参数, 则称 $p, q \in \Sigma$ 为 (ϵ, δ) 连接。该路径称 (ϵ, δ) 连接路径。如果子集中任意两点 p, q 是 (ϵ, δ) 连接的, 称该子集是 (ϵ, δ) 连接集。

设 S 是 Σ 的一个 (ϵ, δ) 连接子集, $p, q \in \Sigma$ 是毗邻点, 且 $p \in S, q \notin S, |g(p) - g(q)| \leq \delta$, 可以证明^[3], 只要满足下列任一条件:

$$(1) \max_s \geq g(q) \geq \min_s \quad (1)$$

$$(2) g(q) > \max_s, \text{ 且 } g(q) - \min_s \leq \epsilon \quad (2)$$

$$(3) g(q) < \min_s, \text{ 且 } \max_s - g(q) \leq \epsilon \quad (3)$$

那么, $S \cup \{q\}$ 仍然是 (ϵ, δ) 连接集。

给定一点 $p \in \Sigma$, 任一包含 p 的最大 (ϵ, δ) 连接集称为 p 点的 (ϵ, δ) 连接区域 (related- (ϵ, δ) connected component) 记为 $[(\epsilon, \delta)\text{-RCC}]$ 。若区域各元素均为目标象素则称为 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集。 (ϵ, δ) 连接区域定义给我们一方便工具去研究图象中灰度的变化趋势。当 (ϵ, δ) 增大时, 连接域将包含较多的纹理特征。通过调整 (ϵ, δ) 参数可以实现图象逐级分析。

2 相对模糊边缘度

文献[3]在使用 (ϵ, δ) -RCC 连接集作图象分割时, 并没有考虑其与毗邻集合的关系, (ϵ, δ) 参数完全凭试验获得。为使 (ϵ, δ) 参数随目标的不同而合理地变化, 应对分割质量作一度量^[4]。这里, 我们对 (ϵ, δ) -RCC 连接集作模糊边缘检测, 以相对模糊边缘度作为图象分割合理性度量准则。对数字图象 $G(i, j)$ 的每个象素 (i, j) , Prewitt 定义图象梯度如下^[6]:

$$|\nabla G(i, j)| = \left[\left(\frac{\partial G(i, j)}{\partial x} \right)_{i, j}^2 + \left(\frac{\partial G(i, j)}{\partial y} \right)_{i, j}^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

这里:

$$\left(\frac{\partial G(i, j)}{\partial x} \right)_{i, j} = \frac{1}{3} [I_{i+1, j-1} + I_{i+1, j} + I_{i+1, j+1} - (I_{i-1, j-1} + I_{i-1, j} + I_{i-1, j+1})], \quad (5)$$

$$\left(\frac{\partial G(i, j)}{\partial y} \right)_{i, j} = \frac{1}{3} [I_{i-1, j-1} + I_{i, j-1} + I_{i+1, j-1} - (I_{i-1, j+1} + I_{i, j+1} + I_{i+1, j+1})], \quad (6)$$

式中 $I_{i, j}$ 表示象素 (i, j) 的灰度。

在目标边缘处, $|\nabla G(i, j)|$ 值较大, 由此, 定义 (ϵ, δ) -RCC 连接集相对模糊边缘度:

$$E = \sum_{(i,j)} \frac{\mu_{i,j}(|\nabla G_{(\epsilon,\delta)}|)}{\mu_{i,j}(|\nabla G_{(\epsilon',\delta')}|)}, \quad (7)$$

式中, (i, j) 是 (ϵ, δ) -RCC 连接集的边缘点, $|\nabla G_{(\epsilon,\delta)}|$ 为边缘点的梯度。考虑模糊性, 隶属函数 $\mu_{i,j}$ 为 Zadeh 的标准 S-函数。在我们的算法中, E 实际上估计了 (ϵ, δ) 和 (ϵ', δ') 参数的合理性。

3 利用 (ϵ, δ) -RCC 连接集的图象分割

根据式(1)至(7)我们给出求取图象 Σ 的 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集的算法:

算法 3.1

- (1) 输入灰度图象 Σ , 相对边缘度阈值。
- (2) 利用动态门限^[5]进行予分割, 求取一个或数个目标点, 建立一个初始目标连接子集 S_i , $\{p_0, p_1, \dots\}$, 若为空子集, 算法结束。置 (ϵ, δ) 初始参数。
- (3) 利用(1)、(2)、(3)式, 进一步求取 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集 S_i 。
- (4) 作相对边缘度 E 检测[(7)式]。
- (5) 若小于相对边缘度阈值, 在 Σ 中删去该 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集 S_i , $i = i + 1$; 继续(2)步, 否则 (ϵ, δ) 参数递增, 继续(3)步。

由算法可知:

图象 Σ 为有限集合, 该算法一定收敛。在算法(2)、(3)步中, 我们使用动态门限求取目标点, 进而得到目标连接集, 这里没有使用背景点, 算法占用内存较少。并且, 由于对每个 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集作相对边缘度 E 检测, 较精确地控制了目标边缘, 实现了参数的自我调整。根据 (ϵ, δ) 连接集定义, 可知, $\delta > \epsilon$ 等价于 $\delta = \epsilon$ 。注意到, ϵ 是连接集灰度最大值与最小值之差, δ 是毗邻象素灰度差的一个阈值, 这为迭代过程提供了 (ϵ, δ) 参数调整方向。算法第(4)、(5)步 (ϵ, δ) 递增, 使 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集所代表的区域扩张, 逐渐接近真实目标。文献[3]提供的算法中对整幅图象仅使用一个 (ϵ, δ) 参数, 在迭代过程中也不能修正 (ϵ, δ) 参数, 这使得当图象中各目标灰度有差距时, 只能较好地提取灰度相近的一类目标。我们的算法对图象中每个目标作相对边缘度 E 检测, 使得各个目标对应不同的 (ϵ, δ) 参数, 因而 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集能够更合理地代表每一个目标, 适应性也较强。另外, 对于 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集, 同样可以作灰度映射, 形成文献[3]所定义的高地(低地)、高峰(低谷), 以作较高层次的应用。

4 实验及结论

实验中我们应用多幅图象, 取得了较好的效果。这里仅用其中之一以作说明, 所有图象使用的参数值是一致的。图象大小为 320×200 象素, 如图 1 所示。利用算法 3.1 完成图象的分割, 提取边缘如图 2 所示。在实验中我们利用动态门限, 进行予分类以增强适应性, 选取初始参数 (ϵ, δ) 为 $(40, 20)$, (ϵ, δ) 参数步长取 10, 5, 相对边缘度阈值为 0.97。在求取 (ϵ, δ) -RCC 目标连接集时, 采用 8-邻域考虑其连接性, 这样减少了边缘毛刺的产生。图 3 是利用文献[3]提供的算法进行的分割。结果表明我们提取的边缘比文献[3]精确。在图 4 中, 我们选取原图中灰度深浅不一的 4 个染色体, 将其在迭代过程中的相对边缘度 E 的变化以曲线表示, 由图 4 可清

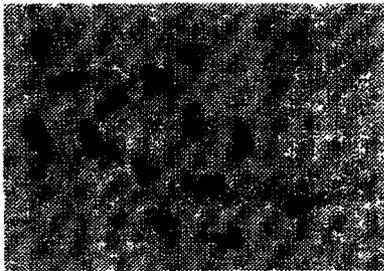


图 1 原图
Fig 1 Original image

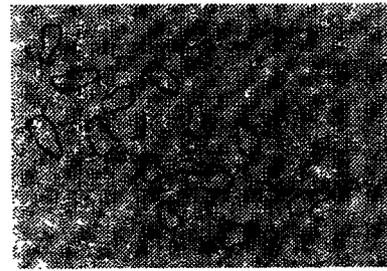


图 2 算法 3.1 的分割结果
Fig.2 Segmentation result

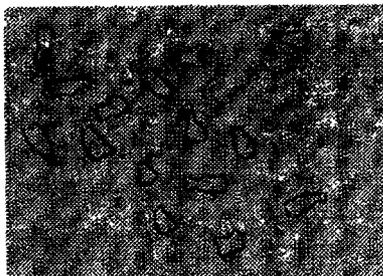


图 3 Wang 的算法^[3]($\epsilon=90, \delta=45$)
Fig. 3 Using Wang's algorithm^[3]($\epsilon=90, \delta=45$)

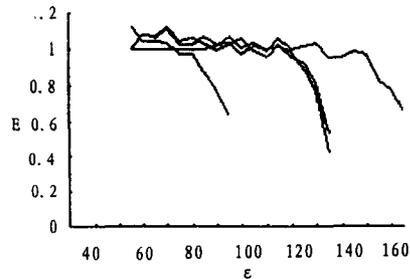


图 4 E 的收敛曲线
Fig. 4 The convergence curves of E

楚地看出 E 的收敛过程。大量实验表明相对边缘度阈值为 0.97 时,已完全满足分割要求。

我们根据(ϵ, δ)—RCC 目标连接集及其模糊相对边缘度特征,提出了利用(ϵ, δ)—RCC 目标连接集分割图象的一个新算法, (ϵ, δ)参数由模糊相对边缘度决定,实现了(ϵ, δ)参数在算法中的自我调整。实验结果表明,该算法比文献[3],分割效果好,提取边缘精确。进一步,我们可以利用(ϵ, δ)参数及图论工具对图象各子区域进行更高层次分析。由于算法中模糊相对边缘度使用了连接集的边缘点梯度,当目标纹理变化剧烈时,E 曲线会出现振荡现象,这时应采取一个新的判别准则。另外,初始参数、迭代步长选用过小,影响处理速度,在以后的工作中,我们将进一步探讨这方面的问题。

参考文献

- 1 Rosenfeld A. On connectivity properties of grayscale pictures. *Pattern Recognition*,1983, 16:47~50
- 2 Rosenfeld A. The fuzzy geometry of image subsets. *Pattern Recognition lett*,1984,2:311~317
- 3 Yang Wang and Prabir B. On parameter—dependent connected components of gray images. *Pattern Recognition*, 1996,29(8):1359~1368
- 4 Chun Dae N. and Yang Hyun S. Robust image segmentation using genetic algorithmwith a fuzzy measure. *Pattern Recognition*, 1996,29(7):1195~1211

- 5 Nakayawa and Rosenfeld A. Some experiment on variable thresholding. *Pattern Recognition*, 1979.11:191~204
6 Pratt W K. *Digital image Processing*, (2nd eds). New York: Jhon Wiley and Sons. Inc. , 1991

A New Image Segmentation Algorithm Using (ϵ, δ) - Connected Components

Wang Peng Hu Mantian

(Engineering College, Ocean University of Qingdao, Qingdao, 266003)

Wang Meilin

(Marine Life Sciences College, Ocean University of Qingdao, Qingdao, 266003)

Li Tianming

*(The Administrative Committee of Qingdao High-Tech Industrial Park,
Qingdao, 266101)*

Abstract The gray values of the pixels in an object are homogeneous. So in image segmentation we should take into account the gray values of the whole region and the trend of the value variations of the neighboring pixels, which depend on the range parameter ϵ and the adjacency parameter δ . In this paper we introduce (ϵ, δ) -connected components of an image and a fuzzy edginess measure. Finally, a new segmentation algorithm based on (ϵ, δ) -connected object-set and using the related fuzzy edginess measure to search good (ϵ, δ) parameters is presented. The experimental results illustrate it is able to obtain a good region segmentation and locate accurate region boundaries.

Key words image segmentation; the gray values of the pixels; path; connected subset; (ϵ, δ) -connected components; related fuzzy edginess measure