

一种将人造物边界从自然背景中分离的新方法

金乃咏 陈树中

(华东师范大学计算机系系统所, 上海, 200062)

摘要 对象的边界是图象识别的主要依据, 但若对象处于一定的自然背景中, 则自然背景的边界会给识别过程增加计算的负担, 因此在识别前有必要将对象与背景的边界区别开. 该问题通常是通过基于“试探性阈值的方法”来解决, 由于该方法未考虑边界点的局部特性, 故该方法不能保留对象的细节. 为了解决这一问题, 提出了一种将人造物边界从自然背景中分离出来的基于分形几何的新算法. 该算法基于对边界点的梯度强度阈值与曲线分形维数的考虑, 用聚类分析的方法对边界点进行筛选, 并利用以云, 树丛为背景的飞机图象为实验对象, 来验证该算法的有效性与优越性. 在这些例子中, 可以看到大量自然背景的边界被滤掉了, 而飞机的局部细节得到了保留. 最后又进一步探讨了该算法的适用范围.

关键词 分形维数 分形密度 边界提取 聚类分析

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)05-0406-05

A New Method of Filtering Edges of Men-Made Objects from Nature Background

JING Nai-yong, CHENG Shu-zhong

(Institute of System Science, Computer Science Department, East China normal University, Shanghai 200062)

Abstract The most important information for image identification is edges of objects. But when objects are seated among nature background, those edges of nature background will be a great burden to the identification process. So unnecessary edges must be removed before identification. In tradition, a method called “huerestic threshold” is used to reach that target. But it performs bad in preserving details of objects, because local information is not taken into account. According to fractal geometry, it is found that the fractal density of edges of men-made objects is close to 1, while that of nature background is close to 0 or 2. Thus a novel method is proposed to fulfill the demand. This method integrates the consideration of both gradient strength of edge points and fractal density of curves, and uses cluster analysis for filter. In this paper, images of planes with cloud and forest as background are used to testify the effectiveness of the new method. From the experiment, it can be seen that most background edges are filtered, yet details of planes are preserved. so the method is beyond the function of the traditional method. At the end of this paper, the limit of this method is discussed.

Keywords Fractal dimension, Fractal density, Edge detecting, Clustering

0 引言

边界提取是图象识别中很重要的一项工作. 一般沿着对象边界, 即可取得对象的轮廓, 并以此对目标对象进行各种特性的分析. 目前的边界提取方法

是 Canny 于 1983 年提出的^[1]. 但如果欲研究的对象处于一个很复杂的环境中, 则欲通过边界获得对象是很困难的. 因为对象的边界与背景的边界是交织在一起的. 对这一问题, 人们通常是通过基于试探性阈值(huerestic threshold)的方法来解决^[2]. 该方法是假设对象边界处的梯度强度很大, 因而可设立一

个梯度阈值,若边界点的梯度强度大于该值就保留该界点,否则丢弃.该方法的缺点在于阈值很难确定.因为阈值太高,则丢弃的点太多,对象边界可能不完整;而阈值太低,则保留的点太多,起不到分离对象边界的作用.同时,对象内部可能有很多细节,而且这些细节对于对象特征的分析是很重要的,但细节边界点的强度往往不大,在全局阈值的作用下,这些细节通常会被丢弃.

试探性阈值之所以不理想,关键在于它的阈值是全局的,没有考虑到边界点的局部特征.分形几何是研究点集特征的一个有利工具,同时分形密度由于其与人眼对点集分布情况的判断一致,因而在图象图形领域得到广泛地应用.在文献[3~5]中,吴更石,杨波,Junji Maeda 等利用分形特性来分割自然景物,但他们的工作不是基于边界点的.文献[6]中,杨海波等提出了一种自然景物中目标分割的方法,其不足之处是仅获得对象的轮廓,未能保留对象内部的细节.

1 边界点的筛选算法

本文涉及到的分形几何知识有:正则 1-集是可求长曲线的并集、非正则 1-集完全不包含可求长曲线,以及正则性的定义完全取决于密度,而与曲线无关等,用到的公式为

$$\begin{aligned} D^s(F, x) &= \lim_{r \rightarrow 0} \frac{H_s(F \cap B_r(X))}{(2r)^s} \\ \overline{D^s}(F, x) &= \overline{\lim}_{r \rightarrow 0} \frac{H_s(F \cap B_r(X))}{(2r)^s} \end{aligned} \quad (1)$$

上式中 F 表示参考点集, $B_r(x)$ 是以 x 为中心以 r 为半径的 Borel 邻域, $H_s(A)$ 是点集 A 的 Hausdorff 测度.本文中的术语、符号如无特别说明均与文献[7]、[8]一致.一些概念、定理的详细论述请见文献[7]、[8].它们是二维欧氏平面中点集的本质性描述,因而为本文的边界点筛选算法提供了新的思路.笔者注意到人造物体的边界点大多在可求长曲线上,而自然景物的边界点通常不在可求长曲线上,因此,人造物体边界点的提取的关键就在于如何识别边界点所在曲线是否是可求长曲线,而分形维数却正好提供了边界点所在曲线是否为可求长曲线的良好的物理指标,即若某点在可求长曲线上,则该点所在曲线的分形维数就应接近 1;若边界点所在曲线很短,则该曲线的分形维数就接近 0;若某点

所在曲线很复杂,则该曲线的分形维数就接近 2.这样我们就可根据这一指标用聚类分析的方法将人造物体边界点从自然背景中提取出来.

在我们的算法中,先假设该点在一条可求长曲线上,其密度为 1.即在式(1)中,用 $L(F \cap B_r(x))$ 替换 $H_s(F \cap B_r(x))$,且在

$$D^s(F, x) = \underline{D^s}(F, x) = \overline{D^s}(F, x) = 1$$

的情况下,估计 S 的值,并对 S 的估计进行分类.算法步骤如下:

(1) 通过边界提取算法获得的边界点 x_i 的梯度强度为 $g(x_i)$, X 为所有边界点的集合,令

$$l(x_i) = \frac{g(x_i) - \min\{g(x) | x \in X\}}{\max\{g(x_i)\} - \min\{g(x) | x \in X\}}$$

这样若 $g(x_i)$ 大, $l(x_i)$ 就接近 1,若 $g(x_i)$ 小, $l(x_i)$ 就接近 0.

(2) 估计各边界点所在曲线的分形维数 $\hat{S}(x_i)$ (具体的估算方法见第 2 节).由于二维欧氏空间中曲线的分形维数的取值范围为 $[0, 2]$,故可令

$$m(x_i) = 1 - |\hat{S}(x_i) - 1|$$

这样若边界点所在曲线为可求长曲线,则 $m(x_i)$ 接近 1,否则, $m(x_i)$ 就接近 0.

(3) 令 $O(x_i) = l^{2-t}(x_i) \times m^t(x_i) \times 100$, 并取整,其反映的是综合梯度与分形维数的影响.其中, $t \in [0, 2]$, t 的作用是使我们在梯度与分形维数间有所倾向.如 $t = 2$, 则 $O(x_i) = m^2(x_i) \times 100$, 此时只有分形维数的影响;如 $t = 0$, 则 $O(x_i) = l^2(x_i) \times 100$, 此时只有梯度强度的影响;

(4) 根据全图的边界点做 $O(x_i)$ 的直方图函数 $h(j)$, $h(j)$ 是 $O(x_i)$ 取得值 j 的边界点个数.

(5) 对 $h(j)$ 做一个基于均值的聚类分析.即求 \bar{O} , 若边界点 x_i 的 $O(x_i)$ 大于 \bar{O} , 就保留,否则舍弃.

2 维数的估算

2.1 分形维数 $\hat{S}(x_i)$ 估算的推导

上述算法框架中, $g(x_i)$ 在边界提取时就可获得,聚类分析也有成熟的算法^[9],难点在于分形维数 $\hat{S}(x_i)$ 的估算.下面给出分形维数 $\hat{S}(x_i)$ 估算的推导:

令 C 为某一常数(在式(1)中 $C = 2$), r_i 为递减的实数序列, Δ 表示数列的差分,并简记 $L(F \cap B_r(x))$ 为 $L(x, r)$, 将上面的考虑用数学形式表示,可求得满足下式的 S

$$\begin{aligned}
 1 &= \lim_{r_i \rightarrow 0} \frac{L(x, r_i)}{(Cr_i)^S} \\
 \therefore 0 &= \lim_{r_i \rightarrow 0} (\log L(x, r_i) - \log (Cr_i)^S) \\
 0 &= \lim_{r_i \rightarrow 0} (\log L(x, r_i) - S \lim_{r_i \rightarrow 0} \log r_i - S \log C) \\
 0 &= \lim_{r_i \rightarrow 0} (\Delta \log L(x, r_i) - S \Delta \log r_i) \\
 S &= \lim_{r_i \rightarrow 0} \frac{\Delta \log L(x, r_i)}{\Delta \log r_i} \quad (2)
 \end{aligned}$$

理论上, S 应为 r_i 趋于 0 时相应算式的极限值. 但由于图象是由点阵表示的, 故 r_i 只能是从大到小的正整数. 这样由 $\{r_i\}$ 就得到了相应算式的值 $\{S_i\}$, 并由 $\{S_i\}$ 得到估计值 \hat{S} . 按照最小二乘准则, 可得到 $\hat{S} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i$.

2.2 $L(x, r)$ 的快速计算方法

为了与计算顺序一致, 规定 $r_i < r_j, i < j$. 在 2.1 节推导过程中出现的 $L(x, r)$ (即 $L(F \cap B_r(x))$), 其物理含义是“过点 x 的曲线在以点 x 为中心, 以 r 为半径的邻域中的长度”. 对这个概念有如下几点说明:

- (1) 这个邻域可以是圆, 也可以是方格.
- (2) 牵涉到曲线长度, 就有了曲线上两点距离的概念. 其在本文中是指连接两点最短连通通路的长度. 如图 1 中连接 a, b 的曲线长度为 $Line2$ 的长度.

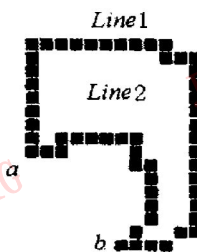


图 1

- (3) 曲线上两点有可能在半径为 $r+n$ 的邻域里连通, 但在半径为 r 的邻域里不连通 (如图 2 所示), 在计算 $L(a, 2)$ 时, a, b 间不存在曲线, 在计算 $L(a, 7)$ 时 a, b 间才存在曲线.

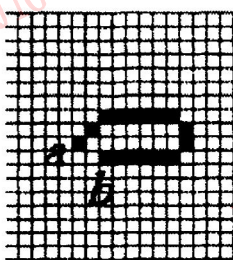


图 2

- (4) $L(x, r_{i+1}) = L(x, r_i) + \Delta L$. ΔL 表示在邻域扩大一格以后, x 所在曲线的长度的增长量, 即

$F \cap B_{r+1}(x)$ 中新增点与 $F \cap B_r(x)$ 的距离.

(5) 2×2 网格中相邻两点 a, b 组成的线段长度 L_{ab} 为

$$L_{ab} = \begin{cases} 1 & \text{if } x_a = x_b \text{ or } y_a = y_b \\ 1.4 & \text{else} \end{cases}$$

在阐明了上述 5 点后, 可给出快速计算方法:

- (1) 求得边界点图中每个点 x_i 的邻接掩码 $Mask(x_i)$. 按图 3 中的约定, 对边界点的邻点编号, 再为每个边界点分配一个 8bit 的掩码, 若第 k 号边界点存在 x_i , 则掩码的第 k bit 就设为 1. 如图 4 中, $Mask(x_i) = 0010 \ 0100$.

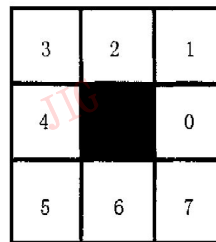


图 3

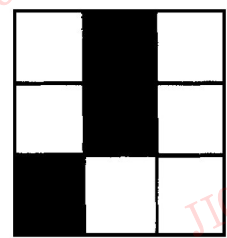


图 4

- (2) 对边界点图中每个点 x_i 执行下列第(3)~(9)步;
- (3) $SetOld = \{x_i\}$, $SetReady = \{x_i\}$, $SetNew = \emptyset, r = 0, L(x, 0) = 0$;
- (4) $r = r + 1$;
- (5) 对 $SetReady$ 中的每个点找到不在 $SetOld$ 中的相邻点, 并把这些点放入 $SetNew$ 中;
- (6) 若 $SetNew = \emptyset$, 转到第(10)步;
- (7) 按上述说明中的第(5)点, 计算 $SetNew$ 中的点与 $SetReady$ 中点的距离, 其和计为 ΔL ;
- (8) $L(x, r_{i+1}) = L(x, r_i) + \Delta L$, $SetOld = SetOld \cup SetReady$, $SetReady = SetNew$;
- (9) 若 $r < N$, 返回第(4)步;
- (10) 由于 $\log 1 = 0$, 按公式 $\hat{S} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=2}^N S_i$, 计算分形维数.

其中, $SetOld$ 为已经考虑过的点集; $SetReady$ 为将要操作的点集; $SetNew$ 为新发现的邻接点集; r 为邻域半径.

2.3 分形维数的准确性

分形维数的估计要求有充分的样本点, 否则估计会有偏差, 但取样本点的邻域又不能太大. 在本文中 $N = 11$; 这意味着考察一个点需要分析在 23×23 的窗口中边界点的分布情况. 计算分形维数的初衷是利用边界点的局部特征, 但局部特征的分布又是

很复杂的. 如图 5 所示, 假设要考虑点 x , 当 $r < 5$ 时, 则 $L(x, r)$ 的增长是线性的, 但 $L(x, 6)$ 大于 $L(x, 5)$ 的两倍, 这会给分形维数的估计带来很大影响. 再次考虑 $\hat{S} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=2}^N S_i$, 它本质是一个加权平均, 因此可以通过改变权重来达到要求. 实验中我们希望能保留的直线最短为 7 个象素点(如图 6).

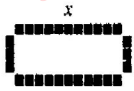


图 5



图 6

但根据该直线中点, 按均值加权, 计算所得分形维数为 0.3, 根据端点计算所得为 0.7, 两者相差甚大. 为此构造了如下的权重组合:

{0.235 05, 0.222 30, 0.188 21, 0.142 57, 0.096 52, 0.058 855, 0.031 80, 0.001 54, 0.006 7, 0.002 6}

产生这个权重组合的依据是高斯函数. 它加强了小范围 S_i 的作用. 据此, 由中点计算的直线维数是 0.645 56, 由端点计算的直线维数是 0.884 65.

3 实验结果

对以上算法, 我们做了大量实验以检验其有效性. 在实验中, 每张图的界点都要经历两次筛选过程.

第一次筛选: 估计 \hat{S} 所用的权重参数与由 2.3 节给出的值相同, t 取 0.5, 并对 $h(j)$ 做两次聚类分析. 即对第一次聚类分析后, 小于阈值的 $h(j)$ 做第二次聚类分析, 丢弃第二次聚类分析后 $h(j)$ 小于阈值的点. 其作用是滤掉梯度特别弱, 局部分布过于复杂或过于稀疏的边界点.

第二次筛选: 对第一次筛选后保留的点, 重新估算其所在曲线的分形维数, \hat{S} 为 $\{S_i\}$ 的算术平均, t 取值为 2, 并对 $h(j)$ 做一次聚类分析, 保留 $h(j)$ 大于阈值的点. 这次筛选不考虑边界梯度的影响, 其作用是保留中大范围内分形维数接近 1 的曲线.

我们将经新算法处理后的图象与仅经“边界点梯度聚类分析”处理的图象进行了比较(所谓“边界点梯度聚类分析”是指聚类分析的对象是边界点的梯度, 保留梯度大于阈值的边界点). 从图 7 到图 14 可以看到, 大量的自然背景边界点, 如云、树丛的边界点被滤掉了, 而飞机的轮廓和内部细节都得到了保留. 应注意图 14 中的地平线由于分形维数接近 1 也得到了保留.



图 7 原图



图 8 经边界提取后的原图



图 9 图 8 的边界点经一次界点梯度聚类分析后的结果



图 10 图 8 用新算法处理的结果



图 11 原图



图 12 经边界提取后的原图



图 13 图 12 的边界点经一次界点梯度聚类分析后的结果



图 14 图 12 用新算法处理的结果

4 实验讨论

本文采用的是在边界提取后对边界点进行筛选的算法. 与传统的方法相比, 它考虑了边界点的局部特征, 阈值由聚类分析方法自动获得, 从而具有良好的统计特性. 实验证明, 该算法是有效的、快速的, 精度也较高. 需要特别指出的是, 该算法是用于分离人造物与自然背景边界点, 其本质是分离有一定梯度强度的可求长曲线与不可求长曲线. 若自然背景边界本身也有较好的分形特性, 如远景的河流, 远景的山脉, 则本算法并不适用.

参考文献

- 1 Canny J F. Finding Edges and Lines in Images. MIT Tech. Report, 1983, 720.
- 2 Milan Sonka *et al.* Image Processing, Analysis and Machine Vision. London: Chapman and Hall Computing, 1993.
- 3 杨波, 徐光祐, 朱志刚. 基于分形特性的自然景物图象分割方法. 中国图象图形学报, 1999, 4(A)(1): 7~ 11.
- 4 吴更石, 梁德群, 田原. 基于分形维数的纹理图像分割. 计算机学报, 1999, 22(10): 1109~ 1113.
- 5 Junji Maeda *et al.* Integration of Local Fractal Dimension and Boundary Edges in Segmenting Nature Images. In: IEEE. International Conference on Image Processing, 1996, 1: 845~ 848.
- 6 杨海波, 姚庆栋, 荆仁杰. 一种自然场景中的目标分割方法. 中国图象图形学报, 1998, 3(A)(8): 646~ 650.
- 7 Falconer K J. The Geometry of Fractal Sets. Cambridge Cambridge University Press, 1985.
- 8 谢和平等. 分形几何——数学基础与应用. 重庆: 重庆大学出版社, 1991.
- 9 王玲玲, 周纪芾. 常用统计方法. 上海: 华东师范大学出版社, 1994, 243~ 246.



金乃咏 1997年毕业于华东师范大学数学系, 现为华东师范大学计算机系硕士研究生. 研究方向为图象处理, 模式识别.



陈树中 1965年毕业于南京大学数学系, 1981年毕业于华东师范大学获控制理论硕士学位, 现为华东师范大学计算机系教授, 博士生导师. 研究方向为离散事件系统, 系统解耦, 自适应控制, 模式识别等.