

一种基于分形特征的图片分类算法

刘文萍 张常年 赵会群 李晓丽

(北方工业大学信息工程学院计算机学科, 北京 100041)

摘要 图片分类可用作图像搜索引擎的预滤波, 以降低图像检索时的图像匹配数量, 提高检索速度。本文提出了一种基于分形特征——局部分维数变化率(LFDS)的图片分类算法, 该算法不需要任何的图像先验知识, 仅利用分形特征就可将自然景物的照片和人工绘制/计算机生成的图形区分出来。系统随机测试了 445 幅大小从 192×128 到 2012×3094 不等的图片, 该算法对图形库的分类准确率为 91.71%, 图像库分类准确率为 85.25%, 实验结果证明了该算法的快速和有效性。

关键词 分形 图片分类 图像检索

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)06-0754-04

A Fractal Feature Based Method for Image Classification

LIU Wen-ping, ZHANG Chang-nian, ZHAO Hui-qun, LI Xiao-li

(Computer Science Department, North China University of Technology, Beijing 100041)

Abstract The image classification can be used as a pre-filter of the image search engine to reduce the amount of image matching, and speed up the image index processing. Without any prior knowledge of image content, a fast and effective method based on a fractal feature-Local Fractal Dimension Slope(LFDS) is presented to classify photographs taken from natural scenery and graphics drawn by hand or generated by computer. The system tested on 445 random images whose size ranged from 192×128 to 2012×3094 . The graphics can be classified correctly at the rate of 91.71% and the classification accuracy of photograph is 85.25%. The experimental results have demonstrated the effectiveness and high-speed performance of the proposed method in this paper.

Keywords fractal, image classification, image retrieval

1 引言

随着互联网的迅猛发展, 用户要面对大量的图片数据, 怎样才能找到需要的图片成为一个具有重要意义的研究课题。一般来讲, 我们在搜索图片时, 都能大致确定所需图片的类型, 例如: 想找张小狗的卡通画、总统的照片、某城市的地图或一幅水墨画等。因此, 如果能先将图片分成图像(3 维自然场景的 2 维影像)和图形(计算机生成或由手工绘制的图片)两大类, 用户只须按照自己的需要, 在子类中

进行图像检索, 将大大提高检索的速度, 因此, 基于类型的图片分类可用作图像搜索引擎的预滤波处理步骤, 以降低图像检索时的图像匹配数量, 大大加快检索速度。

众所周知, 自然景观的图像不同于手工或计算机绘制的图形, 人为分类这两类图片非常容易, 但利用计算机自动描述和分类图片却相当困难。Swain 等人基于传统的图像检验方法, 如带差检验、最大邻域检验、主颜色检验、颜色表检验、邻域表检验、带差表检验等^[1]来区分自然场景图像和人工绘制/计算机生成的图形。但由于他们使用的图像特征是基

收稿日期: 2004-06-23; 改回日期: 2004-11-01

第一作者简介: 刘文萍(1971 ~), 女。1999 年于复旦大学计算机系计算机软件专业获理学博士学位, 现在北方工业大学信息工程学院计算机学科任教。主要研究领域为数字图像分析、视频信息处理及模式识别和人工智能。在国际重要会议和国内外核心期刊上已发表论文 15 篇, 其中 6 篇论文被 EI 收录。E-mail: wendyl@sohu.com

欧氏空间数学模型的，而实际场景的复杂性和不规则性已超出了欧氏空间数学模型所描述的范围，仅利用传统的几何特征和图像灰度特征并不能取得很好的分类结果。近几年发展起来的分形几何理论为研究这种复杂性提供了新的思路，本文提出了一个基于分形特征的图片分类方法，将分形理论用于自然景物图像和人工生成图片的分类。

2 图像与图形的定义及分析

将“图像”定义为 3 维自然场景的 2 维影像，如照片或视频帧；将“图形”定义为计算机生成或手工绘制的图片，如卡通画、地图、绘画作品等。两者的差别主要是：图形中通常有较大的颜色相似区域，且边缘的颜色变化比较快，而由于图像描述的是真实世界中的物体，图像中物体边界过渡得比较平滑，此外，由于在图像的获取过程中通常会有噪声，造成了图像中同一物体内部邻近像素的 RGB 变化较大。

3 基于分形特征的图片分类

分形理论目前正日益应用于图像处理和领域分析中^[2,3]。基于分形特征分类图片的方法主要利用了分形维数和局部分维数变化率来区分自然景物的图像和计算机或手工绘制出的图形。

3.1 分形和分形维数

自相似性是分形最重要的特征，这种特征可表示为

$$M(r\lambda) = r^{D-D_F} M(\lambda) \tag{1}$$

求解得

$$M(\lambda) = k\lambda^{D-D_F} \tag{1}$$

其中， λ 是测量尺度， r 为它的系数。2 维图像中， $D=2$ ， $M(\lambda)$ 为分形表面积 $A(\lambda)$ ， k 为常数， D_F 为分形维数。

分形维数的计算是一个非常具有挑战性的工作。Mandelbrot 在估计海岸线长度和分形特征时，基于式 (1) 提出了一种计算分形维数的方法，Peleg 等人将其推广到对表面积的计算上，提出了一种新的分形维数算法——“毯子法”^[4]，其主要步骤如下：

将灰度图像视为一座山峰，山的高度为图像的灰度值，在距该表面为 ε 的两侧形成了一厚为 2ε 的“毯子”（如图 1 所示），表面积为整个毯子的体积除以 2ε ，对不同的 ε ，得到不同的表面积 A_ε 。

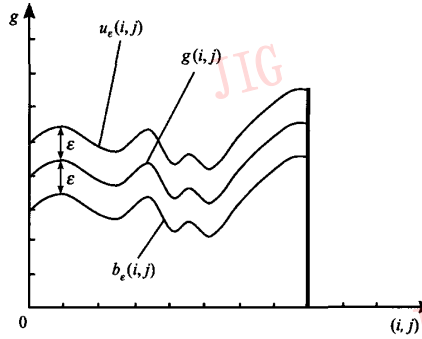


图 1 “毯子”截面图
Fig. 1 “Blanket” cross-section

令 $A_\varepsilon = F\varepsilon^{2-D_F}$ ，则

$$\log A_\varepsilon = c_1 \log \varepsilon + c_0 \tag{2}$$

其中， $c_1 = 2 - D_F$ ，可由图 2 中 $\log A_\varepsilon - \log \varepsilon$ 坐标系中的直线斜率得到，进而求出分形维数。

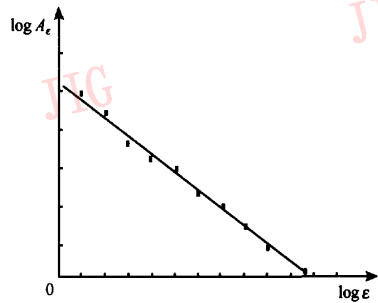


图 2 $\log A_\varepsilon - \log \varepsilon$ 拟合直线示意图

Fig. 2 Straight line fitness of $\log A_\varepsilon - \log \varepsilon$

具体算法如下：

设毯子的上、下表面分别为 $u_\varepsilon, b_\varepsilon$ ，灰度函数为 $g(i, j)$ ，设

$$u_0(i, j) = b_0(i, j) = g(i, j) \tag{3}$$

对所有 $\varepsilon = 1, 2, 3, \dots$ ，定义：

$$\begin{aligned} u_\varepsilon(i, j) &= \max \{ u_{\varepsilon-1}(i, j) + 1, \max_{d(i, j, m, n) \leq 1} u_{\varepsilon-1}(m, n) \} \\ b_\varepsilon(i, j) &= \min \{ b_{\varepsilon-1}(i, j) - 1, \min_{d(i, j, m, n) \leq 1} b_{\varepsilon-1}(m, n) \} \end{aligned} \tag{4}$$

其中， $d(i, j, m, n)$ 为点 (i, j) 和 (m, n) 之间的距离。

毯子的体积

$$v_\varepsilon = \sum_{i, j} (u_\varepsilon(i, j) - b_\varepsilon(i, j)) \tag{5}$$

表面积

$$A_\varepsilon = (v_\varepsilon - v_{\varepsilon-1}) / 2 \tag{6}$$

至此可根据不同厚度 ($\varepsilon = 1, 2, \dots, L$) 的表面积 A_ε ，通过线性最小二乘拟合数据点对 $\{ \log A_\varepsilon - \log \varepsilon \}$ ，

由式(2)求出拟合直线的斜率 $2 - D_f$, 进而得到分形维数。

在本系统中均采用 RGB 图像, 首先利用下式将彩色图像变换为灰度图像, 式中 Y 为转换得到的灰度值, 然后用上述方法求得分形特征。

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (7)$$

3.2 图片分类方法

分形维数的直观意义是对图像粗糙程度的一种表示, 任选几幅纹理图像由光滑至粗糙排列, 计算它们的分形维数并标记在图像下方, 可明显看出分形维数与图像纹理的粗糙性成正比, 即图像纹理越粗糙, 图像的分形维数越大。图 3 给出了 4 幅按分形维数由小到大排列的纹理图像。

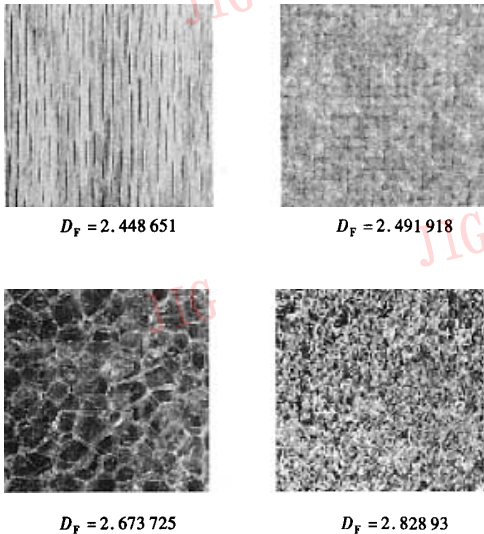


图 3 具有不同分形维数的纹理图像

Fig. 3 Sample of texture images with different D_f

图 3 说明了分形维数是描述图像粗糙度和自相似性的一个重要特征。然而, 实验结果(表 1 中的分形维数)表明仅利用分形维数不能有效分类图像与图形, 因为两种类型图片的分形维数没有显著差别, 因此本文利用一个二阶分形特征——局部分维数变化率(local fractal dimension slope, LFDS)来进行图片分类。LFDS 的定义如下:

$$LFDS = \sum_{\varepsilon=3}^N [k_{LFD}(\varepsilon) - k_{LFD}(2)] \quad (8)$$

其中, $k_{LFD}(\varepsilon)$ 是 $(\log(\varepsilon - 1), \log A_{\varepsilon-1}), (\log \varepsilon, \log A_{\varepsilon}), (\log(\varepsilon + 1), \log A_{\varepsilon+1})$ 3 点最佳拟合直线的斜率。这个特征表示尺度为 ε 的图像纹理粗糙度。 N 是尺度

ε 的最大值, 本系统中 $N = 9$ 。虽然一个理想分形体在所有尺度上均满足自相似性, 分形维数与尺寸无关, 但由于现实中的景物并不是理想的分形体, 其 2 维投影——图像的自相似性也只体现在一个小的尺寸范围内, 相应的分形特征只在较小的尺度范围内具有稳定性, 本系统中的尺度范围 ε 为 $[3, 9]$ 。

LFDS 可用于图片分类的原因因为运用毯子法时, 图形形成的山峰看起来是由一块块比较光滑的小平原组成的, 当测量尺度(ε)较小时, 分形维数由图形局部区域的特征来决定, 由于图形的小区域相对平滑, 故局部分维数($k_{LFD}(\varepsilon)$)较小, 随着测量尺度的增大, 分形维数则由图形的整体区域的特征来决定, 此时, 由于图形中区域间的变化比较大, 则 $k_{LFD}(\varepsilon)$ 值增加, 计算所得 LFDS 大于 0; 而对于自然景物的两维投影——图像, 由于自然物体的本身特征和获取照片时的噪声干扰, 图像内部不像图形内部具有区域平滑性, 当测量尺度较小时, 图像中景物内部的细节显现的较多, 图像的局部区域较粗糙, 局部分维数($k_{LFD}(\varepsilon)$)较大, 而随着测量尺度的增大, 图像的整体区域变化较为缓慢, 对应的 $k_{LFD}(\varepsilon)$ 随之减小, 所得的 LFDS 小于 0。因此, 可利用 LFDS = 0 为阈值对图像和图形进行分类, LFDS > 0 的图片被分为图形类, LFDS < 0 的图片被分为图像类。

表 1 实验结果与说明

Tab. 1 Experimental results and descriptions

图版 I 图 1 中 的图片序号	图片 类型	分形 维数	局部 D_f 变化率/ N	分类结果 (I, G, M)	处理时间 (s)	图片尺寸 (宽 × 高)
1	G	2.437	0.536	G	1.753	512 × 676
2	G	2.614	0.266	G	0.822	512 × 387
3	G	2.463	0.664	G	0.571	512 × 284
4	G	2.504	0.676	G	1.232	512 × 580
5	G	2.411	-0.038	I	1.402	512 × 646
6	G	2.579	0.108	G	1.573	512 × 751
7	G	2.560	0.405	G	1.583	512 × 746
8	G	2.328	1.841	G	0.791	512 × 376
9	G	2.631	0.628	G	1.562	512 × 727
10	G	2.492	1.058	G	0.821	512 × 384
11	I	2.435	-0.024	I	0.100	192 × 128
12	I	2.515	-0.028	I	1.432	512 × 646
13	I	2.395	-0.540	I	0.100	192 × 128
14	I	2.400	-0.072	I	0.491	512 × 240
15	I	2.184	-0.062	I	1.152	512 × 512
16	I	2.362	-0.072	I	0.100	192 × 128
17	I	2.293	-0.055	I	0.100	192 × 128
18	I	2.505	-0.021	I	1.422	512 × 646
19	I	2.294	-0.008	I	0.101	192 × 128
20	I	2.411	-0.122	I	0.861	512 × 406
21	I	2.366	-0.022	I	0.891	512 × 406
22	I	2.368	0.065	G	0.100	192 × 128
23	M	2.476	-0.036	I	0.641	512 × 296
24	M	2.642	-0.107	I	0.871	512 × 403

4 实验分析与讨论

测试 445 幅大小从 192×128 像素到 2012×3094 像素不等的图片,这些图片包括描述各种自然景物的照片、卡通图、计算机绘制的图形、地图等,其中图形共 217 幅(约 1.75GB),分类的准确率为 91.71%;图像共 228 幅(1.06GB),分类准确率为 85.25%;平均准确率为 88.48%,图像组比图形组错误率高。系统处理速度如表 1 所示。

图版 I 图 1 给出了一些图片实例,其中图片序号 1~10 为人工绘制或计算机生成的图形(用 G 表示);图片序号 11~22 为自然景物的图像(用 I 表示);图片序号 23,24 为混合图像(用 M 表示)。

实验结果(表 1)表明此方法不要求掌握任何关于图像内容的知识,可以分类各种尺寸和复杂度的图像和图形。图版 I 图 1 序号为 5 的图片是幅孔子的画像,被归为图像类,它的 LFDS($-0.038 \rightarrow +0$)说明此画像近似于图像,这与人的视觉感受相符;图版 I 图 1 序号为 22 的图片是一幅风景照,但它被归为图形类;对于混合图片;图版 I 图 1 序号为 23,24 的图片被归为图像类,这也与人的主观感受相一致。实验结果还表明了这种方法对白天拍摄的照片较夜晚拍摄的照片分类准确率高,因为晚上拍摄的照片中包含的纹理信息较少。

5 结论

基于类型的图片分类有助于减少图像匹配的数

量。基于分形特征——局部分维数变化率(LFDS)的图片分类算法,可有效区分自然景物图像和计算机/手工绘制的图形。根据 445 幅图片的分类结果,证明了此方法可以快速、有效地对两类图片进行分类,对图形、图像的分类准确率分别为 91.7% 和 85.3%,平均可达到 88.5% 的准确率。

参考文献(References)

- 1 Swain M J, Frankel C, Athitsos V. Distinguishing photograph and graphics on the World Wide Web [A]. In: Proceedings of IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries [C]. Los Alamitos, CA, USA, 1997: 10~17.
- 2 Wu G H, Zhang Y J, Lin X G. Fractal-based auto-correlation description and classification of natural texture images[J]. Journal of Tsinghua University(Science & Technology), 2000, 40(3): 90~93. [吴高洪,章毓晋,林行刚. 基于分形的自然纹理自相关描述和分类[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2000, 40(3): 90~93.]
- 3 Li H Q, Liu Z K, Zhan S. A segmentation method of color texture image[J]. Chinese Journal of Computers, 2001, 24(9): 965~971. [李厚强,刘政凯,詹曙. 一种彩色纹理图像的分割方法[J]. 计算机学报, 2001, 24(9): 965~971.]
- 4 Peleg S, Naor J, Hartley R, et al. Multiple resolution texture analysis and classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(4): 518~523.

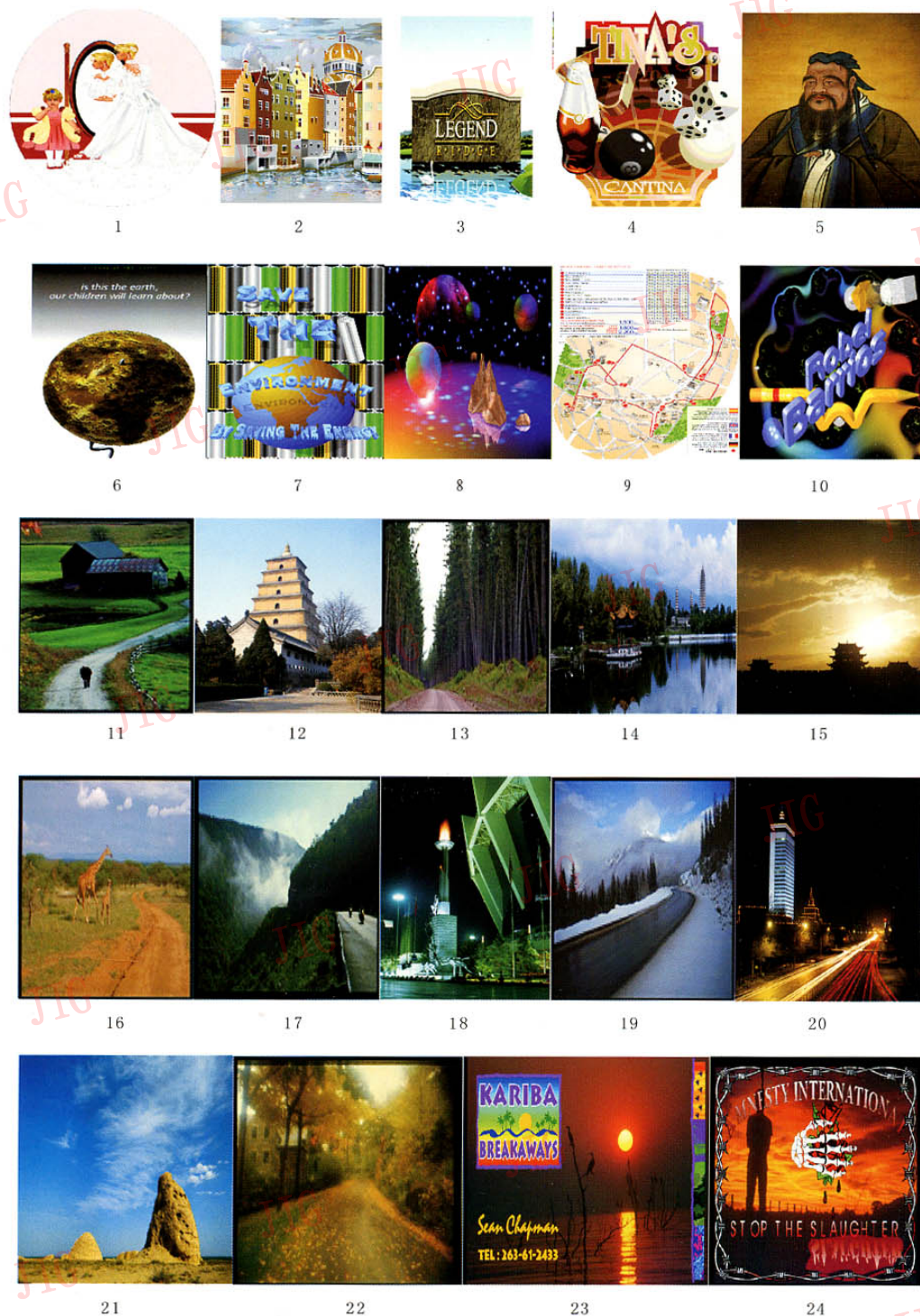


图1 图像和图形举例
Fig.1 Samples of image and graphics