

基于小区域特征的图像检索方法

郭 耀¹, 张敏情¹, 杨晓元^{1,2}, 刘 佳¹

(1. 武警工程学院电子技术系, 西安 710086; 2. 西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室, 西安 710071)

摘要: 对于很大一部分待检索图像, 在分割后的区域中, 不仅面积较大的区域对整幅图像和人的视觉有意义, 那些细腻而零散的小区域同样会对视觉产生不可忽略的影响。该文提出将图像的小区域考虑到图像检索中去, 以更完整、更准确地描述图像的特征, 并使用均值和方差的方法提取小区域的整体分布特征, 再和其他大区域的图像特征相结合的方法进行图像检索。实验表明, 该方法与只考虑大区域图像特征的检索方法相比, 提高了检索的精度。

关键词: 基于内容的图像检索; 图像分割; 小区域; 疏密度

Image Retrieval Method Based on Small Object's Characteristic

GUO Yao¹, ZHANG Min-qing¹, YANG Xiao-yuan^{1,2}, LIU Jia¹

(1. Department of Electronics Technology, College of Armed Police Engineering, Xi'an 710086;

2. State Key Lab of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071)

【Abstract】 For a lot of images to be retrieved, after cut step, not only the big areas contribute to the whole image and human vision, but also the small ones do the same effect. This paper proposes to take these small areas into account in order to describe the whole image more completely and more accurately. Abstract the distribute characteristics of the small areas using mean value and variance methods, and then combines them with the big areas' characteristics, and start retrieving last. The experiment shows that this retrieval method's performance does better than that considering the big areas' characteristics only.

【Key words】 content based image retrieval; image division; small areas; compactness

1 概述

基于内容的图像检索(Content Based Image Retrieval, CBIR)技术是一种从海量的图像数据库中检索到需求图像的一项技术。现有的图像检索方案中, 大多是从图像中提取底层特征, 而后进行特征匹配, 按照匹配结果中的相似度对图像排序, 进而达到检索出需求图像的目的。基于内容的图像检索作为一个热门研究领域, 已经有很多学者进行了深入的研究。

基于全局颜色直方图的检索方法^[1]实现起来简单, 而且速度快, 但却丢失了图像的空间分布信息, 所以, 检索的效果不是很理想。

文献[2]提出了一种基于颜色-空间特征的图像检索方法, 利用图像分割的方法把图像分割成了若干对象, 对分割后的主要对象进行颜色、位置和形状特征的提取和检索。尽管这种方法对于一些对象明显的物体图像可以产生良好的检索效果, 但在生活中遇到的有些图像其视觉感应部分并不仅仅局限于分割出的主要对象, 有时那些小对象集合的区域在整幅图像中所占的比重可能很大。

文献[3-4]同样基于图像区域特征的检索思想, 但都忽视了非主要区域(小区域或零散对象)对图像特征的影响, 而这些小区域组成的整体可能要占整幅图像很大的比例。

本文对文献[2]中忽略掉的零散对象(面积比率小于 0.01 的区域)集合利用均值和方差分析的统计方法, 对这些零散对象组成的整体提取空间分布特征和颜色特征, 再与其他主要对象(面积比率大于 0.01 的区域)的特征相结合。

本文提出的检索方法如下: 采用图像分割以分离出零散的小对象, 对主要对象提取颜色、空间位置特征, 提取零散

对象的颜色和统计特征, 按两者面积赋予不同的权值, 相加后得出任意 2 幅图像的相似度, 对相似度进行排序后, 返回检索结果。

2 结合小区域统计特征的图像检索方法

2.1 图像分割

图像分割技术适用于多数的对象提取场合, 它处理后的结果能够很好地适应人眼对事物轮廓观察的感觉。经过阈值分割或区域生长后的二值图像中的目标位置和形状可以很好地被人眼所辨别。然而这两者之中却有所差别, 前者的分割速度快, 适用于明暗对比程度大的图像; 后者尽管可产生与人眼对颜色感觉更接近的分割效果, 但生长的速度比较慢。因此, 本文采用了阈值分割技术作为整个图像检索系统对图片的预处理。

图 1 是原始的运动场图像。图 2 是对原始图像进行阈值分割后的结果。



图 1 原始图像

图 2 阈值分割后的图像

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60573032); 武警部队军事应用研究课题基金资助项目

作者简介: 郭 耀(1984-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理, 图像检索; 张敏情、杨晓元, 教授; 刘 佳, 硕士

收稿日期: 2008-07-16 **E-mail:** guoyaomc@163.com

从阈值分割实验的结果来看, 经过处理后的图像符合对图像中对象的进一步分析与处理。

从图 2 中很清楚地分辨出图像中物体的具体信息, 包括纹理、空间分布以及形状等信息。在处理分割后的图像时, 如果只提取目标面积比率 $\rho > 1\%$ 的对象(称为主要对象), 即只对主要对象提取颜色、位置和形状等特征来表示图像的内容, 而不予考虑尺寸太小的对象($\rho < 1\%$, 零散对象), 将会丢失许多图像中包含的信息。

通过对现实中图像的分析, 不难发现一些纹理性很强、明暗变化强烈的图片会大量存在。而对这些性质的图片进行分割处理后, 发现图片中出现了大量小区域。如果忽略掉小区域的零散对象, 势必影响到检索的效果。因此, 在处理分割后的区域时, 有必要考虑这些零散对象。

2.2 主要对象特征提取

从阈值分割后的图像中提取出的面积比率大于 1% 的连通区域作为主要对象的掩模, 如图 3 中的白色区域所示。将掩模与原始图像进行点乘运算即可在原始图像中表现出主要对象的区域, 如图 4 所示。其中, 彩色像素表示存在于某一个主要对象中的点, 而黑色像素表示面积比率小于 1% 的某个零散对象中的点。选取颜色特征和空间位置特征描述区域分割后得到的主对象, 其中颜色特征选用 RGB 直方图进行描述, 空间特征用各主要对象的重心表示。



图 3 主要对象的掩模

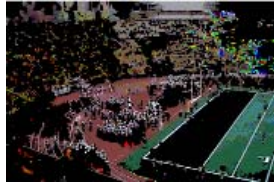


图 4 提取出的主要对象

(1) 颜色特征

各主要对象的颜色特征用这个彩色对象的 3 个 R, G, B 直方图表示: H_{iR}, H_{iG}, H_{iB} 。

(2) 空间位置特征

对象的重心决定了图像中对象的大体位置, 因此, 采用主要对象的归一化重心 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 作为其位置特征描述较合适:

$$\bar{O} = \left(\frac{\bar{x}_i}{Width}, \frac{\bar{y}_i}{Height} \right)$$

其中, i 表示第 i 个分割出的主要对象; $Width, Height$ 分别表示整幅图像的宽度、长度。

2.3 零散对象的特征提取

对主要对象的掩模取反运算即可求出零散对象的掩模, 和提取原始图像中主要对象的方法相同, 将零散对象的掩模与原始图像点乘便得到原始图中的零散对象集合, 如图 5 所示。



图 5 提取出的零散对象

根据这些零散对象在图像中分布的特点, 将它们视为一个整体来考虑。零散对象集合的特征由对象分布的疏密程度、重心位置以及颜色直方图特征组成。

(1) 零散对象的分布位置。零散对象的分布位置采用整体的归一化重心表示:

$$\bar{O} = \left(\frac{\bar{x}_{scat}}{Width}, \frac{\bar{y}_{scat}}{Height} \right)$$

其中, $(\bar{x}_{scat}, \bar{y}_{scat})$ 分别表示零散对象的重心坐标; $Width, Height$ 分别表示图像的宽度和长度。

(2) 零散对象的分布疏密程度。该特征用以下公式表示:

$$D = 0.5 \times \frac{1}{x} \sum_{x=1}^x (x_i - \bar{x}) + 0.5 \times \frac{1}{y} \sum_{y=1}^y (y_j - \bar{y})$$

其中, (x_i, y_j) 代表零散对象中的像素; (\bar{x}, \bar{y}) 代表零散对象的归一化重心。

(3) 零散对象的颜色特征。该特征用零散对象的 3 个 R, G, B 直方图表示: $H_{iR_scat}, H_{iG_scat}, H_{iB_scat}$ 。

2.4 相似度计算

采用高斯函数计算任意对象 i, j 之间各特征的相似度, 通过调整各特征的方差 σ 可以方便地归一化具有不同量纲的特征变量, 并且相似度总在 $[0, 1]$ 之间。当 $S=0$ 时, 两对象不相似; 当 $S=1$ 时, 两对象相似。

(1) 主要对象颜色相似度:

$$S_1 = \exp \left[- \frac{\left(\frac{\sum |H_{iR_key} - H_{jR_lib}|^2}{A_{ij}} \right)^2 + \left(\frac{\sum |H_{iG_key} - H_{jG_lib}|^2}{A_{ij}} \right)^2 + \left(\frac{\sum |H_{iB_key} - H_{jB_lib}|^2}{A_{ij}} \right)^2}{3\sigma_1^2} \right]$$

其中, $H_{iR_key}, H_{iG_key}, H_{iB_key}$ 分别表示关键图中第 i 个对象的 R, G, B 直方图; $H_{jR_lib}, H_{jG_lib}, H_{jB_lib}$ 分别表示图像库图像中第 j 个对象的 R, G, B 直方图; A_{ij} 表示区域较大的对象的面积。

(2) 主要对象位置相似度:

$$S_2 = \exp \left[- \frac{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}{2\sigma_2^2} \right]$$

在求得以上 2 个相似度之后, 需要将 2 个特征相似度综合起来, 用 S_{main_ij} 表示检索的关键图中的 i 对象和图像库中任意一幅图像的 j 主要对象的相似度。

$$S_{sum_ij} = \frac{1}{2} S_1 + \frac{1}{2} S_2$$

(3) 零散对象分布位置相似度:

$$S_3 = \exp \left[- \frac{(\bar{x}_{scat_key} - \bar{x}_{scat_lib})^2 + (\bar{y}_{scat_key} - \bar{y}_{scat_lib})^2}{2\sigma_2^2} \right]$$

(4) 零散对象分布紧密程度相似度:

$$S_4 = \exp \left[- \frac{(D_{key} - D_{lib})^2}{\sigma_2^2} \right]$$

其中, D_{key}, D_{lib} 分别表示关键图和图像库图像中零散对象集合的疏密程度。

(5) 零散对象的颜色相似度:

$$S_5 = \exp \left[- \frac{\left(\frac{\sum |H_{scat_key} - H_{scat_lib}|^2}{A_{scat_max}} \right)^2 + \left(\frac{\sum |H_{scat_key} - H_{scat_lib}|^2}{A_{scat_max}} \right)^2 + \left(\frac{\sum |H_{scat_key} - H_{scat_lib}|^2}{A_{scat_max}} \right)^2}{3\sigma_1^2} \right]$$

其中, A_{scat_max} 表示关键图和图像库零散对象两者之中面积大者的面积。

把零散对象的 3 个特征相似度综合起来以表示零散对象的相似程度 S_{scat} :

$$S_{scat} = \frac{1}{3} S_3 + \frac{1}{3} S_4 + \frac{1}{3} S_5$$

这样, 2 幅图像总的相似度 S_{sum} 可表示为

$$S_{sum} = \omega_1 S_{main} + \omega_2 S_{scat}$$

其中, ω_1, ω_2 分别表示关键图的主要对象集合与零散对象集合的权值, 等于各自集合的面积比率, 并且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

3 实验结果

通过 2 组检索实验验证了算法的性能。实验中使用了 icpr2004 中提供的图像库进行检索,其中包括风景、建筑、动物、体育、树木、花草等类,从中各选取 10 类各 30 幅图像共 300 幅作为图像库图像。采用直方图均衡化处理的图像会使阈值分割的效果更明显,因此,实验在分割图像前做了对图像的直方图均衡化处理。为了加快检索的速度,将面积比率小于 10% 的区域定义为零散对象,而将大于 10% 的区域定义为对象。

实验 1 使用本文中的算法进行检索,其部分结果如图 6 所示。



图 6 实验 1 检索结果

在检索到的前 20 幅图片中有 18 幅图片达到了检索的要求,查准率达到了 90%。而实验 2 只考虑对大区域颜色-空间特征进行检索,其相应的检索结果如图 7 所示。

在检索到的前 20 幅图片中有 14 幅图片达到了检索的要求,它的查准率是 70%。

实验 1 较实验 2 的结果有很大的提高,其原因在于实验 1 采用的方法将实验 2 中被忽略的占整幅图像相当比例的零散部分也考虑了进来。

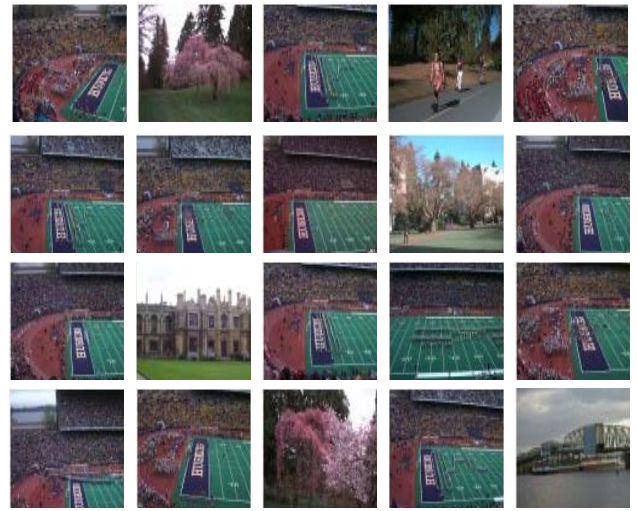


图 7 实验 2 检索结果

4 结束语

将图像的小区域考虑到图像检索中去,可以更加完整、更加准确地描述图像的特征。本文提出了使用均值和方差的方法提取小区域的整体分布特征,再和其他大区域的图像特征相结合的方法进行图像检索。实验表明,提出的方法与颜色直方图检索方法相比,明显地提高了检索精度。

参考文献

- [1] Swain M J, Ballard D H. Color Indexing[J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7(1): 11-32.
- [2] 王涛,胡事民,孙家广. 基于颜色-空间特征的图像检索[J]. 软件学报, 2002, 13(10): 2031-2036.
- [3] Sridhar V, Nascimento M A, Li Xiaobo. Region-based Image Retrieval Using Multiple-features[C]//Proc. of the 5th International Conference on Recent Advances in Visual Information Systems. London, UK: Springer-Verlag, 2002: 61-75.
- [4] 孙兴华. 基于内容的图像检索研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2001.

编辑 顾逸斐

(上接第 171 页)

CLPSO 算法在多峰函数问题求解上的优势,又可以在 CLPSO 算法陷入局部最优的情况下跳出“早熟”困境,进而实现全局优化的性能。实验结果再次说明了第 4 节提出的最小方差优先变异方法的可行性和有效性。

6 结束语

CLPSO 算法存在着难以摆脱局部最优、速度易慢和性能不稳定等的几个不足。本文提出的 CLPSO-M 算法,以粒子位置上的方差、粒子速度、粒子与 *gbest* 的距离等因素动态决定粒子变异的概率,让速度慢、多样性不足的粒子优先变异,从而有更佳的机会摆脱局部最优解。实验结果表明,对于 CLPSO 算法求解效果好的问题,CLPSO-M 算法的求解效果良好;对于 CLPSO 算法求解不稳定或者容易局部收敛的问题,CLPSO-M 算法求解效果优于 CLPSO 算法。

参考文献

- [1] 吕艳萍,李绍滋,陈水利,等. 自适应扩散混合变异机制微粒群

算法[J]. 软件学报, 2007, 18(11): 2740-2751.

- [2] 刘洪波,王秀坤,谭国真. 粒子群优化算法的收敛性分析及其混沌改进算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(6): 636-645.
- [3] 侯力,王振雷,钱锋. 基于混沌序列的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(18): 210-211, 214.
- [4] Van Den B F, Engelbrecht A P. A Cooperative Approach to Particle Swarm Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225-239.
- [5] Liang Jing, Qin Kai, Suganthan P N, et al. Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer for Global Optimization of Multimodal Functions[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 281-295.
- [6] 黄翰. 基于关系模型的进化算法收敛性与收敛时间分析及改进研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2008.

编辑 任吉慧