

基于 SOM 神经网络的颜色图像分割^{*}

陈可佳 姜 远 周志华

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京210093)

A Color Image Segmentation Method Based on SOM Network

CHEN Ke-Jia JIANG Yuan ZHOU Zhi-Hua

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract This paper presents an image segmentation method based on SOM network. This method clusters the pixels of the raw images according to the color and spacial information. Then, after removing separate pixels, scattered regions are combined so that segmented image regions are obtained.

Keywords Image segmentation, SOM, Content-based image retrieval

1. 引言

基于内容的图像检索(Content-Based Image Retrieval)已广泛应用于生化、军事、文化、教育等领域。其原理是利用图像自身的特征,如颜色、纹理、形状及对象空间关系等信息,建立图像的特征矢量以进行检索。它与传统的基于文本的图像检索相比,能够更充分地利用图像的语义信息。在CBIR方法中,用户检索时通常可以提供样本图像,检索系统将该样本图像同图像库中的图像按一定方法进行比较,将与样本图像相似的图像返回给用户。

CBIR是一个涉及面很广的研究领域,需要利用信息检索、图像处理、模式识别、计算机视觉等领域的技术,以设计出可靠、有效的检索算法。国际上已有很多原型系统,例如IBM Almaden研究中心研究开发的QBIC系统^[1],MIT的媒体实验室在1994年开发研制的Photobook系统^[2],美国哥伦比亚大学图像和高级电视实验室开发的VisualSEEK系统^[3],以及Berkeley大学开发的Blobworld系统^[4]等。当前研究图像检索的重点和难点集中在如何在抽取出的底层特征和图像内容所表示的语义特征间建立很好的联系^[5]。

图像分割是影响图像检索系统性能的一项关键技术。本文提出了一种基于自组织特征映射神经网络(Self-Organizing feature Map,简称为SOM)的颜色图像分割方法。文章首先介绍了有关图像分割和SOM算法的研究背景,然后详细描述了所使用的分割方法,并给出具体的运行实例,最后对将来可能的工作内容进行了讨论。

2. 研究背景

2.1 图像分割

所谓图像分割是指尽可能地将图像中具有不同语义的区域分割开,这些区域互不相交,每个区域都满足一致性。形式化地定义^[6]为:令 F 表示所有像素的集合, $P(\cdot)$ 为连通像素的均匀性度量,则图像分割是指把 F 分成若干区域子集 $(S_1, S_2, \dots, S_n)$,这些区域集满足以下条件:

$$(1) \bigcup_{i=1}^n S_i = F, \forall i \neq j, S_i \cap S_j = \emptyset;$$

$$(2) P(S_i) = TRUE, i = 1, 2, \dots, n;$$

(3) 当 S_i, S_j 相邻时, $P(S_i \cup S_j) = FALSE$ 。

目前常用的分割方法大致为四类^[8],即阈值分割方法以及聚类,利用边缘检测分块,统计学分割方法以及结合区域和边界信息的方法。阈值分割就是简单地根据灰度阈值将图像分成不同的区域,它的缺陷在于忽略了图像的空间信息。边缘检测试图通过检测包含不同区域的边缘进行图像分割,其出发点是图像的灰度在边缘上往往变化较大。从统计学出发的图像分割方法则将图像的像素看成是具有概率分布的随机变量,比较复杂。区域增长法易造成过度分割,故常和边缘检测结合使用。

分割技术涉及的图像特征各种各样。自从Swain和Ballard提出颜色直方图^[7]后,颜色特征受到了很多研究者的关注。一般说来,颜色特征可分为全局颜色特征和局部颜色特征。在整幅图像上抽取的颜色特征为全局颜色特征;而先划分区域,再在划分出的区域上抽取的颜色特征就是局部颜色特征。相比较而言,后者未丢失大量空间信息,对图像的信息抽取更加有效,故经常使用。

2.2 SOM 算法

在图像的特征空间中进行区域划分的一类思想是通过聚类找出相似的向量。常用于聚类的特征有像素的位置、颜色以及纹理^[9]。值得注意的是,像素在聚类之后围绕一个类的中心分布,所以最终得到的结果并非一定为完整的连通区域。

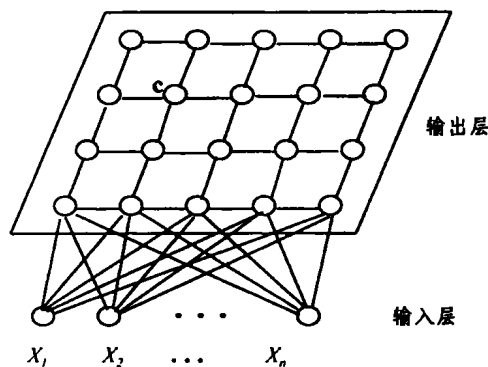


图1 SOM网络的典型拓扑结构

^{*} 本文工作得到国家自然科学基金(60105004)和江苏省自然科学基金创新人才项目(BK2001406)的资助。

SOM 网络可对任意维的输入进行聚类处理。典型的拓扑结构如图1所示,它的输入层是单层单维神经元,输出层是二维的神经元,神经元之间存在邻域抑制。SOM 网络通过寻找最优参考向量对输入模式集合进行划分,每个参考向量就是某一输出单元对应的扇入连接权向量。

SOM 的聚类功能主要通过以下两个简单的规则^[10]实现:

(1)对于提供给网络的任一个输入向量 $X=[x_1, x_2, \dots, x_p]^T$, 输出层神经元 j 的扇入权值 $W_j=[w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jp}]^T$, $j=1, 2, \dots, n$, 确定相应的输出层获胜神经元 c , 其中 $c=\arg \min \{\|X-W_c\|\}$ 。

(2)确定获胜神经元 c 的一个邻域范围 $N_c(t)$, 随着训练的反复进行, 邻域将逐渐减小。按下面公式调整 $N_c(t)$ 范围内神经元的连接权向量:

$$W_i(t+1)=\begin{cases} W_i(t)+a(t)(X-W_i(t)), & i \in N_c(t) \\ w_i(t), & i \notin N_c(t) \end{cases}$$

该调整过程使得 $N_c(t)$ 范围内神经元的扇入权向量朝着输入向量的方向靠拢。通过训练, 网络在竞争层中的优胜者及其 $N_c(t)$ 邻域内神经元的扇入权向量逼近于输入向量。随着邻域不断缩小, 所有权向量将在输入向量空间相互分离, 从而实现聚类。

3. 分割方法

本文提出的分割方法的流程如图2所示。该方法将图像分割为 n^2 个区域, n 为用户指定值。

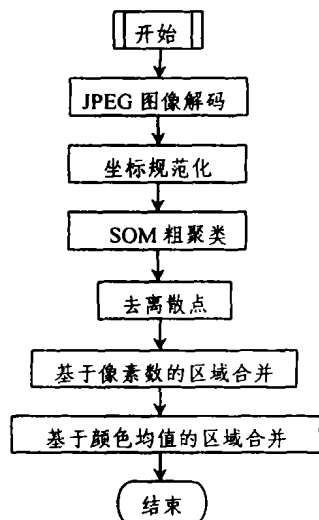


图2 图像分割的流程图

首先, 对图像解码, 然后将图像的每个像素规范化为五维向量空间的一个独立点。五维分别是像素的 x, y 坐标, 及其在 RGB 颜色空间中的 R, G, B 值。因此, 整幅图像就可以看成向量的集合。

在此基础上, 按照输入向量和输出向量的维数和格式来生成一个 SOM 网络。然后按一定规则训练已生成的 SOM 网络, 实现向量的粗聚类, 进而得到向量的初步分类情况。

经过粗聚类得到的图像大体上已经勾勒出目标的边缘, 但是仍然存在许多离散点和小块区域。因此需要进一步的处

理, 才能够得到要求的区域。具体做法是将离散点并入其最大相邻区域。在去离散点的时候可能产生新的离散点, 可循环处理多次将离散点全部清除。

按像素数从小到大的顺序对区域进行排序, 将像素数最小的区域并入其最大相邻区域。反复此工作, 直至存放区域的数组中还剩 $2 * n^2$ 个区域。

最后, 找出 RGB 均值最小的区域, 根据 RGB 均值计算其与相邻区域之间的距离, 将该区域并入与其距离最小的相邻区域之中。重复进行该操作, 直至最终剩余 n^2 个区域。

4. 运行实例

本文用图3a)所示的三幅图像来演示本文方法的运行情况。SOM 粗聚类、去离散点、基于像素数的合并和基于颜色的合并等操作后得到的图像如图3b)至 e)所示。

从图3可以看出, 本文方法取得了较好的分割效果, 仅利用颜色信息就能够比较准确地划分出保持较好语义的区域。

结束语 本文简要介绍了基于内容的图像检索和图像分割的相关研究情况, 并描述了 SOM 算法。在此基础上, 本文提出了一种基于 SOM 的图像分割方法。实验表明, 该方法可以取得较好的分割效果。在将来的工作中, 我们准备在聚类和区域合并的过程中加入纹理等其他特征, 以进一步提高分割质量。此外, 在分割出的区域保持较好语义信息的基础上, 可以考虑作为多示例学习^[11]使用的包生成技术, 以研制出基于多示例学习的 CBIR 算法和原型系统。

参考文献

- 1 Flickner M, et al. Query by image and video content: the QBIC system. IEEE Computer, 1995, 28(9): 23~32
- 2 Pentland A, Picard R W, Sclaroff S. Photobook: content-based manipulation of image databases. Intl. J. of Computer Vision, 1996, 18(3): 233~254
- 3 Smith J R, Chang S F. VisualSEEK: a fully automated content-based image query system. In: Proc. of the ACM Multimedia Conf. Boston, M A, 1996. 87~98
- 4 Carson C, et al. Blobworld: a system for region-based image indexing and retrieval. In: Proc. of the 3rd Intl. Conf. on Visual Information Systems, Amsterdam, The Netherlands, 1999. 509~516
- 5 Gudivada V N, Raghavan V V. Content-based imageretrieval systems. IEEE Computer, 1995, 28(9): 18~22
- 6 Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277~1294
- 7 Swain M J, Ballard D H. Color indexing. Intl. J. of Computer Vision, 1991, 7(1): 11~32
- 8 罗希平, 田捷. 图像分割方法综述. 模式识别与人工智能, 1999, 12(3): 300~312
- 9 Park S H, Yun I D, Lee S U. Color image segmentation based on 3-D clustering: Morpho-logical Approach. Pattern Recognition, 1998, 31(8): 1061~1076
- 10 Kohonen T. Self-Organizing Maps, 2nd edition, Berlin: Springer, 1997
- 11 周志华, 张敏灵, 陈世福. 多示例学习的研究. 见: 第八届中国机器学习会议, 广州, 2002

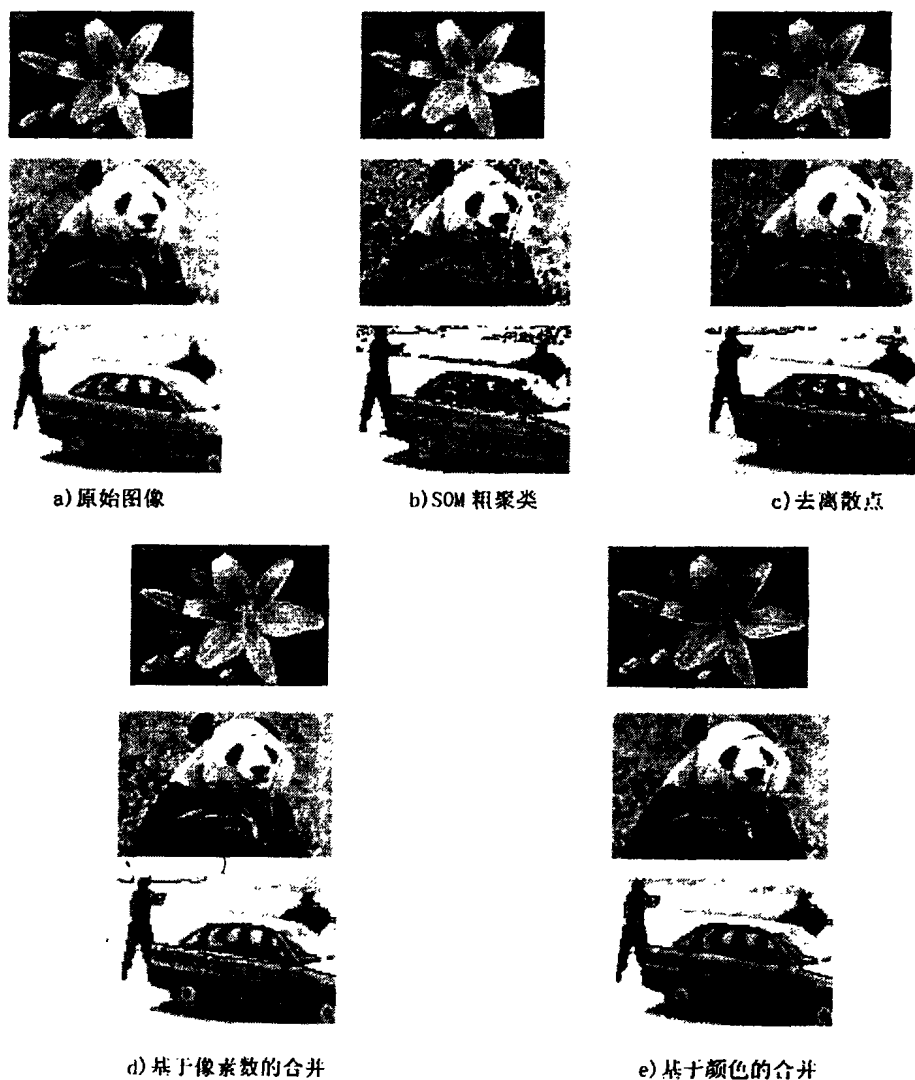


图3 实例的运行过程

(上接第161页)

从对应的图中可以看出,进行样本选择与不进行样本选择所获得的边界区域基本上没有差异,然而进行样本选择却大大减少了计算时间。以300个样本和作者所用的计算机为例,以最后一步作为比较,即从第300个样本输入到该样本判断完毕为止,进行样本选择时所需的时间为10秒,不进行样本选择时所需的时间为88秒,两者之间的比例约为1/9。更为重要的是,随着样本数目的增加,越来越多的样本仅需要判断距离,而不需要进行优化计算,这样所需要的时间就更少了,这一点从图(d)和图(f)可以清晰地看出。

最后说明两点:

(1)为了尽快形成合理的正常域边界,可设定一参数 N_0 , 只有当 $N > N_0$, 才对样本进行选择。

(2)式(29)中参数 C_0 的设置,可以动态选定,即 C_0 随着样本数目 N 的增加而增大,但要满足 $C_0 \in (0, 1)$ 。

结论 本文针对野点检测的实时性要求,提出了基于距离的样本点选择方法,大大地降低了运行时间和内存上的需求。为了方便描述,同时增强数据的可视性,本文的讨论针对

二维输入进行,实际上,所得的结论在高维中同样适用。

参考文献

- 1 Anscombe F J. Rejection of Outliers. *technometrics*, 1960(2): 123~147
- 2 Knorr E M, Ng R T. Algorithms for Mining Distance-based Outliers in Large Datasets. In: *Proc. VLDB*, 1998. 392~403
- 3 Burges C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121~167
- 4 Moya M R, Koch M W, Hostettler L R. One-class Classifier Networks for Target Recognition Applications. In: *Proc. World Congress on Neural Networks*, Portland, 1993. 797~801
- 5 Tax D, Duin R. Data Domain Description Using Support Vectors. In: *Proc. European Symposium Artificial Neural Networks*, 1999. 251~256
- 6 焦李成, 张莉, 周伟达. 支撑矢量预选取的中心距离比值法. *电子学报*, 2001, 29(3): 383~386