

基于非监督纹理分割下的图像查询

杨利峰, 胡茂林

(安徽大学 智能计算与信号处理实验室, 安徽 合肥 230039;
安徽大学 数学与计算科学学院, 安徽 合肥 230039)

摘 要:随着图像数据库的广泛应用,基于图像纹理的查询已经变成了一项重要也是复杂的工作。为了更简便地查询图像,文中基于图像纹理的非监督分割,提出了新的图像分类方法。通过对每一纹理图像进行这种非监督纹理分割,提取纹理的特征向量,然后基于这些参数,运用假设检验进行纹理的分类和融合。通过对 MT Vistex 和 Brodatz 数据库中选取的纹理图像进行分类测试,证明该方法是十分有效的。

关键词:非监督纹理分割;特征参数;图像查询;多重滤波器

中图分类号:TN911.73

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2006)05-0077-03

An Unsupervised Segmentation Framework for Texture Image Queries

YANG Li-feng, HU Mao-lin

(Lab. of Intelligent Computing and Signal Processing, Anhui University, Hefei 230039, China;
School of Mathematics and Scientific Computing, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: Texture image query is becoming an important and complex task. In this paper, a novel unsupervised segmentation for texture image queries is presented. By applying the unsupervised texture segmentation method on each texture image, a set of texture feature parameter for texture image can be extracted automatically. Based upon these parameter, an effective multi-filter query strategy which allows the user to issue texture-based image queries is developed. The test results of the proposed framework on texture image obtained from the MT Vistex and Brodatz database are present to show its effectiveness.

Key words: unsupervised texture segmentation; feature parameter; image query; multi-filter

0 引言

图像分割就是将图像划分成若干互不交迭的区域,每一个区域有一致的属性。在已知一组纹理的条件下,图像的分割和检索就能够简化为一种监督分类的工作,模式识别和统计中有许多方法进行这种检验。图像分割方法主要分为基于简单的统计模型获得的概率密度函数^[1]、基于图像的灰度和纹理的度量^[2]等,可以通过局部的统计模型和边缘信息来从背景中分割和区分重要的区域^[3]。分割方法一般有分裂、融合算法^[4],区域增长算法^[5]和基于随机模型算法^[6]。在已用的方法中,最主要的近似方法是运用参数的最大似然估计或最大后验估计。

图像检索要求在数据库中搜集与所给查询图像最相近的一些图像,而分割的目的是将给出的图像分割成最大的相同区域。文中提出了一个非监督纹理分割方法,这种方法可以认为是将分割看成同时估计分割、分类参数。分类参数化法可以通过最小二乘法计算出最优的参数。通

过将分割和分类参数看成随机变量,并将它们进行同时估计,它们的最大后验概率可以同步地估计出来。

1 非监督纹理分割

在所提出的非监督纹理分割的框架中,分割和分类参数被看成是随机变量。一开始用随机方法分割一幅图像的方法,然后使用迭代的算法来估计分割和分类参数。

1.1 分割方法

假设图像的大小是 $N_r \times N_c$, 灰度值为 $X = \{x_{ij} : 1 \leq i \leq N_r, 1 \leq j \leq N_c\}$, 假设图像是由两个部分构成的。设分割变量 $c = \{c_1, c_2\}$, 分类(两类)参数 $\theta = \{\theta_1, \theta_2\}$, 观测矩阵 Φ 是满秩的, 每一行为 $(1, i, j, ij)$ 。假定 S 是完全正确的划分信息, X_K 是受到干扰后划分的信息, 并且 a_k 是向量 $(a_{k0}, \dots, a_{k3})^T$, a_k 的最小二乘估计量(LSE)是选择使 S 最接近 X_K 的那个值, 接近度由 LS 误差来度量:

$$J(a_k) = (X_K - S)^T(X_K - S)$$

使 $J(a_k)$ 最小的 a_k 值就是 LSE。

$$x_{ij} = a_{k0} + a_{k1}i + a_{k2}j + a_{k3}ij, \forall (i, j)x_{ij} \in c_k$$

$$X_K = \Phi a_k$$

LSE 为:

收稿日期:2005-09-02

作者简介:杨利峰(1981-),男,安徽阜阳人,硕士研究生,研究方向为计算机视觉及模式识别;胡茂林,教授,博士,研究方向为计算机视觉及模式识别。

$$\hat{a}_k(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T X_K$$

最好的分割是估计出的,就像给定的图像数据 X 的分割变量的后验概率的最大化。现在 $c = \{c_1, c_2\}$ 和 $\theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ 的最大后验概率估计通过下式给出:

$$(\hat{c}, \hat{\theta}) = \text{Arg max}_{(c, \theta)} p(c, \theta | X) = \text{Arg max}_{(c, \theta)} p(X | c, \theta) p(c, \theta)$$

$$(\hat{c}, \hat{\theta}) = \text{Arg max}_{(c, \theta)} [\ln p(X | c, \theta) + \ln p(c, \theta)]$$

设 $J(c, \theta)$ 是最小化的函数,根据适当的假设,联合估计可以简化成下面的式子:

$$(\hat{c}, \hat{\theta}) = \text{Arg max}_{(c, \theta)} J(c_1, c_2, \theta_1, \theta_2)$$

$$J(c_1, c_2, \theta_1, \theta_2) = \sum_{x_i \in c_1} -\ln p_1(x_{ij}; \theta_1) + \sum_{x_i \in c_2} -\ln p_2(x_{ij}; \theta_2)$$

1.2 假设检验

在前面的概率密度估计下,将考虑两个相邻特征区域的统计特性,以便决定是否合并它们。假设图像中的同一类区域具有相似的特征向量 a_k ,并且被独立的和零均值高斯噪声污染,所以灰度值服从正态分布。假定两个相邻区域 R_1 和 R_2 分别包含有 m_1, m_2 个特征向量,有两种可能的假设:

H_0 : 两个区域属于同一物体。在这种情况下,两个区域的灰度值都服从单一高斯分布 (μ_0, \sum) 。

H_1 : 属于不同物体的区域。在这种情况下,每一个区域的灰度值服从不同的高斯分布 (μ_1, \sum_1) 和 (μ_2, \sum_2) 。

一般情况下,上面所述参数是未知的,但可以使用样本来估计。例如,当区域包含有 n 个特征向量,服从正态分布:

$$p(a_k) = \frac{(\det \sum^{-1})^{1/2}}{(2\pi)^{3/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (a_k - \mu)^T \sum^{-1} (a_k - \mu) \right\}$$

这些参数的最大似然估计方程为:

$$\bar{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n a_k \quad (1)$$

$$\sum = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (a_k - \bar{\mu})(a_k - \bar{\mu})^T \quad (2)$$

在假设 H_0 下,所有的像素独立服从同一个分布 $N(\bar{\mu}_0, \sum)$ 。在 H_0 下的联合概率密度是:

$$\begin{aligned} p(a_1, a_2, \dots, a_{m_1+m_2} | H_0) &= \prod_{k=1}^{m_1+m_2} p(a_k, H_0) \\ &= \left[\frac{(\det \sum^{-1})^{1/2}}{(2\pi)^{3/2}} \right]^{m_1+m_2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m_1+m_2} (a_k - \mu)^T \sum^{-1} (a_k - \mu) \right\} \end{aligned}$$

在假设 H_1 下,属于区域 R_1 的 m_1 个特征向量服从分布 $N(\mu_1, \sum_1)$, 属于区域 R_2 的 m_2 个特征服从分布 $N(\mu_2, \sum_2)$ 。在这一假设下,联合分布密度函数为:

$$\begin{aligned} p(a_1, a_2, \dots, a_{m_1}, a_{m_1+1}, \dots, a_{m_1+m_2} | H_1) \\ = \left[\frac{(\det \sum^{-1})^{1/2}}{(2\pi)^{3/2}} \right]^{m_1+m_2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m_1} (a_k - \mu_1)^T \sum_1^{-1} (a_k - \mu_1) - \right. \end{aligned}$$

$$\left. \frac{1}{2} \sum_{k=m_1+1}^{m_1+m_2} (a_k - \mu_2)^T \sum_2^{-1} (a_k - \mu_2) \right\}$$

似然比 L 定义为两种假设下的概率密度之比:

$$\begin{aligned} L &= \frac{p(a_1, a_2, \dots, | H_1)}{p(a_1, a_2, \dots, | H_0)} = \\ &= \frac{\exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m_1} (a_k - \mu_1)^T \sum_1^{-1} (a_k - \mu_1) - \frac{1}{2} \sum_{k=m_1+1}^{m_1+m_2} (a_k - \mu_2)^T \sum_2^{-1} (a_k - \mu_2) \right\}}{\exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m_1+m_2} (a_k - \mu)^T \sum^{-1} (a_k - \mu) \right\}} \end{aligned}$$

在上面方程中,参数 \sum_0, \sum_1, \sum_2 可由方程(1)和(2)通过使用 $m_1 + m_2$ 个特征向量估计得到,其中 m_1, m_2 分别是区域 R_1 和 R_2 的特征。如果似然比低于某一阈值,说明这两个区域可以合并为一个区域。

1.3 分割中的初始分割

文中提出的分割方法始于一种随机的一般的分割。不同的初始分割有不同的局部极小值,最小的局部极小值正是所要求的。在所提出的这个框架中,可以计算出一组局部极小值(例如 10 个),然后找出它们当中最小的加以应用。有两种方法用来对这 10 个数据进行选择,为了尽快地得到一种好的初始分割,预先定义模板的方法被经常用来进行纹理图像的原始分割。

另一个重要的问题是如何选择最好的模板进行初始分割。可以从两方面对这些候选的模板进行评估。一个是局部最小值,另一个是纹理图像中每一类的标准差。

2 查询方法

在将纹理图像进行分割以后,就可以自动获得图像中一组参数,这些参数被选出用来进行图像查询。

参数 AK: 进行分割以后,纹理中的每一像素点都有其类别标识,每一类可以用参数向量 $(a_{k0}, \dots, a_{k3})^T$ 表示。给定的分成两类的图像,可以得到两个 AK 参数。

参数 CV: 它是矩阵 $\text{cvesc} \cdot n$ 的协方差矩阵。这个参数表示每一类的空间分布模式。

参数 VAR_MEAN: 在分割的过程中,低层次的特征,可以同时获得。因为纹理图像在将分割区域化小,用每一类中低水平的特征作为查询准则会得到更好的查询效果。

注意每幅纹理图像,它仅包含两个 AK 参数。尽管信息包含在参数 AK 中,但也难以得到好的查询效果,所以用多重滤波器查询的方法是更好的方法。多重滤波器查询结构如图 1 所示。

3 实验结果

为了测试这种方法的查询效果,从 MIT Vistex 和 Brodatz 两个纹理图像库中找出 300 幅自然纹理图像进行测试。图 2 显示了分割后的纹理查询结果,纹理 1 是需要查

查询图像,查询结果从左到右与查询图像的相似程度是递减的,(b)为分割结果,这里的查询图像来自于 Brodatz 数据库。图 3 展示的是另外一个来自于 MIT Vistex 数据库的查询图像纹理 4 的查询结果,同样,(b)也为分割结果。

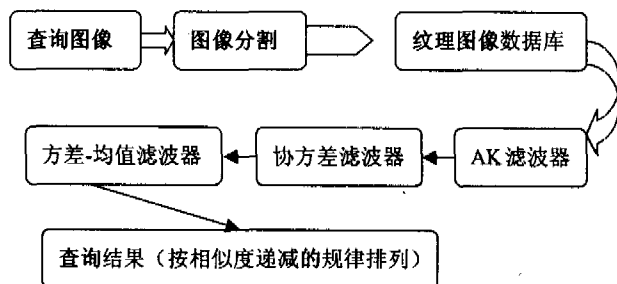


图 1 多重滤波器查询结构图

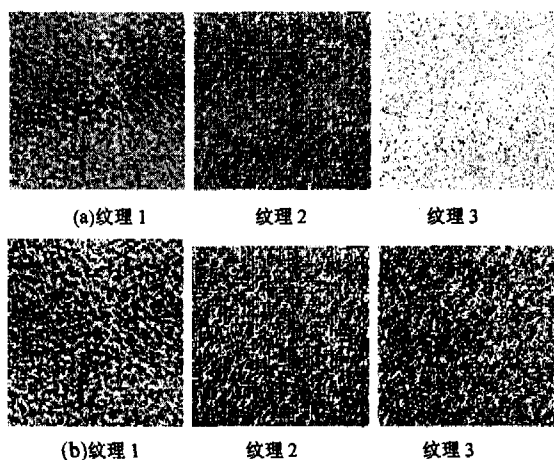


图 2 纹理图像 1 的查询结果

通过进行非监督纹理分割,可以简便地理解图像的结构,同时可以提取一些纹理特征进行图像查询。运用假设检验,可以将纹理区域分到与它最类似的区域中。

4 结 论

提出了一种非监督分割框架用于纹理图像查询。通

过这种分割方法,自动提取图像各类别的一组特征参数。基于这些特征参数,可以进行有效的纹理图像查询。

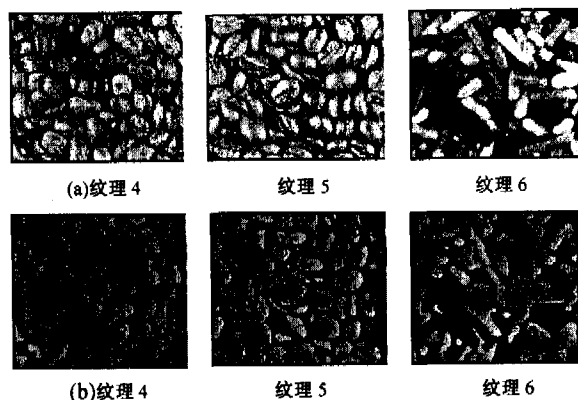


图 3 纹理图像 4 的查询结果

参考文献:

- [1] Nair D, Aggarwal J K. A focused target segmentation paradigm [A]. 4th European Conference on Computer Vision [C]. [s. l.]: [s. n.], 1996. 579-588.
- [2] Flickner M. Query by image and video content: The QBIC system [J]. IEEE Computer, 1995(9): 23-32.
- [3] Price K. Image segmentation: A comment on studies in global and local histogram-guided relaxation algorithms [J]. IEEE Trans on PAMI, 1984(3): 247-249.
- [4] Pavlidis T. Structural Pattern Recognition [M]. [s. l.]: Springer Verlag, 1991. 32-39.
- [5] Beulieu J M, Goldberg M. Hierarchy in picture segmentation: A stepwise optimization approach [J]. IEEE Trans on PAMI, 1989(2): 150-163.
- [6] Chellappa R, Jain A. Markov Random Fields: Theory and Applications [M]. [s. l.]: McGraw-Hill Book Company, 1993. 48-59.

(上接第 76 页)

手段,是一个组成部分。

* 测试跨度过大。

提供了系统最外层的输入,然后就变魔术般地输出最终结果。作为验收测试是适当的,而且一般来说,写下的第一个测试就是这样的高层次测试。但是,仅仅有这种测试是不够的。需要有更多的说明产生这一结果的内部过程机制的测试代码。

判断测试跨度的一个标准就是,每个测试应该在较短时间内得以通过(比如几小时之内)。如果写下一个测试后进行一周编码后此测试才能通过,那么 TDD 对你不会有太大的帮助。应该尽快地通过虚拟对象通过高层测试,并将注意力集中到较低层次对象需要满足的测试上。

* 测试针对代码而不是针对功能。

测试驱动开发中的测试是为了驱动开发,从而产生能

实现预期功能和意图的代码,而不是求全的测试。测试驱动开发中的测试不必求全覆盖所有的测试情况,而应该清楚地表达你希望程序达到的意图,并保证程序真的符合这些意图。

参考文献:

- [1] Beck K. 测试驱动开发(中文版) [M]. 孙平平译. 北京: 中国电力出版社, 2004.
- [2] Beck K. 解析极限编程—拥抱变化 [M]. 唐东铭译. 北京: 人民邮电出版社, 2002.
- [3] Massol V. JUnit IN ACTION(中文版) [M]. 鲍志云译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [4] Hunt A, Thomas D. 单元测试之道 Java 版——使用 Junit [M]. 陈伟柱译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [5] 王东刚. 软件测试与 Junit 实践 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005.