

文章编号 :1001-2486(2001)02-0090-04

一种快速检测纹理斑块的方法*

刘俊义,王润生

(国防科技大学 ATR 国家重点实验室,湖南长沙 410073)

摘要 提出一种检测纹理图像中的斑块的快速算法。算法利用图像中每个位置的代表块与纹理原型的 $K-S$ 距离来进行纹理分类。研究了 $K-S$ 距离的基本性质,给出了纹理原型的估计方法和层次快速搜索技术。对合成图像和自然图像的实验结果表明了该方法的有效性。

关键词 纹理;纹理分类;Kolmogorov-Smirnov 距离

中图分类号:TN941.1 文献标识码:A

An Efficient Algorithm for Texture Fault Detection

LIN Jun-yi, WANG Run-sheng

(ATR State Key Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract A method for fast detection of texture faults in texture images is presented. Texture discrimination is implemented based on the $K-S$ distance of the representative block of each site in the image and the texture prototype. The basic properties of the $K-S$ distance are studied here. A texture prototype estimation method and a hierarchical efficient searching method are presented. The experimental results for both natural and synthetical images have proved the efficiency of this algorithm.

Key words Texture; Texture discrimination; Kolmogorov-Smirnov distance

纹理分类是模式识别和图像理解的重要研究领域^[5]。本文将研究一类简单的纹理分类问题:检测一致纹理图像中的不一致斑块。这个问题出现在许多实际应用中,如检测大海中的小岛和浮冰(此时大海构成一致的纹理背景,而小岛和浮冰为纹理性质不同的斑块)。

通常利用足够大图像块上的灰度分布来描述纹理特征,然后通过构造分布间恰当的距离来实现纹理分类。目前广泛采用的纹理特征的描述方法有两类:(1)基于一阶统计(如直方图等)的方法。该方法提供的统计信息不完全,但计算效率较高,可以应用在时限严格的环境中。(2)基于高阶统计^[1](如灰度共现矩阵和统计特征矩阵等)的方法。该方法提供了丰富统计信息,能实现纹理的精确分类,但所要求的计算量太大,限制了它的应用。

本文提出了一种基于一阶统计进行纹理分类的新方法。算法首先利用灰度的概率分布函数来表征图像块中的纹理信息,然后通过概率分布间的 Kolmogorov-Smirnov($K-S$)距离来测量纹理相似性,最后通过快速层次搜索方法来检测纹理斑块。由于 $K-S$ 距离对于单调变换的不变性,使算法的结果对于图像灰度的单调变换具有不变性,这是该方法的显著特点。

1 基于 $K-S$ 距离的斑块检测方法

纹理图像 $f(i, j)$ 的尺寸为 $W \times H$,对图像中每个位置 $s = (i, j)$ 称以 s 为中心尺寸为 $M \times M$ 的子图像为该位置的代表块(为方便起见,一般 M 为奇数),由代表块中所有灰度组成的集合称为该位置的数据集。

下面首先定义代表块间的距离测度,然后在此基础上估计纹理原型,最后根据每个位置的代表块与纹理原型的距离来对位置进行分类,从而实现一致纹理中斑块的检测。

1.1 概率分布的距离

设某位置的数据集为 $v = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$,则该集中灰度的概率分布函数可定义为:

* 收稿日期 2000-09-28
作者简介:刘俊义(1973-)男,博士生。

$$F(t) = \frac{1}{N} \chi \{k : v_k \leq t\}, -\infty < t < \infty$$

其中 χ 为集合的势。由上式可知, F 是在 $\{v_k\}$ 处发生阶跃的阶跃函数。

设 $v^{(i)}$ 为位置 i 的数据集, 其概率分布函数为 $F_i (i = 1, 2)$, 则命题“这两个子图像的灰度分布相同”等价于命题 $F_1 = F_2$ 。为了度量这两个分布的差异, 引入在统计中广泛使用的 K-S 距离^[2]:

$$d(v^{(1)}, v^{(2)}) = d(F_1, F_2) = \max_t |F_1(t) - F_2(t)|$$

我们也将这个距离称为两个代表块之间的距离。K-S 距离除满足正定性、对称性和三角不等式外, 还具有下面的有趣性质: 分别对两个数据集中的每个元素作单调递增或递减的变换, 其 K-S 距离不变, 即: $d(v^{(1)}, v^{(2)}) = d(q^{(1)}, q^{(2)})$, 其中: $q_j^{(i)} = f(v_j^{(i)})$, $i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, N$, 其中 f 为严格递增或递减函数。

1.2 确定纹理原型的概率分布

纹理原型是图像中一致纹理的代表, 要求它与斑块的距离要足够大, 而与其它代表块的距离又足够小。我们可以通过先验知识来确定它, 也可以从待处理的纹理图像中估计它。下面介绍一种从纹理图像中估计纹理原型的概率分布的简单方法。

首先将整个图像划分为互不相交的 L 个代表块, 其概率分布分别为 $F_i, i = 1, 2, \dots, L$, 纹理原型的概率分布 F^* 将满足:

$$F^* = \arg \min_F \left\{ \sum_{i=1}^L \int_{-\infty}^{\infty} (F(t) - F_i(t))^2 dt \right\}$$

可以证明(见附录 1), 这个最优分布是上面所有分布的均值, 即

$$F^*(t) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L F_i(t), -\infty < t < \infty \tag{1}$$

1.3 层次搜索策略

对图像中每个像素 s , 设其代表块的概率分布为 F_s , 则纹理分类问题可描述为: 判定 s 是否为一致纹理的点, 即判定是否有 $F^* = F_s$ 成立。通常, 首先计算这两个概率分布的 K-S 距离, 若这个距离大于某个门限, 则拒绝假设 $F^* = F_s$, 认为 s 是纹理斑块中的点, 否则认为 s 是一致纹理中的点。

但是, 由于这种逐点搜索方法的计算量大, 且最优门限的确定需要较多的计算, 限制了它在某些时间限制较严格的工程中的应用。本文采用了层次搜索策略, 允许搜索步长由大到小变化和搜索区域由全局到局部变化, 体现了一种“注意力集中”的搜索方式, 使得计算效率有很大提高, 并且给出了确定最优门限的方法。

首先, 在计算纹理原型的过程中, 可获得每个代表块与纹理原型的距离, 统计得到这些距离中的最大值 d_{\max} , 我们称 $d_c = \rho d_{\max}$ 为粗距离门限(实验中取 $\rho = 0.5$)。

然后, 算法以搜索步长 $s > 1$ 进行搜索, 设 $W_s = W/S, H_s = H/S$, 算法仅计算集合

$$Q = \{p = (S_i, S_j), i = 0, \dots, W_s - 1, j = 0, \dots, H_s - 1\}$$

中位置 p 的代表块的概率分布 F_p , 以及这个概率分布与纹理原型概率分布的 K-S 距离 $d_p = d(F_p, F^*)$ 。由上面分析可知, 当 p 为斑块中的点时, d_p 的值很大, 当 p 为一一致纹理中的点时, d_p 的值较小。由这些距离构成了一个低分辨率的距离图像:

$$D(i, j) = d_p, i = 0, \dots, W_s - 1, j = 0, \dots, H_s - 1, p = (S_i, S_j)$$

用粗距离门限 d_c 二值化这个距离图像。(注: 当图象中的斑块尺寸大于搜索步长 S 时, 斑块上的点一定会被击中)。

在这个二值图像中, 首先得到表征斑块的各区域的包围盒(包围该区域的最小矩形) 然后对这些包围盒进行适当的扩大, 从而得到若干候选范围, 这些候选范围确定了原图像中纹理斑块的大体范围, 后续搜索将在这些范围中进行。

在每个范围中, 使搜索步长为 1, 即计算每个位置的代表块与纹理原型的 K-S 距离, 由这些距离构

成的图像称为距离子图像。将距离子图像量化为 256 级灰度图像,并采用 Ostu 的最大类间方差算法³¹确定最优分割门限,进而二值化该图像,从而检测出一致纹理中的斑块。

从上面叙述可知,在搜索中我们首先大步长地探测斑块的近似范围,然后在这个近似的小范围内进行精细检验,体现了“注意力集中”的思想,极大地减少了计算复杂性。另外,最优分割门限是在一个小尺寸图像上计算的,这也减少了计算量。

2 实验结果

对合成图像和自然图像进行了测试。图 1(a)给出了原始合成图像,图 1(b)给出了原始自然图像,其中均有小面积的不一致纹理斑块存在,我们的目标就是检测到这些纹理斑块。在实验中,原始图像尺寸为 256×256 ,取粗搜索步长 $S = 10$,代表块的尺寸为 41×41 ,对两幅图像在奔腾 133 计算机上进行大约 1 分钟的计算,结果分别显示在图 1 的(c)和(d)中,其中的矩形框即为每个斑块的局部搜索范围。

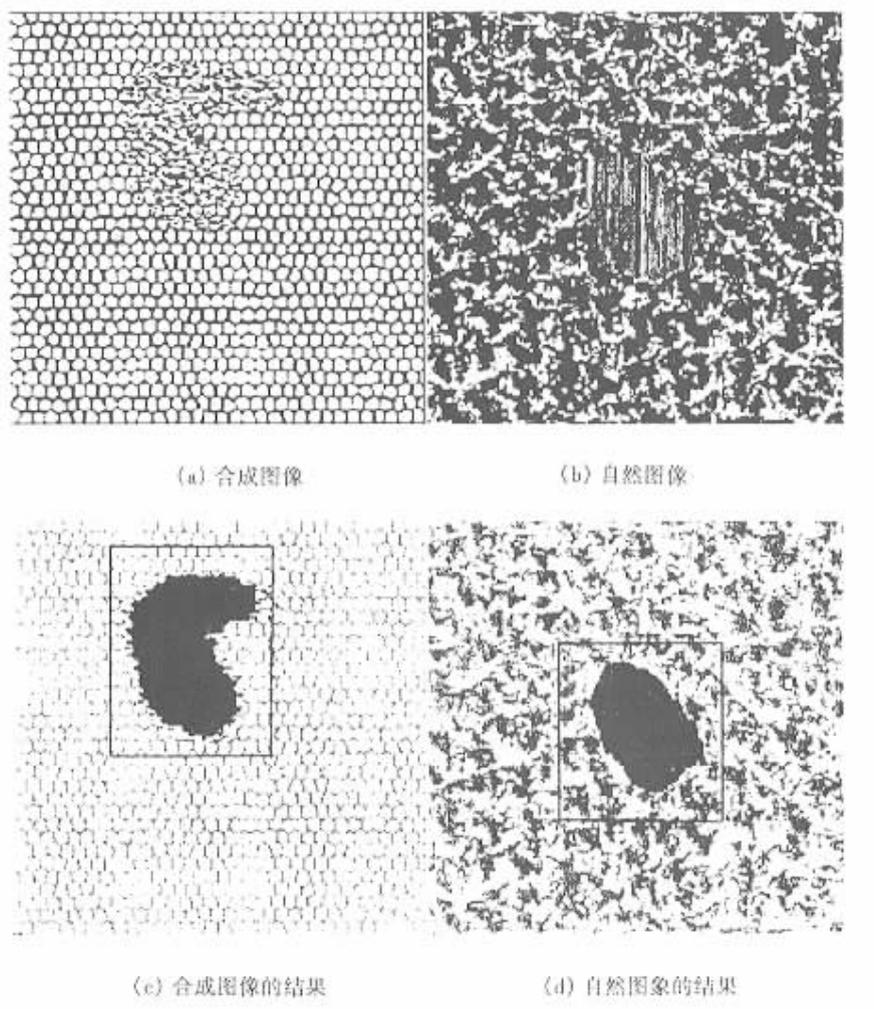


图 1 合成和自然纹理图像中纹理斑块的检测结果

Fig.1 The texture fault detection results for both nature and synthetical images

实验结果显示,算法可以快速地确定纹理斑块的位置,也可近似确定纹理斑块的形状,所以它可以应用在时限要求较高的环境中,对于一般工业应用可提供足够的精度。

我们还分别对上述图像的若干组单调变换进行了实验,例如(1) $f(x) = \sqrt{x}$ (2) $f(x) = ax + b$ (a, b 为常数)等,实验显示在不使像素灰度超限(此时灰度分布发生突变)的前提下,对变换前后的图像的检测结果相同。这是采用 K-S 距离度量纹理相似性的必然结果。

这种纹理分类方法可能平滑斑块的边界,丢掉表征斑块形状的细节信息,从而无法保证高检测精度,需要进一步的工作来克服这个缺点。

附录 1 式(1)的证明:

容易看到^[4]对函数 $g(x) = \sum_{i=1}^N (x - c_i)^2$, 有 $x^* = \arg \min_x g(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_i$ 。

设概率分布函数 $F(x)$ 在 $[i, i+1), i=0, \dots, 254$ 上为常数 $\{c_i, i=0, \dots, 254\}$, $F_k(x)$ 在 $[i, i+1), i=0, \dots, 254$ 上为常数 $\{c_j^{(k)}, i=0, \dots, 254\}$ 则有

$$\begin{aligned} F^* &= \arg \min_F \left\{ \sum_{i=1}^L \int_{-\infty}^{\infty} (F(t) - F_k(t))^2 dt \right\} = \arg \min_F \left\{ \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^{254} (c_j - c_j^{(i)})^2 \right\} \\ &= \arg \min_F \left\{ \sum_{j=1}^{254} \sum_{i=1}^L (c_j - c_j^{(i)})^2 \right\} = \sum_{j=1}^{254} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L c_j^{(i)} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L F_i \end{aligned}$$

则得到纹理原型的概率分布是各代表块概率分布的均值。证毕。

参考文献:

- [1] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [A]. Proc. IEEE 67, 1979: 786-804
- [2] Geman D and Geman S. Boundary Detection by Constrained Optimization [J]. IEEE Trans. PAMI July 1990, 12(7).
- [3] Gong J and Li LY. Fast recursive algorithms for two-dimensional thresholding [J]. Pattern Recognition, 31(3): 295-300, 1998
- [4] Melsa J L and Cohn D L. Decision and estimation theory [M]. McGraw-Hill, New York, 1978.
- [5] 王润生. 图象理解. 长沙: 国防科技大学出版社, 1994.

