

基于增强纹理谱描述符的图像检索

毋小省 孙君顶 (河南理工大学 计算机科学与技术学院 河南 焦作 454003)

摘要: 提出了一种从图像低频信息提取纹理特征的方法。首先根据图像局部区域灰度均值与全局灰度均值间的关系, 获取反映图像低频信息的二值图像; 然后基于该二值图像, 采用类似灰度共生矩阵的方法描述其纹理特征。实验结果表明, 采用文中方法结合传统纹理谱描述符可有效提高图像检索的效率。

关键词: 纹理谱; 局部二值模式; 中心对称局部二值模式; 共生矩阵

Image Retrieval Based on Improved Texture Spectrum Descriptor

WU Xiao-Sheng, SUN Jun-Ding

(School of Computer Science and technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: A new texture description method of an image is proposed in the paper. Firstly, a binary image which reflects the image's low frequency is defined by comparing the image's gray mean with the region's. Then, the statistic features are extracted based on the co-occurrence matrix of the binary image. Finally, the new texture feature and the traditional texture spectrum are used as an index. The experimental results show that the new method is efficient and it provides noticeable improvement to the performance of texture spectrum descriptors.

Keywords: texture spectrum; local binary pattern; center-symmetric local binary pattern; co-occurrence matrix

1 引言

局部二值模式(LBP, Local Binary Pattern)描述符^[1]的基本原理是通过描述中心像素与邻域像素间的相对灰阶关系来描述局部纹理模式。该方法不需要复杂理论推导, 计算简单且不受光照变化等因素的影响, 因此在人脸识别^[2]、图像检索^[3]、医学图像分析^[4]等领域得到了广泛应用。为了描述感兴趣区域的纹理特征, Heikkilä 等^[5]提出了中心对称局部二值模式(CS-LBP, center-symmetric local binary pattern), 将传统纹理谱描述符的维数降低到 16 维, 同时通过设置全局阈值来判断纹理区域的平坦性。但该方法仅考虑了与局部中心像素对称像素间的灰度变化, 忽略了局部中心像素; 而且, 阈值的设定也是影响其性能的一个因素。为此, 我们在不增加特征维数的基础上, 提出

了增强型描述符 ICS-LBP^[6]。

但无论对于 LBP、CS-LBP 还是 ICS-LBP, 其基本原理都是通过区域像素灰度的差异来获取局部纹理模式, 由于局部灰度差异仅仅反映了邻域的高频信息, 造成了邻域低频信息的丢失, 从而影响了纹理谱描述符的性能。基于此, 论文基于传统纹理谱描述符, 进一步提取邻域低频纹理信息。实验结果证明了本文方法的有效性。

2 纹理谱描述符

设 S 及 R 分别表示邻域像素个数及半径, p_c 及 p_i 分别表示中心像素与邻域像素灰度, LBP 值可用下式表示^[1],

$$LBP_{S,R}(x,y) = \sum_{i=0}^{S-1} s_{LBP}(p_i, p_c) \times 2^i \quad (1)$$

基金项目: 河南省国际合作项目(084300510065); 河南省控制工程重点学科开放实验室开放课题基金(KG2009-14); 河南省教育厅自然科学基础研究基金(2008B520015, 2009B520013); 河南理工大学博士基金(B050901); 河南理工大学骨干教师基金

收稿时间: 2009-09-14; 收到修改稿时间: 2009-11-03

其中, $s_{LBP}(p_i, p_c) = \begin{cases} 1, & p_i \geq p_c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ 。

CS-LBP 值^[5]计算方法如下,

$$CS_LBP_{S,R}(x, y) = \sum_{i=0}^{(S/2)-1} s_{CS-LBP}(p_i, p_{i+(P/2)}) \times 2^i \quad (2)$$

其中, $s_{CS-LBP}(p_i, p_{i+(P/2)}) = \begin{cases} 1, & p_i - p_{i+(P/2)} > T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$, T 为预先设定阈值, 用于判别局部区域的平坦性。

ICS-LBP 定义如下^[6],

$$ICS_LBP_{S,R}(x, y) = \sum_{i=0}^{(S/2)-1} s_{ICS-LBP}(p_i, p_c, p_{i+(N/2)}) \times 2^i \quad (3)$$

其中, $s_{ICS-LBP}(p_i, p_c, p_{i+(N/2)}) =$

$$\begin{cases} 1, & (p_i \geq p_c \ \& \ p_c \geq p_{i+(N/2)}) \ \& \ (p_i < p_c \ \& \ p_c < p_{i+(N/2)}) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

统计不同模式值出现的概率, 所得到的纹理谱直方图就是相应的纹理谱描述符。

3 纹理特征提取

上述 LBP、CS-LBP 及 ICS-LBP 描述符都还存在一个问题, 如图 1 所示, (a)及(b)分别表示一幅图像中的两个 8-邻域。显然, 这两个区域具有不同的视觉特征, 但按照上述定义, 它们具有相同的 LBP 值、CS-LBP 值(T1 5)及 ICS-LBP 值。其原因是由于上述方法考虑的是邻域像素间的细微变化, 忽略了邻域低频信息。

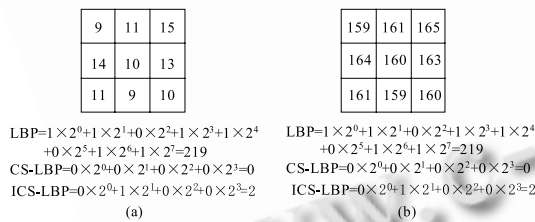


图 1 具有相同 LBP、CS_LBP 及 ICS-LBP 值的 8-邻域



(a) 原始图像 (b) 二值图像

图 2 原始图像及其对应二值图像

为此, 我们进一步给出了一种针对低频信息的特征提取方法。设 μ 表示一幅灰度图像的灰度均值, μ_s

表示邻域像素的灰度均值, 如果, $\mu_s \geq \mu$ 则将该邻域中心像素赋值为 1, 否则赋值为 0, 从而得到了一幅二值图像。图 2 给出了一幅原始图像与其对应的二值图像, 可以看出, 该二值图像可有效反映原图像的纹理结构。为了从该二值图像提取有效的特征, 这里借助于灰度共生矩阵的概念, 来提取二值图像的统计特征。文中按照 0°、45°、90°、135° 共四个方向提取二值图像的共生矩阵, 每个共生矩阵抽取对比度(W_1)、相关性(W_2)、能量(W_3)及同质性(W_4)四个统计量, 共得到 16 维特征。这四个量依次表示如下^[7],

$$W_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (4)$$

$$W_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \times p(i, j) \quad (5)$$

$$W_3 = \frac{\sum_i \sum_j i \times j \times p(i, j) - \mu_x \times \mu_y}{\sigma_x \times \sigma_y} \quad (6)$$

$$W_4 = \sum_i \sum_j p(i, j) / (1 + |i - j|) \quad (7)$$

其中, $\mu_x = \sum_i i \sum_j p(i, j)$, $\sigma_x^2 = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j p(i, j)$
 $\mu_y = \sum_i j \sum_j p(i, j)$, $\sigma_y^2 = \sum_i (j - \mu_y)^2 \sum_j p(i, j)$ 。

4 相似性度量

在相似性度量中, 纹理谱直方图间的距离采用城区距离度量, 用 $d1$ 表示, 通过二值图像所提取的特征间的距离采用欧氏距离度量, 用 $d2$ 表示。由于两种距离取值范围不同, 这里对 $d2$ 进行了归一化处理, 处理方法如下,

$$\overline{d2} = (d2 - (\mu_d - 3\sigma_d)) / (6 \times \sigma_d) \quad (8)$$

其中 μ_d 及 σ_d 分别表示 $d2$ 的均值及方差。从而, 两幅图像间的距离可表示为,

$$d = \alpha_1 \times d1 + \alpha_2 \times \overline{d2} \quad (9)$$

其中 $\alpha_1 \in [0, 1]$, $\alpha_2 \in [0, 1]$, 且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

5 实验结果

实验采用 109 幅 Brodatz 纹理图像, 将每一幅图像(640×640)划分为 16 幅不重叠的 160×160 的图像, 从而得到 1744 幅纹理图像。为了验证不同描述符的性能, 采用“精确度(precision)”和“检索率(recall)”^[8]。其中精确度定义为检索结果队列中检索的目标图像数与队列中的图像数之比, 检索率定义为检索结果队列中检索的目标图像数与数据库中全部的目标图像数之比。

实验针对 LBP、CS-LBP、ICS-LBP 及文献[9]提出的纹理谱描述符(MLT-LBP)共 4 种纹理谱描述符,相应的结合本文所提取特征的描述符分别记为 ELBP、ECS-LBP、EICS-LBP 及 EMLT-LBP。实验中,针对图像 8-邻域,对于 CS-LBP 取 $T=3$,对于式(9),取 $\alpha=0.5$ 。选择 20 类纹理图像,每类图像选择 6 幅图像作为索引图像进行检索,共得到 120 次检索结果。图 3 给出了结合本文方法与原始纹理谱描述符检索结果的对比曲线。可以看出,结合本文所提取的纹理特征可明显提高 LBP、CS-LBP、ICS-LBP 及 MLT-LBP 描述符的检索性能。

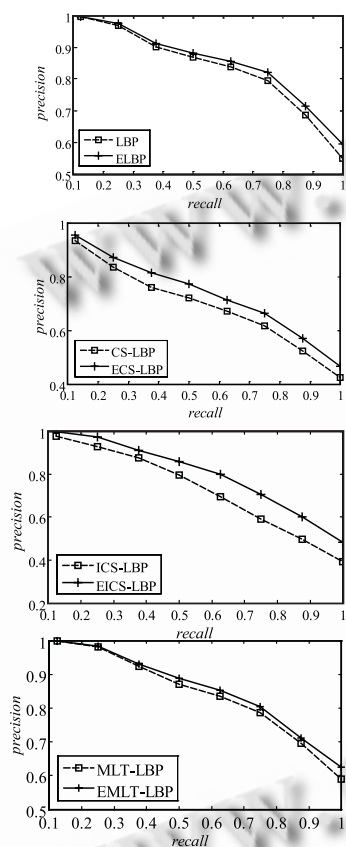


图 3 不同方法实验结果对比

6 结语

传统纹理谱描述是通过局部区域灰度的差异来定

义,没有考虑局部灰度均值变化的影响,因此降低了其性能。为此,文中提出通过图像灰度均值来进一步提取其纹理特征。实验结果证明,结合本文方法可有效地提高传统纹理谱描述符的检索性能。

参考文献

- Ojala T, Pietikäinen M, Harwood DA. Comparative study of texture measures with classification based on feature distribution. *Pattern Recognition*, 1996, 29: 51 - 59.
- 王玮, 黄非非, 李见为, 等. 采用 LBP 金字塔的人脸描述与识别. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2009, 21(1): 94 - 101.
- Nanni L, Lumini A. A reliable method for cell phenotype image classification. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2008, 43(2): 87 - 97.
- Heikkilä M, Pietikäinen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 657 - 662.
- Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425 - 436.
- Wu XS, Sun JD. An effective texture spectrum descriptor. *Fifth International Conference on Information Assurance and Security (IAS09)*, 2009.
- 章毓晋. *图像处理和分析*. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- Manjunath BS, Ohm JR, Vasudvan V, et al. Color and texture descriptors. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technique*, 2001, 6: 703 - 715.
- 木拉提·哈米提, 刘伟, 童勤业. 纹理谱直方图与潜在语义标引在图像检索中的应用. *科技通报*, 2006, 22(3): 389 - 394.