

基于纹理谱及其空间特征的图像检索^①

孙君顶^② * ** 毋小省 *

(* 河南理工大学计算机科学与技术学院 焦作 454000)

(** 河南省控制工程重点学科开放实验室 焦作 454000)

摘 要 针对传统纹理谱描述符维数较高且忽略了空间特征的问题,一方面进一步考虑邻域中心像素与其它像素间的灰度关系,改进了中心对称局部二值模式纹理谱描述符,另一方面基于灰度共生矩阵提出了纹理谱基元共生矩阵的概念,并据此来提取纹理谱基元空间特征。通过不同图像库进行实验,结果表明,结合所提取的空间特征,可明显地提高传统纹理谱描述符的检索性能,而且所提出的描述符以较低的维数取得了较好的检索效果。

关键词 纹理谱,局部二值模式(LBP),中心对称局部二值模式(CS-LBP),纹理谱基元共生矩阵(TSCM),图像检索

0 引言

在图像纹理特征的描述中,纹理谱是一种十分有效的工具,该方法首先由 He 等^[1]提出,其基本原理是通过描述中心像素与其周围邻域像素之间的相对灰阶关系描述图像局部纹理模式。在此基础上,Ojala 等提出了局部二值模式(local binary pattern, LBP)纹理谱描述符^[2],并在文献^[3]中将 LBP 描述符扩展到了任意邻域。万华林等^[4]及木拉提·哈密提等^[5]也都基于类似的原理提出了相应的纹理谱描述符(文中分别称为 WHL-LBP 及 MLT-LBP)。LBP 及其扩展方法不需要复杂的理论推导,计算简单且不受光照变化等因素的影响,因此在人脸识别^[6]、医学图像分析^[7]、运动检测^[8]等领域得到了广泛应用。

但上述纹理谱描述符一方面特征维数都较高,不适应作为图像感兴趣区域的纹理描述。为此,Heikkilä 等^[9]提出了中心对称局部二值模式(center-symmetric local binary pattern, CS-LBP)描述符,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 CS-LBP 没有考虑邻域中心像素,仅关心邻域对称像素间的灰阶关系,因此并不能全面描述局部纹理模式,同时算法中阈值的设定比较困难,全局阈值很难适应所有纹理图像。另一方面,传统纹理谱描述符均采用纹

理谱统计特征(纹理谱直方图)作为纹理特征的描述,显然忽略了纹理谱基元的空间分布特性,而具有不同视觉特征的纹理图像很可能具有相似或完全相同的统计特征。

基于此,本文在 CS-LBP 描述符的基础上,进一步考虑了邻域中心像素与对称像素间灰阶的变化关系,同时提出通过纹理谱基元共生矩阵来提取纹理谱基元的空间分布特性,最后结合纹理谱统计特征及空间分布特征进行图像检索。采用不同图像库进行实验的结果均证明了本文方法的有效性。

1 纹理谱描述符

1.1 LBP

LBP 描述符的基本原理是对于一个区域,将中心像素与其邻域像素的灰度进行比较,若周围像素灰度不小于中心像素灰度,则将该点赋值为 1,否则赋值为 0,然后将阈值处理结果与一个权值模板对应相乘求和,即得到 LBP 值^[2]。为了描述不同尺度下的纹理结构,Ojala 等人又通过圆形邻域(S, R)(S 表示圆形邻域中像素个数, R 表示邻域半径)以及对像素的线性插值,将算子扩展到任意的半径以及任意邻域像素个数^[5]。

设 p_c 表示中心像素灰度, p_i 表示其邻域像素的

① 教育部科学技术研究重点项目(210128),河南省国际合作项目(084300510065)和河南省控制工程重点学科开放实验室开放课题基金(KC2009-14)资助项目。

② 男,1975 年生,博士,副教授;研究方向:图像处理与多媒体技术;联系人, E-mail: sunjd@hpu.edu.cn (收稿日期:2009-06-02)

灰度, LBP 值可表示为

$$LBP_{S,R}(x,y) = \sum_{i=0}^{S-1} s_{LBP}(p_i, p_c) \times 2^i, \\ s_{LBP}(p_i, p_c) = \begin{cases} 1, & p_i \geq p_c \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

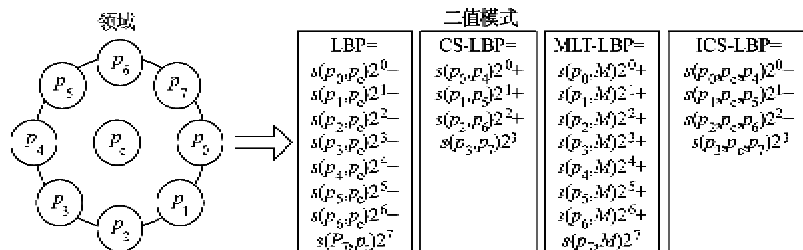


图1 LBP、CS-LBP、MLT-LBP 及改进的 CS-LBP(ICS-LBP)描述符($S=8$)

1.2 WHL_LBP

在万华林等所提出的描述方法中,邻域内的像素首先按照从上到下、从左至右的顺序排列,如图2所示,其计算方法如下^[4]:

$$WHL_LBP_{S,R}(x,y) = \sum_{i=0}^{S-2} s_{WHL-LBP}(p_i, p_{i+1}) \times 2^i \\ s_{WHL-LBP}(p_i, p_{i+1}) = \begin{cases} 1, & |p_i - p_{i+1}| > T_1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, T_1 为预先设定阈值。显然,当 $S=8$ 时,纹理谱直方图也为 256 维。



图2 3×3 邻域

1.3 MLT_LBP

马拉提·哈密提等所提出的描述符计算方法如下^[5]:

$$MLT_LBP_{S,R}(x,y) = \sum_{i=0}^{S-1} s_{MLT-LBP}(p_i, M) \times 2^i \\ s_{MLT-LBP}(p_i, M) = \begin{cases} 1, & p_i \geq M \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, M 为邻域像素灰度的均值。显然,当 $S=8$ 时,纹理谱直方图也为 256 维。图 1 也给出了当 $S=8$ 时 MLT-LBP 的计算示例。

1.4 CS-LBP

为了有效降低纹理谱描述符的维数,使 LBP 描

统计图像不同 LBP 值出现的概率,就可以得到图像的纹理谱直方图(即 LBP 描述符)。图 1 给出了当 $S=8$ 时的计算示例,显然,当 $S=8$ 时,纹理谱直方图为 256 维。

述符合对图像感兴趣区域进行描述,CS-LBP 描述符^[9]仅仅考虑了与中心像素对称的四对像素间的灰度关系,CS-LBP 值的计算如下:

$$CS_LBP_{S,R}(x,y) = \sum_{i=0}^{(S/2)-1} s_{CS-LBP}(p_i, p_{i+(P/2)}) \times 2^i \\ s_{CS-LBP}(p_i, p_{i+(P/2)}) = \begin{cases} 1, & p_i - p_{i+(P/2)} > T_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, T_2 为预先设定阈值,用于判别局部区域的平坦性。图 1 也给出了当 $S=8$ 时 CS-LBP 的计算示例,显然,CS-LBP 描述符的维数(16 维)远远低于 LBP 描述符(256 维)。

1.5 ICS-LBP

对于 CS-LBP 描述符,仅考虑了与中心像素对称的像素间的灰度关系,忽略了中心像素,从而造成了局部纹理信息的丢失,另外,所设定的全局阈值也很难适应所有的纹理图像。为此,在 CS-LBP 描述符的基础上,我们给出了改进的 CS-LBP(improved CS-LBP, ICS-LBP)纹理谱描述符定义:

$$ICS_LBP_{S,R}(x,y) = \sum_{i=0}^{(S/2)-1} s_{ICS-LBP}(p_i, p_c, p_{i+(P/2)}) \times 2^i \quad (5)$$

其中, $s_{ICS-LBP}(p_i, p_c, p_{i+(P/2)}) = \begin{cases} 1, & (p_i \geq p_c \& p_c \geq p_{i+(P/2)}) \vee (p_i < p_c \& p_c < p_{i+(P/2)}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

图 1 也给出了当 $S=8$ 时 ICS-LBP 的计算示例。显然,在新的描述符中,我们在不提高纹理特征维数的基础上,进一步考虑了区域中心像素与对称像素间的相关性,因而可以更有效地描述图像的局部纹理模式。

2 空间分布特征提取

上述纹理谱描述符考虑的都是纹理谱的统计特征(纹理谱直方图),没有涉及纹理谱空间特征,而具有相同统计特征的图像很可能具有不同的视觉特征,这就降低了上述纹理谱描述符分辨能力。灰度共生矩阵是一种经典的纹理特征描述工具^[10],该方法首先根据像素间的方向和距离构造一个共生矩阵,然后从共生矩阵中抽取适当的统计量作为纹理表示。本文借助于灰度共生矩阵,提出了纹理谱基元共生矩阵的概念,并基于纹理谱基元共生矩阵抽取适当的统计量,作为纹理谱的空间分布特征。文中按照 0°、45°、90°、135°共 4 个方向提取纹理谱基元共生矩阵,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)4 个统计量,共得到 16 维特征。这 4 个量依次表示如下:

$$W_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (6)$$

$$W_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \times p(i, j) \quad (7)$$

$$W_3 = \frac{\sum_i \sum_j i \times j \times p(i, j) - \mu_x \times \mu_y}{\sigma_x \times \sigma_y} \quad (8)$$

$$W_4 = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (9)$$

其中, $\mu_x = \sum_i i \sum_j p(i, j)$, $\mu_y = \sum_j j \sum_i p(i, j)$, $\sigma_x^2 = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j p(i, j)$, $\sigma_y^2 = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i p(i, j)$, 关于 $p(i, j)$ 的定义可参阅文献[11]。

3 相似性度量

对于上述各类纹理谱描述符来说,纹理谱直方图间的距离度量采用城区距离,用 $dis1(H_1, H_2)$ 表

示, H_1 及 H_2 分别表示索引图像及数据库图像的纹理谱直方图;空间分布特征间的距离采用欧氏距离度量,文中用 $dis2(Z_1, Z_2)$ 表示, Z_1 及 Z_2 分别表示索引图像与数据库图像的空间分布特征。由于空间分布特征间的距离与纹理谱直方图间的距离取值范围不同,这里对 $dis2(Z_1, Z_2)$ 进行了归一化处理,处理方法如下:

$$\overline{dis2}(Z_1, Z_2) = \frac{dis2(Z_1, Z_2) - (\mu_d - 3\sigma_d)}{6\sigma_d} \quad (10)$$

其中 μ_d 及 σ_d 分别表示 $dis2$ 的均值及方差。从而,两幅图像间的距离可表示为

$$d = \alpha_1 \times dis1(H_1, H_2) + \alpha_2 \times \overline{dis2}(Z_1, Z_2) \quad (11)$$

α_1 及 α_2 为设定的阈值,其中 $\alpha_1 \in [0, 1]$, $\alpha_2 \in [0, 1]$, 且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

4 实验分析

4.1 纹理图像库

实验选择 3 个图像库,图像库 1 包含从 Brodatz 纹理库抽取的 16 类纹理图像,如图 3 所示。每幅纹理图像分别按照 0°、20°、30°、45°、60°、70°、90°、120°、135°及 150°进行旋转,从而得到 160 幅图像。该图像库从 <http://www.ee.oulu.fi/mvg/page/> 下载,主要用于测试不同纹理谱描述符对旋转图像的检索效果。图像库 2 将 109 幅 Brodatz 纹理图像库中的每一幅图像(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,该图像库主要用于测试不同纹理谱描述符对于纹理图像的检索效果。图像库 3 选择“Corel Image Gallery”图像库中的 1000 幅图像,共包含 10 个语义类,每个语义类包含 100 幅图像,该图像库主要用于测试不同纹理谱描述符对于自然图像的检索效果。

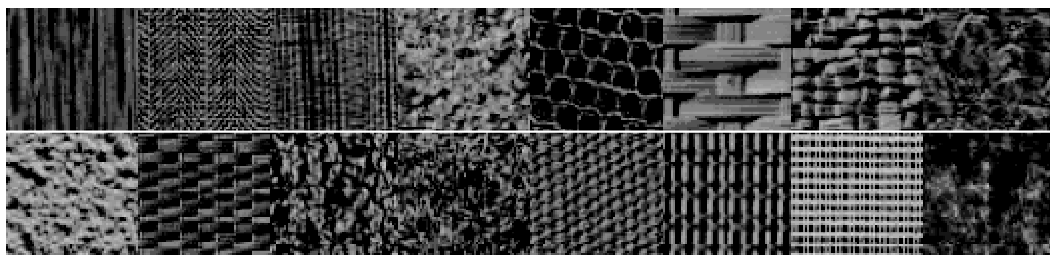


图 3 图像库 1 中的 16 类纹理图像

4.2 性能评价

实验中采用“精确度(precision)”和“检索率(recall)”^[12]作为算法的评价标准。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。对于不同图像检索算法,在相同的检索率条件下检索的精确度越高则表明该算法的检索效果越好。

参与比较的纹理谱描述符包括 LBP、WHL-LBP、MLT-LBP、CS-LBP、ICS-LBP 共 5 种描述符,其特征维数如表 1 所示。结合上述 5 种纹理谱描述符与纹理谱空间特征进行检索的方法分别表示为 LBP&Co、WHL-LBP&Co、MLT-LBP&Co、CS-LBP&Co、ICS-

LBP&Co,其特征维数如表 2 所示。实验中选择区域为 8-邻域,对于 WHL-LBP 及 CS-LBP 描述符,取 $T_1 = T_2 = 3$,对于式(11),取 $\alpha_1 = 0.7, \alpha_2 = 0.3$ 。针对图像库 1,选择图像库中的所有图像作为索引图像进行检索,共得到 160 次检索结果;针对图像库 2,选择 60 类图像作为索引图像进行检索,共得到 960 次检索结果;针对图像库 3,选择 5 类图像,每类图像选择 30 幅图像作为索引图像,共得到 150 次检索结果,这 5 类图像如图 4 所示。

表 1 5 种纹理谱描述符及其特征维数

特征	LBP	WHL-LBP	MLT-LBP	CS-LBP	ICS-LBP
维数	256	256	256	16	16

表 2 5 种纹理谱描述符结合空间特征及其特征维数

特征	LBP&Co	WHL-LBP&Co	MLT-LBP&Co	CS-LBP&Co	ICS-LBP&Co
维数	272	272	272	32	32



图 4 图像库 3 中的 5 类图像

整个实验分为两部分:第一部分针对 LBP、WHL-LBP、MLT-LBP 及 CS-LBP 共 4 种纹理谱描述符的检索效果与它们结合空间特征进行检索的效果进行了比较,比较结果如图 5、图 6、图 7 及图 8 所示。从图中可明显看出,结合纹理谱空间特征进行检索,纹理谱描述符无论对于旋转图像、纹理图像还是实际图像的检索效果均得到了明显的提升,而特征维数仅仅增加了 16 维。第二部分实验针对 ICS-LBP

及 ICS-LBP&Co 的检索效果与 LBP、WHL-LBP、MLT-LBP、CS-LBP 检索效果的比较,图 9 给出了 6 种方法针对 3 个图像库检索效果的对比。从图像可以看出,针对图像库 1,ICS-LBP&Co 虽然只有 32 维,但检索性能明显优于其它方法,而且 ICS-LBP 的检索性能也优于 LBP、MLT-LBP 及 CS-LBP,这证明本文描述符具有较好的旋转不变性;针对图像库 2,本文两种方法的检索性能高于 CS-LBP 及 WHL-LBP,低于 LBP

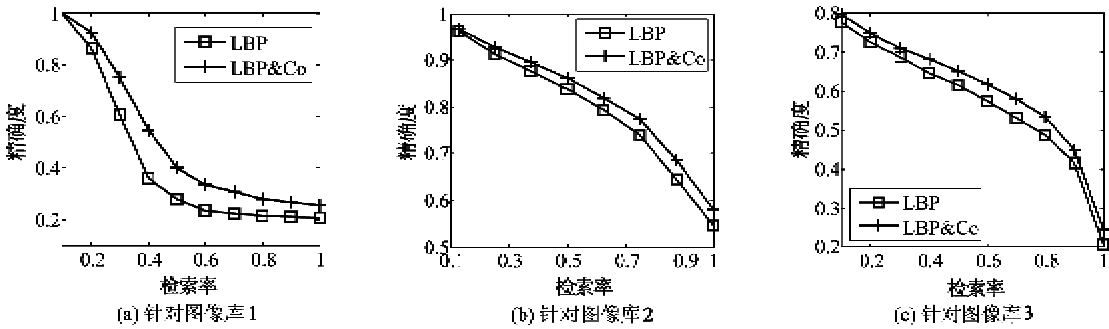


图 5 LBP 与 LBP&Co 检索结果的对比

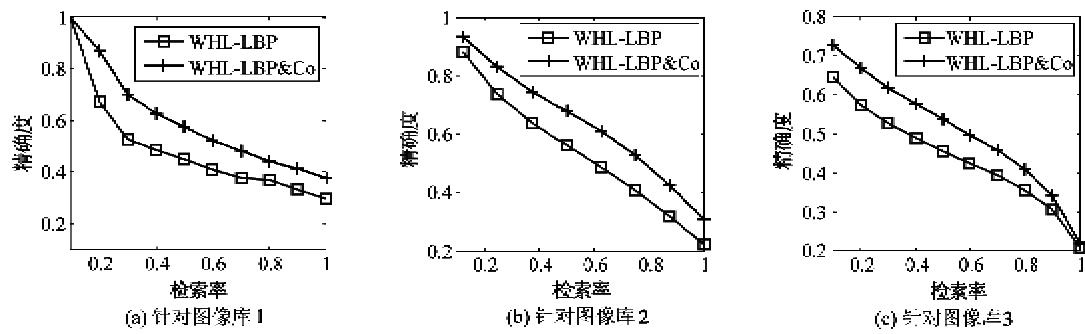


图 6 WHL-LBP 与 WHL-LBP&Co 检索结果的对比

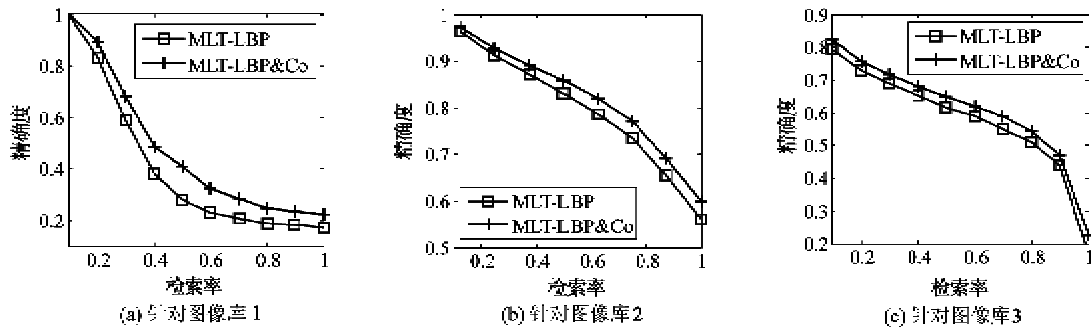


图 7 MLT-LBP 与 MLT-LBP&Co 检索结果的对比

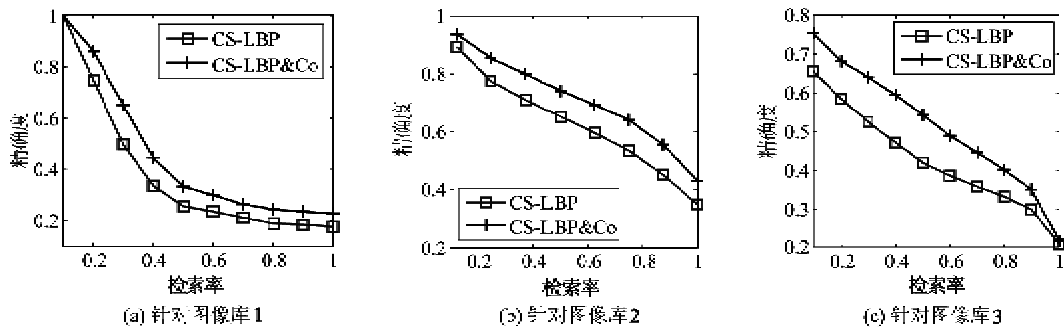


图 8 CS-LBP 与 CS-LBP&Co 检索结果的对比

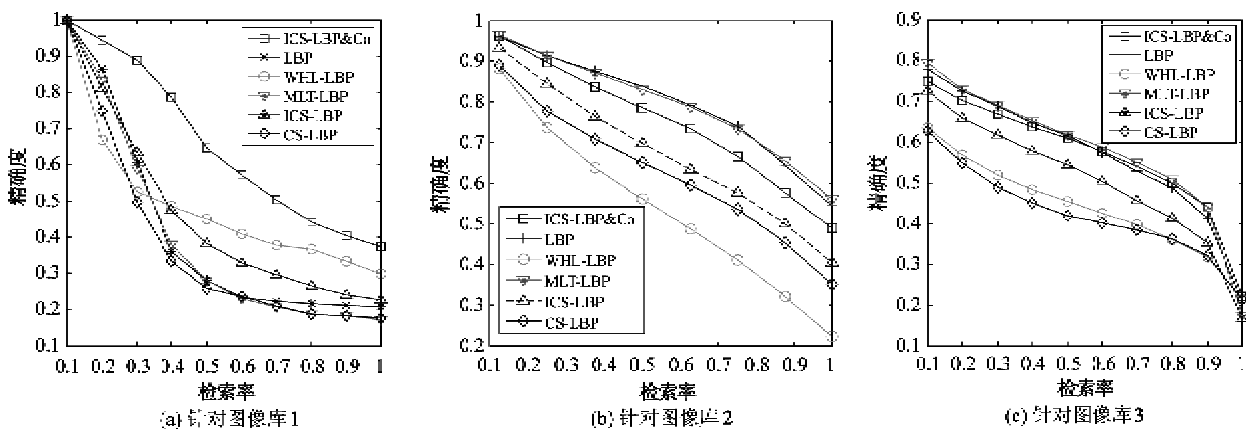


图 9 ICS-LBP, ICS-LBP&Co 与 LBP, WHL-LBP, MLT-LBP, CS-LBP 检索效果的对比

及 MLT-LBP,但文中方法的特征维数却远远低于这两种描述符(见表 1 及表 2);针对图像库 3, ICS-LBP&Co 的检索性能基本同 LBP 及 MLT-LBP 相当,

但特征维数却是这两种描述符的 1/8,而且 ICS-LBP 的检索性能也优于 WHL-LBP 及 CS-LBP。可以看出,同文中的其它纹理谱描述符相比, ICS-LBP 及

ICS-LBP&Co 以较低的特征维数取得了较好的检索性能。

5 结 论

针对传统纹理谱描述符维数高且忽略了纹理谱基元空间分布特征的问题,首先通过充分考虑局部区域中心像素与其领域像素的灰度变化关系来描述局部纹理模式,该方法既克服了 LBP 纹理谱描述符维数高的问题,也解决了 CS-LBP 纹理谱描述符丢失局部纹理信息的问题。在此基础上,依据灰度共生矩阵,提出了纹理谱基元共生矩阵的概念,并依此来提取纹理谱基元的空间特征。采用不同的纹理图像库对文中涉及的纹理谱描述符进行了测试,结果证明,结合本文所提取的纹理基元空间特征,可明显提高传统纹理谱描述符的检索性能,并且文中提出的纹理谱描述符以较低的特征的维数取得了较好的检索效果。

参考文献

- [1] He D C, Wang L. Texture unit, texture spectrum, and texture analysis. *IEEE Transactions on Remote Sensing*, 1990, 28(4):509-512
- [2] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distribution. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1):51-59
- [3] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with Local Binary Patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7):971-987
- [4] 万华林, Morshed U. Chowdhury, 胡宏等. 图像纹理特征及其在 CBIR 中的应用. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(2):195-199
- [5] 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
- [6] 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
- [7] Nanni L, Lumini A. A reliable method for cell phenotype image classification. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2008, 43(2):87-97
- [8] 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
- [9] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3):425-436
- [10] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Texture feature for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC23(6):768-780
- [11] 章毓晋. 图像处理和分析. 北京:清华大学出版社, 1999. 231-240
- [12] Manjunath B S, Ohm J R, Vasudhan V, et al. Color and texture descriptors. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technique*, 2001, 11(6):703-715

Image retrieval based on texture spectrum and its spatial feature

Sun Junding^{* **}, Wu Xiaosheng^{*}

(^{*} School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000)

(^{**} Provincial Opening Laboratory of Control Engineering Key Disciplines, Jiaozuo 454000)

Abstract

In order to solve the problems of high dimension and lack of spatial feature of the traditional texture spectrum descriptors, the paper defines the local patterns based on the relativity of central pixels and center-symmetric pixels which are different from local binary pattern (LBP) and center-symmetric local binary pattern (CS-LBP), and then, introduces texture spectrum co-occurrence matrices (TSCMs) based on the gray-level co-occurrence. After that, the statistics calculated from TSCMs are used as the spatial feature. The methods mentioned above were tested on three different databases and the results prove that the retrieval performance of the traditional texture spectrum descriptors can be improved markedly in image retrieval if the spatial feature is considered. The results also show that the new approaches presented in the paper have better performance than the traditional descriptors.

Key words: texture spectrum, local binary pattern (LBP), center-symmetric local binary pattern (CS-LBP), texture spectrum co-occurrence matrix (TSCM), image retrieval