

基于分块局部二值模式的图像检索研究

王 锋¹, 殷珍珍¹, 李 彬²

(1 河南工业大学, 河南 郑州 450001; 2 解放军信息工程大学, 河南 郑州 450002)

摘 要: 提出一种分块局部二值模式的图像检索方法, 首先利用 3×3 像素邻域的局部灰度均值代替其中心像素作为阈值计算 LBP 值, 以改善传统 LBP 算子的缺陷; 然后对图像采用分块处理, 以便更好地提取图像的局部特征. 实验表明, 与传统的基于局部二值模式的图像检索方法相比, 此方法具有更高的检索准确率.

关键词: 图像检索; 纹理特征; 局部二值模式; 分块

中图分类号: TP391.3

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)05-0021-03

Image Retrieval Based on Block Local Binary Pattern

WANG Feng¹, YIN Zhen-zhen¹, LI Bin²

(1 Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China;

2 Information Technology University of PLA, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: In this paper, a method of image retrieval based on block local binary pattern is proposed. To improve the original LBP, the average local gray level of a 3×3 local area is used to calculate the value of LBP instead of the gray value of its central pixel. Then, the image is divided into several different sub-blocks. Thus the better local features of the image can be extracted. Compared with the method of original LBP, the result of experiment shows that the method of image retrieval based on blocked local binary pattern can achieve higher precision.

Key words: image retrieval; texture feature; Local Binary Pattern; block

1 引言

纹理特征是图像中一种重要的视觉特征, 能够有效描述视觉图像中结构、粒度、方向和规则性的区域差异, 在图像检索、遥感图像分析、医学图像分析等领域发挥着重要作用.

在过去的几十年中, 纹理特征提取算法被大量提出, 其描述方法可分为统计法、结构法、模型法和频谱法.

近年来, LBP 算子作为一种有效的统计方法被广泛应用到纹理特征分析中. LBP 算子最早是由 Ojala 等^[1]提出的, 其计算简单有效. 随后, 各种改进的方法不断被提出, 如: Ojala 等人^[2]对 LBP 算子进行扩展, 使其能够适应于不同的邻域; Guo Zhen-hua 等^[3]提出了具有旋转不变性的 LBPV 描述符; 毋小省^[4-5]提出了基于增强纹理谱描述符的图像

检索.

传统的 LBP 算子具有理论和计算均比较简单的特点, 但其存在两个缺陷: (1) 容易受噪声影响; (2) 图像中不同的结构模式可能有相同的 LBP 编码. 本文提出一种改进的分块 LBP 算子的图像检索方法.

2 传统的 LBP 算子

传统 LBP 算子^[1]的基本原理是: 对于图像中某像素点 (x, y) 的 3×3 邻域, 将该像素点的灰度与其邻域像素的灰度进行比较, 若周围像素的灰度值不小于该像素的灰度值, 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, 得到 LBP 值.

图 1 表示图像中的一个 3×3 像素邻域及权值模板, 设 (x, y) 代表中心像素的坐标, p_c 为其灰度

值, $p_i (0 \leq i \leq 7)$ 为局部窗口内其他像素的灰度值, LBP 值的计算过程如式(1):

$$\text{LBP}(x, y) = \sum_{i=0}^7 s_{\text{LBP}}(p_i, p_c) \times 2^i \quad (1)$$

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

p_0	p_1	p_2	2^0	2^1	2^2
p_7	p_c	p_3	2^7		2^3
p_6	p_5	p_4	2^6	2^5	2^4

图 1 3×3 像素邻域及权值模板

图 2 给出一个计算 LBP 值的实例, $\text{LBP} = 1 + 16 + 32 + 64 + 128 = 241$.

示例图	阈值																		
<table><tr><td>8</td><td>5</td><td>2</td></tr><tr><td>12</td><td>8</td><td>1</td></tr><tr><td>15</td><td>30</td><td>18</td></tr></table>	8	5	2	12	8	1	15	30	18	<table><tr><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td></td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	0	0	1		0	1	1	1
8	5	2																	
12	8	1																	
15	30	18																	
1	0	0																	
1		0																	
1	1	1																	
权重	LBP值																		
<table><tr><td>1</td><td>2</td><td>4</td></tr><tr><td>128</td><td></td><td>8</td></tr><tr><td>64</td><td>32</td><td>16</td></tr></table>	1	2	4	128		8	64	32	16	<table><tr><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>128</td><td></td><td>0</td></tr><tr><td>64</td><td>32</td><td>16</td></tr></table>	1	0	0	128		0	64	32	16
1	2	4																	
128		8																	
64	32	16																	
1	0	0																	
128		0																	
64	32	16																	

图 2 LBP 计算实例

得到图像的 LBP 值后, LBP 纹理谱直方图即可通过统计不同 LBP 值出现的概率获得, 公式如下:

$$H(k) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M f(\text{LBP}(x, y), k) \quad (2)$$

其中,

$$f(\text{LBP}(x, y), k) = \begin{cases} 1, & \text{LBP}(x, y) = k \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, M \text{ 及}$$

N 代表图像 LBP 矩阵的分辨率, k 为具体的 LBP 值.

传统局部二值模式的分类能力比较强, 计算复杂度低, 但其存在两个缺点^[6]:

(1) 计算 LBP 值时, 3×3 邻域中心像素的灰度值直接被用作阈值, 导致 LBP 特征对噪声很敏感, 尤其是对于图像中接近均匀的区域, 中心像素值微小的变化就会引起 LBP 编码的巨大变化, 如图 3 所示.

(2) 图像中不同的结构模式或许会有相同的 LBP 编码, 如图 4 所示.

<table><tr><td>65</td><td>65</td><td>64</td></tr><tr><td>70</td><td>75</td><td>70</td></tr><tr><td>29</td><td>72</td><td>74</td></tr></table>	65	65	64	70	75	70	29	72	74	噪声 75 → 70	<table><tr><td>65</td><td>65</td><td>64</td></tr><tr><td>70</td><td>70</td><td>70</td></tr><tr><td>69</td><td>72</td><td>74</td></tr></table>	65	65	64	70	70	70	69	72	74
65	65	64																		
70	75	70																		
29	72	74																		
65	65	64																		
70	70	70																		
69	72	74																		
LBPcode:00000000		LBPcode:00011101																		

图 3 受噪声影响的 LBP 值

50	80	80
50	60	80
50	50	50

100	230	240
160	200	230
120	50	40

LBPcode:01110000 LBPcode:01110000

图 4 图像不同的结构模式具有相同的 LBP 值

3 分块 LBP 算法

为解决以上问题, 可以利用 3×3 像素邻域局部灰度均值 μ_s 代替其中心像素的灰度值作为阈值计算 LBP 值, 具体如式(3):

$$\begin{cases} \text{LBP}(x, y) = \sum_{i=0}^7 s_{\text{LBP}}(p_i, \mu_s) \times 2^i \\ \mu_s = \frac{\sum_{i=0}^7 p_i + p_c}{9} \end{cases} \quad (3)$$

式中, p_c 表示中心像素灰度值, $p_i (i = 0, \dots, 7)$ 表示邻域像素灰度值. 若邻域像素的灰度值不小于 μ_s , 则将该点赋值为 1, 否则赋值为 0.

利用 μ_s 代替中心像素的灰度值作为阈值计算 LBP 值, 可以使 LBP 算子对噪声的鲁棒性更强, 并且由于将邻域像素周围的像素也考虑在内, 不同结构具有相同 LBP 编码的概率也会降低.

为了更好地提取图像的局部特征, 对图像采用分块处理. 由于图像的主体一般分布在图像的中间部分, 通常人们对图像中心部分的兴趣也比边缘部分大, 在本文中, 对大小为 $M \times N$ 的图像采用非均匀的 5 分块处理, 如图 5 所示. 图中每个分块含有的空间信息重要程度由该块的面积决定.

对图像进行分块处理后, 对于第 i 个分块, 利用本文改进的 LBP 算法计算图像的 LBP 矩阵, 记为 LBP_i , 然后统计不同的 LBP 值出现的概率, 得到该分块的纹理谱直方图, 记为 h_i , 则图像的 LBP 纹理特征 F_{tex} 记为 $(h_1, h_2, h_3, h_4, h_5)$.

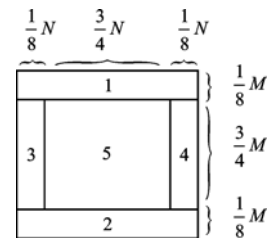


图 5 图像 5 分块

4 相似度计算

假设查询图像 q 的 LBP 纹理特征为 $F^q = (h_1^q, h_2^q, \dots, h_5^q)$, 图像库中的图像 p 的 LBP 纹理特征为

$F^p = (h_1^p, h_2^p, \dots, h_s^p)$, 采用 χ^2 距离来度量纹理谱直方图之间的距离, 如式(4):

$$dis_{\text{tex}}(q, p) = \sum_{i=1}^5 \omega_i \left(\sum_{j=1}^{256} \frac{(h_{ij}^q - h_{ij}^p)^2}{h_{ij}^q + h_{ij}^p} \right) \quad (4)$$

式中, i 为图像分块的编号, j 为 LBP 纹理特征的维数(图像 5 个分块的 LBP 纹理特征均为 256 维), h_{ij}^q 为图片 q 第 i 个分块的纹理描述符中第 j 维的值, h_{ij}^p 为图片 p 第 i 个分块的纹理描述符中第 j 维的值, ω_i 为第 i 个分块被赋予的权值, 取值如下:

$$\omega_1 = \omega_2 = \frac{1}{8}, \omega_3 = \omega_4 = \frac{3}{32}, \omega_5 = \frac{9}{16},$$

且满足 $\sum_{i=1}^5 \omega_i = 1$.

5 实验及结果分析

实验采用的测试图像库是由 corel 数据集集中的 1 000 幅图像构成, 图像的规格为 256×384 或 384×256 . 测试图像库中共包含十个类别: 动物、风景、建筑物、公共汽车、食品等, 每个类别有 100 幅图像. 在检索时, 检索返回的结果中与查询图像属于一个类别的图像被认为是正确的图像. 采用传统的 LBP 算法和本文提出的分块 LBP 算法分别在测试图像库中检索, 并利用查全率和查准率来评价两种方法的性能.

查准率是指系统完成单次检索后, 检索结果中与查询样例相似的图像数量在检索结果总数量中所占的百分比. 查全率是指系统完成单次检索后, 检索结果中与查询样例相似的图像数目占图像数据库中所有与查询样例相似的图像总数目的比重. 查准率越高, 表明系统的图像检索准确率就越高; 查全率越高, 表明系统检索出正确图像的能力越强.

为了验证本文算法的有效性, 从图像库的 10 个类别中随机挑选 100 张图像(每个类别 10 张)作为查询样例, 在相同的平台上进行检索, 分别计算利用传统的 LBP 算法和分块 LBP 算法检索时, 返回不同结果数目条件下系统的平均查准率以及不同查全率条件下系统的平均查准率, 统计结果如图 6、图 7 所示.

由图 6、图 7 可以看出: 相对于传统的 LBP 算法, 分块的 LBP 算法可以使图像检索的准确率在很大程度上提高. 在检索结果数目相同时, 分块 LBP 算法的平均查准率比传统 LBP 算法高 4% 左右; 在查全率(0.1 至 0.9 之间)相同时, 分块 LBP 算法的平均查准率比传统 LBP 算法也高 4% 左右. 可见,

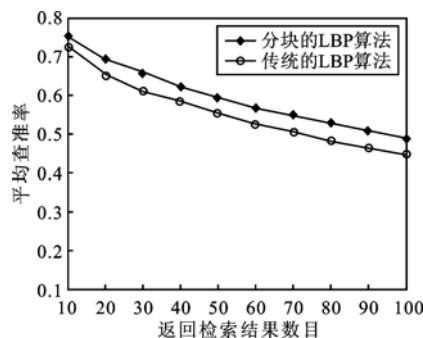


图6 查准率与图像检索结果数量关系

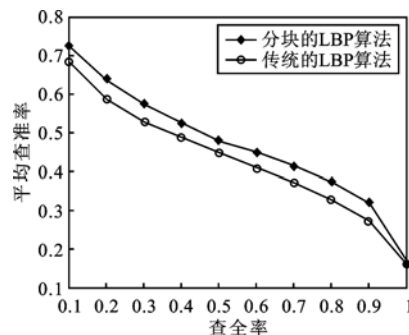


图7 查全率与查准率变化曲线

本文提出的分块 LBP 算法明显优于传统的 LBP 算法.

表 1 统计了利用两种算法检索, 返回图像数目为 20 时, 各个类别对应的平均查准率. 从表中数据可以看出, 与传统的 LBP 算法相比, 除“恐龙”的平均查准率无变化外, 其他各类别利用分块 LBP 算法检索的平均查准率都有不同程度的提高, 其中, “大象”、“马”和“食物”的提升幅度比较大, 至少为 10%. 两种方法对应的检索结果, 可见, 分块 LBP 算法检索效果比较好.

表 1 各类别两种算法检索的平均查准率

类别 \ 算法	传统 LBP 算法	分块 LBP 算法
人物	50.5%	51.5%
海滩	60%	64.1%
建筑	62.5%	63.5%
汽车	96%	98.1%
恐龙	99.5%	99.5%
大象	40.9%	56.4%
花	92%	94.5%
马	67.5%	82%
山	40.5%	45.5%
食物	42%	52%

(下转第 27 页)

先使用 G_A^0 模型定义能量映射函数以特征化每个像素,该方法使用能量映射函数值代替像素值进行后续处理,即由每个像素的能量映射函数值作为像素值构建“新”的图像,减小了相干斑影响,也使得应用到光学图像、医学图像上的分割方法不经较大修改即可处理该图像,然后结合水平集方法,可以很好的实现SAR图像的分割.通过大量的实验并与RSF方法相对比,证明了该方法的有效性和适用性.

利用基于 G_A^0 统计模型-水平集方法虽然能得到较好的分割效果,但该方法需要用能量映射函数对每个像素进行处理,计算量较大,如何减小计算量仍需要进一步研究.

参考文献:

- [1] Ismail Ben Ayed, Amar Mitiche. A partition constrained minimization scheme for efficient multiphase level set image segmentation[C]//IEEE International Conference on Image Processing, USA: Atlanta, 2006.
- [2] Jilan Feng, Zongjie Cao. Multiphase SAR image segmentation with G_A^0 -statistical-model-based active contours[J]. IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(7): 4190-4199.
- [3] Regis C.P. Marques, Fatima N., et al. SAR image segmentation based on level set approach and G_A^0 model[J]. IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine intelligence, 2012, 34(10): 2046-2057.
- [4] Vese L, Chan T. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.
- [5] Ayed I B, Mitiche A. Multiregion level-set partitioning of synthetic aperture radar images[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 793-800.
- [6] Frery A C, Muller H J. A model for extremely heterogeneous clutter[J]. IEEE Trans On Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 648-659.
- [7] Frery A C, Nascimento A D C. Contrast in speckled imagery with stochastic distances[C]//Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing, Hong Kong, 2010: 69-72.
- [8] Zhu S C, Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1996, 18(6): 884-900.
- [9] Sethian J A. Level set methods and fast marching methods [M]. 2nd ed. Cambridge, U K: Cambridge University Press, 1999.

作者简介:

殷戴乾 男, (1987—), 硕士. 研究方向为模式识别与图形图像处理.

(上接第23页)

6 结束语

本文提出一种分块LBP算法.将 3×3 像素邻域的局部灰度均值代替其中心像素作为阈值计算LBP值,改善了传统LBP算法存在的缺陷,增强了其对噪声的鲁棒性;然后通过对图像采用分块处理,更好地提取了图像的局部特征.实验数据表明,该算法所提取的图像特征具有较好的鉴别能力,能够有效提高图像检索的准确率.

参考文献:

- [1] Ojala T, Pietiainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distribution[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [2] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [3] Guo Zhenhua, Zhang Lei, Zhang David. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 706-719.
- [4] 毋小省, 孙君顶. 基于增强纹理谱描述符的图像检索[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(7): 221-223.
- [5] 毋小省. 改进的旋转不变区域纹理谱描述符[J]. 光子·激光, 2011, 22(5): 783-787.
- [6] Yang Zhao, Wei Jia. Completed robust local binary pattern for texture classification[J]. Neurocomputing, 2012(106): 68-76.

作者简介:

王 锋 男, (1974—), 博士, 副教授. 研究方向为计算机技术及应用.