

# 基于方向导数纹理描述子的纹理图像聚类

向 斌,陈晓云

(福州大学 数学与计算机科学学院,福建 福州 350108)

**摘 要:** 在深入分析 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 的基础上,提出了一种 4 维的快速纹理描述子。该描述子计算 4 个方向的方向导数,在维数由 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP 的 16 维降到了 4 维的同时,较 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 具有更好的区分能力,对纹理图像的聚类准确度更高,描述子计算时间平均在 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 的以内。

**关键词:** 纹理;中心对称局部二值模式;模糊;纹理谱描述子;方向导数

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)19-0037-04

## Texture image clustering based on directional derivative texture descriptor

Xiang Bin, Chen Xiaoyun

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** Based on the analysis of CS-LBP, ICS-LBP, FCS-LBP and ECS-LBP, a texture descriptor of 4 dimensions is proposed. This descriptor calculates the directional derivative of 4 directions, which is more discriminative and more accurate in clustering, comparing to CS-LBP, ICS-LBP, FCS-LBP and ECS-LBP. However, this descriptor has a dimension of 4 from CS-LBP, ICS-LBP, FCS-LBP and ECS-LBP of 16. The average computing time is within CS-LBP, ICS-LBP, FCS-LBP and ECS-LBP.

**Key words:** texture; CS-LBP; fuzzy; texture spectrum descriptor; directional derivative

纹理是物体和景物的固有属性,纹理分析的目的在于刻画纹理的特征,纹理分类是在纹理分析的基础上进行分类,是目前具有重大研究意义的课题。参考文献[1]在  $8 \times 8$  的纹理单元中根据中心像素与其邻域像素的灰度差关系提出了纹理谱的概念;参考文献[2]在此基础上提出了局部二值模式(Local Binary Pattern)纹理谱描述符;参考文献[3]在区域内采用光栅扫描的顺序进行相邻像素的灰度比较;参考文献[4]用邻域均值代替中心像素进行计算。参考文献[2]~[4]提高了纹理描述的准确度,但是维数较高,计算量大,实时性不高。参考文献[5]提出中心对称的局部二值模式(Center-Symmetric Local Binary Patterns)纹理谱描述符,使描述符的特征维数由 256 维降低到了 16 维。参考文献[6]考虑了中心像素与邻域像素的灰度关系,提出了 ICS-LBP 纹理谱描述符。参考文献[7]使用模糊方法使灰度差的判断从绝对的是否满足 0 或 1 关系变成  $[0, 1]$  区间的度量。参考文献[8]提出了 ECS-LBP,通过让一个方向上正向和逆向相同,提高了描述子抗旋转的鲁棒性。参考文献[9]提出了一种与具体的

分类问题无关的纹理特征选择算法。参考文献[10]提出了一种 3 层模型,可以在兼顾鲁棒性的同时估计感兴趣的最佳特征集合。参考文献[11]对局部频率使用不同的滤波,提出了一种具有抗噪声和旋转不变性的纹理描述子。

许多纹理描述子没有考虑到特征间的相关性与冗余性,特征描述维数较高,计算量大。但是纹理分类希望可以找到足以满足分类需要的纹理特征的同时尽量使纹理的描述简单快速,有较低的维数。本文分析了 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 的本质,在其本质基础上提出了基于方向导数的纹理描述子,在纹理描述计算量大幅下降的同时保持了较好的特征表示能力。

### 1 CS-LBP, ICS-LBP, FCS-LBP 本质分析

#### (1) CS-LBP 描述符

CS-LBP 以  $3 \times 3$  像素作为一个纹理单元,中心像素  $p_c$  被  $p_0 \cdots p_7$  8 个像素围绕,其中  $(p_0, p_4)$ 、 $(p_1, p_5)$ 、 $(p_2, p_6)$  和  $(p_3, p_7)$  处于 4 个方向上,如图 1 所示,该 4 个方向命名为方向 0、1、2、3。

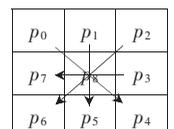


图 1 CS-LBP 描述符像素对分布

描述符定义为：

$$CL = \sum_{i=0}^3 C_i \times Q_i \quad (1)$$

$$C_i = \begin{cases} 1, & p_i - p_{i+4} > \mu \\ 0, & p_i - p_{i+4} \leq \mu \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $Q_i = 2^i$ ,  $\mu$  为设定的阈值, 且  $\mu \geq 0, i = 0, 1, 2, 3$ 。该描述符本质上是通过 4 个方向像素值变化的累加来描述纹理单元, 若一个方向上的两个点按图 1 箭头方向的变化  $p_i - p_{i+4}$  大于给定阈值, 则认为该方向上存在变动, 令  $C_i = 1$ ; 否则不存在明显变动, 令  $C_i = 0$ 。每个方向的变化乘以不同的尺度  $Q_i$ , 而  $Q_i = Q_{i-1} \times 2$ , 使描述符 CL ( $CL \in \{0, 1, 2, \dots, 15\}$ ) 与不同方向上的 16 种变化构成一一对应, 如表 1 所示。

(2) ICS-LBP 描述符

参考文献[6]不是通过一个方向的差值是否大于某个阈值来判断该方向是否存在变化, 而是通过判断中心像素是否与一个方向上的两个像素处于同一变化趋势来判断该方向是否存在变化, 即  $p_i \geq p_c \geq p_{i+4}$  或者  $p_i < p_c < p_{i+4}$  时判断该方向存在变化。ICS-LBP 与 CS-LBP 的区别在于, ICS-LBP 在一个方向上不仅考虑了正向而且也对称地考虑了逆向的情形, 这样从本质上来说, ICS-LBP 是在 8 个方向进行统计。例如 CL=15 时, 在 0、1、2、3 4 个方向上均有变化, 但是变化的趋势均有正反两种, 所以在 CL=15 时即包括 16 种纹理单元结构。

$$CL = \sum_{i=0}^3 C_i \times Q_i \quad (3)$$

$$C_i = \begin{cases} 1, & (p_i \geq p_c \text{ and } p_c \geq p_{i+4}) \text{ or } (p_i < p_c \text{ and } p_c < p_{i+4}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

(3) FCS-LBP 描述符

FCS-LBP 认为纹理单元像素的平均值  $\bar{p}$  较中心像素  $p_c$  更能体现纹理单元的整体特性, 所以用  $\bar{p}$  代替  $p_c$ 。且 FCS-LBP 认为一个方向的变换用绝对的是否存在来判断不够准确, 所以  $F_i, i = 0, 1, 2, 3$  应满足  $F_i \in [0, 1]$ ,  $i$  方向变换趋势越强, 则  $F_i$  越趋近于 1, 否则趋向于 0。

FCS-LBP 描述符为：

$$FCL = \text{round} \left( \sum_{i=0}^3 F_i \times Q_i \right) \quad (5)$$

$$F_i = \begin{cases} \mu, & (p_i \geq \bar{p} \text{ and } \bar{p} \geq p_{i+4}) \text{ or } (p_i < \bar{p} \text{ and } \bar{p} < p_{i+4}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu = \mu_0(d_i) \times 0 + \mu_1(d_i) \times 1 \quad (7)$$

其中,  $d_i = |p_i - p_{i+4}|$ ,  $\text{round}(-)$  表示取整,  $\mu_0(d_i)$ 、 $\mu_1(d_i)$  为隶

表 1 CL 值对应的方向变化

CL	存在变化的方向
0	4 个方向均无变化
1	0
2	1
3	0, 1
4	2
5	0, 2
6	1, 2
7	0, 1, 2
8	3
9	0, 3
10	1, 3
11	0, 1, 3
12	2, 3
13	0, 2, 3
14	1, 2, 3
15	0, 1, 2, 3

属函数。

(4) ECS-LBP 描述符

参考文献[9]中提出的 ECS-LBP 改变了  $C_i$  的计算方法, 使得在一个方向上正向与方向的情况是相同的, 即  $|p_{i+4} - p_i| = |p_i - p_{i+4}|$ 。参考文献[9]认为当图像发生平角度旋转时, 纹理谱的分布不会发生变化, 提高了纹理谱描述符的旋转鲁棒性。

$$CL = \sum_{i=0}^3 C_i \times Q_i \quad (8)$$

$$C_i = \begin{cases} 1, & |p_i - p_{i+4}| > \mu \\ 0, & |p_i - p_{i+4}| \leq \mu \end{cases} \quad (9)$$

2 基于方向导数的描述符

从以上分析可以看出, CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 均为在  $3 \times 3$  的纹理单元中根据图 1 所示的 4 个方向的变换进行描述, 不同的方向变换情况对应 0~15 不同的数值。对整个纹理图像的所有纹理单元进行统计后得到 0~15 的数量, 此 16 维的向量即为该纹理图像的描述子。但是为什么 4 个方向的变换情况却要用 16 维数据来描述原算法中没有给出解释。CS-LBP、ICS-LBP 在一定程度上描述了 4 个方向上是否有变化却没有描述变换的程度, 例如  $u=10$ , CS-LBP 的一个方向上  $(x+100, x, x-100)$  与  $(x+5, x, x-6)$  有相同的描述, ICS-LBP 的一个方向上 3 个像素为  $(x+0.1, x, x-0.1)$  与  $(x+50, x, x-50)$  有相同的描述, 而显然前后的情况相差比较大,

很可能是不同的纹理的表现。FCS-LBP 在计算  $\sum_{i=0}^3 F_i \times Q_i$  是在区间 [0, 15] 上连续的, 一定程度上描述了各个方向上变化的程度, 但是在取整时造成一定的损失。ECS-LBP 虽然在一定程度上提高了描述子的旋转鲁棒性, 但是没有考虑到现实中的数字图像只在离散的点取值, 没有分析图像旋转给图像带来的变化。本文结合 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 的本质提出了一种基于方向导数的纹理描述子 GBD (Gradient-Based-Descriptor), 即对于一幅纹理图像, 设定纹理单元的大小, 在纹理单元内计算各个方向的方向导数, 方向导数即为该纹理单元的描述子, 方向导数的个数即为描述子的维数。方向导数的算法可以采用 Roberts 算子、Sobel 算子等。对整幅纹理图像的描述子为所有纹理单位描述子的平均值。图 2 为本文采用的算法。

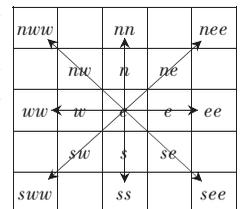


图 2 方向导数描述符像素对分布

一个纹理单元为  $5 \times 5$  的像素块, 该纹理单元描述为  $des = \{d_0, d_1, d_2, d_3\}$ ,  $d_0, d_1, d_2, d_3$  为 4 个方向的方向导数, 定义如下：

$$d_0 = |nww + nw - se - see| / 2 \quad (10)$$

$$d_1 = |nn + n - s - ss| / 2 \quad (11)$$

$$d_2 = |nee + ne - sw - sww| / 2 \quad (12)$$

$$d_3 = |ee + e - w - ww|/2 \quad (13)$$

设  $(x_0, y_0)$  为原坐标,  $(x, y)$  为旋转后坐标, 旋转角度为  $\theta$ ,  $W, H$  为原图像宽度与高度,  $W_{new}, H_{new}$  为旋转后的图像宽度和高度, 则按顺时针方向旋转公式如式 (14) 所示, 逆旋转公式为如式 (15) 所示。

$$(x, y, l) = (x_0, y_0, l).$$

$$\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ -0.5 \times W \times \cos\theta + 0.5 \times H \times \sin\theta + 0.5 \times W_{new} & -0.5 \times W \times \sin\theta - 0.5 \times H \times \cos\theta + 0.5 \times H_{new} & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$(x_0, y_0, l) = (x, y, l).$$

$$\begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ -0.5 \times W_{new} \times \cos\theta - 0.5 \times H_{new} \times \sin\theta + 0.5 \times W & 0.5 \times W_{new} \times \sin\theta - 0.5 \times H_{new} \times \cos\theta + 0.5 \times H & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

数字图像  $f(x, y)$  只在离散的点取值, 坐标  $(x, y)$  返回到原图像中坐标  $(x_0, y_0)$  将变为浮点型,  $(x, y)$  将被插值。像素点在  $W \times H$  的矩形内各个方向像素的密度不同, 例如按图 1 中方向 1、3 的单位距离像素个数为方向 0、4 单位距离像素个数的  $\sqrt{2}$  倍。在进行图像旋转时为了保持原图像整体大小、比例不变, 像素密度高的方向转向像素密度低的方向时多余像素将被舍去, 像素密度低的方向转向像素密度高的方向时将缺少的像素进行插值补充。CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、GBD 每个方向的夹角均为  $45^\circ$ , 直观上感觉若图像按  $45^\circ$  的整数倍旋转将不影响描述子的区分能力, 但是旋转导致的像素不同分布以及像素插值的误差导致了描述子对旋转的敏感。CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 在一个方向上均利用与中心像素对称的最近两点  $p_i, p_{i+4}$  (图 1), 而 GBD 利用了  $P_i, P_{i+4}$  以及次外的对称两点 (如图 2 中的  $nm$  与  $s$ ) 进行计算, 使 GBD 具有更好的旋转鲁棒性。根据需要可以在以下几点对 GBD 进行扩展: (1) 选择不同的方向导数算子, 如 Roberts、Sobel 算子; (2) 选择与中心像素对称的 3 对或更多像素; (3) 在 8 个方向上进行计算, 用 8 维代替 4 维。

### 3 实验结果及评价

随机选择 Brodatz 纹理库 (112 张  $640 \times 640$  的纹理图像) 中的 5 张图像, 每张图分割成 100 张不相交的的子图像, 得到 500 张子图像作为一组待分类数据, 如图 3 所示, 按同样的方法构造 100 组待分类数据。实验对该 100 组数据聚类并统计平均结果。实验环境: MATLAB 2012, Windows 7 操作系统, i3-2100@3.10 GHz 双核处理器, 6 GB 内存。对 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP, 参考文献 [7] 中分块主纹理分别应用于 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 4 种描述子得到的 4 种描述子 (记为 CS-LBP1、ICS-LBP1、FCS-LBP1、ECS-LBP1), 以及本文方向导数描述子共 9 种描述子进行聚类对比实验。聚类方法采用频谱聚类<sup>[12]</sup>, 该聚类方法建立在距离矩阵的基础上, 纹理描述子区分能力越强, 则

类间的样本距离越大、类内样本距离越小, 聚类具有更好的效果, 聚类结果如表 2 所示。平均准确率表示对 100 组数据进行聚类的平均准确率, 最大、最小准确率分别表示 100 次聚类结果中最高的准确率和最低的准确率。

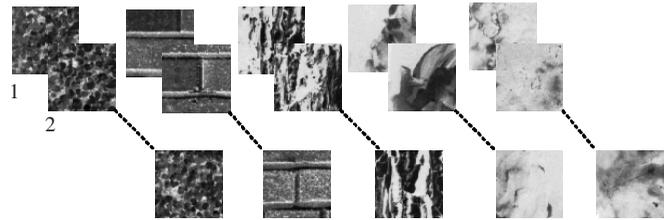


图 3 一组待聚类无旋转数据

表 2 4 种描述子聚类结果对比 (一)

描述子	平均、最大、最小准确率/%	维数	平均时间/s
CS-LBP	70.09, 94.60, 40.20	16	14.04
ICS-LBP	69.41, 95.20, 41.20	16	13.06
FCS-LBP	71.76, 99.00, 45.60	16	20.31
ECS-LBP	70.64, 92.60, 47.20	16	14.14
CS-LBP1	67.43, 94.40, 38.00	16	25.84
ICS-LBP1	67.99, 95.60, 41.80	16	22.68
FCS-LBP1	69.07, 97.60, 39.40	16	23.45
ECS-LBP1	68.73, 90.40, 41.20	16	24.88
GBD	73.17, 98.00, 46.20	4	1.32

对该 100 组纹理图像进行旋转: 一组中 500 张图像随机分成 4 部分, 每部分 125 张, 分别按角度  $45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ$  逆时针方向旋转, 如图 4 所示。对旋转后的数据进行相同的聚类实验, 结果如表 3 所示。

从表 2、表 3 中可以看出, 本文提出的描述子 (GBD) 在聚类平均准确度提高的同时, 维数由对比描述子的 16 维降为 4 维, 描述子提取时间有了较大的提高。在对纹理图像进行旋转后, GBD 也保持了较好的准确度。

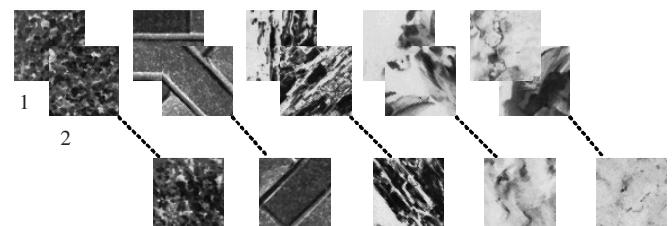


图 4 一组待聚类旋转数据

表 3 4 种描述子聚类结果对比 (二)

描述子	平均、最大、最小准确率/%	维数	平均时间/s
CS-LBP	43.53, 62.80, 25.00	16	13.51
ICS-LBP	40.81, 54.00, 28.60	16	12.51
FCS-LBP	45.67, 68.80, 25.00	16	12.55
ECS-LBP	57.86, 79.80, 33.60	16	15.47
CS-LBP1	42.70, 58.60, 25.80	16	24.96
ICS-LBP1	39.73, 54.00, 27.40	16	23.16
FCS-LBP1	44.49, 67.60, 25.00	16	22.98
ECS-LBP1	56.37, 74.60, 34.40	16	24.90
GBD	65.02, 92.20, 40.00	4	1.40

GBD 描述子较 CS-LBP、ICS-LBP、FCS-LBP、ECS-LBP 描述子在维数、提取时间大幅降低的同时没有降低其对纹理的区分能力,在聚类实验中具有更好的聚类效果。图像在进行旋转时需要图像像素进行插值,像素间相对位置也会改变,这是导致 GBD 在旋转纹理图像描述能力下降的原因。下一步工作是进一步分析纹理图像旋转导致描述子区分能力下降的原因,提高描述子的旋转不变性。

#### 参考文献

- [1] HE D C, WANG L. Texture unit, texture spectrum, and texture analysis[J]. 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[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [3] 万华林, MORSHED U, 胡宏, 等. 图像纹理特征及其在 CBIR 中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2003, 15(2): 195-199.
- [4] 木拉提·哈密提, 刘伟, 董勤业. 纹理谱直方图与潜在语义标引在图像检索中的应用[J]. 科技通报, 2006, 22(3): 389-394.
- [5] HEIKKILÄM, PIETIKÄINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [6] 孙君顶, 毋小省. 基于纹理谱及其空间特征的图像检索[J]. 高技术通讯, 2010, 20(8): 822-827.
- [7] 陈刚, 陈晓云. 基于模糊及分块主纹理谱的图像聚类[J]. 福州大学学报, 2012(5): 44-46.
- [8] 陈刚, 陈晓云. 一种具有旋转鲁棒性的纹理谱描述子[J]. 中国图象图形学报, 2012(7): 98-104.
- [9] PUIG D, GARCIA M A, MELENDEZ J. Application-independent feature selection for texture classification[J]. Pattern Recognition, 2010(43): 3282-3297.
- [10] Guo Yimo, Zhao Guoying, PIETIKÄINEN M. Discriminative features for texture description[J]. Pattern Recognition, 2012(45): 3834-3843.
- [11] MAANI R, KALRA S, Yang Y H. Noise robust rotation invariant features for texture classification [J]. Pattern Recognition, 2013(46): 2103-2116.
- [12] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.

(收稿日期: 2013-07-24)

#### 作者简介:

向斌, 男, 1979 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 数据挖掘与模式识别。

陈晓云, 女, 1970 年生, 博士, 教授, 主要研究方向: 数据挖掘, 机器学习, 模式识别。