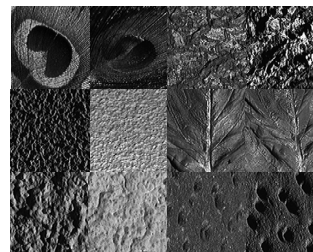




DOI: 10.12086/oe.2019.180604

融合 CLBP 和局部几何特征的纹理目标分类

寇旗旗¹, 程德强^{1*}, 于文洁¹, 李化玉²¹中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116;²安徽省皖北煤电集团有限责任公司信息中心, 安徽 宿州 234000

摘要: 针对基于 LBP 的许多改进方法需要提前训练, 对旋转和照明变化鲁棒性较差的特点, 本文通过融合 CLBP 和图像表面的局部几何不变特征提出了一种新的纹理分类方法。该算法首先计算图像表面的局部几何不变特征, 然后对其进行量化和编码。其次, 再将编码结果与 CLBP 直方图进行融合。本文提出的算法能够同时提取图像的宏观和微观特征, 且具有不明显增加特征维度, 无需提前训练, 对图像的旋转和光照变化保持不变的特点。在两个标准纹理数据库上进行实验验证, 结果表明, 本文算法与其它算法相比在分类精度和鲁棒性上都有明显的提高。

关键词: LBP; CLBP; 纹理分类; 局部几何不变特征

中图分类号: TP391

文献标志码: A

引用格式: 寇旗旗, 程德强, 于文洁, 等. 融合 CLBP 和局部几何特征的纹理目标分类[J]. 光电工程, 2019, 46(11): 180604

Texture target classification with CLBP and local geometric features

Kou Qiqi¹, Cheng Deqiang^{1*}, Yu Wenjie¹, Li Huayu²¹School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;²Anhui Province Wanbei Coal and Electricity Group Co., Ltd. Information Center, Suzhou, Anhui 234000, China

Abstract: For the problems of needing pre-training and poor robustness to rotation and illumination changes of various improved algorithms based on local binary pattern (LBP), this paper presents a new texture classification algorithm by integrating the completed local binary pattern (CLBP) and the local geometric invariant features of the image surface. In our algorithm, the local geometric invariant features are first computed. Then the computed results are further quantified and encoded to make combination with the CLBP histogram. The proposed algorithm can extract image macroscopic and microscopic features simultaneously, and it has the properties of not significantly increasing feature dimension, without pre-training, and invariance to the rotation and illumination changes. Experimental verifications are conducted on two standard texture databases, and the results demonstrate that the proposed algorithm outperforms the comparative classification algorithms in classification accuracy and robustness.

Keywords: LBP; CLBP; texture classification; local geometric invariant features

收稿日期: 2018-11-21; 收到修改稿日期: 2019-04-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51774281); 徐州市科技项目(KC16Z1214)

作者简介: 寇旗旗(1988-), 男, 博士研究生, 主要从事图像处理、计算机视觉与模式识别的研究。E-mail: kouqiqi@cumt.edu.cn

通信作者: 程德强(1979-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事图像智能检测与模式识别、图像处理与视频编码的研究。

E-mail: deqcheng@163.com

Citation: Kou Q Q, Cheng D Q, Yu W J, et al. Texture target classification with CLBP and local geometric features[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(11): 180604

1 引言

纹理分析^[1]是图像处理和模式识别领域的一个重要的研究内容,由于纹理包含有丰富的图像表面结构信息,所以常常被用来做目标的识别和分类。目前,纹理分析已经广泛用于材料分类、场景理解、人脸检测和识别、行人检测^[2]、场景变换等领域中。

早期的纹理分类方法主要集中在纹理图像的统计分析上,代表性方法包括共生矩阵法^[3]、Gabor 滤波^[4]、小波变换^[5]等,当训练样本和测试样本具有相同的纹理方向和灰度值时,这些方法都能取得良好的分类结果。但是,真实环境中的纹理图像时常会发生旋转变化和受光照变化的影响,这些变化将严重影响统计方法的性能。因此,提取图像中对旋转和光照保持不变的特征信息一直是国内外学者的研究热点,针对这种情况,已经有许多纹理分类方法被提出来,经典的方法有自回归模型、多分辨率自回归模型、马尔可夫模型、高斯-马尔可夫随机域和自相关模型等。Ojala 等人在 2002 年提出了经典的局部二值模式(local binary patterns, LBP)^[6],它基于像素的局部强度来提取纹理信息,由于具有计算简单、速度快、精度高的特点,LBP 已被广泛用于基于内容的图像检索和其它模式识别应用,例如动态纹理识别、医学图像分析、运动检测、掌纹识别、物体跟踪^[7]等。随后为了解决纹理受旋转和光照变化影响的问题,Ojala 又提出了统一模式下的旋转不变局部二值模式。在 LBP 算法的基础上,先后有许多纹理分类算法被提出来,例如:原始的 LBP 对噪声比较敏感,为了提高对噪声的鲁棒性,Tan 等人提出了将中心像素和相邻像素的像素差值分割成局部三元模式(local ternary pattern, LTP)^[8]。为了提高对灰度和旋转变化的分类识别能力,Guo 等人提出了完备的 LBP 模型(completed local binary pattern, CLBP)^[9],该方法使用全局阈值将中心像素的灰度级转换为二进制字符串,即 CLBP-Center(CLBP_C),并将图像局部差异信息分成符号和幅值两个互补的组成部分,同时把这两个差异信息定义为两个运算符,即 CLBP-Sign(CLBP_S)和 CLBP-Magnitude(CLBP_M),然后分别对图像局部差异的符号和幅值信息进行编码。Zhao 等人又在 CLBP 的基础上,按照 LTP 的模式将其拓展为完

备的局部三元计数(completed local binary count, CLBC)^[10]。除了对局部二进制模式进行结构上的改进外,一些纹理分类算法也将基于 LBP 的改进算法同其它算法相结合,如 LBP 与 HOG^[11],LBP 与 CoHOG,CLBP 与 HOG,CLBC 与 HOG 等,这种通过与其它算法相结合的方法通常情况下都能取得一定的性能改善,但是提高的效果并不明显,且所提取特征向量的维度与 LBP 算法的维度相比都增加了很多,而且许多基于 LBP 的纹理分类算法在进行分类实验时,都需要对分类器提前训练。综上所述,目前纹理分类方法还存在以下问题:

- 1) 对旋转和照明变化所产生的影响鲁棒性较低;
- 2) 需要提前训练且计算复杂度高;
- 3) 所提取的特征维度过高。

为了解决以上三点问题,本文在分析 CLBP 算法的基础上,融合了图像表面的局部几何不变特征信息,使得所提出的算法具有旋转不变性、光照不变性、无需提前训练、特征维度适中的优点。本文算法的创新主要有以下几个方面:

- 1) 利用局部几何不变特征的连续旋转不变特性来提高本文所提出算法对旋转的鲁棒性;
- 2) 能够同时获取纹理的微观和宏观结构信息,有效地提高了对光照变化的鲁棒性和分类识别能力;
- 3) 提出将局部不变几何特征转化为局部二值模式并利用类似 CLBP 的模式对其进行编码,使其能够便于同 CLBP 特征相融合。

2 本文所提出的算法

2.1 完备的局部二值模式

尽管 LBP 具有计算简单、效率高的特点,但是其过于简化纹理的局部结构从而导致很多相似的纹理信息被划分到同一种类型之中。为了改善这种情况和提高纹理信息的区分精度,Guo 等^[9]将局部差异信息分解为幅值 CLBP_M(用 M_{CLBP} 表示)和符号 CLBP_S(用 S_{CLBP} 表示)两部分。符号信息 CLBP_S 等同于最基本的 LBP,幅值局部变量信息 CLBP_M 的定义为

$$M_{CLBP}(P, R) = \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p, c) 2^p, \quad t(x, c) = \begin{cases} 1, & x \geq c \\ 0, & x < c \end{cases}, \quad (1)$$

其中: m_p 为图像某个像素点的幅值, c 为整幅图像幅

值的平均值, p 为中心像素邻域的采样点个数, R 为采样半径。考虑到利用中心像素的灰度信息 CLBP_C(用 C_{CLBP} 表示)也可以提高 CLBP 算法的区分能力, 所以 Guo 等人也对其进行了计算:

$$C_{CLBP}(P,R)=t(g_c,c_1), \quad (2)$$

其中: t 的定义等同于式(1)中, 阈值 c_1 代表了整幅图像的灰度平均值。最后, 将 CLBP_C、CLBP_S、CLBP_M 这三个算子以并联的形式进行特征融合, 融合后的并联直方图被定义为 CLBP_S/M/C, 也就是经典的 CLBP 特征描述符。

2.2 局部几何不变特征

图像表面的几何不变特征分为很多种, 而对图像几何表面曲率信息的研究在国内外还比较少, 且将其应用在图像处理与模式识别领域的研究更是非常稀少。图像表面的几何曲率主要表示图像在表面某一点的弯曲程度, 通常曲率又分为平均曲率、主曲率^[12]和高斯曲率, 主曲率具有连续旋转不变性的特点, 且主曲率又包含极大值曲率和极小值曲率, 这两个极值分别代表了图像表面的宏观结构和微观结构信息, 利用

图像表面的主曲率不仅可以提高分类算法对图像旋转变化的鲁棒性, 且能同时获取目标的宏观结构和微观结构信息, 可以有效地提高分类算法的区分能力。目前对主曲率的研究并将其用在纹理分类上的文献有 [13-15], 并且都取得了非常好的实验结果, 图像表面上某一像素点的主曲率几何结构原理图如图 1 所示。

2.3 融合 CLBP 和局部几何信息的特征提取

在提取图像纹理特征信息的过程中, 首先计算图像表面所有像素点的主曲率信息, 然后再对主曲率信息中的两个极值曲率进行特征转换和编码, 最后再将主曲率编码信息与 CLBP 算法提取的特征信息相融合, 本文算法的具体流程图如图 2 所示。

图像几何表面某一点的主曲率通常可以通过计算 Hessian 矩阵的特征值来得到, 对一个灰度图像 $I(x, y)$, 在图像上某一点 (x, y) 处的 Hessian 矩阵定义:

$$H_{\sigma}(x,y)=\begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} I * G_{xx} & I * G_{xy} \\ I * G_{xy} & I * G_{yy} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中: $*$ 为卷积符号, G_{xx} 、 G_{yy} 和 G_{xy} 分别代表图像沿

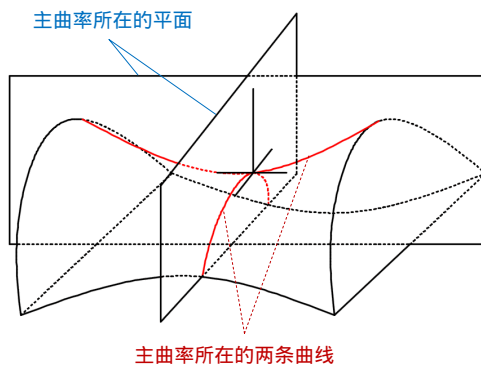


图 1 图像表面上某一点的主曲率的几何结构原理图

Fig. 1 Geometry schematic diagram of principal curvatures at a point on an image surface

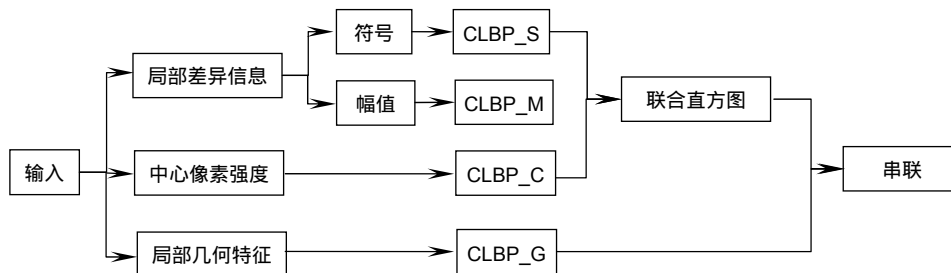


图 2 融合 CLBP 和局部几何信息的特征提取算法流程图

Fig. 2 Flowchart of feature extraction algorithm combining CLBP and local geometric features

横、纵坐标及对角线坐标方向的二阶导数滤波器 定义：

$$G_{xx} = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(\frac{x^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right), \quad (4)$$

$$G_{yx} = G_{xy} = \frac{xy}{2\pi\sigma^6} \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right), \quad (5)$$

$$G_{yy} = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(\frac{y^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right). \quad (6)$$

带有尺度因子的高斯函数定义如下：

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right), \quad (7)$$

其中 σ 为标准偏差。同时由于高斯导数滤波器滤波半径的大小与 σ 的值成正比，所以它又常常被称为尺度缩放因子。根据文献[16]，Hessian 矩阵的特征值：

$$\lambda_{\min} = \frac{D_{xx} + D_{yy}}{2} - \frac{\sqrt{(D_{xx} - D_{yy})^2 + (2D_{xy})^2}}{2}, \quad (8)$$

$$\lambda_{\max} = \frac{D_{xx} + D_{yy}}{2} + \frac{\sqrt{(D_{xx} - D_{yy})^2 + (2D_{xy})^2}}{2}, \quad (9)$$

其中： λ_{\min} 和 λ_{\max} 分别是 Hessian 矩阵的极小值和极大值，同时也是图像表面上某一像素点的主曲率信息。通常主曲率是旋转不变的，而且又同时包含了图像宏观和微观结构方面的信息。所以，利用主曲率的信息不仅能够提高算法对图像旋转变化的鲁棒性，而且还能更加有效地提取纹理图像的宏观和微观信息，使得本文算法的性能在分类精度方面能够得到有效的提升。此外，主曲率仅仅是利用图像表面上某点的两个极值曲率信息，对于那些无意义的非极值冗余信息直接舍去，这样大大地减小了算法计算量，可以有效地提高算法的计算速度。

为了提高算法的区分特性，本文将两个特征值的差值作为变量来表示采样点的特征信息，转换后的变量：

$$\eta = \lambda_{\max} - \lambda_{\min}. \quad (10)$$

然后对该变量按照局部二进制模式进行编码 CLBP_G(用 G_{CLBP} 表示)，编码结果如下：

$$(G_{CLBP}(P, R))^{\sigma} = \sum_{p=0}^{P-1} t(\eta_p, k) 2^p, \quad (11)$$

$$t(x, k) = \begin{cases} 1, & x \geq k \\ 0, & x < k \end{cases},$$

其中： k 为整幅图像所有像素点转换变量 η 的平均值，最后计算图像上所有像素点的特征直方图。通常情况下，特征直方图的融合分为串联和并联融合两种形式。通过实验验证，当串联的时候，本文算法的鲁棒性和分类能力更好，所以本文采用直方图串联的形式将 CLBP_G 直方图同 CLBP_S/M/C 直方图进行串联融合，

串联后的特征描述符定义为 GCLBP。

3 算法性能与分析

为了比较本文所提出的 GCLBP 算法与 LTP、LBP/VAR、DLBP^[17]、CLBP、CLBC 等一些主流算法的性能，分别在 Outex 和 CURet 两个数据库上进行实验验证。在实验过程中，为了判断目标直方图和测试样本直方图的相似性，采用带有卡方距离核的最邻近分类器作为差异性度量工具，其公式如下：

$$D(U, V) = \sum_{i=1}^N (U_i - V_i)^2 / (U_i + V_i). \quad (12)$$

其中： N 是直方图的 bins 的数量， U 和 V 分别代表第 i 个 bin 的训练直方图和测试直方图。通常情况下，图像标准化可以使得目标图像具有零均值和统一的标准差，同时可以提高对全局仿射变化的鲁棒性。所以，本文也对两个数据库的图像进行图像标准化处理，以提高分类算法的精度和实验结果准确性。

3.1 Outex 数据库上的实验结果

Outex_TC_00010 和 Outex_TC_00012 是 Outex 数据库中的两个子数据集。Outex_TC_00010 子数据集包含了 24 个不同的纹理种类，并且所有的图像都是在统一照明“inca”和 9 个不同的旋转角(0°, 5°, 10°, 15°, 30°, 45°, 60°, 75°和 90°)下得到的。每种纹理又包含 20 个 128×128 样本图像，在 Outex_TC_00010 中共有 4320 个样本。分析 Outex_TC_00010 这个数据集发现，它主要用来测试算法对于旋转的鲁棒性。在实验中，具有 0° 旋转的图像作为测试集，测试集的数目为 480(24×20)，剩下的为训练集，个数为 3840(24×8×20)，该子数据集的部分样本如图 3 所示。

Outex_TC_00012 数据集共包含 9120 个子图像，其中训练图像与 Outex_TC_00010 中的训练集相同，即具有统一照明“inca”和 0° 旋转角的样本图像作为训练集，训练集的数量是 480 个，但是 Outex_TC_00012 中的测试图像是在 9 个旋转角(0°, 5°, 10°, 15°, 30°, 45°, 60°, 75°和 90°)和“t184”和“horizon”两种光源下收集的，每种光源下的样本图像为 4320 个，把每种光源下的所有图像作为测试集，共有 4320×2 个样本图像，每一个样本图像分别对应于每一种不同照明和旋转角度的图像成像结果。分析可知，Outex_TC_00012 数据集中的样本图像不仅存在旋转变化的，且其光照条件也发生变化，因此，与同 Outex_TC_00010 相比，更具复杂性和挑战性。其常被用来测试不同的分类算法对旋转和光照变化的鲁棒性，其部分样本图 4 所示。

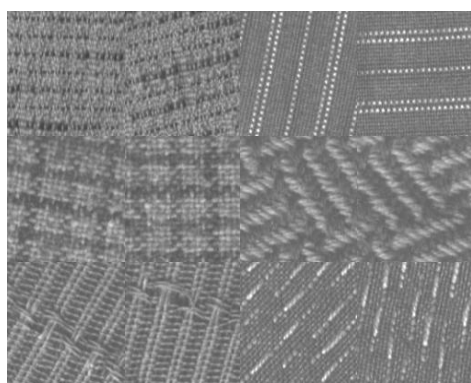


图3 Outex_TC_00010中的一些样本图像
Fig. 3 Several sample images in Outex_TC_00010

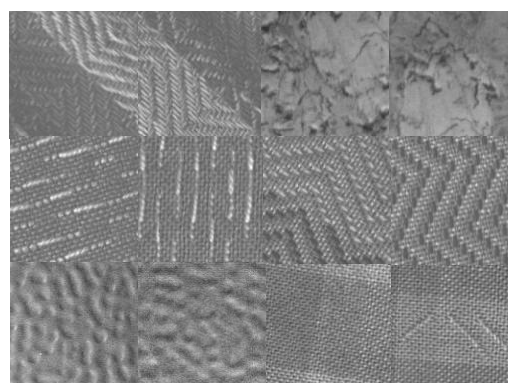


图4 Outex_TC_00012中的一些样本图像
Fig. 4 Several sample images in Outex_TC_00012

表1列出了在这两个数据集上的实验结果，其中TC10代表Outex_TC_00010，TC12代表Outex_TC_00012，“t”和“h”分别代表“t184”和“horizon”。本实验中，(P,R)分别取(8,1)，(16,2)，(24,3)，尺度因子σ的值取2。表中其它算法的分类结果直接摘自于原文献中。通过表1可以看出，本文所提出的算法无论是在TC10上还是在TC12上，以不同的三种采样邻域和抽样半径的分类结果都比所对比的其它几种算法的精度高很多。同时，在TC10上的分类精度要明显高于在TC12上的结果，这是因为TC12数据集不仅存在旋转变换，而且照明度也发生了变化。此外，采用串联方式进行特征融合，本文算法的特征维度相对CLBP来说只是稍微的提高。例如当(P,R)取(16,2)时，原始CLBP_S/M/C算法的特征维度是18×18×2=648，而GCLBP算法的特征维度为

18+18×18×2=666。与经典的CLBP算法相比，本文算法的特征维度在没有明显增加的情况下，其在Outex数据库上的分类精度却得到了明显的提高，这也充分验证了本文算法对光照和旋转变化的鲁棒性，且计算复杂度也没有明显增加。

3.2 CURET 数据库上的实验结果

CURET数据库包含了61种纹理，每种纹理又包含了205个子图像，该数据库中的所有纹理图像都是在不同的视角和照明条件取得的，视角的不同常常会产生尺度、旋转、仿射等变化，再加上光照条件的变化，所以该数据库要比Outex数据库复杂很多，CURET数据库中部分样本图像如图5所示。

为了更加客观地对比CLBP和其它先进的图像纹理分类识别算法，我们在该数据库上进行测试时，对

表1 不同算法在TC10和TC12上的分类率
Table 1 Classification rate (%) of different algorithms on TC10 and TC12

算法	(P,R)=(8,1)				(P,R)=(16,2)				(P,R)=(24,3)			
	TC10	TC12		均值	TC10	TC12		均值	TC10	TC12		均值
		"t"	"h"			"t"	"h"			"t"	"h"	
LTP ^[8]	76.06	62.56	63.42	67.34	96.11	85.20	85.87	89.06	98.64	92.59	91.52	94.25
VAR ^[6]	90.00	62.93	64.35	72.42	86.71	63.47	67.26	72.48	81.66	58.98	65.18	68.60
LBP/VAR ^[6]	96.56	79.31	78.08	84.65	97.84	85.76	84.54	89.38	98.15	87.13	87.08	90.79
DLBP ^[17]	-	-	-	-	97.7	92.1	88.7	92.83	98.1	91.6	87.4	92.37
CLBP_S/M ^[9]	94.66	82.75	83.14	86.85	97.89	90.55	91.11	93.18	90.32	93.58	93.35	95.41
CLBP_S/M/C ^[9]	96.56	90.30	92.29	93.05	98.72	93.54	93.91	95.39	98.93	95.32	94.53	96.26
CLBC_S/M/C ^[10]	97.16	89.79	92.92	93.29	98.54	93.26	94.07	95.29	98.78	94.00	93.24	95.67
GCLBP	97.94	91.10	93.17	94.07	98.98	94.06	94.25	95.76	99.16	95.55	95.44	96.72

其实验设置同 CLBP 算法中的设置完全相同, 每个种类中的 92 个子图像被抽取出来用于本次实验, 其中 N 为本次实验的训练图像, 那么余下的 $92-N$ 个子图像则为测试样本, 参考 CLBP 及其它算法, 本文中的 N 值也分别取 6、12、23、46。同时, 为了取得可靠的实验结果, 本文算法在此数据库上的不同训练样本的实验都随机重复 100 次, 实验结果如表 2 所示, 其中其它算法的实验结果直接摘自于原始参考文献中。

由表 2 可知, 本文所提出的算法与 LTP、LBP/VAR、CLBP_S、CLBP_M、CLBP_S_M 相比均有明显的提高。但是同 CLBP 和 CLBC 相比, 分类精度只有轻微的提高, 这是因为本文算法是在原来 CLBP 算法的基础上融入了局部几何不变量, 而局部几何不变量仅仅有旋转不变和同时获取宏观、微观结构信息的能力, 使得 CLBP 在旋转和光照情况下的鲁棒性得到提高, 但是

对于视点变化所产生尺度、仿射等能力有限, 所以与 CLBP 和 CLBC 这两种方法相比, 本文算法的分类精度稍微优于此两种方法。

4 结 论

本文在 CLBP 算法的基础上结合图像表面的局部几何特性, 提出了一种无需提前训练, 对旋转和照明变化鲁棒性强的纹理分类算法。通过将图像表面的局部几何特性转化为局部二值模式并与经典 CLBP 算法提取的特征信息进行融合, 增加所提取纹理信息的互补性。将本文算法与其它主流算法在 Outex 和 CUReT 数据库上进行实验和对比分析, 实验结果表明, 本文算法在不明显增加计算复杂度和特征维度的前提下, 具有显著的旋转不变性和灰度不变性。但是当纹理图像发生尺度和仿射变化时, 本文算法的分类精度与其

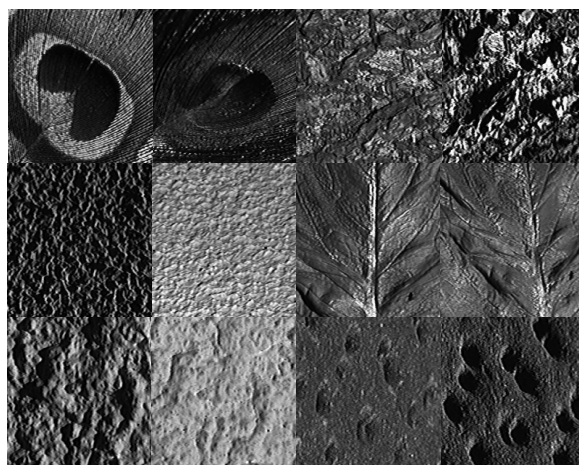


图 5 CUReT 数据库中的一些样本图像
Fig. 5 Several sample images in CUReT database

表 2 不同算法在 CUReT 数据库上的分类率
Table 2 Classification rate (%) of different algorithms on CUReT database

N	$(P,R)=(8,1)$				$(P,R)=(16,2)$				$(P,R)=(24,3)$			
	46	23	12	6	46	23	12	6	46	23	12	6
LTP ^[8]	85.77	78.49	70.77	60.48	90.21	84.74	76.24	66.75	91.04	85.15	77.88	68.64
LBP/VAR ^[6]	61.55	55.33	49.28	41.96	55.49	50.76	45.14	39.07	55.60	51.33	44.50	38.82
CLBP_S ^[9]	80.03	73.07	67.60	58.68	84.05	79.05	72.01	62.73	86.06	81.63	75.51	67.00
CLBP_M ^[9]	74.78	67.86	59.95	57.52	82.71	75.93	68.32	57.55	86.59	79.76	72.12	62.81
CLBP_S_M ^[9]	93.24	88.19	80.43	71.45	93.20	89.01	81.93	72.54	93.94	89.88	83.95	73.23
CLBC_S/M/C ^[9]	95.19	91.2	83.81	73.44	95.35	91.24	84.66	75.41	95.38	91.77	85.01	76.16
CLBC_S/M/C ^[10]	94.78	90.12	82.92	72.85	95.39	91.30	85.91	75.17	95.26	90.55	84.07	73.18
GCLBP	95.22	91.26	83.95	73.68	95.42	91.36	84.84	75.65	95.36	91.82	85.16	76.31

它算法相比, 提高的效果并不是非常明显, 所以下一步的研究目标是在不增加计算复杂度的前提下, 提高本文算法对尺度和仿射变化的鲁棒性。

参考文献

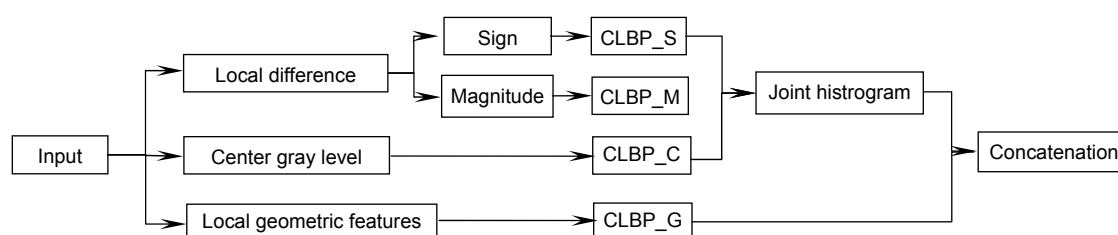
- [1] El Merabet Y, Ruichek Y. Local concave-and-convex micro-structure patterns for texture classification[J]. *Pattern Recognition*, 2018, **76**: 303–322.
- [2] Cheng D Q, Tang S X, Feng C C, et al. Extended HOG-CLBC for pedestrian detection[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(8): 180111.
程德强, 唐世轩, 冯晨晨, 等. 改进的 HOG-CLBC 的行人检测方法[J]. *光电工程*, 2018, **45**(8): 180111.
- [3] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, **SMC-3**(6): 610–621.
- [4] Manjunath B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(8): 837–842.
- [5] Porter R, Canagarajah N. Robust rotation invariant texture classification[C]//*Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1997: 3157–3160.
- [6] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971–987.
- [7] Hou Z Q, Wang L P, Guo J X, et al. An object tracking algorithm based on color, space and texture information[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(5): 170643.
侯志强, 王利平, 郭建新, 等. 基于颜色、空间和纹理信息的目标跟踪[J]. *光电工程*, 2018, **45**(5): 170643.
- [8] Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1635–1650.
- [9] Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1657–1663.
- [10] Zhao Y, Huang D S, Jia W. Completed local binary count for rotation invariant texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(10): 4492–4497.
- [11] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005: 886–893.
- [12] Do Carmo M P. *Differential Geometry of Curves and Surfaces* [M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1976.
- [13] Mellor M, Hong B W, Brady M. Locally rotation, contrast, and scale invariant descriptors for texture analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(1): 52–61.
- [14] Zhang J, Zhao H, Liang J M. Continuous rotation invariant local descriptors for texon dictionary-based texture classification[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013, **117**(1): 56–75.
- [15] Hanbay K, Alpaslan N, Talu M F, et al. Principal curvatures based rotation invariant algorithms for efficient texture classification[J]. *Neurocomputing*, 2016, **199**: 77–89.
- [16] Hanbay K, Alpaslan N, Talu M F, et al. Continuous rotation invariant features for gradient-based texture classification[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, **132**: 87–101.
- [17] Liao S, Law M W K, Chung A C S. Dominant local binary patterns for texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(5): 1107–1118.

Texture target classification with CLBP and local geometric features

Kou Qiqi¹, Cheng Deqiang^{1*}, Yu Wenjie¹, Li Huayu²

¹School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

²Anhui Province Wanbei Coal and Electricity Group Co., Ltd. Information Center, Suzhou, Anhui 234000, China



Flowchart of texture classification algorithm combining CLBP and local geometric features

Overview: As an important approach for describing and identifying targets, texture plays an important role in image processing, pattern recognition and machine vision. Textures vary in rotation, illumination, and slight viewpoint variations as imaging conditions change, classification algorithm using local binary pattern (LBP) can achieve prominent effectiveness. However, the selected rotation invariant structural patterns in LBP and many LBP variants are discrete and have poor robustness to rotation changes. Furthermore, the feature information extracted from many algorithms is complex and redundant, resulting in a high computational cost and feature dimensionality. A preeminent texture feature not only requires superior identification ability and robustness, but also has the characteristics of low computational complexity and feature dimension. Local geometric invariant feature can keep invariance under the condition of changing the impact factors such as rotation, scaling, viewpoint transformation and illumination. Furthermore, texture classification algorithm using local geometric invariant feature can achieve remarkable effectiveness in the condition of non-rigid deformation, shelter, noise and other influencing factors. Therefore, local geometric invariant feature has been used in many fields of computer vision, such as wide baseline image matching, panorama splicing, target recognition, image retrieval and scene reconstruction. To make the texture classification algorithm robust, local geometric invariant feature of target is usually extracted as its characteristic descriptor. For the problems of needing pre-training and poor robustness to rotation and illumination changes of various improved algorithms based on local binary pattern (LBP), this paper presents a new texture classification algorithm by integrating the completed local binary pattern (CLBP) and the local geometric invariant features of the image surface. In our algorithm, the local geometric invariant features are first computed and quantified. Then the quantified results are coded to keep consistent with the coding scheme of CLBP. Finally, the local geometric invariant feature histogram is made concatenation with the histogram of CLBP. Since we use the principal curvatures of a point on an image surface as the local geometric invariant feature, both micro- and macro-structure texture information can also be captured simultaneously. Moreover, the principal curvature has the property of continuous rotation invariance. Therefore, the proposed algorithm can extract the macroscopic and microscopic features of the image at the same time, and it has the properties of moderate feature dimension, without pre-training, and invariance to the rotation and illumination changes. Experimental verifications are conducted on two standard texture databases, and the results demonstrates that the proposed algorithm outperforms the comparative classification algorithms in classification accuracy and robustness.

Citation: Kou Q Q, Cheng D Q, Yu W J, *et al.* Texture target classification with CLBP and local geometric features[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, **46**(11): 180604

Supported by National Natural Science Foundation of China (51774281) and Xuzhou Science and Technology Project (KC16Z1214)

* E-mail: deqcheng@163.com