

利用相位一致性实现纹理分类的方法

马 彦 杨海军 何江萍

(兰州商学院信息工程学院 兰州 730020)

摘 要 提出了一种利用相位一致性(Phase Congruency, PC)实现纹理分类的方法。首先计算图像的 PC 值,然后将连续的 PC 值离散化,接着统计离散化 PC 值的直方图,最后将该直方图作为特征来实现对纹理图像的分类。PC 值的直方图反映的是一种全局特征,因此可以将该方法与局部二元模式方法(Local Binary Pattern, LBP)相结合来提高纹理分类性能。在 Outex, Brodatz 以及 CURET 纹理数据库上的实验表明,提出的方法与 LBP 结合后可以得到更好的纹理分类结果。PC 值对噪声具有良好的抗干扰能力,实验表明,提出的方法在噪声情形下对纹理分类也具有较好的鲁棒性。

关键词 相位一致性, 局部二元模式, 纹理分类, 直方图

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.063

Texture Classification Using Phase Congruency

MA Yan YANG Hai-jun HE Jiang-ping

(Department of Information Engineering, Lanzhou University of Finance and Economics, Lanzhou 730020, China)

Abstract This paper presented a Phase congruency (PC) based method for texture classification. First, PC is computed in an image. Then, the continuous values are digitalized. Finally, the PC histograms of images are constructed and used to classify the texture images. The PC histogram reflects the global characteristic and it can be combined with the Local Binary Pattern (LBP) methods to improve the description efficiency. The experiments on Outex, Brodatz and CURET show that better results are obtained by combining PC and LBP methods. PC has a good noise tolerance and the experiments show that the combination achieves promising results in noise cases.

Keywords Phase congruency, Local binary pattern, Texture analysis, Histogram

1 引言

纹理分析是图像处理、模式识别等领域中的一个重要的研究内容。纹理是自然界物体表面的一种属性,纹理分析在很多领域有着广泛的应用,比如人脸识别^[1]、动作识别^[2]、医学图像处理^[3]等。虽然对纹理的研究已经有了很长的历史,但是纹理的复杂性使得研究者无法准确地描述纹理并给出一个精确的定义。这也使得在纹理分析领域存在着很多不同类型的分析方法。

小波变换在纹理分析中得到了广泛的应用。Kourosch 等人提出了一种基于小波能量特征的纹理分析方法^[4]。该方法利用 radon 变换来检测图像的主方向,然后把所有图像都旋转到其对应的主方向上,最后对旋转后的图像做小波分析并提取能量特征来表征纹理。

图像的结构特性是纹理中的一个重要特征。Fakhry 提出了一种新颖的纹理分析方法^[5],该方法利用邻域中的主结构(Dominant Neighborhood Structure, DNS)来表征纹理。在 DNS 方法中,首先计算全局平均邻域图来度量每一个像素和它周围邻域中的像素的相似性,然后从相似图的抽样点上提

取邻域主结构特征。经过一个排序过程后提取出的 DNS 特征具有了旋转不变特性并能很好地刻画纹理。

局部二元模式方法^[6](Local Binary Pattern, LBP)在纹理分析中有着广泛的应用。LBP 以邻域中心点的像素值为阈值对邻域中其它点进行二值化,将所得二进制序列转换为十进制并将该值重新赋到中心点,最后用所得的统计值表征纹理。随着研究的深入,这一方法在很多领域取得了较好的效果。

受 LBP 的启发,研究者又提出了很多类似的纹理描述方法,如局部三元模式^[7](Local Ternary Pattern, LTP)。另外 LBP 只是利用了图像局部邻域中的符号信息,为了提高纹理描述的有效性,Guo 等提出了一种完备的局部二元模式^[8](Completed modeling of LBP, CLBP)来提高纹理的区分性能。

尽管纹理分析已取得了很多进展,但有效表征纹理仍然是一个挑战。本文提出了一种利用相位一致性^[9](Phase Congruency, PC)实现纹理分类的方法。实验表明,提出的方法能够有效表征纹理,尤其是与 LBP 方法结合后其分类性能提升明显并具有较高的鲁棒性。

本文第 2 节介绍基于相位一致性的纹理分析方法;第 3 节介绍如何将 PC 方法与 LBP 方法相结合来表征纹理;第 4

到稿日期:2013-06-25 返修日期:2013-08-16 本文受甘肃省科技支撑计划项目(1204GKCA010),兰州商学院科研项目(LZ201310),甘肃省高等学校科研项目(2013B-045)资助。

马彦(1978—),女,硕士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为人工智能、图像处理, E-mail: mayan@lzc.edu.cn; 杨海军(1966—),男,教授,主要研究方向为图像处理、人工智能; 何江萍(1976—),男,硕士,讲师,主要研究方向为图像处理、模式识别。

节将提出的方法与其它纹理分析方法在 3 个常用的纹理数据库上作了性能对比;最后对全文做了总结。

2 基于相位一致性的纹理分类方法

PC 方法在图像质量的评价^[10]中有着良好的性能,本文将其应用到图像的纹理分析中。本文提出的方法首先计算图像的 PC 值以及相位值(以符号 FT 表示),然后将该 PC 特征与相位特征 FT 进行量化,最后将 PC 特征与 FT 特征融合,形成二维直方图来表征纹理图像。本文方法流程如图 1 所示。

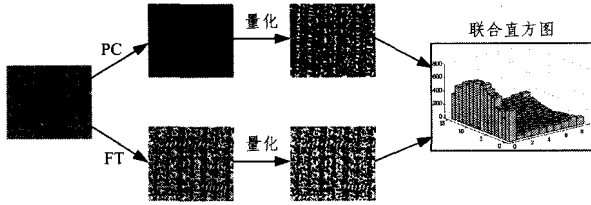


图 1 本文方法示意图

在心理学和视觉研究中发现,相位一致性是一种简单且有效的图像特征。与直接在点上定义强度特征不同,PC 是利用该点的最大相位的傅立叶特征来表征图像。假定有一个一维信号 $g(x)$,用 M_n^e 和 M_n^o 分别表征在 n 比例下的偶对称性和奇对称性。则其正交响应为:

$$[e_n(x), o_n(x)] = [g(x) \times M_n^e(x), g(x) \times M_n^o(x)] \quad (1)$$

上式对应幅度为:

$$A_n(x) = \sqrt{e_n(x)^2 + o_n(x)^2} \quad (2)$$

令

$$F(x) = \sum_n e_n(x) \quad (3)$$

$$H(x) = \sum_n o_n(x) \quad (4)$$

则一维的 PC 为:

$$PC(x) = \frac{E(x)}{\epsilon + \sum_n A_n(x)} \quad (5)$$

其中, $E(x) = \sqrt{F^2(x) + H^2(x)}$, ϵ 是一个小的常数,防止分母为零。在正交滤波时选用 Log-Gabor 滤波器^[9],频域 Log-Gabor 定义如下:

$$G(\omega) = \exp(-(\log(\omega/\omega_0))^2 / 2\sigma_\omega^2) \quad (6)$$

图像是二维信号,所以在计算图像的二维 PC 特征时,将一维 PC 在不同方向上应用到该图像,并将结果融合在一起,进而形成二维 PC 特征。其中二维 Log-Gabor 滤波定义如下:

$$G_2(\omega, \theta_j) = \exp(-\frac{(\log(\omega/\omega_0))^2}{2\sigma_\omega^2}) \cdot \exp(-\frac{(\log(\omega/\omega_0))^2}{2\sigma_\theta^2}) \quad (7)$$

$\theta_j = j\pi/J$, $j = \{0, 1, \dots, J-1\}$ 是滤波的方向。将二维滤波器与图像做卷积后,可得二维 PC 特征:

$$PC_{2D}(x) = \frac{\sum_j E_{\theta_j}(x)}{\epsilon + \sum_n \sum_j A_{n,\theta_j}(x)} \quad (8)$$

式中, E 和 A 的定义与一维时类似。

为了提高纹理分类的性能,在计算 PC 值的基础上又计算了图像中每一个像素的相位信息 FT,并将该相位信息与 PC 值融合在一起来表征图像。假定时域图像经傅立叶变换后为 IM ,则该图像经过二维滤波后的响应为:

$$IMF = IM \cdot G(\omega) \quad (9)$$

其时域实部为:

$$f = \text{real}(\text{ifft2}(IMF)) \quad (10)$$

其中, ifft2 表示二维逆傅立叶变换, real 表示取实部。

假定单演滤波(monogenic filters)响应为 H ,则有

$$h = \text{ifft2}(IMF \cdot H) \quad (11)$$

以及

$$h1 = \text{real}(h) \quad (12)$$

$$h2 = \text{imag}(h) \quad (13)$$

其中, imag 表示取虚部。

则相位信息 FT 计算如下:

$$FT = \text{atan}(f, \sqrt{h1^2 + h2^2}) \quad (14)$$

其中, atan 表示反正切, $\sqrt{}$ 表示开二次根号运算。

PC 特征与相位特征是连续的,为了统计这两个特征的直方图,必须对其离散化。离散化过程中确定阈值是非常关键的步骤。为了能有效保留纹理信息,这里采用文献^[11]的离散方法,即将所有训练数据中的连续特征按照升序排列,然后确定若干阈值,这些阈值可以使得这些排序后的特征平均地分布在每个区间段内。举例来说,假定所有训练数据共有 D 个不同的特征,如果需要 F 个区间,则每隔 $\lfloor D/F \rfloor$ 个特征取一个特征值设置为阈值。这样就可以保证每个区间段内有相同个数的特征。将图像中计算得到的 PC 以及 FT 值分别划分到不同的区间段,然后用该区间的标签取代原有的 PC 以及 FT 值,最终统计标签数值的直方图并将其作为新的特征来表述纹理图像。

3 相位一致性与 LBP 结合后的纹理分类方法

相位一致性反映的是纹理图像的全局特征,纹理具有多样性,因此将 PC 方法与基于局部特征的局部二元模式方法结合在一起后能够有效提高纹理分析性能。

局部二元模式(Local Binary Pattern, LBP)是纹理分析的有效方法之一。LBP 定义如式(15)所示:

$$LBP_{N,R} = \sum_{i=1}^N s(p_i - p_c) 2^i \quad (15)$$

其中

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (16)$$

p_c 是邻域中心点像素值, p_i 是邻域中其他点的像素值, N 是邻域点的总个数, R 是邻域的半径。Ojala 等人发现在图像纹理中,某些类型的 LBP 模型出现的概率远远高于其他类型的 LBP 模型。他们定义这些 LBP 模型为均一模型,并提出了一种新的具有旋转不变特性的均一局部二元模式 (LBP^{riu2})^[11]:

$$LBP_{N,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{N-1} s(p_i - p_c), & U(LBP_{N,R}) \leq 2 \\ N+1, & \text{其它} \end{cases} \quad (17)$$

其中

$$U(LBP_{N,R}) = |s(p_{N-1} - p_c) - s(p_0 - p_c)| + \sum_{i=1}^{N-1} |s(p_i - p_c) - s(p_{i-1} - p_c)| \quad (18)$$

LBP^{riu2} 是目前最常用的 LBP 方法,后续实验中所用到的 LBP 方法都采用该模型。

相位一致性方法与 LBP 相结合时,首先将 PC 与 FT 的二维联合直方图拓展为一维直方图,然后将该直方图与 LBP 方法的直方图衔接起来,这样两个衔接起来的直方图就形成了一个新的一维直方图并作为特征来表征纹理。用类似的方法

法就可以将该方法与 CLBP 方法结合起来表征纹理。

4 实验

将相位一致性方法与 DNS 方法、LBP、LTP 以及 CLBP 在 Outex^[1]、Brodatz^[2]、CURET^[3] 纹理数据库上进行了比较。在实验的第二部分,又对上述数据库加入了不同信噪比(Signal Noise Rates, SNR)的高斯噪声来评估各类方法对噪声的敏感性。

本文中用 Chi-square^[11] 距离度量两个直方图的相似性。Chi-square 距离定义如下:

$$Dist = \sum_{i=0}^{B-1} \frac{(s_i - m_i)^2}{s_i + m_i} \quad (19)$$

其中, m_i 和 s_i 分别为两幅图像第 i 个特征模式的统计值, B 为编码个数。最后用最近邻分类器实现纹理分类。

4.1 纹理数据库介绍

Outex 是一个常用的纹理测试库,这个库中包含了大量的自然物体的表面纹理。Outex 库中图像都是在不同光照变化、旋转变化、分辨率变化条件下采集所得。在本实验中我们采用了 TC00010(TC10)序列来测试各方法的性能。TC10 采集条件为‘Inca’,该序列中图像共有 9 个不同的旋转角度,其中训练图像旋转角度为 0,其余具有不同旋转角度的图像为测试数据。图 2 为 Outex 数据库 TC10 中的部分测试图。

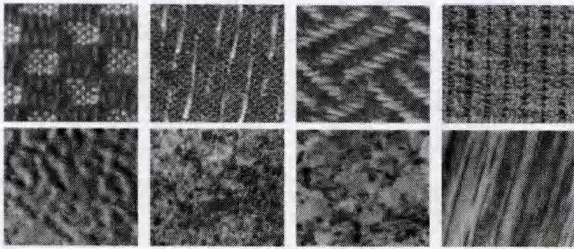


图 2 Outex 数据库中的部分测试图

Brodatz 数据库也经常被用来测试不同算法的纹理分类性能。在本实验中选取了在 DNS^[5] 方法中用到的 24 个图片来测试分类性能。这些图片(640×640)被划分为 25 个不重合的子图,每个子图的大小为 128×128。部分测试图片如图 3 所示。

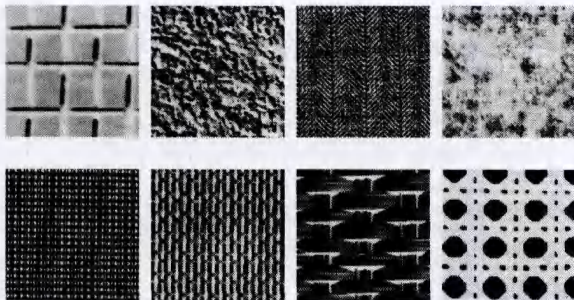


图 3 Brodatz 数据库中部分测试图

CURET 数据库被用来测试算法在不同拍摄条件下对纹理的分析性能。这个数据库包含了 61 个类别的真实纹理图像,每个类别包含 92 幅图片,这些图片的视角都小于 60°。图 4 展示了 CURET 数据库中的一些纹理图像。

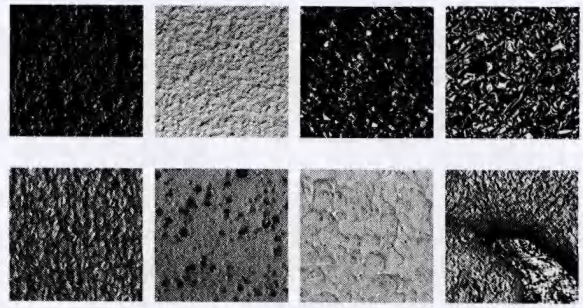


图 4 CURET 数据库中的部分测试图

4.2 实验参数设置

在 CURET 纹理数据库中,训练数据为每类中的前 L 幅图像,测试数据为每类中的剩余图像。PC 值与 FT 值中的量化阶从前 23 幅图像中学习而得。在 Brodatz 数据库中,量化阈值从每个类别的前 13 张图中学习而得。

这两个数据库上的其余参数设置与 DNS 方法^[5] 中的设置完全相同,即分别从 Brodatz 的每个类别中随机选择 13 张图片,从 CURET 的每个类别中选择 46 张图片作为训练数据,两个数据库中每类剩余图片作为测试数据。这个随机选择的过程重复了 100 次。

在所有数据库中,每一个纹理样本图片都被归一化,使得其均值为 128,标准差为 20。LBP、LTP 以及 CLBP 都采用旋转不变均一模式(LBP^{riu2}),其中邻域个数为 24,半径为 3。LTP 方法中的阈值为 5。

为了测试算法的鲁棒性,将不同信噪比的高斯噪声加入到上述 3 个纹理数据库中(噪声均由 MATLAB 函数‘imnoise’产生,参数为‘measured’,‘linear’)。

LBP 源代码^[4] 由 CMV 实验室提供,CLBP 源代码^[5] 由香港理工大学 BRC 实验室提供。PC 的计算采用文献[9]提供的‘phasecongmono’函数^[6] 计算而得。phasecongmono 函数中输入参数为(img, nscale, minWaveLength, ...)。其中 img 表示输入的灰度图像,nscale 表示变换尺度,minWaveLength 表示最小尺度滤波的波长。本实验中 nscale 为 4, minWaveLength 为 2,其余参数与原始代码中的参数一致。特征量化区间个数 F 首先设为 16,然后对端点值进行排序以去掉相同值,最后将剩余端点值作为阈值实现对上述两个特征的离散化。

4.3 实验结果与分析

下表中列出的数据是不同方法分别在 3 个数据库上的平均正确分类结果。符号 PC 表示本文方法结果,PC_LBP 和 PC_CLBP 分别代表 PC 方法与 LBP 和 CLBP 结合后的方法

¹⁾ <http://www.outex.oulu.fi/>

²⁾ http://www.ux.uis.no/_tranden/brodatz.html

³⁾ <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/texclass/index.html>

⁴⁾ <http://www.cse.oulu.fi/CMV/Downloads/LBPMatlab>

⁵⁾ <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/code/CLBP.rar>

⁶⁾ <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/research/matlabfns/>

的纹理分类结果。各方法在 3 个数据库的分类结果如表 1 所列。

表 1 各种算法在原始数据库上的性能比较(%)

	PC	PC_LBP	PC_CLBP	DNS	LTP	CLBP	LBP
Outex	97.03	98.77	99.47	95.91	98.20	98.98	95.20
Brodatatz	99.23	99.79	99.79	97.57	99.89	99.70	99.78
CURet	84.09	92.78	95.83	85.58	92.38	95.69	86.93

从表 1 中可以看出,PC 方法在 3 个数据库上有着良好的纹理分类性能。LBP 方法作为纹理分析中的经典方法也具有较高的纹理区分能力,其改进方法 LTP 以及 CLBP 分类性能提升明显,尤其是 CLBP 将 LBP 与幅度信息以及中心值信息结合在一起后极大地提高了纹理分析性能。PC 方法反映的是纹理的全局特性,所以与 LBP 以及 CLBP 这些反映纹理局部特性的纹理方法结合后,其纹理分类性能有了明显的提升。DNS 方法利用纹理邻域主结构来表征纹理,该方法在上述 3 个纹理数据库中也有着不俗的表现,但与其它方法(包括 PC 方法)相比,其分类性能还不够理想。总的来讲,在表 1 中 PC_CLBP 取得了最好的纹理分类结果。

为了测试算法的鲁棒性,又在上述 3 个数据库中加入了不同信噪比的高斯噪声并对各方法的分类性能进行了比较,结果如表 2—表 4 所列。

表 2 各种算法在高斯噪声条件下的性能比较(%) (SNR=30)

	PC	PC_LBP	PC_CLBP	DNS	LTP	CLBP	LBP
Outex	78.15	87.00	91.92	—	81.09	87.65	74.11
Brodatatz	99.61	99.58	99.86	99.62	99.58	99.78	98.66
CURet	72.32	82.25	88.43	83.03	79.47	87.14	72.45

表 3 各种算法在高斯噪声条件下的性能比较(%) (SNR=15)

	PC	PC_LBP	PC_CLBP	DNS	LTP	CLBP	LBP
Outex	65.57	73.41	79.27	—	61.58	66.25	52.65
Brodatatz	98.99	99.37	99.54	99.69	98.67	99.55	97.55
CURet	66.12	75.98	82.29	80.00	72.70	79.90	65.24

表 4 各种算法在高斯噪声条件下的性能比较(%) (SNR=5)

	PC	PC_LBP	PC_CLBP	DNS	LTP	CLBP	LBP
Outex	31.61	33.82	34.86	—	20.83	20.98	16.74
Brodatatz	93.99	97.43	98.40	99.23	94.17	96.34	88.40
CURet	54.91	62.97	67.44	71.60	56.51	62.11	49.46

从上述 3 个表中可以看出,加入噪声后 LBP 及 LTP 性能都不理想。即使在表 1 中表现突出的 CLBP 方法其纹理分类性能也不能令人满意。将 PC 与 LBP 及 CLBP 相结合后鲁棒性都得到了极大的提高,无论是在噪声干扰较低时(如表 2 所列)还是噪声干扰较高时(如表 3、表 4 所列),PC_LBP 和 PC_CLBP 都超过了对应的原始方法。在噪声比较大的时候,这种优势表现得更加明显。DNS 方法中通过将各部分结构求取平均值获得主结构,因此该方法不易受噪声的影响,在表 4 中,DNS 取得了很好的抗噪性能。

总之,PC 方法是一种有效的纹理分析方法,该方法与经典 LBP 方法结合后其纹理表征能力得到明显提升。得益于 PC 方法对噪声的鲁棒性,PC 结合 LBP 以及 CLBP 后的方法

在噪声图像中其纹理分类的性能也得到了极大的提高。

结束语 纹理分析是图像处理中的一个热点问题。由于纹理的多样性以及复杂性,现有方法不可能在所有纹理图像上都取得满意的结果,不同的方法有着不同的针对性。本文提出了一种利用相位一致性实现纹理分类的方法,实验表明该方法可以有效表征纹理。相位一致性反映的是图像的全局特征,因此将该方法与 LBP 等基于局部特征的纹理算子结合后,其区分纹理的性能得到了极大提升。

图像采集时容易受到噪声的干扰,因此提高纹理分析方法鲁棒性是图像处理中的一个关键问题。实验表明,PC 方法与 LBP 及 CLBP 结合后具有较高的抗噪性能。

参考文献

- [1] Pujol F A, Carcia J. Computing the principal local binary pattern for face recognition using data mining tools[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(8): 7165-7172
- [2] Kellokumpu V, Zhao Guo-ying, Pietikainen M. Recognition of human actions using texture descriptors[J]. Machine Vision and Application, 2011, 22(5): 767-780
- [3] Nanni L, Lumini A, Brahnan S. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 49(2): 117-125
- [4] Kourosh J K, Soltanian Zadeh H. Radon Transform Orientation Estimation for Rotation Invariant Texture Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 1004-1008
- [5] Khellah F M. Texture Classification Using Dominant Neighborhood Structure[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(11): 3270-3279
- [6] Ojala T, Pietikainen M H D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 19(3): 51-59
- [7] Tan Xiao-yang, 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
- [8] Guo Z, 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
- [9] Kovesi P. Image features from phase congruency[J]. Journal of Computer Vision Resource, 1999, 1(3): 1-26
- [10] Zhang Lin, Zhang Lei, Mou Xuan-qin, et al. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386
- [11] Ojala T, Pietikainen M, Multiresolution T M. 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