

基于 Gabor 特征和局部二值模式融合的纹理图像识别

王军敏, 李 宁, 王艳辉

(平顶山学院 信息工程学院, 河南 平顶山 467099)

摘 要:传统的 Gabor 滤波方法和局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)算法提取的纹理特征鉴别能力不足,导致纹理识别精度不够理想.为了解决上述问题,提出一种将全局 Gabor 特征和局部 LBP 特征进行融合的纹理图像识别方法.该方法利用 Gabor 滤波方法提取纹理图像的全局特征,利用 LBP 算法提取纹理图像的局部特征,然后在最近子空间分类器的框架下实现全局和局部特征的融合以及纹理图像识别.在 CURET 和 KTH-TIPS 基准纹理库上的实验结果表明,笔者提出的方法显著超越了传统 Gabor 滤波方法和 LBP 算法的纹理识别精度.

关 键 词:纹理图像识别;特征提取;Gabor 特征;局部二值模式

中图分类号:TP391.413

文献标识码:A

文章编号:1673-1670(2019)05-0032-05

0 引言

纹理图像在现实世界中无处不在,例如,草地、树皮、水纹、砖墙、果皮、蜂巢、鱼鳞、织物和瓷器上的花纹等都含有丰富的纹理特征.纹理图像中蕴含的纹理模式信息是人类认知世界的一种重要视觉特征,这使得纹理图像识别技术广泛应用于人脸识别^[1]、图像检索^[2]、工业产品瑕疵检测^[3]、医学图像分析^[4]等领域.因此,对纹理图像识别技术进行研究具有重要的理论意义和应用价值.

目前,研究者已经提出了多种纹理图像识别算法. Haralick 于 1973 年提出了灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)方法^[5],该方法对规则的纹理图像具有较好的识别效果. Gabor 滤波方法^[6]也是一种常用的纹理图像识别方法,该方法是把不同尺度的纹理特征看作窄带信号,利用具有不同中心频率和带宽的滤波器组来提取这些窄带信号特征,并用于纹理图像识别任务.受计算机视觉领域中“视觉词袋(Bag of Visual Words, BoVW)”模型的影响,Varma 和 Zisserman 提出了 VZ-MR8 算法^[7]和 VZ-Joint 算法^[8],对纹理图像中的纹理基元特征进行学习,并用于纹理图像识

别. Ojala 等^[9]提出了局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)算法,由于该算法具有识别精度高和实时性强等优点,已成为目前最受瞩目的纹理图像识别方法.

1 Gabor 滤波和 LBP 算法简介

Gabor 小波与哺乳动物视觉皮层上简单细胞的二维感受野的轮廓非常相似,展现出良好的空间定位和方向选择特性,能较好地模拟人类视觉系统的视觉感知特性,能很好地实现多分辨率的时频分析.图 1 展示了 Gabor 小波在 4 个尺度、6 个方向的选择特性,每行对应一个尺度的 6 个方向,并且这些尺度和方向可以任意调节,因此,可利用 Gabor 小波来捕获纹理图像在不同尺度(空间频率)和方向上的特征.基于上述考虑,Gabor 滤波方法首先设计一组具有不同中心频率和带宽的 Gabor 滤波器,然后利用这个滤波器组对纹理图像进行滤波,从而提取纹理图像在不同频率和方向的纹理特征,并用于纹理图像识别.

Ojala 等提出的 LBP 算法是一种局部特征描述方法,它具有理论简单、实现高效和对单调的光照变化具有不变性等优点,并且能够获得较高的纹理



识别精度. LBP 算法的定义公式为

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad (1)$$

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

其中, R 表示局部环形邻域的半径, P 表示等间隔分布在半径为 R 的圆上的邻域点个数, g_c 表示局部邻域中心点的灰度值, g_p 表示局部邻域点的灰度值. 图 2 展示了利用 LBP 算法对纹理图像的局部邻域进行编码的原理, 按照这种方法对原始纹理图像中每个像素的局部邻域进行编码, 可获得 LBP 编码后的图像特征, 将其用于纹理图像识别.

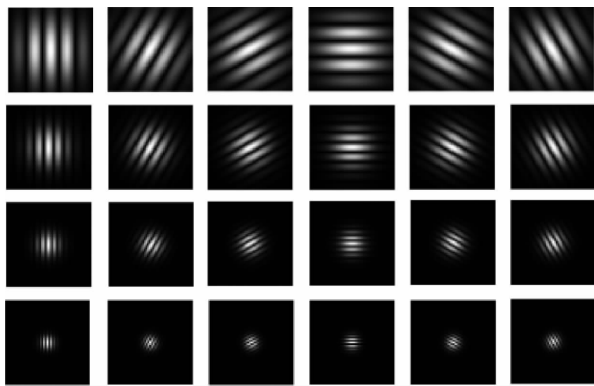


图 1 Gabor 小波的尺度和方向选择特性

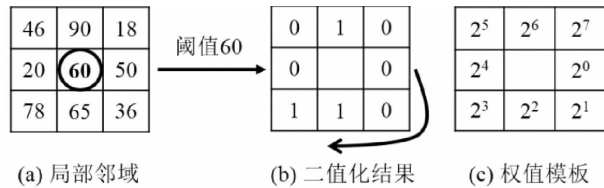


图 2 LBP 算法的编码原理

(LBP 编码结果: 01001100(二进制), 76(十进制).)

2 本文算法

Gabor 滤波方法主要提取全局的纹理图像特征, 而 LBP 算法主要提取局部的纹理图像特征, 这两种特征具有较好的互补作用. 因此, 为了提高纹理图像识别的精度, 笔者提出一种将全局 Gabor 特征与局部 LBP 特征进行融合的纹理图像识别方法.

2.1 基于 Gabor 滤波的全局纹理特征提取

要利用 Gabor 滤波方法提取纹理图像的特征, 必须首先设计一组合适的 Gabor 滤波器组. 因为 Gabor 滤波器组是非正交的, 这导致所提取的纹理特征存在较多冗余信息, 所以, 为了有效降低所提

取特征的冗余度, 笔者采用 Manjunath 和 Ma^[10] 提出的 Gabor 滤波器组设计方案, 该方案设计的 Gabor 滤波器组在频域的一半幅值处相切, 即刚好接触且没有混叠, 这样既能覆盖尽可能多的频域范围, 又不引入冗余信息. 该方案的数学描述如下:

$$a = \left(\frac{F_h}{F_l} \right)^{\frac{1}{S-1}}, \quad (2)$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)F_h}{(a+1)\sqrt{2\ln 2}}, \quad (3)$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2K}\right) \left[F_h - 2\ln\left(\frac{2\sigma_u^2}{F_n}\right) \right] \cdot \left[2\ln 2 - \left(\frac{2\ln 2 \cdot \sigma_u}{F_h} \right)^2 \right]^{-\frac{1}{2}}. \quad (4)$$

其中, F_h 表示感兴趣的最大中心频率, F_l 表示感兴趣的最小中心频率, S 表示总的尺度个数, K 表示总的方向个数. 利用式(2) ~ (4) 可确定 Gabor 滤波器组的参数, 从而实现 Gabor 滤波器组的设计.

同时, 为了提高本文方法对纹理图像尺度变化的稳健性, 笔者对原始的纹理图像进行两次采样 (采样率均为 2), 获得两个低分辨率的图像, 从而构建一个纹理图像的金字塔空间, 该金字塔空间包含一幅原始的纹理图像和两幅采样生成的低分辨率图像, 用于模拟纹理图像的尺度变化情况. 然后, 利用设计的 Gabor 滤波器组对金字塔空间中的三幅图像进行滤波, 并计算滤波后幅值图像的均值和标准差, 将其作为原始纹理图像的全局 Gabor 特征, 即

$$f_{\text{Gabor}} = [\mu_1^{1,1}, \sigma_1^{1,1}, \mu_1^{1,2}, \sigma_1^{1,2}, \dots, \mu_1^{S,K}, \sigma_1^{S,K}, \dots, \mu_3^{1,1}, \sigma_3^{1,1}, \mu_3^{1,2}, \sigma_3^{1,2}, \dots, \mu_3^{S,K}, \sigma_3^{S,K}]. \quad (5)$$

其中, $\mu_i^{s,k}$ 表示第 i 个图像在尺度 s 、方向 k 上 Gabor 滤波幅值图像的均值, $\sigma_i^{s,k}$ 表示第 i 个图像在尺度 s 、方向 k 上 Gabor 滤波幅值图像的标准差.

2.2 基于 LBP 算法的局部纹理特征提取

在利用 LBP 算法提取局部纹理特征时, 根据式(1)和图 2 所示的原理, 对原始纹理图像每个像素的局部邻域进行编码, 可获得一个 LBP 编码图像, 再计算 LBP 编码图像的直方图, 将其作为原始纹理图像的局部特征描述, 其过程如图 3 所示.

利用 LBP 算法对半径为 R 的局部邻域特征进行度量时, 如果只在单一半径的局部邻域上进行操作, 则提取的局部特征比较有限, 因此, 为了提取更丰富的局部特征, 笔者采用多个半径相结合的方

法,对不同分辨率的局部特征进行联合检测,以便获得更具鉴别力的局部纹理特征.笔者采用三个半径的环形邻域结构进行测量,如图 4 所示,半径 R 和邻域点个数 P 组成的参数对分别为 $(R, P) = (1, 8), (2, 16), (3, 24)$.

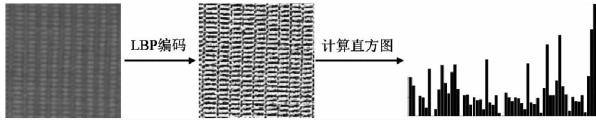


图 3 利用 LBP 算法提取纹理图像特征的原理

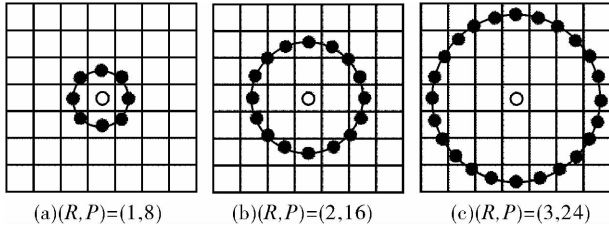


图 4 LBP 算法中三种不同尺寸的环形邻域

为了获得对图像旋转的不变性,并尽量降低特征维数,笔者采用 LBP^{riu2} 算法提取局部的 LBP 特征.针对每个参数对 (R, P) 分别计算 LBP^{riu2} 编码图像的直方图,然后把三个半径的直方图进行级联,将其作为原始纹理图像的局部纹理特征描述,即

$$f_{LBP} = [Hist_{1,8}^{riu2}, Hist_{2,16}^{riu2}, Hist_{3,24}^{riu2}]. \quad (6)$$

其中, $Hist_{R,P}^{riu2}$ 表示参数对 (R, P) 对应的 LBP^{riu2} 编码图像的直方图.

2.3 全局和局部纹理特征的融合及纹理图像识别

笔者在最近子空间分类器^[11]的框架下实现全局和局部纹理特征的融合以及最终的纹理图像识别.设一共有 C 类纹理,每类有 n 个训练样本,把这 n 个训练样本的全局 Gabor 特征分别按列放置,即每个训练样本的全局 Gabor 特征作为一个列向量,可组成一个矩阵:

$$H_{Gabor} = [h_{Gabor,1}, h_{Gabor,2}, \dots, h_{Gabor,n}]. \quad (7)$$

按相同的方法,把这 n 个训练样本的局部 LBP 特征也分别按列放置,可组成一个矩阵:

$$H_{LBP} = [h_{LBP,1}, h_{LBP,2}, \dots, h_{LBP,n}]. \quad (8)$$

对一个测试纹理样本 y ,按笔者提出的方法分别提取其全局 Gabor 特征 h_{Gabor}^y 和局部 LBP 特征 h_{LBP}^y .然后,将测试样本的 h_{Gabor}^y 投影到 H_{Gabor} 张成的子空间,将 h_{LBP}^y 投影到 H_{LBP} 张成的子空间,可得投影值分别为:

$$\rho_{Gabor} = (H_{Gabor}^T H_{Gabor})^{-1} H_{Gabor}^T h_{Gabor}^y, \quad (9)$$

$$\rho_{LBP} = (H_{LBP}^T H_{LBP})^{-1} H_{LBP}^T h_{LBP}^y. \quad (10)$$

上标 T 表示矩阵的转置操作.

然后,计算全局 Gabor 特征和局部 LBP 特征的投影残差,分别为:

$$err_{Gabor} = \|H_{Gabor} \rho_{Gabor} - h_{Gabor}^y\|_2, \quad (11)$$

$$err_{LBP} = \|H_{LBP} \rho_{LBP} - h_{LBP}^y\|_2. \quad (12)$$

为了同时获得好的识别精度和实时性,笔者采用简单高效的加权平均方法将投影残差 err_{Gabor} 和 err_{LBP} 进行特征融合,即

$$err_f = w \cdot err_{Gabor} + (1 - w) \cdot err_{LBP}, 0 \leq w \leq 1. \quad (13)$$

其中,加权参数 w 的值可以通过实验来确定.

最后,将测试的纹理样本划分到投影残差最小的纹理类别,从而实现纹理识别,即

$$y_{Label} = \arg \min_k \{err_f(k)\}, k = 1, 2, \dots, C. \quad (14)$$

3 实验与结果分析

3.1 纹理数据库和实验设置

纹理数据库:为了评估笔者提出的纹理图像识别方法的性能,选择在两个基准纹理数据库上进行实验,即 CURET 纹理库和 KTH-TIPS 纹理库. CURET 纹理库包含 61 类纹理材料,每类有 92 个纹理样本图像,这些样本图像是在不同的光照条件和不同的视角下拍摄的,是一个极具挑战性的纹理库. KTH-TIPS 纹理库由 10 类纹理材料组成,对每类纹理材料在 3 种不同的照明条件、3 个不同的视角和 9 个不同的尺度条件下进行拍摄,所以每类有 $3 \times 3 \times 9 = 81$ 个样本图像.和 CURET 纹理库相比, KTH-TIPS 纹理库引入了大范围的尺度变化,使得在 KTH-TIPS 纹理库上开展纹理识别任务变得更具挑战性.

实验设置:在提取 Gabor 特征时,设 Gabor 滤波器组的最高数字频率为 $F_h = 0.4$,最低数字频率为 $F_l = 0.03$,该频段可覆盖人眼视觉系统所能感知的图像频率范围.同时,设 Gabor 滤波器的支撑域尺寸为 $N_g = 15$,即每个 Gabor 滤波器具有 15×15 像素的支撑域.另外,设尺度个数 $S = 4$,方向个数 $K = 6$.在提取 LBP 特征时,半径和邻域点个数 $(R, P) = (1, 8), (2, 16), (3, 24)$.从纹理库的

每类样本中随机选择一半样本用于训练,另一半样本用于测试,独立重复实验 1 000 次,用平均识别精度作为最后的识别精度。

实验平台:一台计算机(Intel Core i3 - 6100 CPU@ 3.70 GHz, 4 GB RAM), MATLAB R2016b 软件。

3.2 特征融合权值的确定

表 1 不同特征融合权值对应的纹理识别精度

融合权值 w	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
识别精度/%	94.01	98.28	98.95	99.19	99.26	99.13	98.98	98.79	98.48	98.07	97.57

从表 1 可以看出:1)当 $w = 0.4$ 时,实现了全局 Gabor 特征和局部 LBP 特征的较好融合,纹理识别精度达到最高 99.26%;2)当 $w = 0$ 时,只利用了局部 LBP 特征,此时的识别精度为 94.01%;3)当 $w = 1$ 时,只利用了全局 Gabor 特征,此时的识别精度为 97.57%。综上所述,仅利用单一的全局 Gabor 特征或局部 LBP 特征都无法取得最高的识别精度,而笔者提出的方法将全局的 Gabor 特征和局部的 LBP 特征进行融合,发挥了二者的互补作用,能够获得最高的识别精度 99.26%,具有更好的识别性能。因此,在后续的实验均采用融合权值 $w = 0.4$ 。

3.3 实验结果与分析

为了评估笔者所提出方法的识别精度,并与其他方法的识别精度进行对比,在 CURET 和 KTH - TIPS 这两个基准的纹理库上进行仿真实验,结果如表 2 所示。

表 2 本文方法与其他方法的识别精度对比 %

纹理识别方法	KTH - TIPS 纹理库	CURET 纹理库
传统的 Gabor 滤波方法 ^[6]	91.48	94.89
LBP ^{riu2} ^[9]	92.44	95.84
VZ - MR8 ^[7]	93.50	97.31
LEP ^[12]	97.56	92.44
VZ - Joint ^[8]	95.46	97.71
LGWBP ^[13]	96.87	97.66
SLGP_CR_RR ^[14]	93.71	94.83
本文方法	99.26	99.65

从表 2 可以看出,笔者提出的将全局 Gabor 特征和局部 LBP 特征进行融合的方法在 KTH - TIPS 和 CURET 纹理库上均获得了最高的识别精度,分

在对全局 Gabor 特征和局部 LBP 特征进行融合时,需要确定一个最佳的融合权值 w ,以便获得最优的融合效果和最高的识别精度。考虑到 KTH - TIPS 纹理库含有丰富的光照、视角和尺度变化,因此选择在 KTH - TIPS 纹理库上进行仿真实验,不断调节 w 的值,获得的识别精度如表 1 所示。

别为 99.26% 和 99.65%,显著超过了传统 Gabor 滤波方法和 LBP^{riu2} 算法的识别精度;同时,笔者提出的方法也超越了其他一些先进的纹理图像识别方法的识别精度,这充分表明笔者提出的方法在纹理图像识别任务中具有更好的优越性。

4 结论

Gabor 滤波方法主要提取全局的纹理特征,LBP 算法主要提取局部的纹理特征,这两种特征具有互补作用。笔者提出将全局 Gabor 特征和局部 LBP 特征进行融合的方法,能够进一步提高所提取纹理特征的鉴别能力,从而获得更高的纹理识别精度。

参考文献:

- [1]胡敏,滕文娣,王晓华,等.融合局部纹理和形状特征的人脸表情识别[J].电子与信息学报,2018,40(6):1338-1344.
- [2]SONG W, ZHANG Y B, LIU F, et al. Taking advantage of multi - regions - based diagonal texture structure descriptor for image retrieval[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 96:347 - 357.
- [3]MEI S, YANG H, YIN Z P. An unsupervised - learning - based approach for automated defect inspection on textured surfaces[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67 (6):1266 - 1277.
- [4]WEN Z J, LI Z J, PENG Y X, et al. Virus image classification using multi - scale completed local binary pattern features extracted from filtered images by multi - scale principal component analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 79:25 - 30.

- [5] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610–621.
- [6] ARIVAZHAGAN S, GANESAN L, PRIYAL S P. Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1976–1982.
- [7] VARMA M, ZISSERMAN A. A statistical approach to texture classification from single images[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 62(1/2):61–81.
- [8] VARMA M, ZISSERMAN A. A statistical approach to material classification using image patch exemplars[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(11):2032–2047.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] GUO Z H, WANG X Z, ZHOU J, et al. Robust texture image representation by scale selective local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(2):687–699.
- [12] ZHANG J, LIANG J M, ZHAO H. Local energy pattern for texture classification using self-adaptive quantization thresholds[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1):31–42.
- [13] HADIZADEH H. Multi-resolution local Gabor wavelets binary patterns for gray-scale texture description[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 65(C):163–169.
- [14] SONG T C, XIN L L, GAO C Q, et al. Grayscale-inversion and rotation invariant texture description using sorted local gradient pattern[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(5):625–629.

(责任编辑:王彦江)

Texture Image Recognition Based on the Fusion of Gabor Features and Local Binary Patterns

WANG Junmin, LI Ning, WANG Yanhui

(School of Information Engineering, Pingdingshan University, Pingdingshan, Henan 467099, China)

Abstract: Traditional Gabor filtering and local binary pattern (LBP) methods can't get satisfying texture recognition results due to the lack of good discriminative ability. To solve the above problem, a method based on the fusion of global Gabor feature and local LBP feature is proposed to implement the texture recognition. In this method, the global texture feature is extracted by Gabor filtering method, and the local texture feature is extracted by LBP algorithm. Finally, the feature fusion and texture recognition are implemented in the framework of nearest subspace classifier. The experimental results on the benchmark datasets of CURET and KTH-TIPS show that the proposed method significantly outperforms the traditional Gabor filtering and LBP methods.

Key words: texture image recognition, feature extraction, Gabor feature, local binary pattern

