

基于多分辨率 Trace 变换的纹理图像分类

黎 明^{1,3}, 邢冬冬^{1,3}, 汪宇玲^{1,2}

(1. 南昌航空大学江西省图像处理与模式识别重点实验室, 江西南昌 330063;
2. 东华理工大学江西省放射性地学大数据技术工程实验室, 江西南昌 330013; 3. 南昌航空大学信息工程学院, 江西南昌 330063)

摘 要: 针对 Trace 变换提取的图像特征缺乏对纹理边缘信息描述和计算代价高的问题, 利用小波变换对图像轮廓的表征优势, 提出了多分辨率 Trace 变换并应用于纹理图像分类. 首先, 将小波变换引入到 Trace 变换中, 对纹理图像进行非下采样小波变换, 得到不同频率的低频特征子图及高频边缘子图; 其次, 在各级子图上进行一组泛函的 Trace 变换, 获取纹理图像的融合特征, 在获得图像边缘信息的同时避免了 Trace 变换不同泛函组合计算代价过高的问题; 最后, 把融合特征送入支持向量机对图像进行分类. 实验结果表明, 对图像采用多分辨率 Trace 变换提取的融合特征具有更好的纹理描述能力, 相对于传统 Trace 变换及 MCM 等对比方法具有更高的鉴别性能, 且在时间效率上相对于传统 Trace 变换有大幅提升.

关键词: 纹理分类; Trace 变换; 非下采样小波变换; 多分辨率

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)04-0962-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.04.024

Texture Classification Based on Multi-resolution Trace Transform

LI Ming^{1,3}, XING Dong-dong^{1,3}, WANG Yu-ling^{1,2}

(1. Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China;
2. Jiangxi Engineering Laboratory on Radioactive Geoscience and Big Data Technology, East China University of Technology, Nanchang, Jiangxi 330013, China;
3. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: There is a problem that the image features extracted by trace transform lack description of texture edge information, and the computation cost is high, too. Based on the advantages of wavelet transform in image contour representation, a new fusion feature extraction algorithm, multi-resolution trace transform, is proposed and applied to texture image classification. Firstly, the wavelet transform was introduced in trace transform, low frequency feature sub images and high frequency edge sub images of texture images at different frequencies are obtained by using nonsubsampling wavelet transform. Then, we carried out a set of functional trace transform on each level sub images to obtain the fusion features of texture image, which not only obtains the edge information of the image, but also avoids the problem of high cost. Finally, the fusion features were fed into support vector machines to classify the images. The experiment results show that the fusion features of multi-resolution trace transformation have better texture description ability and achieves higher recognition rate than the original trace transform and MCM contrast method, the time efficiency is greatly improved compared to the traditional trace transform.

Key words: texture classification; trace transform; nonsubsampling wavelet transform; multi-resolution

1 引言

纹理与人类的视觉感知密切相关, 不依附于图像

本身颜色和亮度, 是图像中普遍存在而又难以描述的特征^[1]. 纹理分析从输入图像或者待识别的单个纹理图像中获取有意义的信息, 主要被用于图像分类, 图像

收稿日期: 2017-08-01; 修回日期: 2018-07-18; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61866025); 江西省优势创新团队(No. 20113BCB24009, No. 20181BCB24008); 江西省教育厅科技项目(No. GJJ170432); 江西省图像处理与模式识别重点实验室开放基金(No. ET201880042); 江西省放射性地学大数据技术工程实验室开放基金(No. JELRGBDT201804)

分割和基于内容的图像检索等,应用广泛.

小波变换在图像处理与模式识别中具有重要用途,主要应用在图像增强^[2]、图像去噪^[3]、纹理分析和分割^[4]以及边缘检测^[5]等不同领域.它是一种具有多分辨率特性和良好时频局域性的分析方法,能将图像的纹理和细节结构变化表现在不同分辨率层次上,分解重构的子图可以较好保存对视觉起主要作用的图像边缘信息及细节信息^[6],它的优势是某种分辨率下无法检测的特征在另一种分辨率下将很容易被检测出.非下采样小波变换具有多尺度和平移不变性等特点,同时也具有小波变换描述图像细节特征的优势.

Trace 变换是一种有效的纹理不变特征提取算法,近年来,基于 Trace 变换的图像处理研究层出不穷,它在模式识别和特征构造中已经有很好的应用效果,如图像库检索^[7]、纹理分类^[8]、人脸识别认证^[9]、字符识别^[10]、人体行为识别^[11]等.文献[12]把 NSGA-II 算法应用到 Trace 变换泛函组合寻优中,找到了对噪声鲁棒的泛函组合,在受到噪声污染图像上提取的特征仍具有优良的鉴别能力.以上现有文献表明 Trace 变换提取的特征对不同类型的图像均有较好的纹理描述能力.然而 Trace 变换是一种全局纹理特征,对图像空间的每一个像素点同等对待,未考虑不同像素点对图像特性的贡献度,如未突出对图像特性具有很大影响的边缘轮廓信息.此外,Trace 变换需要为数众多的泛函组合提取图像的特征,计算耗费昂贵,实时性欠佳,因而 Trace 变换的推广使用受到一定限制.

本文综合考虑 Trace 变换和小波变换的特点,提出一种新的融合特征提取算法—多分辨率 Trace 变换 (Multi-resolution Trace Transform, MTT). MTT 在 Trace 变换的基础上融入小波变换的多分辨率思想,根据不同分辨率下纹理图像会呈现不同特征的原理,对图像进行非下采样小波变换,再对所得子图进行 Trace 变换,提取特征,最后以此特征为基础进行图像分类.本文算法有以下特点:①小波分解后得到图像的高频细节边缘特征,弥补了 Trace 变换整体特征中对边缘轮廓特征的忽略;②非下采样小波变换对图像处理得到的各个频段子图深度挖掘了样本的纹理结构信息,之后再行 Trace 变换提取的特征具有较高的辨识度,以此可减少 Trace 变换中的泛函组合,降低计算代价.

2 非下采样小波变换

非下采样小波变换 (NonSubsampled Wavelet Transform, NSWT) 相比经典离散小波变换具有多尺度、冗余性和平移不变性,能够凸显信号的特征,提取更多的多

尺度细节特征.它是在信号的分解过程中对其不进行下采样操作,而是在低通和高通滤波器中每两个系数之间插入零来实现对滤波器的扩展. NSWT 将原始信号分解为低频子图,以及水平、垂直、对角线 3 个方向上的高频子图,然后再将低频子图分解为第二层的低频子图,水平、垂直和对角线 3 个方向的高频子图,以此类推.且子图和原始图像大小一致.低频子图对应于原图的平滑区域信息,而高频子图对应与原图的纹理细节、边缘、轮廓信息.在这些子图上做 Trace 变换,能有效弥补其没有图像视觉特性描述的缺陷.

采用非下采样的原因也由于经其处理后所得子图大小与原图相同,完整保留了原始图像的纹理结构信息,而 Trace 变换也是对整幅图像进行处理,因此对图像进行 NSWT 后采用 Trace 变换可获得更稳定、更具有辨识性的特征.

3 Trace 变换

Trace 变换 (Trace Transform, TT) 是 Radon 变换的泛化,广泛用于图像重建和计算机视觉领域.它是一种基于空间域映射的特征提取算法,其计算的特征对图像发生平移、缩放、旋转变换具有鲁棒性^[7].

3.1 Trace 变换理论

Trace 变换沿着穿过图像各个方向上的直线计算泛函值,其参数定义如图 1,穿过图像的直线为迹线 t ,由参数 ϕ 、 p 定义. Trace 变换提取三重特征的过程如图 2,首先沿着迹线 t 计算图像函数的泛函值,该泛函记做 T ,在 T 的作用产生一个与 p 和 ϕ 有关的二维函数 $g(\phi, p)$,在以 p 和 ϕ 为坐标的坐标系中得到另外一幅图像;再把泛函 D 作用在 $g(\phi, p)$ 上消除参数 p ,得到关于参数 ϕ 的一维函数;最后再利用泛函 C ,消除参数 ϕ ,得到一个标量值,即图像的三重特征 (Triple Feature, TF). T 、 D 、 C 分别表示定义在 t 、 p 、 ϕ 上的泛函, T 为消除 t 的迹泛函, D 是控制法线长度的直径泛函 (Diametrical Functional), C 是控制迹线方向的圆周泛函 (Circus Functional).

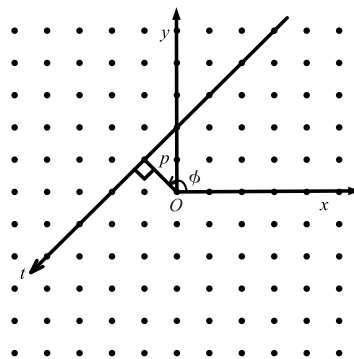


图1 Trace变换参数定义

3.2 构造特征

Trace 变换中使用的泛函分为不变泛函 (Invariant Function) 和敏感泛函 (Sensitive Function), 在泛函参数满足不变条件的情况下, 可以得到对平移、旋转、缩放形变具有不变性质的三重特征, 因此泛函的选择非常重要. 根据文献[7], 进一步推导得到一个相对宽松的不变特征构造条件如式(1), 定义为标准的三重特征 TF_{norm} .

$$TF_{norm}(F, C_1) = \sqrt{\omega TF(F, C_1)} \quad (1)$$

其中 $\omega = \lambda_c(k_r \lambda_d + k_d)$, F 代表图像函数, C_1 代表图像的坐标系, 根据所选泛函, w 可相应算出. 根据文献[13]选取利于纹理描述的不变泛函, 表1~表3列出了本文用到的所有泛函. 根据文献[7]的特征标准化计算公式, 进一步选取38种泛函组合, 组合方式为式(2),

$$\begin{cases} T_0 D_0 C_i & i=0, 1, \dots, 6 \\ T_0 D_2 C_i & i=0, 1, \dots, 4, 6 \\ T_0 D_4 C_i & i=0, 1, \dots, 4, 6 \\ T_1 D_0 C_i & i=0, 1, \dots, 4, 6 \\ T_1 D_1 C_i & i=0, 1, \dots, 6 \\ T_1 D_3 C_i & i=0, 1, \dots, 4, 6 \end{cases} \quad (2)$$

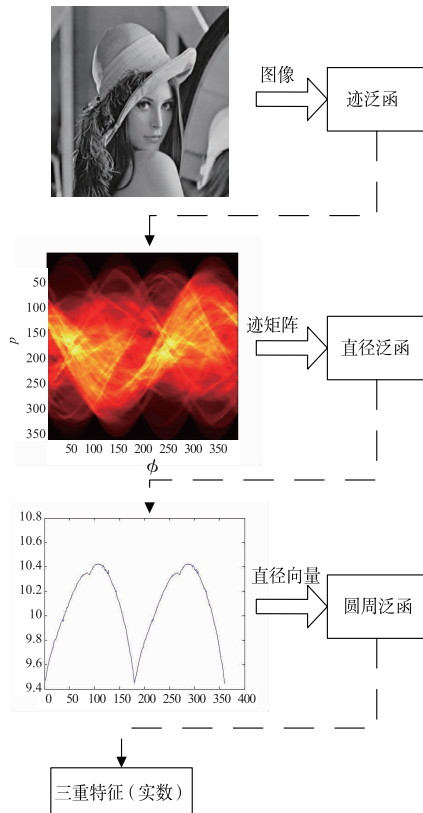


图2 Trace变换提取特征流程图

表1 T泛函

编号	T泛函	k	λ
T_0	$\sum_{i=1}^{n_t} x_i$	-1	1
T_1	$\sum_{i=1}^{n_t} \sqrt{ x_i }$	0	1

表2 D泛函

编号	D泛函	k	λ
D_0	$\sum_{i=1}^{n_p} \sigma_i$	-1	1
D_1	$(\sum_{i=1}^{n_p} \sigma_i^{1/2})^2$	-2	1
D_2	$\sum_{i=1}^{n_p} \sigma_i '$	0	1
D_3	$\sum_{i=1}^{n_p} \sqrt{ \sigma_i }$	-1	1/2
D_4	$\max_{i=1}^{n_p} \sigma_i $	0	1

表3 C泛函

编号	C泛函	k	λ
C_0	$\sum_{i=1}^{n_\phi} \xi_i$	-1	1
C_1	$\max_{i=1}^{n_\phi} \xi_i - \min_{i=1}^{n_\phi} \xi_i$	0	1
C_2	$(\sum_{i=1}^{n_\phi} \xi_i ^{1/2})^2$	-2	1
C_3	$(\sum_{i=1}^{n_\phi} \xi_i ^{1/4})^4$	-1/4	1
C_4	$\sum_{i=1}^{n_\phi} \xi_i '$	0	1
C_5	$\sum_{i=1}^{n_\phi} \sqrt{ \xi_i }$	-1	1/2
C_6	$\max_{i=1}^{n_\phi} \xi_i$	0	1

4 多分辨率 Trace 变换的纹理图像分类

一些图像分类方法只提取图像单一特征, 得到的特征信息在很多情况下不足以充分表述图像信息, Trace 变换也是如此. 按照 Trace 变换的定义, 在提取图像特征时, 沿着所有迹线对空域原始图像所有的像素点做相同处理, 然而图像中的边缘轮廓信息往往是很重要的, 更能体现出不同类别图像之间的细节差异性. 非下采样小波变换把图像分解为逼近子图和细节子图, 逼近子图包含了图像的低频信息, 即图像的背景整体信息; 细节子图包含了图像的高频细节信息, 即图像

的边缘轮廓信息. 因此结合二者特点, 本文提出一种新的融合特征提取算法—多分辨率 Trace 变换.

4.1 MTT 纹理图像分类方法

MTT 首先对图像进行非下采样小波变换, 得到反映图像不同频段信息的各个子图, 然后对所有的子带图像均进行 Trace 变换三重特征提取, 这样既考虑到了原始图像的低频的整体背景信息, 又考虑到了高频的边缘轮廓信息, 综合保留了原始纹理图像在各个频段的纹理结构信息, 弥补了传统 Trace 变换对图像纹理信息描述不足的缺陷. 为此, 本文以一个 T 泛函为例, 对原始 Lena 图和经过 NSWT 处理后得到的各级子图分别进行 T 泛函处理, 得到的对比结果如图 3. 我们可以直观地看到各级子图的迹矩阵不仅表达出了空域图像的基本信息, 且也把图像细节边缘轮廓信息清晰的表达出来, 这样增加了特征信息的多样性, 弥补了原 TT 在表达图像信息丰富性上的欠缺.

采用 MTT 的纹理图像分类方法包含以下步骤, 其算法流程如图 4.

Step1 对待处理样本图进行非下采样小波变换.

NSWT 中的小波基选择非常重要, 本文选择 Haar 小波作为小波基, 因它具有对称性和线性相位, 在对图像边缘做边缘延拓时重构图像的边缘部分失真较小^[14], 这在实验中也得到了验证; 且实验验证当 NSWT 分解级数为 2 时, 可获得较稳定的纹理描述, 因此非下采样小波分解级数选择 2.

Step2 对得到的各级子图进行 Trace 变换三级泛函级联处理.

Trace 变换中涉及到的参数 ϕ 和 p 的选择依据基础文献[7], ϕ 角度间隔步长取 1.5 度, p 长度步长为 1 像素, 此参数设置在鱼库上取得了很好的识别效果. 这里角度步长 ϕ 和直径步长 p 的采样频率会影响三重特征构造精度, 若以提取图像的信息量为代价, 即 Trace 变换的精度, 则可以考虑使用更粗的采样. 对得到特征采用式(1)进行标准化处理.

Step3 把每个子图得到的标准特征级联为特征向量, 归一化处理后作为 SVM 分类器的输入, 构建分类决策器, 进行分类识别.

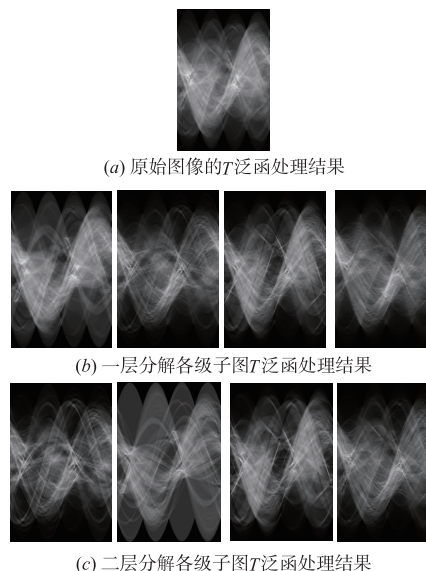


图3 MTT和TT经 T 泛函处理结果对比图

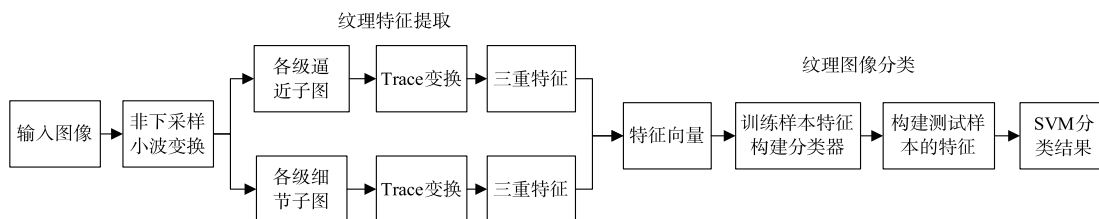


图4 MTT纹理图像分类算法流程图

4.2 MTT 特征分析

MTT 是在分解重构后的各级子图上进行三重特征提取, 各个子图由同一个原图在不同频率段的分解所得, 子图之间存在语义关联性, 但又是相同或相似语义的不同表达. 因此在各级子图上在进行相同泛函组合的特征提取可以得到具有语义相关的不同特征, 这更有利于提升特征的鉴别性能. 本节进行实验分析验证. 任意选择 8 组不同的泛函组合, 如式(3).

$$\begin{cases} T_0 D_0 C_{0,2,3,5,6}, T_0 D_2 C_{0,2} \\ T_1 D_0 C_{0,2,3}, T_1 D_1 C_5, T_1 D_3 C_{0,2,3,5} \end{cases} \quad (3)$$

利用 TT 可获得图像的 8 个纹理特征; 利用 MTT 在

8 个不同频率子图上作用同一组泛函, 同样获得 8 个纹理特征. 在 Brodatz 纹理库^[15]上进行实验, 结果如图 5, 图中 MTT1 表示采用第 1 组泛函 $T_0 D_0 C_0$ 得到的 8 个特征分类的结果, 以此类推. 由图 5 可知, 在相同特征维数下, 采用一组泛函作用于不同子图的 MTT 识别效果均明显高于传统 TT, 表明 MTT 特征具有更好的图像描述能力, 反映出图像细节信息对分类性能的重要影响, 高频子带上的特征信息弥补了传统 TT 没有描述图像轮廓的缺陷, 且通过 MTT 在不同子图上得到的具有语义相关的不同特征, 进一步提升了 MTT 特征的鉴别性能.

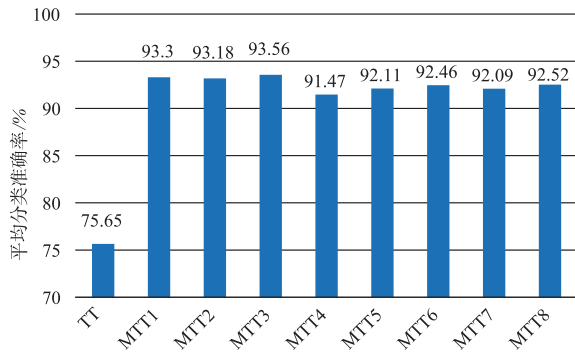


图5 相同特征维数下的MTT和TT识别结果

综合分析 NSWT 把原始图像分解成多个子图,深度挖掘了图像的整体结构信息以及边缘轮廓信息,因此后续 Trace 变换时只需少量的泛函组合提取图像特征,达到了减少计算量和降低图像特征维度的目的,提高了算法的实效性. MTT 采用式(3)中的泛函组合方式,可任选其中一个或多个组合提取纹理图像特征. 本文只选择其中一组泛函,与原始的 Trace 变换使用较多泛函组合相比,减少了泛函的使用个数,降低了计算代价.

表4 Brodatz 库中 77 类均匀纹理分类情况

算法/维数	ACAR/%						平均识别时间/s
	$N=3$	$N=5$	$N=7$	$N=10$	$N=13$	$N=15$	
TT/38	69.42	82.37	88.72	90.49	92.71	93.76	0.658
WE/8	65.03	79.17	85.50	89.66	91.53	92.46	0.462
MTT/8	71.92	84.84	90.64	93.77	95.27	96.22	0.461
MTT + WE/16	76.36	88.21	92.15	95.25	96.36	97.07	0.516

从表4结果可知在不同的训练样本数下,分类效果最好的是 MTT + WE, MTT 紧随其后,两者的平均分类准确率均高于 TT 和传统 WE,说明对纹理图像进行多分辨率 Trace 变换是有效的,多分辨率特性弥补了原 TT 对边缘轮廓信息的忽略,相比原始算法提高了识别率. 另外,本文方法识别时间均小于原 TT 的平均识别时间,在时间效率上也更胜一筹.

为探索本文算法的稳定性,在 Brodatz 纹理库中选择 6 类典型的矩形 (D1、D25-26、D94-96)、5 类近圆形 (D74-75、D97、D101-102) 和 5 类非规则形状 (D40、D59、D62、D88、D99) 的纹理样本进行实验,结果如图 6.

从图 6 的三个结果可知,本文的 MTT 算法在不同训练样本下的平均识别准确率均高于原 TT. 对于矩形样本来说由于 TT 本身对图像的直线特征具有敏感性,且 MTT 特征里包含边缘轮廓细节信息,因此 MTT 的性能表现最佳. 对于非规则样本和圆形样本来说,性能最优的是 MTT + WE,其次是 MTT,二者均高于原 TT 和小波能量特征. 以上结果也说明本文算法 MTT 针对具有

5 实验与分析

本文算法实现环境为:MATLAB R2014a、Intel(R) Core(TM) i7-6700 CPU @ 3.40GHz 和 8GB 的 RAM. 采用平均分类准确率 (Average Classification Accurate Rate, ACAR) 作为分类的评判标准. 随机从每类样本库中选择 N 个训练样本,剩下的为测试样本,分类实验 100 次,求取最终的 ACAR. 分类器采用支持向量机,参数设置为默认,核函数选择径向基核函数 RBF.

5.1 Brodatz 纹理库分类实验

本节采用 Brodatz 纹理库中 77 类纹理^[15]实验. 将 640×640 大小的样本分割成不重叠的 25 幅子图,得到 1925 个大小为 128×128 的样本子图,分别计算 MTT、TT、小波能量 (Wavelet Energy, WE) 三种方法的特征以及 MTT 和 WE 的级联融合特征. MTT 采用 4.2 中 $T_0 D_0 C_0$ 泛函组合. TT 采用 3.2 节中泛函组合. 在实际应用中通常分类器是提前训练好的,因此本文只分析不同算法的测试样本识别效率,在 6 组不同训练样本个数下,计算平均识别时间,结果如表 4.

不同形状纹理单元的图像具有较好的特征描述能力,具有一定的鲁棒性.

为验证算法的有效性,将本文方法与其他文献方法^[15-19]对比. 选择 MTT 和 MTT + WE 与之对比,相同条件下,结果如表 5.

表5 不同算法在 Brodatz 纹理库上的分类结果

对比方法识别率		本文方法识别率/%	
方法	识别率/%	MTT	MTT + WE
En + MCM _h ^[15]	95.18	95.30	96.55
MCM _h ^[15]	93.09		
徐等 ^[16]	91.11	97.35	98.17
Crosier M ^[17]	98.67	99.40	99.76
周等 ^[18]	98.89		
刘等 ^[19]	98.43	97.16	98.25

表5结果显示 MTT 的识别率已高于对比文献 [15 ~ 18] 中的识别率, MTT + WE 效果更好,说明本文方法识别能力更强. 虽然与文献 [19] 对比, 本文的识别率略

低,但本文的三重特征仅通过一组泛函的所得,而采用不同的泛函组合能反映图像的不同性质,因此若增加泛函组合个数,获取更多的三重特征,则本文方法识别率可进一步提高.

5.2 Coil-20 图像库分类实验

Coil-20 图像库包含 20 类对象,每类有 72 张不同

角度拍摄的灰度图. 本节实验随机选择每类不同的 N 个样本组成训练样本,生成分类决策器,剩下样本做测试,进行 100 次的分类实验,结果如表 6. 表中 MTT/304 表示使用和原 TT 一样的 38 个泛函组合,获得 304 维特征,平均识别时间指的是每组实验 100 次的样本识别时间均值.

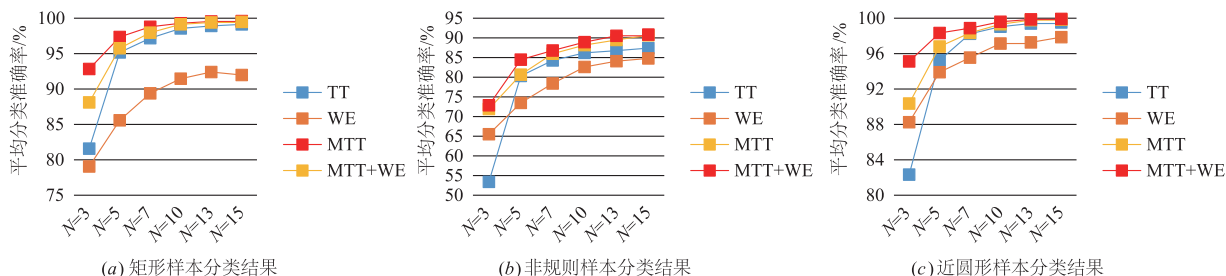


图6 Brodatz纹理库中不同类型纹理图像分类结果

表 6 Coil-20 图库上不同算法的识别率比较

算法/维数	ACAR/%							平均识别时间/s
	$N=3$	$N=5$	$N=7$	$N=9$	$N=12$	$N=18$	$N=30$	
WE/8	59.78	73.79	78.54	82.26	85.54	88.99	91.47	0.0494
TT/38	61.89	78.30	86.55	90.32	94.54	96.95	97.76	0.0747
MTT/8	64.02	79.83	87.01	90.92	94.89	97.28	98.76	0.0458
MTT + WE/16	71.41	86.18	91.97	94.43	96.70	98.25	99.24	0.0462
MTT/304	71.82	89.32	94.78	96.79	98.36	99.53	99.92	0.1963

从表 6 结果可明显看出,本文算法 MTT 相较于传统 TT,在平均分类准确率和识别时间上具有较大的提升. 虽然 Coil-20 图像库中有较为相似的类别和不同形状的样本,但在所用泛函较少的情况下,随着训练样本数的增加,MTT 平均分类准确率具有明显的提升. 当训练样本为 30 的情况下 MTT 和 MTT + WE 的 ACAR 分别达到了 98.76%, 99.24%, 相比原 TT 提高了 1%, 1.48%. 当使用所有的 38 个组合进行多分辨率提取三重特征时,最高识别率达到了 99.92%. 在平均识别时间上,MTT 识别时间相比原 TT 降低了 0.0289s. 综上,本文算法相对于原 TT 在识别率和时间效率上具有双重优势.

为进一步验证本文算法的稳定性,选择 Coil-20 中 obj2、obj7、obj8、obj12、obj13、obj14、obj15、obj16、obj17、obj18、obj20 共 11 类含有近圆形和近矩形的混合形状样本进行实验. 实验设置不变,实验结果如图 7. 从图 7 中可得,MTT 相对于 TT 具有明显优势,说明 MTT 的图像表征能力优于 TT,MTT + WE 取得了更高的识别率,表明把小波能量特征和 MTT 特征进行级联融合也是有效的.

进一步,选择文献 [20] 分类算法 KWGSC (核加权组表示分类器) 进行比对. 该文献分别采用主成分分析法 PCA 和迭代最近邻线性投影算法 INNLP 进行降维,

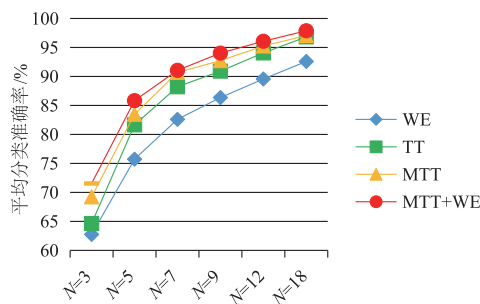


图7 混和形状分类结果图

把原始的 1600 维特征降到 50、100、300 维. 选择其分类最好的结果比对,结果如表 7.

表 7 不同算法在 Coil-20 图像库上的分类结果

算法/维数	降维方法	识别率/%
KWCRC/300	INNLP	97.3
KWGRC/50		97.2
KWCRC/50	PCA	99.8
KWGRC/100		99.8
MTT/8	NONE	98.88
MTT + WE/16		99.30
MTT/304		99.90

由表 7 知,对比文献使用 INNLP 降维方法时,本文方法的识别率较高;然而对比文献使用 PCA 进行降维时,仅有 8 个特征的 MTT 算法及 16 个特征的 MTT + WE 算法识别率稍低,但当使用 38 组泛函,获得 $38 \times 8 = 304$ 维特征时,MTT 方法识别率达到最高 99.90%,进一步说明不同的泛函组合提取的特征通常反映图像不同的性质.因此,若增加本文算法使用的泛函组合数,本文算法的优势会更明显.

5.3 MTT 和 TT 效率对比

MTT 算法在原有 TT 算法的基础上提高了算法的时效性,本节主要测试 MTT 和 TT 的运行效率.测试实验使用 Brodatz 纹理库中 77 类纹理和 Coil-20 全库图像,按 4.1 节所述步骤,分别计算 MTT 特征和 TT 特征,并训练得到各自的分类器.之后计算识别每个测试样本所需的平均运行时间,包括测试样本特征提取时间及对测试样本分类识别时间,对比结果如表 8.

表 8 MTT 和 TT 运行时间比较

方法	TT	MTT
Brodatz 运行时间(s)	6.425	1.429
Coil-20 运行时间(s)	6.521	1.363

从表 8 中结果可知,在两个图像库上,MTT 耗用的总时间明显低于 TT,运行速度约五倍于原 TT 算法.结合前面章节的分类实验结果,可知 MTT 不仅提高了平均分类准确率,时间效率也大幅提高.但 MTT 特征提取过程中仍需要在不同方向 ϕ 和不同的距离 p 上对各个子图进行扫描处理,耗时较多,因此 MTT 算法与小波变换等其他算法相比在时间效率上并不占优势.

6 结论

本文提出的多分辨率 Trace 变换的纹理图像分类方法,综合了小波变换和 Trace 变换的优点,通过对图像进行 2 层非下采样小波变换后得到的各级子图进行 Trace 变换,解决了 Trace 变换在提取图像特征时缺乏边缘细节纹理信息描述和计算代价高的问题.通过 Brodatz 标准纹理库和 Coil-20 图像库上的对比实验表明,本文方法比传统 Trace 变换有更高的识别率,且大幅减少了计算量,与其文献方法对比时也有明显的优势,说明采用 MTT 方法有较好的纹理描述能力及鉴别性能.

参考文献

[1] 刘丽,匡纲要.图像纹理特征提取方法综述[J].中国图象图形学报,2009,14(4):622-635.
LIU Li, KUANG Gang-yao. Overview of image texture feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graph-

ics,2009,14(4):622-635. (in Chinese)

- [2] 迟健男,张闯,张朝晖,等.基于反对称双正交小波重构的图像增强方法[J].自动化学报,2010,36(4):475-487.
CHI Jian-nan, ZHANG Chuang, ZHANG Chao-hui, et al. Image enhancement based on anti-symmetrical biorthogonal wavelet reconstruction[J]. Acta Automatica Sinica,2010,36(4):475-487. (in Chinese)
- [3] 周先春,吴婷,石兰芳,等.一种基于曲率变分正则化的小波变换图像去噪方法[J].电子学报,2018,46(3):621-628.
ZHOU Xian-chun, WU Ting, SHI Lan-fang, et al. A kind of wavelet transform image denoising method based on curvature variation regularization[J]. Acta Electronica Sinica, 2018,46(3):621-628. (in Chinese)
- [4] 李亚峰.基于图像分解的稀疏正则化多区域图像分割方法[J].电子学报,2015,43(9):1841-1849.
LI Ya-feng. A sparsity Regularized multiregion image segmentation method based on image decomposition[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(9): 1841-1849. (in Chinese)
- [5] 李哲涛,李仁发,谢井雄.基于全向小波的图像边缘检测算法[J].电子学报,2012,40(12):2451-2455.
LI Zhe-tao, LI Ren-fa, XIE Jing-xiong. An edge detection algorithm based on omni-directional wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(12): 2451-2455. (in Chinese)
- [6] 殷明,白瑞峰,邢燕,等.基于非下采样双树复小波域的双变量模型去噪算法[J].光子学报,2014,43(10):131-137.
YIN Ming, BAI Rui-feng, XING Yan, et al. Denoising algorithm by nonsubsampling dual-tree complex wavelet domain bivariate model[J]. Acta Photonica Sinica,2014,43(10):131-137. (in Chinese)
- [7] KADYROV A, PETROU M. The trace transform and its applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2001,23(8):811-828.
- [8] KADYROV A, TALEPBOUR A, PETROU M. Texture classification with thousands of features[A]. British Machine Vision Conference[C]. UK:BMVC,2014.665.
- [9] SRISUK S, PETROU M, KURUTACH W, et al. A face authentication system using the trace transform[J]. Pattern Analysis and Applications,2005,8(1):50-61.
- [10] NASRUDIN M F, PETROU M. Offline handwritten Jawi recognition using the trace transform[A]. International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Robotics [C]. US:IEEE,2011.87-91.
- [11] GOUDELIS G, KARPOUZIS K, KOLLIAS S. Exploring trace transform for robust human action recognition[J].

- Pattern Recognition, 2013, 46(12):3238-3248.
- [12] ALBUKHANAJER W, BRIFFA J, JIN Y. Evolutionary multi-objective image feature extraction in the presence of noise [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45(9):1757-1768.
- [13] PETROU A M, WANG F. A tutorial on the practical implementation of the trace transform [A]. Handbook of Texture Analysis[M]. UK:Imperial College Press, 2008. 313-346.
- [14] 秦定宇, 王敬东, 李鹏. 图像融合中小波基的选择分析 [J]. 光电子技术, 2006, 26(3):203-207.
QIN Ding-yu, WANG Jing-dong, LI Peng. Wavelet base selection and evaluation for image fusion [J]. Opto Electronic Technology, 2006, 26(3):203-207. (in Chinese)
- [15] 钟桦, 杨晓鸣, 焦李成. 基于多分辨共生矩阵的纹理图像分类 [J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(11):1991-1999.
ZHONG Hua, YANG Xiao-ming, JIAO Li-cheng. Texture classification based on multiresolution co-occurrence matrix [J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(11):1991-1999. (in Chinese)
- [16] 徐卓飞, 张海燕, 刘凯, 等. 基于 Radon-经验模式分析的纹理分类 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(8):1091-1101.
XU Zhuo-fei, ZHANG Hai-yan, LIU Kai, et al. Texture classification based on Radon-empirical mode decomposition analysis [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(8):1091-1101. (in Chinese)
- [17] CROSIER M, GRIFFIN L D. Using basic image features for texture classification [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(3):447-460.
- [18] 周林, 平西建, 童莉. 基于改进基本图像特征直方图的纹理分类算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(6):1272-1277.
ZHOU Lin, PING Xi-jian, TONG Li. Texture classification based on improved basic image feature histogram [J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(6):1272-1277. (in Chinese)
- [19] 刘金平, 唐朝晖, 徐鹏飞, 等. 基于 B 样条概率密度估计的纹理图像分类 [J]. 光电子·激光, 2017, (5):538-546.
LIU Jin-ping, TANG Zhao-hui, XU Peng-fei, et al. On texture image classification via B-spline probability density function estimation [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2017, (5):538-546. (in Chinese)
- [20] 郑建伟, 杨平, 王万良, 等. 组加权约束的核稀疏表示分类算法 [J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(11):2567-2582.
ZHENG Jian-wei, YANG Ping, WANG Wan-liang, et al. Kernel sparse representation classification with group weighted constraints [J]. Journal of Computer Research Development, 2016, 53(11):2567-2582. (in Chinese)

作者简介



黎明 (通信作者) 男, 1965 年 2 月生于江西樟树. 教授, 博士生导师. 1985 年在上海交通大学获学士学位, 分别于 1990 年和 1997 年在南京航空航天大学获硕士、博士学位. 主要研究方向为智能计算、图像处理.

E-mail: liming@nchu.edu.cn



邢冬冬 女, 1992 年 9 月生于河南鹿邑. 现为南昌航空大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别.

E-mail: 384914159@qq.com



汪宇玲 (通信作者) 女, 1976 年 7 月生于江西抚州, 博士研究生, 副教授. 1998 年于南昌大学获得工学学士学位, 2007 年于江西师范大学获得工学硕士学位. 主要研究方向: 模式识别、图像处理.

E-mail: wangyuling_119@vip.163.com