

圆迹变换及图像纹理分析

汪宇玲^{1,2}, 黎明^{1,3}

- (1. 南京航空航天大学自动化学院, 江苏南京 211106;
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. 南昌航空大学江西省图像处理与模式识别重点实验室, 江西南昌 330063)

摘要: 针对迹变换提取的特征对于含圆弧形纹理图像描述欠佳的问题, 提出了圆迹变换及其纹理特征提取方法. 圆迹变换使用圆迹线来跟踪图像, 并将圆迹线上的泛函结果映射到由半径、长度和角度三个参数生成的空间上, 对该结果继续做泛函积分, 能得到图像四重圆迹空间特征. 在圆迹线上使用不同的泛函能得到不同的圆迹变换结果, 不同的泛函组合能获得不同的圆迹变换特征, 能表示图像不同的纹理性质和更深层次的图像信息, 产生多维的圆迹变换纹理特征信息. 在 Coil-20 对象图库及 Brodatz 纹理库上对含圆弧形图像的分类实验表明, 在训练样本较少的情况下, 利用圆迹变换提取的纹理特征, 其识别能力比迹变换都有明显提升, 对于包含圆形、弧线形纹理的图像具备了更好的分辨能力.

关键词: 图像识别; 纹理分析; 特征提取; 圆迹变换; 迹变换

中图分类号: TP391.4; TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)10-2351-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.10.007

Circular Trace Transform and Its Applications to Image Texture Analysis

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

- (1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 211106, China;
2. Jiangxi Engineering Laboratory on Radioactive Geoscience and Big Data Technology, East China University of Technology, Nanchang, Jiangxi 330013, China;
3. Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: Circular trace transform (CTT) is proposed to extract the texture features that are more suitable for describing images containing circular or arc-shaped texture than the ones extracted by Trace Transform. CTT consists of tracing an image with circles around which certain functionals of the image function are calculated. The functional results on the circular trace are mapped to the space generated by three parameters such as radius, length and angle. With functional integral in the results, the image quadruple texture features can be generated. Different circular trace transformations can be obtained by using different compositions of functionals and the quadruple features by CTT can represent different texture properties and deeper intrinsic information of images. It shows better performance on recognizing images with circular or arc-shaped texture in Coil-20 and Brodatz database. In the case of fewer training samples, the recognition capability of the features is obviously improved.

Key words: image recognition; texture analysis; feature extraction; circular trace transform; trace transform

1 引言

图像特征提取在图像处理中起着关键作用, 如何

从图像中提取反映图像本质并具有强适应性的特征一直是图像处理及计算机视觉等领域的核心研究内容. 众所周知, 最常见的图像特征包括纹理、颜色和形状等,

收稿日期: 2017-07-31; 修回日期: 2018-02-11; 责任编辑: 李勇锋

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61262019); 江西省优势创新团队项目 (No. 20113BCB24009); 江西省教育厅科技项目 (No. GJJ160554, 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. JELRGBDT201707)

在这些特征的提取过程中,研究人员都试图寻找一些不变特征,当图像内容发生旋转、缩放、平移或是有光照及拍摄视点变化时,这些特征量具有不变性.图像不变特征分析方法主要有矩理论分析、相关性分析、傅里叶描述子、自回归模型、尺度不变特征转换等^[1],还有就是使用 Radon 域及其泛化分析的方法, Radon 变换将旋转变换转化为参数平移,能提取具有图像几何不变性的特征,迹变换(Trace Transform, TT)则是 Radon 变换的推广,通过迹变换能提取图像旋转、缩放及平移不变特征,近十几年迹变换已逐渐成为图像处理及计算机视觉等领域的研究热点之一.

迹变换首先由 Kadyrov A 和 Petrou M 在 1998 年提出,他们同时提出了基于迹变换的三重不变特征提取理论^[2,3].使用迹变换能提取图像 RST(Rotation, Scale and Translation)不变特征,在不变图像分析领域,迹变换具有重要的几何不变特征提取理论意义,已经引起研究者的极大兴趣.目前已有大量研究迹变换的相关文献,迹变换已被广泛应用于各类图像分析识别中,如图像配准、人脸识别^[4]、行为识别^[5]、彩色图像分类^[6]、地震勘探^[7]等.此外,Albukhanajer W A 使用迹变换获得更优分类性能的多分类器组合^[8],并提出了进化迹变换算法(Evolutionary Trace Transform, ETT)^[9,10],ETT 能提取不同版本相同图像的高不变性特征.虽然已经有众多研究者对迹变换进行了大量的研究,但大部分是对迹变换的应用研究.而对算法本身的研究工作主要集中在迹变换泛函的组合优选,或是分析研究不同泛函的旋转不变性及尺度缩放敏感性方面,很少有对迹线的研究以适用于不同的几何纹理图像,如含圆形或弧线形纹理的图像.

为了获得一种对图像中含圆形或弧线形纹理更敏感的不变纹理特征,本文提出一种改进的迹变换——圆迹变换(Circular Trace Transform, CTT),并使用 CTT 进行图像特征提取. CTT 将传统迹变换的迹线改成了圆迹,将图像空间变换到四维的圆迹空间,并在三重泛函前增加了圆迹线泛函,将圆迹线上泛函的结果投影到传统迹变换的迹线上,即可还原到传统的三维迹空间.圆迹线泛函不同能获得不同的圆迹变换结果,不同的泛函组合能获得具有不同图像性质的圆迹变换特征.使用 CTT 提取的纹理特征对于含圆形、弧线形纹理的图像具有更好的分辨能力,特别在训练样本较少的情况下,相比迹变换其识别能力有明显提升.

2 迹变换及三重特征

2.1 基于迹变换的三重特征提取

迹变换是一种通过图像重建和泛函作用提取图像不变特征的方法,它是 Radon 变换的泛化. Radon 变换

沿直线计算图像函数的积分,而迹变换不限于直线积分,可以是对图像函数的数学运算等,形式多样.对图像定义不同的泛函能映射出不同的迹变换结果,即能反映图像的不同特性.图 1 为迹变换的参数定义,一条迹线 t 的位置由一组 (ϕ, ρ) 给出, ϕ 为迹线 t 的法线与水平轴的夹角, ρ 为迹线 t 与中心点 O 的垂直距离,将泛函 T 作用在图像的所有迹线上即能得到迹变换的结果.

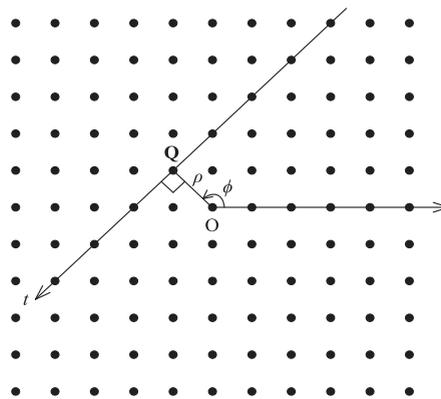


图1 Trace变换的参数定义

将迹变换结果进一步作用于不同泛函组合,可以得到图像不同的三重特征,进行归一化后,所得到的融合特征即可用于图像识别.若使用的泛函是不变泛函或敏感泛函,则得到的特征能具有旋转、缩放及平移不变的特性^[2],文献[2,3]给出了不变泛函和敏感泛函的定义,构建不变特征的条件,同时给出参数的变化规则及泛函选取的方法.利用迹变换提取图像三重特征的过程可用式(1)表示.

$$\Pi(I) = \Phi(P(T(I(\varphi, \rho, t)))) \quad (1)$$

其中 I 表示图像, $I(\varphi, \rho, t)$ 表示在图 1 定义的参数系上图像的投影, T 、 P 、 Φ 分别表示定义在参数 t 、 ρ 、 ϕ 上的泛函.

2.2 迹变换特征分析

由于迹变换使用迹线扫描整幅图像,它能提取图像的直线形特征,对含直线形纹理的图像具有优良的辨识能力.对于含圆形或弧线形的纹理图像,圆或弧线上的像素点不能被迹线完全或较多数捕获,由此得到的泛函结果不能明显反映此类几何纹理的特点,因而利用迹变换提取的特征对此类纹理图像的适用性较弱.

为直观呈现迹变换提取的三重特征对含圆或弧线形纹理的辨识能力,选择典型的 Circles 及 Lines 为实验对比用图像,并对其进行 RST 变化,如图 2 所示.设置 2 组不同的复合泛函组合构建不变三重特征,利用迹变换对图 2 中每张图像提取三重特征,获得的特征值分别记为 TF1、TF2.表 1 为部分不变泛函示例. TF1 特征选择 IF_1 为 T 泛函, IF_2 为 P 泛函, $\Xi_1 = IF_1/IF_4$ 为 Φ 泛函. TF2 特征的 T 泛函和 P 泛函选择与 TF1 相同, $\Xi_2 =$

IF_1/IF_3 为 Φ 泛函.

图 3 表示采用迹变换提取 Circles 和 Lines 图像三重不变特征的聚类效果,将不同图像映射到 TF1 和 TF2 张成的二维特征空间中. 聚类效果图显示 Circles 图像在二维特征空间聚类点相比 Lines 更分散,说明由迹变换对于含圆弧形纹理的 Circles 图像则辨识能力相对较弱,当图像种类增加时,其辨识率会更低,即迹变换提取的三重特征应用于含圆或弧线形纹理的图像是受限的. 但现实世界存在很多圆形或弧线形纹理,这一类几何纹理无处不在,是不可或缺的纹理信息.

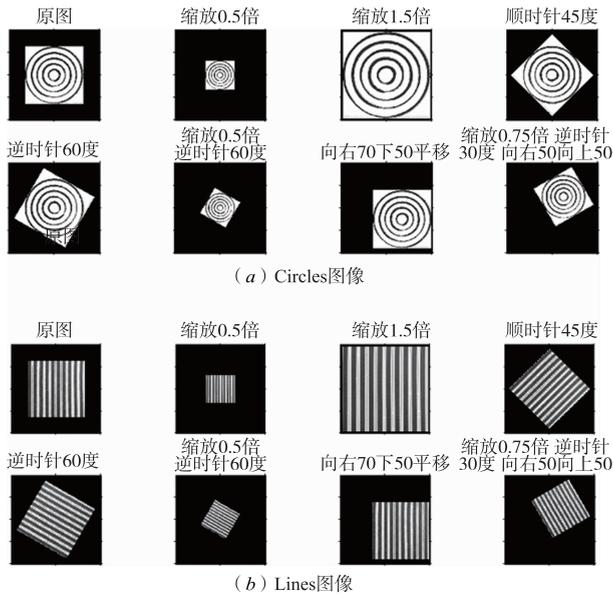


图2 旋转、缩放、平移的Circles和Lines图像

表 1 不变泛函示例

序号	泛函
IF_1	$\int \xi(t) dt$
IF_2	$\int \xi(t)' dt$
IF_3	$\max(\xi(t))$
IF_4	$\max(\xi(t)) - \min(\xi(t))$
IF_5	$(\int \xi(t) ^q dt)^{1/q}$

3 圆迹变换及其纹理特征提取

3.1 圆迹变换

为了获得一种对图像中含圆形或弧线形几何纹理更敏感的不变特征,本文提出了一种新的圆迹变换算法 CTT 及其图像纹理特征提取方法,以获得对该类纹理具有更高辨识能力的图像特征. 圆迹变换将迹变换的迹线改成了圆迹,其参数定义如图 4 所示,圆的中心点 Q 为坐标原点 O 到迹线 t 的垂足,半径 r 、长度 ρ 和角

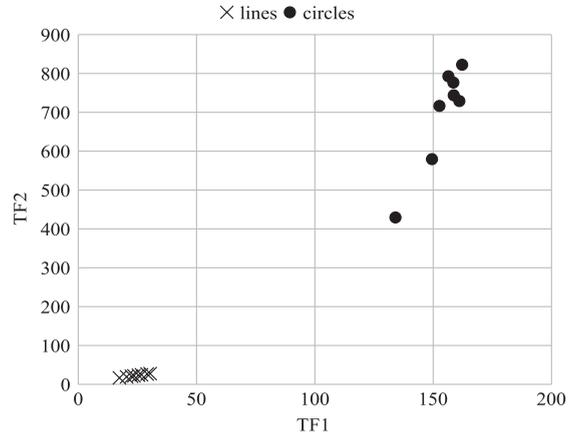


图3 三重不变特征聚类效果

度 ϕ 三个参数确定了一个圆迹线,在该圆迹线上定义参数 c ,则可将图像 I 映射到一个四维空间 $S(\phi, \rho, r, c)$, S 命名为圆迹空间,圆迹空间上的点对应图像 I 上的唯一一点,每张图像唯一对应一个圆迹空间投影数据.

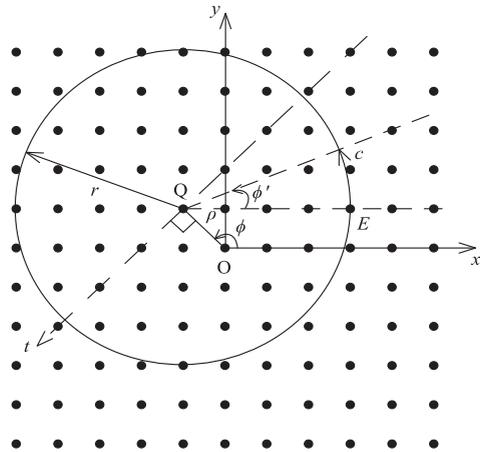


图4 圆迹变换的参数定义

假设圆迹空间 S 中的一点 (ϕ, ρ, r, c) 与图像 I 上一点 (x, y) 对应,则它们存在如下变换关系:

$$\begin{cases} r = (x - \rho \times \cos\phi) \times \cos\phi' + (y - \rho \times \sin\phi) \times \sin\phi' \\ c = \phi' \times \pi \times r \div 180 \end{cases} \quad (2)$$

其中 ϕ 是迹线 t 的法线与水平轴 x 的夹角, ρ 是圆心 Q 与原点 O 的距离, r 是圆迹线的半径, c 是定义在圆迹线上起始点位于 E 的变量, ϕ' 为 c 与圆心 Q 连线与水平轴 x 的夹角.

3.2 基于 CTT 的纹理特征提取方法

在原迹变换三重特征提取理论的基础上,我们用圆迹线扫描图像,并在直径泛函之前增加了圆迹线泛函,记为 C . 圆迹线泛函作用于图像的结果与纹理符合圆形的契合度成正比,若图像中含圆形纹理,则在圆迹

线与圆重合时泛函作用结果会产生极值. 依据 Kadyrov A 和 Petrou M 的不变特征理论, 选择不不变泛函或敏感泛函能获得图像的不变特征, 该理论同样适用圆迹变换. 现在的问题只是选择合适的泛函, 泛函可以是任意数学运算函数, 也可以是其他特征提取方法. 任意数学函数可以是求积、求导、求极值、求谐波的幅值和相位等, 其他特征提取方法可以是傅里叶变换、小波变换、局部二值模式、灰度共生矩阵等, 采用不同的泛函组合, 可得到反映图像不同性质的特征.

将灰度图像 I 映射到圆迹空间 $S(\phi, \rho, r, c)$, S 上的点对应 I 上的唯一一点, 基于 CTT 的图像纹理特征提取算法流程如图 5 所示, 其算法描述如下:

算法 1 Quadruple_Feature_CTT

Input: an original image, $\Delta\phi, \Delta\phi'$

Output: a real (a Quadruple feature of the original image)

Process:

```

读取原图像 image;
将 image 扩充至正方形图像, 得到 pad_image; // 预处理
angle_index = 0;
for angle from 0 to 359 step  $\Delta\phi$ 
    angle_index = angle_index + 1;
    将 pad_image 旋转 angle 角度, 得到 rotate_image;
    // C 泛函作用, 去除参数 c
    data = CircularTT(rotate_image,  $\Delta\phi'$ ); // 圆迹映射
    // R 泛函作用, 去除参数 r
    sinograms(:, angle_index) = R_functional(data);
end
circus = P_functional(sinograms); // P 泛函作用, 去除参数  $\rho$ 
//  $\Phi$  泛函作用, 去除参数  $\phi$ , 获得四重特征
result =  $\Phi$ _functional(circus); // result 为实数
function output_CTT = CircularTT(rotate_image,  $\Delta\phi'$ )
    [m, n] = size(rotate_image);
    output_CTT = zeros(m, n); // 初始化为 0
    for column from 1 to n step 1
        for row from 1 to m step 1
            // 圆迹以 (column, round(m/2.0)) 为圆心, row 为半径, 并
            // 在圆迹上采样 c, 采样点与水平轴夹角增量为  $\Delta\phi'$  (见
            // 图 4), 得到一维向量 circle
            output_CTT(row, column) = C_functional(circle);
        end
    end
end
end
end

```

经四个步骤的泛函组合作用得到最终的一个图像特征, 该特征可表示为如下泛函形式.

$$\Pi(I) = \Phi(P(R(C(I(\phi, \rho, r, c)))))) \quad (3)$$

其中 I 表示图像, $I(\phi, \rho, r, c)$ 表示在图 4 定义的参数系上图像的投影, C, R, P, Φ 分别表示定义在参数 c, r, ρ, ϕ

上的泛函. 选择合适的不同 C, R, P, Φ 泛函组合, 可以获得不同的圆迹变换特征, 产生多维的圆迹变换纹理特征信息.

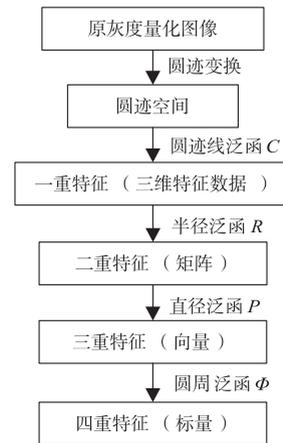


图 5 圆迹变换提取图像不变特征流程图

为了提高采样精度及简化算法, ϕ 的取值采用图片旋转的方式来得到. 由于图片旋转会导致部分边角图像信息超出原图范围, 为防止图像信息缺失, 遂将原图扩充为一个正方形, 该正方形边长为原图的对角线长, 扩充部分为黑色(值为 0).

3.3 圆迹变换特征分析

为直观呈现圆迹变换提取的四重特征对含圆或弧线形纹理的辨识能力, 同样对图 2 进行圆迹变换提取四重特征, C 泛函选择沿圆迹线的积函数, 后面的 R, P, Φ 泛函与 2.2 中的 T, P, Φ 泛函设置相同, 获得 2 个四重特征分别定义为 QF1、QF2. 图 6 表示采用圆迹变换获得的 Circles 的四重特征与三重特征聚类效果比较, 该图显示出利用圆迹变换对 Circles 图像提取的特征, 在二维特征空间的聚类点相比迹变换更集中, 说明由圆迹变换得到的四重特征值对含圆形纹理的 Circles 图像有更好的聚类效果, 即有更好的可分类性或者辨识能力.

为进一步直观表示不同泛函作用下圆迹变换提取的四重特征的数据特点, 我们对 Circles 原图作用 3 个不同的半径泛函, 可视化获得的二维特征矩阵结果如图 7 所示. Circles 原图中的每一个圆是有一定宽度的, 即它们是圆环, 并不是单一像素的圆, 图 7 显示出在利用不同的半径泛函去除参数 r 之后, 圆环在不同的变换效果图中均显示为条带, 特征明显. 变换后的效果图横轴为参数 ϕ , 纵轴为参数 ρ , 在此结果上继续作用 P 泛函去除参数 ρ , 则条带上的能量会集中映射到点域上.

4 实验结果与分析

4.1 泛函选择及圆迹变换结果

Frías-Velázquez A^[11] 提出了一组基于 Laguerre 多

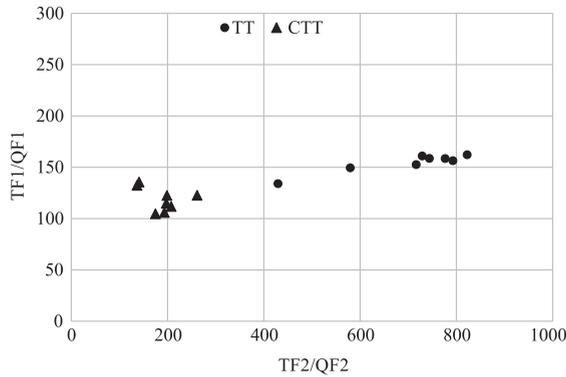


图6 Circles图像的TT特征与CTT特征聚类效果比较

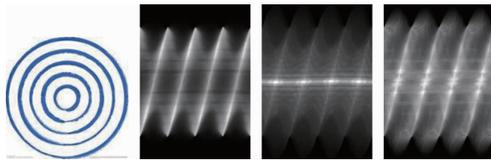


图7 Circles原图及其圆迹变换效果图

项式的函数,利用这些函数进行泛函组合提取的迹变换三重特征,具有标准正交的不相关特性,能描述图像的突出信息.因此本节及后面的实验所选用的泛函组合参照了文献[11]中的7个迹泛函 T (对应圆迹变换的 R 泛函)和3个直径泛函 P ,由于积函数作用结果的物理特征直观明了,更利于对比分析^[12], R 泛函选择增加了一个积函数.表2给出了选择的8个 R 泛函,其中 $r_1 = r - m_2, m_1 = \text{median}(\{r_k\}_k, \{|\xi(r_k)|\}_k), r_2 = r - m_2, m_2 = \text{median}(\{r_k\}_k, \{|\xi(r_k)|^{1/2}\}_k), r_k$ 对应于迹变换中迹线上的样本点,在圆迹变换中表示不同圆迹线的半径大小, $\xi(r_k)$ 为圆迹线 C 泛函作用结果.表3给出了选择的3个 P 泛函.7个圆周泛函 Φ 选择文献[13~15]中对纹理辨识较好的三重特征所使用的泛函,分别对应表1中的 $IF_1、IF_2、IF_3、IF_4、IF_5$ ($q = \frac{1}{2}, r = 1$)、 IF_5 ($q = \frac{1}{2}, r = 2$)、 IF_5 ($q = \frac{1}{4}, r = 4$),其中的 IF_5 根据不同的 q 和 r 参数值衍生出三个泛函,参数设置参照文献[16,17]. C 泛函选择在圆迹线上的积函数,即 $\int \xi(c) dc$,其中 $\xi(c)$ 为参数 c 表示的圆迹线上的像素值,即是对圆迹线上所有像素值求和,和值大小与纹理符合圆形的程度成正比,若图像中含圆形纹理则会产生极值.如此经 $C、R、P、\Phi$ 四重泛函作用后可以得到 $1 \times 8 \times 3 \times 7 = 168$ 维的圆迹变换特征.

将灰度图像 I 映射到圆迹空间 $S(\phi, \rho, r, c)$,圆迹空间上的点对应图像 F 上的唯一点.取角度 ϕ 的增量为 1.5 度,取值范围 $[0, 360)$, ρ 和 r 的最大值为图像对角线长度,最小值为0.图像 F 的中心点为原点 O ,圆心

$Q(x, y)$ 与过原点 O 的法线夹角为 φ' ,亦取 φ' 的增量为 1.5 度,则圆迹线上一点 $P(x', y')$,有 $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}, r = \sqrt{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}$,即 $x' = x + r \times \cos\varphi', y' = y + r \times \sin\varphi'$.

表2 实验选择的8个 R 泛函

序号	R 泛函
R_1	$\int \xi(r) dr$
R_2	$\int_{R_+} r \xi(r) dr$
R_3	$\int_{R_+} r^2 \xi(r) dr$
R_4	$\left \int_{R_+} e^{i3\ln r} \xi(r) dr \right $
R_5	$\left \int_{R_+} e^{i4\ln r} r^{0.5} \xi(r) dr \right $
R_6	$\left \int_{R_+} e^{i5\ln r} r \xi(r) dr \right $
R_7	$\text{median}_{t_k > 0} \{ \xi(r_1) , \xi(r_1) ^{1/2} \}$
R_8	$\text{median}_{t_k > 0} \{ r_2 \xi(r_2), \xi(r_2) ^{1/2} \}$

表3 实验选择的3个 P 泛函

序号	P 泛函
P_1	$\int f(\rho)' d\phi$
P_2	$\text{median}(\{f(\rho_k)\}_k, \{ f(\rho_k) \}_k)$
P_3	$\int F\{f(\rho)\}(\omega) ^4 d\omega$

按3.2节所述圆迹变换纹理特征提取的过程,采用相同的4个 T 泛函(R 泛函)作用后,同一幅图像迹变换和圆迹变换结果对比如图8所示.

为了验证圆迹变换算法及其提取的纹理特征对含圆弧形纹理图像的分辨性能,分别在 Coil-20 对象图库和 Brodatz 纹理库中含此类纹理的图像上与迹变换进行分类比对实验.分类器使用 LIBSVM^[18] 分类工具箱,核函数采用径向基函数,其他的参数使用默认设置.

4.2 Coil-20 对象图库上的分类实验

哥伦比亚大学的 Coil-20 已处理图像库,每张均是包含对象的最小正方形图像,库中包含 20 类共 1440 张图像,每一类含 72 张对同一个对象每隔 5 度的旋转图像,每张为大小 128×128 的 PNG 格式图像,图9为

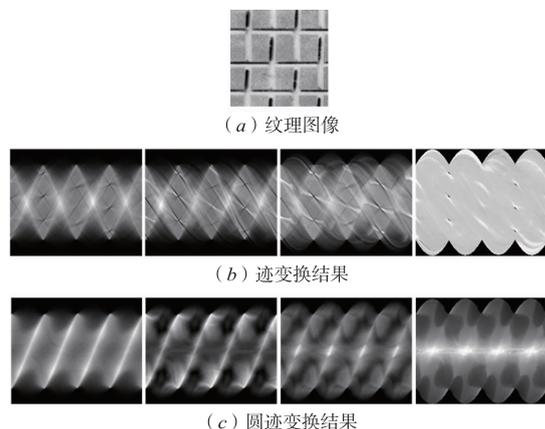


图8 Trace变换和Circular Trace变换结果对比

Coil-20 图像库中的部分正面图例. 在该图库中选择近圆形或含弧线形纹理的 obj1、obj2、obj4、obj11、obj12、obj13、obj14、obj15、obj16、obj17、obj18、obj20 共 12 类图像进行分类识别, 分别从每一类图像中随机选取 5、9、18、27、36 个训练样本组成训练集, 剩余图像组成测试集, 图 10 为对 12 类图像分别随机选择训练样本 100 次的分类比较结果.



图9 Coil-20数据库部分正面图例

实验选择的图像, 均含有较明显的圆形或弧线形几何纹理, 从图 10 显示的实验结果可以看出, 对于 coil-20 图像库中含近圆形或弧线形纹理的图像分类识别, 在训练样本较少的情况下, 圆迹变换特征优于迹变换特征, 且样本数越少, 优势越明显.

4.3 Brodatz 纹理库上的圆弧形图像分类实验

Brodatz 纹理图像库中每张图像为大小 $640 * 640$ 的 GIF 格式图像, 实验选择较明显有近圆形或弧线形纹理的 D75、D97、D101 三张图像进行对比实验, 图 11 为 D75、D97、D101 纹理图像, 每张图像随机截取 25 张大小为 $128 * 128$ 的子图, 则有 3 类共 75 张图像进行分类识别.

图 12 为在样本数分别为 3、5、7、10 时, 随机选择样本 100 次的分类比较结果. 从图 12 可以看出, 在 Brodatz 图像库中含较明显圆形或弧线形纹理图像的分类识别, 圆迹变换特征均优于迹变换特征, 且样本数越少, 优势越明显.

以上两组实验均表明, 在少样本情况下, 相比迹变换, 圆迹变换提取的特征对圆形或弧线形纹理的表征能力有明显提升, 且样本数越少优势越明显.

由于圆迹变换使用圆迹线扫描整幅图像, 而圆迹

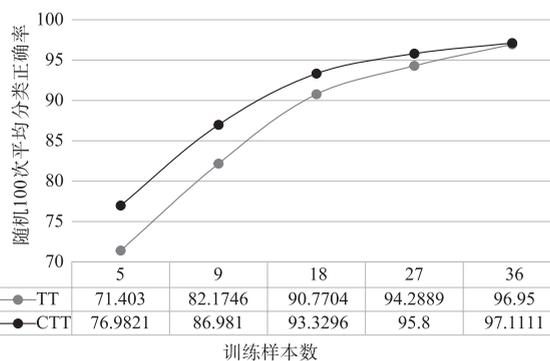


图10 12类图像CTT和TT分类正确率比较

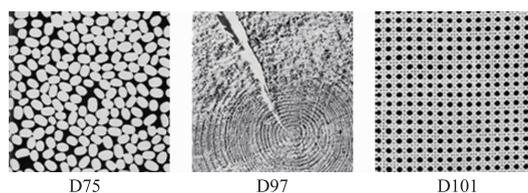


图11 Brodatz库中D75、D97、D101纹理图像

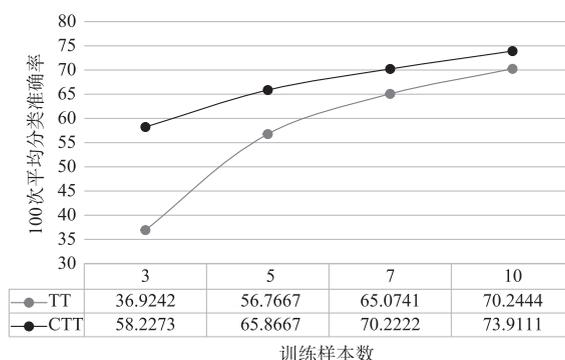


图12 3类图像CTT和TT分类正确率比较

线由三个参数水平夹角 ϕ 、径向距离 ρ 、圆的半径 r 来决定, 当图像中含有圆形或弧线形纹理时, 必有一个参数组合定位的圆迹线与圆弧纹理的弧形高度吻合, 在此圆迹线上的泛函作用结果会达到一个峰值, 峰值大小与圆弧纹理的圆形契合度成正比. 而迹变换使用迹线扫描图像, 当图像纹理中含直线成分时, 迹线能与之高度吻合, 但圆弧形分量则无法吻合, 一条迹线只能准确获取到圆弧的两个样本点信息, 在此迹线上的泛函作用结果很难反映图像的圆弧纹理信息, 因此, 圆迹变换提取的特征对圆形或弧线形纹理具有更高的辨识能力. 当样本数较少的时候, 不同样本相同方位的迹线获取的圆弧形纹理上的样本点数远低于圆迹线获得的样本点数, 因而迹变换提取的特征对圆弧形纹理的辨识能力更弱, 但随着样本数的增加, 圆迹变换的优势在减少, 这是由于样本数越多, 提取的特征信息量越全面, 两者之间的差距会越来越小, 加上圆弧采样的误差率相对较高, 当样本数达到一定程度, 获得足够多的样本点

达到较高辨识精度时,圆迹变换对圆弧纹理的辨识优势会更微弱。

需要说明的是,本文仅使用了 168 种泛函组合,获得 168 维特征,文献[2]则给出了 5880 种泛函组合,可获得 5880 种特征。虽然有些泛函之间存在一定的相关性,但特征数据获取得越多通常是更有利于辨识的,因此,在本实验基础上增加不同种类的泛函组合通常会得到更高的分类识别率。

4.4 计算复杂度分析

圆迹变换提取图像四重纹理特征算法的计算复杂度取决于以下参数:圆迹线泛函、半径泛函、直径泛函和圆周泛函的数量 N_c, N_r, N_p, N_ϕ , 参数 c, r, ρ, ϕ 的采样数 n_c, n_r, n_p, n_ϕ , 及每次采样的泛函计算量 t_c, t_r, t_p, t_ϕ 。因此计算所有四重特征所需的全部计算量是:

$$t_c N_c n_c n_r n_p n_\phi + t_r N_r N_c n_r n_p n_\phi + t_p N_p N_r N_c n_p n_\phi + t_\phi N_\phi N_p N_r N_c n_\phi \quad (4)$$

本文 N_c 取值为 1, 其他各参数的典型取值^[2] 为 $n_c = n_r = n_p = n_\phi = 10^2$, $N_r = N_p = N_\phi = 10$, 为了得到 $N_\phi N_p N_r N_c = 10^3$ 个四重特征,则需要计算大约 10^8 次泛函。式(4)的第一项起到决定性作用,这意味着最重要的是对圆迹线泛函的选择。

在很多图像识别任务中,迹变换是一种有效的方法,但它的计算复杂性一直是其被广泛采用的障碍。圆迹变换在原有迹变换基础上增加了圆迹线泛函,增大了计算复杂度。因此,圆迹变换在运行效率上是不占优势的,但利用现代的异构资源——现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array, FPGA),可以明显加快算法运算速度^[19]。

5 结论

迹变换对于含直线形纹理的图像描述性能优良,但对圆弧形纹理描述则欠佳,为获得对圆形或弧线形纹理更敏感的纹理特征,本文提出了圆迹变换及其纹理特征提取方法,能得到图像的四重圆迹空间特征。利用圆迹变换提取的纹理特征,保持了迹变换三重特征原有特性,同时能获得更深层次图像信息,在 Coil-20 及 Brodatz 图像库上含圆弧形图像的对比实验表明,其识别能力有明显提升,且当训练样本越少时,辨识优势越明显,说明本文方法提取的特征对于包含圆形、弧线形纹理的图像具备了更好的分辨能力。

迹变换提取的特征对于含圆弧形纹理的识别性能是受限的,本文方法虽然对此类纹理有更好的辨识性能,但对于图像的直线特征同样受限,而自然界中的图像纹理通常是两种纹理的混合存在,如何将两种方法有机结合,获得有效描述混合纹理的融合特征,以及解决圆迹变换采样点的精确性问题将是下一步工作的研

究重点。

参考文献

- [1] 侯毅,周石琳,雷琳,等. 基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法[J]. 电子学报,2013,41(6):1146-1152.
Hou Yi,Zhou Shi-lin,Lei Lin, et al. Invariant feature with multi-characteristic scales using Gabor filter bank[J]. Acta Electronica Sinica,2013,41(6):1146-1152. (in Chinese)
- [2] Kadyrov A,M Petrou. The trace transform and its applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2001,23(8):811-828.
- [3] Kadyrov A,Petrou M. The trace transform as a tool to invariant feature construction [A]. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition [C]. IEEE,1998. 1037-1039.
- [4] 施展,杜明辉,梁亚玲. 基于 2DNPP 和 Trace 变换的平面内旋转人脸识别[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2012,40(8):46-50.
Shi Zhan,Du Ming-hui,Liang Ya-ling. In-plane rotary face recognition based on 2DNPP and trace transform[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition),2012,40(8):46-50. (in Chinese)
- [5] Wu N,Li Y,Tian Y, et al. Trace-transform-based time-frequency filtering for seismic signal enhancement in Northeast China [J]. Comptes Rendus Geoscience, 2016, 348(5):360-367.
- [6] Goudelis G,K Karpouzis,S Kollias. Exploring trace transform for robust human action recognition[J]. Pattern Recognition,2013,46(12):3238-3248.
- [7] Olaizola I G, et al. Trace transform based method for color image domain identification [J]. IEEE Transactions on Multimedia,2012,16(3):679-685.
- [8] Albukhanajer W A,Jin Y,Briffa J A. Classifier ensembles for image identification using multi-objective Pareto features[J]. Neurocomputing,2017,238:316-327.
- [9] Albukhanajer W A,Jin Y, et al. Evolutionary multi-objective optimization of trace transform for invariant feature extraction[A]. Evolutionary Computation[C]. IEEE,2012. 1-8.
- [10] Albukhanajer W A,Jin Y, et al. A Comparative Study of Multi-objective Evolutionary Trace Transform Methods for Robust Feature Extraction[M]. Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin Heidelberg: Springer. 2013. 573-586.
- [11] Frías-Velázquez A,Ortiz C,Pižurica A, et al. Object identification by using orthonormal circus functions from the trace transform[A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. IEEE,2012. 2153-2156.

- [12] 牛滨华,孙春岩,等. 多项式 Radon 变换[J]. 地球物理学报,2001,44(2):263-271.
Niu Bin-hua, Sun Chun-yan, et al. Polynomial radon transform[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2001, 44(2): 263-271. (in Chinese)
- [13] Petrou M, Piroddi R, Talebpour A. Texture recognition from sparsely and irregularly sampled data[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2006, 102(1):95-104.
- [14] Petrou M, Talebpour A, Kadyrov A. Reverse engineering the way humans rank textures[J]. Pattern Analysis & Applications, 2007, 10(2):101-114.
- [15] Mirmehdi M, X Xie, J Suri. Handbook of Texture Analysis [M]. London:Imperial College Press, 2008. 313-346.
- [16] Kadyrov A, Petrou M. Affine parameter estimation from the trace transform[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2006, 28(10):1631-1645.
- [17] Petrou M, Kadyrov A. Affine invariant features from the trace transform[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2004, 26(1):30-44.
- [18] Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3):1-27.
- [19] Fahmy S A, Bouganis C S, Cheung P Y K, et al. Real-time hardware acceleration of the trace transform[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2007, 2(4):235-248.

作者简介



汪宇玲 女,1976年7月生,江西抚州人. 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@163.com



黎明(通信作者) 男,1965年2月生,江西樟树人. 教授,博士生导师. 1985年于上海交通大学获学士学位,分别在1990年和1997年于南京航空航天大学获硕士、博士学位. 主要研究方向:模式识别、智能计算.
E-mail:liming@nchu.edu.cn