

# 基于 Contourlet 域 KPCA-Krawtchouk 矩的印章图像配准

万水龙<sup>1,2</sup>, 刘进<sup>1</sup>, 余彪<sup>3</sup>

(1.中国人民解放军 91960 部队, 广东 汕头 515074;

2.南京航空航天大学, 江苏 南京 210016;

3.吉林大学, 吉林 长春 130012)

**摘要:** 提出了一种基于 Contourlet 域 KPCA-Krawtchouk 矩的印章图像配准算法。首先对印章图像进行 Contourlet 分解并提取低频分量, 然后利用 KPCA 提取低频分量的主成分, 并计算其 Krawtchouk 矩不变量, 构成描述关键点的特征向量, 最后计算关键点特征向量之间的欧氏距离找出相匹配的关键点对。采用 Logistic 映射混沌粒子群算法寻找最优阈值, 大大加快了算法运行速度。实验结果表明, 该算法不仅配准结果精确, 且运行时间明显减少。

**关键词:** 印章图像; 图像配准; Contourlet 变换; KPCA; Krawtchouk 矩; 混沌粒子群

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2014)04-0081-03

## Seal image registration based on KPCA-Krawtchouk moments in Contourlet domain

Wan Shuilong<sup>1,2</sup>, Liu Jin<sup>1</sup>, Yu Biao<sup>3</sup>

(1.No.91960 Force of PLA, Shantou 515074, China;

2.Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

3.Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** Seal image registration based on KPCA-Krawtchouk moments in contourlet domain is proposed. Firstly, the seal image is decomposed by contourlet and extract the low frequency components by KPCA, then calculate Krawtchouk moment invariants of that, constitute feature vector which can decrypt the key points, finally, calculation the Euclidean distance between key features vectors to find matches the key point pairs. At the same time, using Logistic map chaotic particle swarm algorithm to find the optimal threshold, can accelerate the algorithm speed greatly. A large number of experimental results show that the image registration based on KPCA-Krawtchouk moments in contourlet domain algorithm registration result is very accurate, and the running time reduces about 60%.

**Key words:** seal image; image registration; Contourlet transform; KPCA; Krawtchouk moments; chaotic particle swarm

传统的印章鉴定是通过人工核对的方法, 这种原始的鉴定方法费力耗时, 鉴别结果受人为因素的影响较大, 这使得人工鉴定在识别速度和准确度上不能满足实际工作的要求, 印章自动鉴别是解决这一问题的有效途径。图像配准是印章鉴别中重要的预处理过程, 所以对其进行研究十分必要。从 20 世纪 80 年代起, 国内外诸多学者就对印鉴自动鉴别这一问题作过深入的理论研究并取得了一定的进展。袁占亭等<sup>[1]</sup>提出一种基于 Delaunay 三角剖分的印鉴匹配方法, 以生成的相似三角形的顶点作

为参考点, 对待识别的印鉴图像进行姿势纠正, 最后利用点模式匹配的方法实现印鉴图像的匹配。耿建玲等<sup>[2]</sup>用一维环投影向量的循环移位代替二维图像的旋转, 结合小波分解结果, 采用大尺度特征向量来进行相关性分析, 实现图像配准, 但是其在小波分解过程中会损失一定的图像信息。主成分分析 PCA<sup>[3]</sup> (Principal Component Analysis) 作为一种十分有效的特征提取方法得到了广泛应用。为了降低 PCA 的存储空间和计算复杂度, Bernhard 等<sup>[4]</sup>提出了核主成分分析 KPCA (Kernel Princi-

## 技术与方法 Technique and Method

pal Component Analysis)法。李伟等<sup>[5]</sup>将KPCA与SIFT结合,提高了图像配准的精度。另一方面,矩函数因其能对图像形状进行有效描述得到迅速发展,其中Krawtchouk矩是基于离散域的正交矩,不存在数字化过程中的近似误差和计算中的坐标变换问题。王晓静等<sup>[6]</sup>将Krawtchouk矩用于对运动目标进行分类,有效提高了分类的准确率。

基于上述分析,本文提出了基于Contourlet域KPCA-Krawtchouk矩的印章图像配准算法,首先对印章图像进行Contourlet分解并提取低频分量,然后利用KPCA提取低频分量的主成分,并计算其Krawtchouk矩不变量,构成描述关键点的特征向量;最后计算关键点特征向量之间的欧氏距离并找出相匹配的关键点对。同时算法采用Logistic映射混沌粒子群算法寻找最优阈值,大大加快了算法的运行速度。针对大量印章图像进行了实验,并与小波多尺度分解法、KPCA-SIFT和SIFT-Krawtchouk矩法进行了比较。结果表明,本文算法不仅配准结果精确,且运行时间减少了60%左右。

### 1 Contourlet域KPCA-Krawtchouk矩

#### 1.1 核主成分分析KPCA

核主成分分析KPCA是主成分分析的改进算法,它的基本思想是利用一种非线性映射函数将图像的初始数据映射到高维的特征空间中,然后引入核函数,对该特征空间进行主成分分析。

设初始数据 $x_i$ ,经函数 $\phi$ 映射到高维空间中为 $\phi(x_i)$ 。令:

$$\sum_{i=1}^N \phi(x_i) = 0 \quad (1)$$

式中 $\phi(x_i)$ 为模版样本的高维映射函数, $x_i$ 为模版样本数。

模版样本的协方差矩阵为:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x_i) \phi(x_i)^T \quad (2)$$

现计算 $C$ 的特征值 $\lambda$ 及 $\lambda$ 对应的特征向量 $\gamma$ :

$$\lambda \gamma = C \gamma \quad (3)$$

又因为:

$$\gamma = \sum_{i=1}^N a_i \phi(x_i) \quad (4)$$

式中 $a_i$ 为常数。

定义 $K=(K_{ij})_{N \times N}$ 为 $N \times N$ 维矩阵:

$$K_{ij} = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (5)$$

式中 $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$ 表示 $\phi(x_i)$ 与 $\phi(x_j)$ 点积。

将式(2)、(4)和式(5)代入式(3)中,可得:

$$K \alpha = N \lambda \alpha \quad (6)$$

通过式(6)可求得 $K$ 的特征值及其特征向量。一般按

贡献率 $\omega = \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 大于85%来确定特征值的选取范围。

则模版样本在高维空间的投影,也即图像的主成分为:

$$\gamma^T \phi(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i)^T K(x_i, x) \quad (7)$$

式中 $(\alpha_i)^T$ 为参数向量 $\alpha^T$ 对应的第 $i$ 个分量。

如果式(1)不满足,则核矩阵式(5)要调整为:

$$K_{ij}' = K_{ij} - \frac{1}{N} \left[ \sum_{m=1}^N \langle \phi(x_m), \phi(x_j) \rangle + \sum_{n=1}^N \langle \phi(x_i), \phi(x_n) \rangle \right] + \frac{1}{N^2} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \langle \phi(x_m), \phi(x_n) \rangle \quad (8)$$

#### 1.2 Krawtchouk矩不变量

Krawtchouk矩是以Krawtchouk多项式为基础的一种正交矩。一般来说, $n$ 阶Krawtchouk多项式定义如下:

$$K_n(x; p, N) = \sum_{k=0}^n a_{k,n,p} x^k = {}_2F_1(-n, -x; -N; \frac{1}{p}) \quad (9)$$

式中, $x, n=0, 1, \dots, N, N>0, p \in (0, 1), {}_2F_1(a, b; c; z)$ 是超函数。

$${}_2F_1(a, b; c; z) = \sum_{k=0}^n \frac{(a)_k (b)_k}{(c)_k} \frac{z^k}{k!} \quad (10)$$

其中:

$$(a)_k = a(a+1) \cdots (a+k-1) \quad (11)$$

Krawtchouk多项式的加权表达式为:

$$\bar{K}_n(x; p, N) = K_n(x; p, N) \sqrt{\frac{w(x; p, N)}{\rho(n; p, N)}} \quad (12)$$

其中, $x, n=0, 1, \dots, N, N>0, p \in (0, 1)$ 。

$$w(x; p, N) = \binom{N}{x} p^x (1-p)^{N-x} \quad (13)$$

$$\rho(n; p, N) = \frac{(-1)^n n!}{(-N)^n} \left( \frac{1-p}{p} \right)^n \quad (14)$$

现用Krawtchouk矩来描述一幅大小为 $M \times N$ 的图像

$$f(x, y): K_{nm} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \bar{K}_m(x) \bar{K}_n(y) \quad (15)$$

其中:

$$\begin{aligned} \bar{K}_m(x) &= \bar{K}_m(x; p_1, M-1) \\ &= K_m(x; p_1, M-1) \sqrt{\frac{w(x; p_1, M-1)}{\rho(x; p_1, M-1)}} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \bar{K}_n(x) &= \bar{K}_n(x; p_2, N-1) \\ &= K_n(x; p_2, N-1) \sqrt{\frac{w(x; p_2, N-1)}{\rho(x; p_2, N-1)}} \end{aligned} \quad (17)$$

Krawtchouk矩不变量具有平移、旋转、尺度不变性,可用下式来表示:

$$\tilde{Q}_{nm} = [\rho(n)\rho(m)]^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m a_{i,n,p_1} a_{j,m,p_2} \tilde{v}_{ij} \quad (18)$$

其中:

$$\tilde{v}_{nm} = \sum_{p=0}^n \sum_{q=0}^m \begin{bmatrix} n \\ p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m \\ q \end{bmatrix} \left[ \frac{N'}{2} \right]^{(p+q)/2+1} \left[ \frac{N'}{2} \right]^{n+m-p-q} v_{pq} \quad (19)$$

式中, $v_{pq}$ 为标准几何矩不变量, $\{a_{k,n,p}\}$ 为加权系数。实验过程中,为了增加Krawtchouk矩不变量的稳健性,调整

## 技术与方法 Technique and Method

矩不变量的形式  $q_{nm} = \|\lg \tilde{Q}_{nm}\|$ 。

一幅图像可以用 Krawtchouk 矩不变量  $Q$  来表示,  $Q$  通常由  $q_{01}$ 、 $q_{10}$ 、 $q_{11}$ 、 $q_{02}$ 、 $q_{20}$ 、 $q_{12}$ 、 $q_{21}$  等 7 个不变量构成, 又因  $q_{01}$ 、 $q_{10}$  与图像内容无关而不予使用, 所以:

$$Q = (q_{11}, q_{02}, q_{20}, q_{12}, q_{21}) \quad (20)$$

### 2 算法实现

算法实现过程如下:

(1) 对模板印章图像和待配准印章图像进行预处理, 包括分割、增强和去噪等;

(2) 对模板印章图像和待配准印章图像进行 Contourlet 变换, 通过式 (7) 求取各自低频分量的 KPCA, 利用混沌粒子群优化算法加快其求取速度;

(3) 通过式 (18) 分别计算模板印章图像和待配准印章图像的 Krawtchouk 矩不变量, 利用混沌粒子群优化算法加快其求取速度;

(4) 通过式 (20) 将计算得到的 Krawtchouk 矩不变量构建描述关键点的特征向量, 然后计算关键点特征向量之间的欧氏距离, 找出相匹配的关键点对;

(5) 根据得到的相匹配的关键点进行配准并显示配准结果。

算法的流程图如图 1 所示。



图 1 算法流程图

### 3 实验结果及分析

利用本文提出的基于 Contourlet 域 KPCA-Krawtchouk 矩的印章图像配准算法对大量不同类型的印章图像进行了配准实验, 发现配准结果更为准确且运行时间也相应减少。实验是在 Intel® Core(TM) i3 CPU 2.4 GHz/1.92 GB 内存/Matlab2009a 环境中运行的。现给出两幅图像的实验结果及运行时间, 并与小波多尺度分解法、

KPCA-SIFT 法和 SIFT-Krawtchouk 矩法进行了比较, 结果如图 2 和图 3 所示, 表 1 中列出了 4 种算法的运行时间。

表 1 4 种算法运行时间比较 (s)

算法	印章图像 1	印章图像 2
小波多尺度分解法	1.93	1.84
KPCA-SIFT 法	1.79	2.06
SIFT-Krawtchouk 法	2.08	2.12
本文方法	0.81	0.92

从上述实验结果来看, 相对于小波多尺度分解法、KPCA-SIFT 和 SIFT-Krawtchouk 矩法来说, 本文方法对旋转、平移、剪切和缩放都有一定的鲁棒性, 配准更加精确。通过表 1 也可以看出, 与其他 3 种方法相比, 本文方法因为有混沌粒子群优化, 所需运行时间更少。

本文提出了基于 Contourlet 域 KPCA-Krawtchouk 矩的印章图像配准算法, 首先对印章图像进行 Contourlet 分解并提取低频分量, 然后利用 KPCA 提取低频分量的主成分, 并计算其 Krawtchouk 矩不变量, 构成描述关键点的特征向量, 最后计算关键点特征向量之间的欧氏距离找出相匹配的关键点对。同时算法采用 Logistic 映射混沌粒子群算法寻找最优阈值, 大大加快了算法运行速度。针对大量印章图像进行了实验, 并与小波多尺度分解法、KPCA-SIFT 和 SIFT-Krawtchouk 矩法进行了比较。结果表明, 本文提出的基于 Contourlet 域 KPCA-Krawtchouk 矩的印章图像配准算法不仅配准结果精确, 且运行时间减少了 60% 左右。

#### 参考文献

- [1] 袁占亭, 张秋余, 靳艳峰. 基于 Delaunay 与多边形三角剖分的印鉴识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(2): 261-265.
- [2] 耿建玲, 陈纯, 陈耀武, 等. 基于小波多尺度分解的印鉴图像配准[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(1): 34-36.
- [3] 吴炜, 杨晓敏, 何小海, 等. 基于主向量分析重建的人脸识别算法研究[J]. 光电子·激光, 2008, 19(2): 246-248.
- [4] SCHLKOPF B, SMOLA A, MULLER K R. Nonlinear compo-

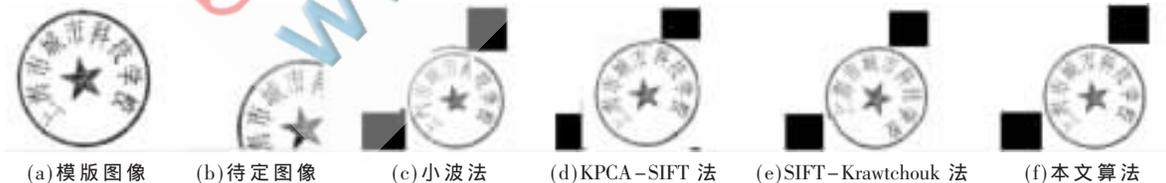


图 2 印章图像 1 的配准结果

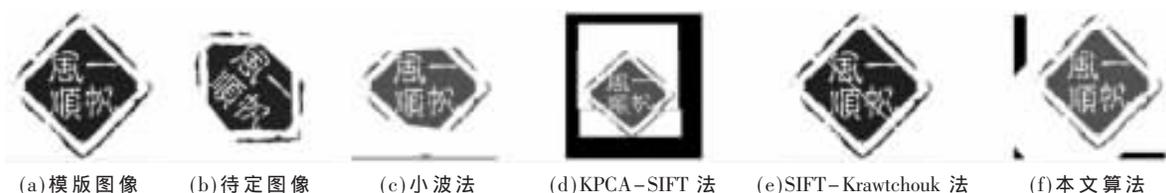


图 3 印章图像 2 的配准结果

(收稿日期: 2013-10-17)

ment analysis as a kernel eigenvalue problem[J].Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319.

[5] 李伟, 沈振康. 基于 KPCA-SIFT 描述符的图像配准[J]. 信号处理, 2009, 25(4): 644-647.

[6] 王晓静, 原达, 李道凯. 基于 Krawtchouk 矩的运动目标分类[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(5): 1890-1894.

作者简介:

万水龙, 男, 1986 年生, 硕士, 主要研究方向: 图像处理与模式识别。

刘进, 男, 1986 年生, 学士, 主要研究方向: 图像处理与通信。

余彪, 男, 1985 年生, 硕士, 主要研究方向: 网络信息安全。

