

基于 Legendre 正交矩的模糊形变 图像的配准方法

左 欣^{1,2}, 戴修斌^{1,3}, 张 辉¹, 罗立民¹, 舒华忠¹

(1. 东南大学计算机科学与工程学院影像科学与技术实验室, 江苏南京 210096;

2. 江苏科技大学计算机科学与工程学院, 江苏镇江 212003;

3. 南京邮电大学地理与生物信息学院, 江苏南京 210003)

摘 要: 针对同时含有模糊和几何形变的图像, 本文提出一种新的基于 Legendre 正交矩模糊和几何混合不变量的图像配准方法. 该方法首先利用 Harris-Laplace 算子检测出图像的特征点, 然后构造 Legendre 矩混合不变量, 并将其作为特征点的描述子获取特征点的对应关系, 接着通过该对应关系估计图像间的形变参数, 最后利用插值方法实现图像的配准. 实验结果表明: 本文方法能有效地解决含有混合形变的图像配准问题, 并且和其他配准方法相比能获得更加准确的结果.

关键词: 图像配准; Harris-Laplace 探测器; Legendre 正交矩; 混合不变量

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 12-2824-07

A Registration Method for Blur Deformation Image Based on Orthogonal Legendre Moment

ZUO Xin^{1,2}, DAI Xiu-bin^{1,3}, ZHANG Hui¹, LUO Li-min¹, SHU Hua-zhong¹

(1. Lab of Image Science and Technology, School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, Jiangsu 212003, China;

3. School of Geography and Biological Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: To register the images which are simultaneously distorted by blur degradation and geometric transformation, we propose a new registration method based on the mixture of blurring and geometric invariant and of the orthogonal Legendre moment. It constructs a new set of combined blur and geometric invariants of Legendre moment as feature descriptor to establish the correspondence of feature points between images which are extracted by Harris-Laplace detector. Then, with the help of the correspondence above, transformation parameters are estimated and finally the distorted images can be aligned through interpolation. The experimental results show that our method can efficiently register the distorted images with better performance than the other methods in the literature.

Key words: image registration; Harris-Laplace detector; orthogonal Legendre moment; mixture of invariants

1 引言

图像配准是将不同时间、不同传感器或不同条件下(天气、气候、照度、摄像视场角等)获取的同一场景的两幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程, 是多种图像处理及应用的基础, 广泛地被应用于计算机视觉、模式识别、航空航天遥感数据分析、医学图像处理^[1]等多个领域. 然而在实际图像采集过程中由于大气层紊乱、目标的相对移动和对焦错误等问题, 往往获取的观测图像不仅含

有模糊形变, 甚至同时包含旋转和缩放等几何形变, 因此这些模糊和几何混合形变给图像配准带来了困难, 受到了国内外学者的广泛研究.

目前针对含有混合形变图像的配准算法大致可分为基于离散 Fourier 变换的方法和基于矩不变量的方法两种. 前者代表性的算法有模糊不变相位相关算法 (Blur Invariant Phase Correlation, BIPC)^[2], 它对任意中心对称的点扩展函数造成的图像模糊都具有不变性. 最近 Ojansivu 等人扩展了 BIPC 算法, 提出了一种针对含有模

糊和几何混合形变图像的配准方法 (Blur and Similarity Transform Invariant Registration, BSIR)^[3], 它利用极坐标采样取出只保留相位信息的双谱切片用于图像旋转、缩放变换参数的估计. 而后一类基于矩不变量的方法是通过构造矩不变量作为特征点的描述子, 从而建立两幅图像特征点间的对应关系实现图像的配准. 由于矩不变量在特征描述和特征匹配上的杰出性质, 越来越多的学者开始尝试使用基于矩不变量的方法来解决含有复杂形变图像的配准问题. Flusser 和 Suk 等人^[4]首先提出了几何矩的模糊不变量 (Geometric Moment Invariant-based, GMI), 并且在此基础上又推导出几何矩的模糊和旋转混合不变量, 并将其用于图像配准. Bentoutou 等人^[5]在 Flusser 工作的基础上将混合不变量用于医学数字减影图像的配准. 然而 Shu^[6]的研究结果表明几何矩和复数矩的非正交性会带来数据冗余和对噪声敏感等问题, 而正交矩却不会出现这样的问题. 近期 Zhang^[7]介绍了一种新的精确模糊不变 Legendre 正交矩的模糊不变量, 并将其成功地应用于图像识别. 然而该 Legendre 矩不变量对旋转和缩放形变不具有不变性.

此外, 基于矩不变量的图像匹配方法的关键步骤中, 通过计算参考图像与观测图像的质量比 (Ratio of Mass, ROM) 来确定观测图像中特征点邻域半径的大小, 所以应满足观测图像需完全被包含于参考图像内的条件^[3], 但是大部分实际图像并不满足此条件. 因此现有方法会产生更多匹配错误的特征点, 大大影响了最终配准结果的精度.

受到以上问题的启发, 本文提出一种新的基于 Legendre 正交矩模糊和几何混合不变量的图像配准方法. 首先采用 Harris-Laplace 探测器提取图像的特征点, 并利用自动尺度选取技术解决了观测图像与参考图像必须重叠的问题; 然后基于 Zhang 工作的基础^[7], 针对含有模糊和几何混合形变的图像构造出 Legendre 矩模糊和几何混合不变量, 将其作为特征点的描述算子实现特征点的匹配; 再用最小二乘法进行几何形变参数的估计; 最后利用 bicubic 插值完成图像的配准. 实验结果表明, 本文方法能有效地解决含有混合形变的图像配准问题, 并且与其他方法相比能获得更加准确的结果.

2 Harris-Laplace 特征点检测

Harris-Laplace 探测器具有不受缩放变化影响、高重复率和选取点定位精确等优点, 在图像处理领域得到了广泛的应用. 因此本文使用该探测器检测出参考图像与观测图像的特征点, 其步骤简要介绍如下:

首先使用 Harris 函数建立图像的尺度空间表示; 然后在尺度空间每层上搜寻一定邻域范围内 LOG 值局部

最大的点, 将其作为初选点, 并且设定阈值来抑制非极大值的角点, 从而剔除图像在不同变化条件下不稳定的角点; 最后运用迭代的方法检验这些初选点在所有尺度空间层上的 LOG 响应值是否是最大值, 如果是最大值且大于某个给定阈值, 则认为该点是最终获得的特征点. LOG 的定义如下^[8]:

$$|o(x, y, \sigma_n)| = \sigma_n^2 |L_{xx}(x, y, \sigma_n) + L_{yy}(x, y, \sigma_n)| \quad (1)$$

其中, $L_{xx}(x, y, \sigma_n)$ 和 $L_{yy}(x, y, \sigma_n)$ 为在尺度 σ_n 下对图像 $f(x, y)$ 分别在 x 和 y 方向的进行方差为 σ_n 的 Laplacian 操作. n 为图像尺度空间的层数.

3 特征的描述与匹配

在 Harris-Laplace 探测器检测出参考图像与观测图像尺度不变的特征点后, 本文利用归一化的方法构造 Legendre 矩模糊和几何混合不变量, 并将该不变量作为特征描述算子实现特征点的匹配.

3.1 Legendre 正交矩及其模糊不变量

本节将简要介绍 Legendre 矩和 Legendre 矩模糊不变量的基本性质和定义. 二维图像 $f(x, y)$ 的 $p + q$ 阶 Legendre 正交矩的定义如下^[6]:

$$L_{pq} = \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_p(x) P_q(y) f(x, y) dx dy, p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

$P_p(x)$ 为 p 阶 Legendre 多项式, 其定义为:

$$P_p(x) = \sum_{k=0}^p c_{p,k} x^k \quad (3)$$

$$c_{p,k} = \begin{cases} \sqrt{\frac{2p+1}{2}} \frac{(-1)^{\frac{p-k}{2}} (p+k)!}{2^p (\frac{p-k}{2})! (\frac{p+k}{2})! k!}, & p-k = \text{even} \\ 0, & p-k = \text{odd} \end{cases}$$

根据 Legendre 正交多项式的正交性质, 从式(3)可得:

$$x^p = \sum_{k=0}^p d_{p,k} P_k(x) \quad (4)$$

其中,

$$d_{p,k} = \begin{cases} \sqrt{\frac{2}{2k+1}} \frac{2^{\frac{3k-p}{2}}}{\left(\frac{p-k}{2}\right)! \prod_{j=1}^{(p-k)/2} (2k+2j+1)} \frac{p! k!}{(2k)!}, & p-k = \text{even} \\ 0, & p-k = \text{odd} \end{cases}$$

模糊形变过程可以近似为理想图像和一个任意中心对称的点扩展函数卷积的过程, 该点扩展函数 $h(x, y)$ 有着如下性质^[4]:

$$h(x, y) = h(-x, -y) \quad (5)$$

$$\int_{-1}^1 \int_{-1}^1 h(x, y) dx dy = 1 \quad (6)$$

针对任意中心对称的点扩展函数, Zhang 给出了

$p+q$ 阶 Legendre 模糊矩不变量 $I_{pq}^{[7]}$:

$p+q$ 为偶数: $I_{pq} = 0$

$p+q$ 为奇数:

$$I_{pq} = L_{pq} - \frac{1}{2L_{00}} \sum_{i=0}^p \sum_{j=0}^q I_{i,j} \sum_{s=0}^{p-i} \sum_{t=0}^{q-j} L_{s,t} \cdot \sum_{k=i}^{p-s} \sum_{m=k+s}^p \sum_{l=j}^{q-t} \sum_{n=l+t}^q \binom{m}{k} \binom{n}{l} c_{pm} c_{qn} d_k d_{m-k} d_l d_{n-l} \quad (7)$$

3.2 Legendre 矩的模糊和几何混合不变量

几何变换是一种二维坐标的线性变换, 可以看作是如下式所示旋转和缩放两种基本变换的组合:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中, (x, y) 和 (x', y') 分别为同一目标在参考图像和观测图像上的坐标表示, θ 为图像的旋转角度, s 为缩放尺度因子。

根据文献[9]的归一化理论, 图像可以被逐步归一化为标准图像形式且保留原图像函数的相关信息^[8], 所以本文将矩值逐步进行缩放和旋转归一化, 即可获得 Legendre 几何不变量. 我们将 2 阶 Legendre 矩作为约束条件获得 Legendre 几何不变量如下:

(1) 缩放归一化

$$\mu_{pq}^s = \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n c_{p,m} c_{q,n} d_{m,i} d_{n,j} \Gamma^{-(m+n+2)} L_{ij} \quad (9)$$

式中, $\Gamma = \sqrt{L_{0,0}}$. 式(9)的证明如下所示:

令 $g(x, y) = f(x/\lambda, y/\lambda)$, λ 为缩放因子, 则根据 Legendre 矩的定义可得:

$$L_{pq}^g = \lambda^2 \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_p(\lambda x) P_q(\lambda y) f(x, y) dx dy \quad (10)$$

通过式(3)和式(4), 我们可以获得:

$$P_p(\lambda x) = \sum_{m=0}^p \sum_{i=0}^m c_{p,m} d_m \lambda^m P_i(x) \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)得出:

$$\begin{aligned} L_{pq}^g &= \lambda^2 \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 \sum_{m=0}^p \sum_{i=0}^m c_{p,m} d_m \lambda^m P_i(x) \\ &\quad \cdot \sum_{n=0}^q \sum_{j=0}^n c_{q,n} d_n \lambda^n P_j(y) f(x, y) dx dy \\ &= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n c_{p,m} c_{q,n} d_m d_n \lambda^{m+n+2} \\ &\quad \cdot \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_i(x) P_j(y) f(x, y) dx dy \\ &= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n c_{p,m} c_{q,n} d_m d_n \lambda^{m+n+2} L_{ij}^f \quad (12) \end{aligned}$$

下面利用式(9), 假设对于图像 $g(x, y)$ 有:

$$\mu_{ab}^{s-g} = \sum_{m=0}^a \sum_{n=0}^b \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n c_{a,m} c_{b,n} d_{m,i} d_{n,j} \Gamma^{-(m+n+2)} L_{ij}^g \quad (13)$$

显然, 式(13)可以写成矩阵形式如下:

$$\mathbf{v}_{pq}^{s-g} = \mathbf{C}_p \text{diag}(\Gamma_g^{-1}, \Gamma_g^{-2}, \dots, \Gamma_g^{-(p+1)}) \mathbf{D}_p \mathbf{w}_{pq}^g (\mathbf{D}_q)^T \cdot \text{diag}(\Gamma_g^{-1}, \Gamma_g^{-2}, \dots, \Gamma_g^{-(q+1)}) (\mathbf{C}_q)^T \quad (14)$$

其中 $\mathbf{C}_p(i, j) = \begin{cases} c_{i,j}, & 0 \leq j \leq i \leq p \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$,

$$\mathbf{D}_p(i, j) = \begin{cases} d_{i,j}, & 0 \leq j \leq i \leq p \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

都为下三角矩阵, 且有

$$\mathbf{v}_{pq}^{s-g} = \begin{pmatrix} \mu_{00}^{s-g} & \mu_{01}^{s-g} & \dots & \mu_{0q}^{s-g} \\ \mu_{10}^{s-g} & \mu_{11}^{s-g} & \dots & \mu_{1q}^{s-g} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mu_{p0}^{s-g} & \mu_{p1}^{s-g} & \dots & \mu_{pq}^{s-g} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{w}_{pq}^g = \begin{pmatrix} L_{00}^g & L_{01}^g & \dots & L_{0q}^g \\ L_{10}^g & L_{11}^g & \dots & L_{1q}^g \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ L_{p0}^g & L_{p1}^g & \dots & L_{pq}^g \end{pmatrix}$$

同样的, 式(12)也能写成矩阵形式如下:

$$\mathbf{w}_{pq}^g = \mathbf{C}_p \text{diag}(\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^{(p+1)}) \mathbf{D}_p \mathbf{w}_{pq}^f (\mathbf{D}_q)^T \cdot \text{diag}(\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^{(q+1)}) (\mathbf{C}_q)^T \quad (15)$$

将式(15)代入式(14), 其中 $\mathbf{D}_p \mathbf{C}_p = \mathbf{I}$, 利用 Legendre 矩的正交性质可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{pq}^{s-g} &= \mathbf{C}_p \text{diag}((\lambda/\Gamma_g)^1, (\lambda/\Gamma_g)^2, \dots, (\lambda/\Gamma_g)^{(p+1)}) \mathbf{D}_p \mathbf{w}_{pq}^f \\ &\quad \cdot (\mathbf{D}_q)^T \text{diag}((\lambda/\Gamma_g)^1, (\lambda/\Gamma_g)^2, \dots, (\lambda/\Gamma_g)^{(q+1)}) \\ &\quad \cdot (\mathbf{C}_q)^T \\ &= \mathbf{C}_p \text{diag}(\Gamma_f^{-1}, \Gamma_f^{-2}, \dots, \Gamma_f^{-(p+1)}) \mathbf{D}_p \mathbf{w}_{pq}^f (\mathbf{D}_q)^T \\ &\quad \cdot \text{diag}(\Gamma_f^{-1}, \Gamma_f^{-2}, \dots, \Gamma_f^{-(q+1)}) (\mathbf{C}_q)^T \\ &= \begin{pmatrix} \mu_{00}^{s-f} & \mu_{01}^{s-f} & \dots & \mu_{0q}^{s-f} \\ \mu_{10}^{s-f} & \mu_{11}^{s-f} & \dots & \mu_{1q}^{s-f} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mu_{p0}^{s-f} & \mu_{p1}^{s-f} & \dots & \mu_{pq}^{s-f} \end{pmatrix} \\ &= \mathbf{v}_{pq}^{s-g} \quad (16) \end{aligned}$$

即 $\mu_{pq}^{s-g} = \mu_{pq}^{s-f}$.

(2) 旋转归一化

$$\mu_{pq}^r = \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{s=0}^m \sum_{t=0}^n \sum_{i=0}^{s+t} \sum_{j=0}^{m+n-s-t} \binom{m}{s} \binom{n}{t} (-1)^t (\cos\theta)^{n+s-t} \cdot (\sin\theta)^{m+t-s} c_{p,m} c_{q,n} d_{s+i} d_{m+n-s-t} d_{t,j} L_{ij} \quad (17)$$

其中, $\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{2\mu_{11}^{[10]}}{\mu_{20}^s - \mu_{02}^s}$. 式(17)的证明如下所示:

首先令

$$\mu_{pq}^r = \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_p(x \cos\theta + y \sin\theta) P_q(-x \sin\theta + y \cos\theta) \cdot f(x, y) dx dy \quad (18)$$

通过式(3), 式(18)可改写为:

$$\begin{aligned}
\mu_{pq}^r &= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q c_{p,m} c_{q,n} \\
&\cdot \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 (x \cos \theta + y \sin \theta)^m (-x \sin \theta + y \cos \theta)^n \\
&\cdot f(x, y) dx dy \\
&= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{s=0}^m \sum_{t=0}^n \binom{m}{s} \binom{n}{t} (-1)^t (\cos \theta)^{n+s-t} \\
&\cdot (\sin \theta)^{m+t-s} c_{p,m} c_{q,n} \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 x^{s+t} y^{m+n-s-t} \\
&\cdot f(x, y) dx dy \\
&= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q c_{p,m} c_{q,n} \omega_{pq}^r \quad (19)
\end{aligned}$$

其中 ω_{pq}^r 为几何矩的旋转不变量^[10] (从式(19)可以看出 μ_{pq}^r 是几何矩的旋转不变量 ω_{pq}^r 的线性组合, 因此 μ_{pq}^r 也是旋转不变的). 将式(4)代入式(19)可得:

$$\begin{aligned}
\mu_{pq}^r &= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{s=0}^m \sum_{t=0}^n \binom{m}{s} \binom{n}{t} (-1)^t (\cos \theta)^{n+s-t} \\
&\cdot (\sin \theta)^{m+t-s} c_{p,m} c_{q,n} \\
&\cdot \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 \sum_{i=0}^{s+t} \sum_{j=0}^{m+n-s-t} d_{s+t,i} d_{m+n-s-t,j} P_i(x) P_j(y) \\
&\cdot f(x, y) dx dy \\
&= \sum_{m=0}^p \sum_{n=0}^q \sum_{s=0}^m \sum_{t=0}^n \sum_{i=0}^{s+t} \sum_{j=0}^{m+n-s-t} \binom{m}{s} \binom{n}{t} (-1)^t (\cos \theta)^{n+s-t} \\
&\cdot (\sin \theta)^{m+t-s} c_{p,m} c_{q,n} d_{s+t,i} d_{m+n-s-t,j} L_{ij} \quad (20)
\end{aligned}$$

所以 μ_{pq}^r 也是旋转不变的. 用式(9)的缩放不变量 μ_{ij}^s 来替代式(17)中旋转归一化后的 Legendre 正交矩 L_{ij} 即可获得 Legendre 旋转和缩放不变量 μ_{ij} .

由式(7)可以看出, Legendre 矩的模糊不变量是阶数不大于 $p+q$ 的 Legendre 正交矩 L_{ij} 的线性组合. 因为几何不变量的任意函数仍然是几何不变的, 所以从图像标准形式中所获得的模糊不变量是模糊和几何不变的^[9]. 也就是说用阶数不大于 $p+q$ 的几何不变量 μ_{ij} 来代替式(2)中的 Legendre 正交矩 L_{ij} 即可获得 Legendre 模糊和几何混合不变量 η_{pq} .

$$\begin{aligned}
\eta_{pq} &= \mu_{pq} - \frac{1}{2} \mu_{00} \sum_{\substack{i=0 \\ 0 < i+j < p+q}}^p \sum_{j=0}^q \eta(i, j) \sum_{s=0}^{p-i} \sum_{t=0}^{q-j} \mu_{s,t} \\
&\cdot \sum_{k=i}^{p-s} \sum_{m=k+s}^p \sum_{l=j}^{q-t} \sum_{n=l+t}^q \binom{m}{k} \binom{n}{l} c_{pm} c_{qn} d_{ki} \\
&\cdot d_{m-k,s} d_{ln-l,t} \quad (21)
\end{aligned}$$

3.3 特征匹配

图像配准包含特征点检测, 特征匹配, 变换模型估计和配准图像四个步骤. 在获得 Legendre 矩混合不变量后, 将其作为特征点特征尺度的描述子完成特征点的匹配, 建立参考图像和观测图像特征点之间的对应关系, 具体过程如下:

(1) 对于参考图像的每个特征点 (x_i, y_i) 与观测图

像的每个特征点 (x'_j, y'_j) , 以特征点为圆心, 分别以 r_R 和 r_D 为半径利用式(21)计算特征点圆形区域的混合不变量值 Φ , $\Phi = (\eta^{(3)}, \eta^{(5)}, \dots, \eta^{(M)})$, $\eta^{(r)} = (\eta_{0r}, \eta_{1,r-1}, \dots, \eta_{r,0})$. 这里我们将 Φ_R 和 Φ_D 分别作为参考图像和观测图像的混合不变量的矢量组, 下标 R 和 D 分别对应参考图像和观测图像. 由于观测图像是参考图像经缩放尺度变换后得到的, 因此其半径 r_D 应为 r_R 的 s 倍, s 为两图像间的实际缩放尺度因子. 现有的基于矩不变量的方法通过计算图像间的 ROM 估计出实际的缩放尺度因子, 然而如果观测图像没有完全包含参考图像时, ROM 估计出的缩放尺度因子就与实际因子相差很大, 从而影响特征点的正确匹配. 因此, 本文采用自动尺度选择(ASS)^[8] 初步估计出缩放尺度因子. 该方法通过搜索特征尺度的 LOG 响应值极值, 从而获取图像之间正确的尺度因子:

$$s = \frac{\sigma_D}{\sigma_R} \quad (22)$$

式中, σ_R 与 σ_D 分别为参考图像和观测图像利用式(1)计算的 LOG 响应值的极值点.

(2) 计算 Φ_R 和 Φ_D 矢量组中所有描述子向量之间的欧几里德距离 $d(i, j)$, 将其作为特征点的匹配度量.

$$d(i, j) = \|\Phi_R - \Phi_D\| \quad (23)$$

其中, $\|\cdot\|$ 为欧几里德距离范式. 对于特征点 (x_v, y_v) 和 (x'_k, y'_k) , 如果 $d(v, k)$ 在所有的 $d(v, j)$ 和 $d(i, k)$ 中是最小的距离, 则认为 (x_v, y_v) 和 (x'_k, y'_k) 是相互匹配的, $i = 1, 2, \dots, N_R, j = 1, 2, \dots, N_D$. 重复以上步骤直到所有的特征点完成匹配.

3.4 变换参数估计及配准

当两幅图像间的特征点完成匹配后, 为了提高精度, 我们将观测图像中与参考图像中成功匹配的特征点的一定邻域范围内的所有点取出, 计算它们的混合矩不变量, 再与参考图像中对应的点重新进行比较, 从而找出与参考图像中该点距离最近的点作为最终的匹配点^[4]. 重复该步骤直到观测图像中所有匹配的特征点都被重新判断结束.

接着将经过调整后的匹配特征点对代入式(8)中计算出图像间旋转、缩放的变换参数 s', θ' . 在最终获得一一对应的特征点后就可以用最小二乘法通过特征点坐标值估计出几何形变参数 s', θ' , 然后利用 bicubic 插值方法对待配准图像进行重采样, 得到同一坐标系下的配准结果, 最终完成图像的校正. 值得一提的是: 由于有两个未知参数 s' 和 θ' , 所以只有当匹配正确的特征点对至少为 2 对时才能估计出这两个几何形变参数.

4 实验与分析

本节将通过实验验证基于正交 Legendre 矩模糊和几何混合不变量的图像配准算法的有效性,并将本文方法所获得实验结果与 GMI 方法^[4]和 BSIR 方法^[3]做出比较.所用 Legendre 矩混合不变量的最大阶数为 5.

(1) 标准图像配准

如图 1 所示,尺寸为 256×256 的图像为参考图像.将参考图像经模糊、旋转及不同尺度的缩放后就获得一系列观测图像.实验中施加的模糊变换是采用的尺寸为 5×5 的 out-of-focus 模糊模板,旋转参数 θ 为 41° ,缩放参数 s 的取值从 1.5 到 2.0.



图1 参考图像

表 1 给出了 ROM 方法和 ASS 方法估计 s' 的结果.由表 1 可知,与 ROM 方法相比,ASS 能获取与真实缩放参数更加接近的结果.

表 1 不同方法估计的尺度因子 ($\theta = 11^\circ$)

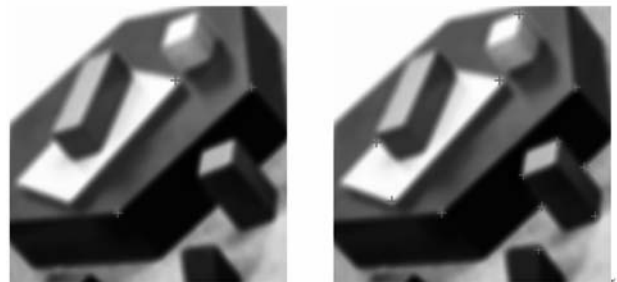
	$s = 1.5$	$s = 1.8$	$s = 2.0$
质量比(ROM)	0.9204	0.8888	0.8723
自动尺度选择(ASS)	1.4400	1.7280	2.0736

接下来图 2 显示了分别使用本文方法、GMI 方法在观测图像含有不同几何形变情况下获得的匹配正确特征点(特征点由十字点标记).由图 2(a)可以看出,当 $s = 1.5, \theta = 41^\circ$ 即同时含有旋转形变和缩放形变时,和 GMI 方法相比本文方法能获得较多的特征点;而当 $s = 2.0, \theta = 41^\circ$ 时,如图 2(b)所示,GMI 方法只能获取一个匹配正确的特征点,从而不能估计出两个未知形变参数,因而不能完成图像的配准.而本文方法在同样的情况下仍能获得较多的匹配正确的特征点,完全满足参数估计的需要.

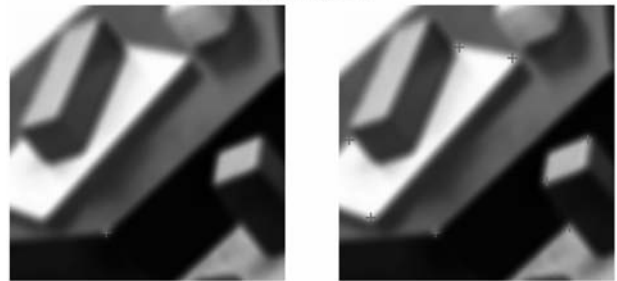
表 2 给出了更多不同几何形变下参数 s' 和 θ' 的估计结果,可以看出本文方法估计出的几何形变参数比其他两种方法的结果更精确,特别是当缩放尺度较大达到 $s = 2.0$ 时,GMI 方法和 BSIR 方法已无法正确地估计出图像形变的参数,而本文方法仍能获取正确的参数.此外,表 2 还给出了本文的方法与 GMI 方法及 BSIR

表 2 不同形变参数 s' 和 θ' 估计结果的比较

	GMI	BSIR	本文方法
$s = 1.5, \theta = 41^\circ$			
s'	1.6797	1.4661	1.5002
θ'	42.223	40.2500	41.2186
RMSE	10.946	2.9470	0.8201
匹配时间(s)	61.44	40.11	62.35
$s = 1.8, \theta = 41^\circ$			
s'	fail	1.7416	1.8097
θ'	fail	40.5000	40.8310
RMSE	fail	2.4233	0.9170
匹配时间(s)	fail	40.11	55.75
$s = 2.0, \theta = 41^\circ$			
s'	fail	fail	1.9921
θ'	fail	fail	41.9048
RMSE	fail	fail	0.9681
匹配时间(s)	fail	fail	53.52



(a) $s=1.5, \theta=41^\circ$



(b) $s=2.0, \theta=41^\circ$

图 2 GMI (第一列)和本文方法(第二列)匹配正确特征点图方法在计算时间上的比较(实验在 Pentium IV 2.4GHz CPU, 1024MB 内存, 基于 Windows 环境下的 MATLAB 7.0 中完成),可见虽然本文方法在 $s = 1.5$ 与 $s = 1.8$ 时所需的计算时间要比 GMI 方法及 BSIR 方法消耗的多,然而当形变程度超过一定尺度时我们的方法仍能获得较好的结果,而其余两种方法已不能实现正确匹配了.为了检验图像配准方法的准确性,我们使用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)参数来评价各种配准方法的精确度.

RMSE =

$$\sqrt{\frac{\sum_{l=1}^m [(x'_l - s'x_l \cos \theta' + s'y_l \sin \theta')^2 + (y'_l - s'x_l \sin \theta' - s'y_l \cos \theta')^2]}{m}}$$

(24)

式中, (x_i, y_i) 和 (x'_i, y'_i) 分别为参考图像和观测图像中匹配正确特征点的坐标, m 为所有正确匹配的点的数目. 由式(24)可知 RMSE 越小代表配准越精确. 使用不同方法在不同几何形变情况下获得的 RMSE 亦如表 2 所示, 从中我们可以看出由本文方法获得的 RMSE 值要小于其他方法所获结果, 且配准结果误差达到了亚像素级.

图 3(a)~(b) 分别给出了 $s=2.0, \theta=41^\circ$ 几何形变下 BSIR 方法和本文方法获得的配准结果. 图中将校正后的观测图像替代了参考图像中相同的部分(显示为矩形的小黑框). 从图中可以看出: 在其他两种方法均失效的情形下本文方法仍能实现图像的配准.

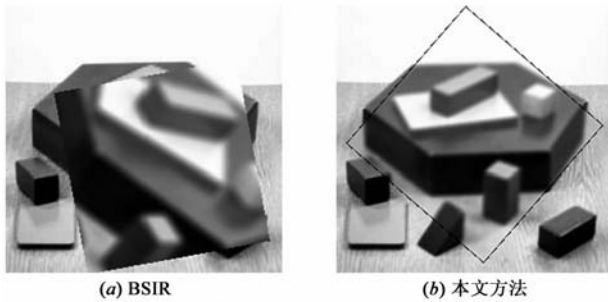


图3 配准结果图($s=2.0, \theta=41^\circ$)

根据以上实验结果, 我们可以认为在图像含有模糊及复杂的几何形变时, 本文方法与其它两种方法相比, 能获得更好的配准结果.

(2) 真实图像配准

如图 4 所示, 将大小为 475×475 的真实图像作为参考图像. 图 5(a)~(b) 分别给出使用 GMI 方法和本文方法提取观测图像中正确匹配的特征点图(特征点由十字点标记). 如图 5 所示, GMI 方法只能获取一个匹配正确的特征点, 不能满足参数估计的需要, 因而 GMI 方法不能实现图像的配准. 图 6(a)、(b) 给出 BSIR 方法和本文方法配准观测图像后的结果图. 从图中可看出由于图像缩放尺度的和旋转角度较大, BSIR 方法无法进行正确的配准, 而本文方法成功实现了图像的配准.



图4 参考图像

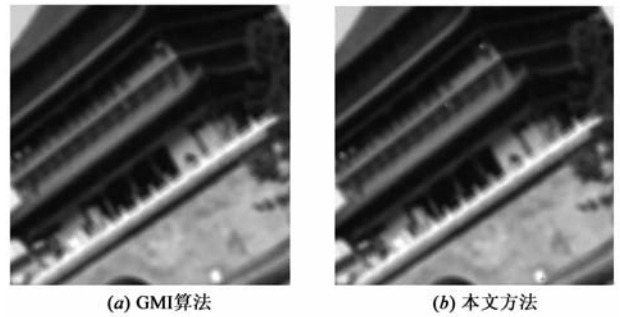


图5 匹配正确特征点图

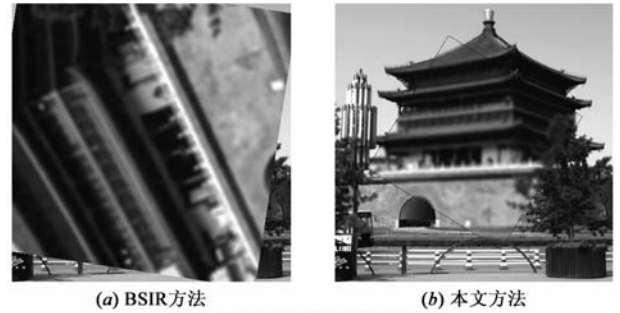


图6 真实图像的配准结果图

通过标准图像和真实图像的实验结果可以看出: 本文算法在其他两种算法都失效的情况下, 仍能获得正确的结果. 因此, 可以认为本文方法在不同模糊混合形变的情况下也能获得较好的配准结果, 具有较强的准确性.

5 结束语

为了解决同时含有模糊及几何混合形变图像的配准问题, 本文设计了一种新的基于 Legendre 正交矩模糊和几何混合不变量的图像配准方法. 该方法利用 Harris-Laplace 探测器检测出图像的特征点, 并构造 Legendre 矩混合不变量, 作为特征点的描述子配对特征点, 最终实现图像的配准. 实验结果验证了本文算法的有效性, 与其他方法相比本文算法能获得更加准确的结果. 但本文方法无法处理含有扭曲等弹性形变的图像, 因此未来的工作将集中于用基于正交矩的方法配准含有弹性形变的图像.

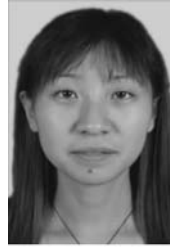
参考文献

- [1] 葛云, 章东. 基于 Legendre 正交矩的配准方法在放疗导航中的应用研究[J]. 电子学报, 2009, 37(7): 1529 - 1531.
Ge Y, Zhang D. A fast matching way using the Legendre orthogonal moment and application in image guided radiotherapy [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(7): 1529 - 1531. (in Chinese)
- [2] Ojansivu V, Heikkilä J. Image registration using blur invariant phase correlation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(7): 449 - 452.

- [3] Ojansivu V, Heikkilä J. Blur invariant registration of rotated, scaled and shifted images[A]. Proc 15th European Signal Processing Conference(EUSIPCO)[C]. Poznań Poland: Pozna University of Technology, 2007. 1755 – 1759.
- [4] Flusser J, Suk T. Degraded image analysis: an invariant approach [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1998, 20(6): 590 – 603.
- [5] Bentoutou Y, Taleb N, et al. An invariant approach for image registration in digital subtraction angiography [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(12): 2853 – 2865.
- [6] Shu H Z, Zhou J, Han G N, et al. Image reconstruction from limited range projections using orthogonal moments[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 670 – 680.
- [7] Zhang H, Shu H Z, Han G N, et al. Blurred image recognition by Legendre moment invariants [J]. IEEE Trans Image Process, 2010, 19(3): 596 – 611.
- [8] Mikolajcayk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 – 86.
- [9] Zhang Y, Wen C, Zhang Y, et al. Determination of blur and affine combined invariants by normalization[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 211 – 221.

- [10] Rothe I, Susse H, Voss K. The method of normalization to determine invariants[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1996, 18(4): 366 – 375.

作者简介



左欣女, 1980年6月生于江苏镇江. 江苏科技大学计算机科学与工程学院教师, 现在东南大学计算机科学与工程学院攻读博士学位. 主要研究方向: 图像处理、计算机视觉与模式识别.
E-mail: zx089266@gmail.com

戴修斌 男, 1980生于江苏镇江. 南京邮电大学地理与生物信息学院教师. 主要研究方向: 医学图象重建和医学图象.
E-mail: hustdx@ gmail.com

张辉 男, 1981年生于江苏南京. 主要研究方向: 模式识别和计算机视觉.

罗立民 男, 教授, 博士生导师. 1956年生于江西九江. 主要研究方向: 图像处理、计算机视觉、科学可视化、神经信息学、计算机辅助诊疗技术与系统等. E-mail: luo.list@seu.edu.cn

舒华忠 男, 教授, 博士生导师. 1965年生于江西玉山. 主要研究方向: 医学图象处理和模式识别等. E-mail: shu.list@seu.edu.cn