

基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准

赵辽英 吕步云 厉小润 陈淑涵

Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information

Zhao Liao-Ying Lü Bu-Yun Li Xiao-Run Chen Shu-Han

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 124204 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.124204

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.124204>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I12>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于指导滤波的图像盲复原算法

[Guided filter based blind image restoration method](#)

物理学报.2015, 64(13): 134202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.134202>

基于多相组重建的航空图像超分辨率算法

[Super resolution aerial image by means of polyphase components reconstruction](#)

物理学报.2015, 64(11): 114208 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.114208>

编码孔径光谱成像仪光学简化彗差对图谱反演误差分析

[Analysis on the simplified optic coma effect on spectral image inversion of coded aperture spectral imager](#)

物理学报.2015, 64(5): 054205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.054205>

目标跟踪中目标模型更新问题的半监督学习算法研究

[Research on semi-supervising learning algorithm for target model updating in target tracking](#)

物理学报.2015, 64(1): 014205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.014205>

基于深度玻尔兹曼模型的红外与可见光图像融合

[Infrared and visible image fusion based on deep Boltzmann model](#)

物理学报.2014, 63(18): 184202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.184202>

# 基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准\*

赵辽英<sup>1)</sup> 吕步云<sup>1)</sup> 厉小润<sup>2)†</sup> 陈淑涵<sup>2)</sup>

1) (杭州电子科技大学计算机应用技术研究所, 杭州 310018)

2) (浙江大学电气工程学院, 杭州 310027)

(2014年10月20日收到; 2014年11月27日收到修改稿)

为了进一步提高遥感图像配准精度, 提出了尺度不变特征变换(SIFT)结合区域互信息优化的遥感图像配准方法. 首先利用混沌序列的随机性和遍历性, 提出一种混沌量子粒子群优化(CQPSO)算法, 在量子粒子群优化(QPSO)算法迭代陷入早熟收敛时, 采用一种新的机理引入混沌序列, 进化粒子克服早熟. 图像配准算法分为预配准和精配准两个过程. 基于SIFT算法提取特征点, 经匹配和有效地外点排除完成预配准, 然后对匹配特征点坐标进行亚像素级微调, 通过最小二乘法求得一系列匹配参数构造初始粒子群, 最后利用混沌量子粒子群优化区域互信息完成精配准, 得到最优匹配参数. 用一些标准测试函数对所提出的CQPSO和QPSO及粒子群优化(PSO)算法进行了实验比较, 另外, 对SIFT, SIFT结合PSO算法优化区域互信息, SIFT结合QPSO算法优化区域互信息和SIFT结合CQPSO算法优化区域互信息(SRC)等四种算法进行了不同分辨率遥感图像配准实验比较和不同时相遥感图像配准实验比较, 实验结果验证了所提出的CQPSO算法的优越性和SRC配准方法的有效性.

**关键词:** 遥感图像配准, 区域互信息, 混沌量子粒子群优化, 尺度不变特征变换

**PACS:** 42.30.Va, 42.68.Wt, 05.45.Gg, 42.30.Kq

**DOI:** 10.7498/aps.64.124204

## 1 引言

随着传感器、航空航天以及数据通信等技术的不断发展, 遥感数据的获取已进入多源化阶段. 多源遥感图像的综合利用可以提高遥感图像在军事侦察、地表资源普查、农业及灾情监测等领域的应用效果. 由于成像平台的不同, 在使用图像之前往往先需对多源遥感图像进行精确配准.

目前, 图像配准方法主要分为两类<sup>[1]</sup>: 基于灰度的配准方法和基于特征的配准方法. 基于图像灰度的配准方法有: 归一化互相关(normalized cross correlation, NCC)法<sup>[2]</sup>、相位相关法<sup>[3]</sup>、互信息法等<sup>[4]</sup>. 基于灰度的配准方法直接利用原始图像的灰度信息进行变换模型估计, 具有配准精度高的优

点, 但是计算量大, 且结果具有初值敏感性. 基于特征的配准方法通过提取图像中的显著特征, 然后利用相似性测度进行特征匹配, 并进行变换模型估计. 图像特征包括点特征、线特征和面特征, 其中点特征研究得最多, 典型的点特征提取算法有尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法<sup>[5]</sup>和Harris算法等<sup>[6]</sup>. 基于特征的配准方法计算量小, 速度较快, 并对噪声、复杂几何畸变和显著的辐射差异等具有一定的鲁棒性.

多源遥感图像由于成像机理、波段、时相等不同而导致待配准的图像之间往往存在较大的灰度或对比度以及旋转等差异, 单独利用基于灰度的配准方法难以适用<sup>[7]</sup>. 单独用特征方法实现多源遥感图像配准时, 也存在特征匹配数目小、分布不均匀等问题, 导致配准精度不高. 在图像配准中, 互信

\* 浙江省自然科学基金(批准号: LY13F020044, LZ14F030004)和国家自然科学基金(批准号: 61171152)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: lxr@zju.edu.cn

息中的联合熵的特点不需要两幅图像的灰度具备一定线性关系, 而是对两幅图像的灰度值出现的概率进行统计, 利用的是同一个位置上灰度出现的概率, 所以互信息算法适用于异源图像中的配准 [8]. 特征匹配和互信息匹配的结合能提高多源图像配准精度, 如文献 [9] 采用 SIFT 结合 NCC 的方法提高了近红外和可见光图像的配准精度; 文献 [10] 利用 SIFT 结合互信息的方法提高了多源遥感图像配准的精度, 首先基于 SIFT 粗配准, 然后用改进的 Marquardt-Levenberg 搜索策略最大化互信息实现精配准; 文献 [11] 提出了一个两阶段配准方案, 首先采用基于相位相关的方法提取特征信息 (称为空间信息), 基于蚁群算法优化匹配, 然后, 空间信息结合 NCC 再次蚁群优化实现更精确的匹配.

图像特征的提取、互信息的计算及目标优化策略的选择是决定图像灰度和图像特征结合的配准方法的配准精度的关键. Mikolajczyk 和 Schmid [12] 针对不同形变、不同光照变化、不同模糊程度等情况, 对 10 种通用的具有代表性的图像特征描述子进行比较, 发现基于 SIFT 描述子的性能最好. SIFT 算法能够提取出显著的不变特征点, 对于较大范围内的仿射形变、噪声和明度变化可以提供稳健的匹配. Chen 等 [13] 使用 Landsat 图像进行配准, 结果证明互信息比归一化互相关以及均方差等测度更适用于遥感图像的配准. 常用的互信息有归一化互信息、梯度互信息和区域互信息, 其中区域互信息既考虑两图像间的灰度统计相关性又考虑相邻区域像元灰度的局部空间变化, 具有更好的鲁棒性. 文献 [8] 对红外图像和可见光图像的配准实验表明, 综合考虑计算量、计算精度和鲁棒性, 区域互信息要优于梯度互信息和归一化互信息. 在基于互信息的图像配准中, 常用的优化策略主要包括单纯形法、Powell 法、模拟退火算法、蚁群算法和粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法等 [14]. 孙俊 [15] 结合量子理论, 提出了量子粒子群优化 (quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO) 算法. 李盼池等 [16] 对 QPSO 算法做了改进, 提出了基于自身最优粒子加权平均和动态随机变量的两种设计策略. QPSO 算法的全局搜索能力优于 PSO 算法, 但在处理高维复杂函数时仍存在收敛速度慢、易陷入局优的问题 [17]. 近年来, 由于混沌变量具有随机性和遍历性的特点, 混沌思想被引入到各种目标优化算法中, 如王跃钢等 [18] 提出自适应混沌蚁群算法求解重力辅助导航匹配

问题; 文献 [19] 提出一种混沌粒子群优化算法对控制器进行参数寻优设计, 通过混沌序列初始化粒子的位置和速度, 不判断粒子群迭代是否早熟收敛而直接引入混沌映射对粒子进行混沌优化, 并通过映射和逆映射保证粒子取值的合理性, 但前提是粒子的合理取值范围必须已知; 文献 [20, 21] 提出的混沌粒子群算法则是通过一定的方法判断粒子早熟收敛后对粒子进行混沌优化, 改善粒子群优化性能, 摆脱局部极值点. 但如何判断早熟收敛及如何利用混沌序列跳出早熟有待进一步研究.

基于上述分析, 设计了一种新的混沌量子粒子群优化 (chaos quantum-behaved particle swarm optimization, CQPSO) 算法, 并用于 SIFT 结合区域互信息优化的多源遥感图像配准. 基于 SIFT 算法实现多源遥感图像的初配准, 对匹配特征点坐标扰动构造初始粒子, 用 CQPSO 算法迭代优化区域互信息, 求得最优匹配参数.

## 2 QPSO 算法

不同于基本 PSO, 在 QPSO 中, 每个粒子只有位置信息, 没有速度信息. 假设粒子规模为  $M$ , 目标搜索空间为  $d$  维,  $t$  时刻、第  $i$  个粒子的位置记为  $\mathbf{X}_i^t = (X_{i1}^t, X_{i2}^t, \dots, X_{id}^t)$ ,  $1 \leq i \leq M$ , 其最优位置为  $\mathbf{P}_i^t = (P_{i1}^t, P_{i2}^t, \dots, P_{id}^t)$ , 粒子群全局最优位置为  $\mathbf{P}_g^t = (P_{g1}^t, P_{g2}^t, \dots, P_{gd}^t)$ , QPSO 的进化方程为

$$X_{ij}^{t+1} = p_{ij}^t \pm \beta |mbest_j^t - X_{ij}^t| \ln(1/u_{ij}^t), \quad (1)$$

$$p_{ij}^t = \phi_j^t P_{ij}^t + (1 - \phi_j^t) P_{gj}^t, \quad (2)$$

$$mbest^t = \sum_{i=1}^M \mathbf{P}_i^t / M, \quad (3)$$

其中,  $1 \leq j \leq d$ ;  $u_{ij}^t$  和  $\phi_j$  是在  $[0, 1]$  范围内变化的随机数, 如果  $u_{ij}^t > 0.5$ , (1) 式取 "+", 否则取 "-";  $\mathbf{p}_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{id}^t)$  表示第  $i$  个粒子的吸引子, 是由 (2) 式定义的一个变化的随机向量, 表示第  $i$  个粒子依概率收敛到  $\mathbf{p}_i^t$ ;  $mbest^t$  为平均最优位置;  $\beta$  为扩展收缩因子, 决定着粒子的收敛速度.

$\beta$  可由参数控制线性递减确定 [15]:

$$\beta = (\alpha_1 - \alpha_0) \frac{maxiteration - curiteration}{maxiteration} + \alpha_0, \quad (4)$$

其中,  $curiteration$  和  $maxiteration$  分别代表当前迭代次数和最大迭代次数;  $\alpha_0$  和  $\alpha_1$  分别为控制参

数的初值和终值, 并且  $\alpha_1 < \alpha_0$ . 实验表明<sup>[15]</sup>  $\beta$  从 0.8 线性减小到 0.6 时, 算法可达到较好的效果.

QPSO 算法可以简述如下.

首先, 设定各参数, 包括  $M$ ,  $maxiteration$ , 迭代次数初值  $t = 0$  和迭代终止条件(可无).

**步骤 1** 构造初始粒子群, 计算每个粒子的适应值, 得到初始局部最优位置和全局最优位置.

**步骤 2** 根据 (1)—(4) 式迭代,  $t = t + 1$ , 求各粒子的局部最优位置和全局最优位置, 如果  $t = maxiteration$  或满足迭代终止条件, 则结束, 否则重复步骤 2.

### 3 CQPSO 算法

CQPSO 算法就是将混沌变量引入到 QPSO 算法中求解最优问题的改进算法. 目前将混沌序列引入 QPSO 算法的思路主要有: 1) 利用混沌序列初始化粒子的位置和速度; 2) 对陷入局部最优值的粒子引入混沌序列进一步进化而跳出局部收敛. 本文算法采用第二种思路. 该思路的关键是早熟收敛的判断及混沌序列进化粒子克服早熟的方法.

#### 3.1 判断粒子群早熟收敛的方法

设适应度函数为  $f$ , 定义

$$\gamma^t = f(P_g^t) / f(mbest^t), \quad (5)$$

$\gamma^t$  表示第  $t$  次迭代后全局最大适应度函数值与个体平均最大适应度函数值之比.

在粒子迭代过程中, 刚开始, 由于粒子之间的差异较大,  $\gamma^t$  一般比较大; 当算法接近收敛时,  $\gamma^t$  趋向于 1. 因此, 如果连续  $m$  ( $m$  为算法参数) 次迭代  $\gamma^t$  都接近 1, 则认为粒子陷入早熟收敛.

另一种情况是当连续  $m$  次全局最大适应度函数值的变化量都小于一个很小的阈值, 也可以认为粒子群陷入早熟收敛.

#### 3.2 混沌序列进化粒子克服早熟

混沌吸引子有多种, 目前文献中引用较多的是 Logistic 映射算子<sup>[21]</sup>, 其表达式为

$$z_{k+1} = \mu z_k (1 - z_k), \quad (6)$$

其中,  $\mu$  为控制参数,  $z_k$  为变量. 当  $\mu = 4$ ,  $0 \leq z_0 \leq 1$ , Logistic 完全处于混沌状态. 图 1 给出了 Logistic 混沌序列随迭代次数的变化情况, 图 1 中混沌序列

的分布很好地说明了混沌序列具有随机性和遍历性的特点.

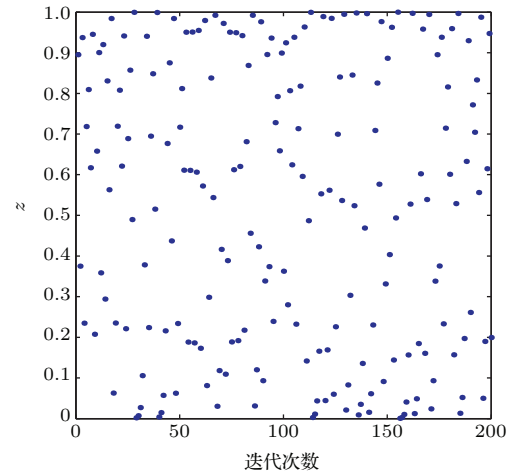


图 1 Logistic 混沌序列 ( $\mu = 4$ )

Fig. 1. Logistic chaotic sequence ( $\mu = 4$ ).

引入混沌序列进化粒子克服早熟就是反复给最优粒子加小的扰动, 使得最优适应度函数值增大. 设序号初值  $n = 0$ , 进化次数初值  $i = 1$ , 最大进化次数为  $N$ , 进化参数  $\lambda$ , 具体进化过程如下.

**步骤 1** 从 Logistic 算子生成的混沌序列中依次取  $d$  个数, 得到  $z = \{z_{n+1}, z_{n+2}, \dots, z_{n+d}\}$ .

**步骤 2** 按下式更新

$$\tilde{P}_g^t = P_g^t \otimes (1_d + \lambda z), \quad (7)$$

如果  $f(\tilde{P}_g^t) > f(P_g^t)$ , 则  $P_g^t = \tilde{P}_g^t$ , 结束混沌进化.

**步骤 3** 按下式更新

$$\tilde{P}_g^t = P_g^t \otimes (1_d - \lambda z), \quad (8)$$

如果  $f(\tilde{P}_g^t) > f(P_g^t)$ , 则  $P_g^t = \tilde{P}_g^t$ , 结束混沌进化.

**步骤 4**  $n = n + d$ ,  $i = i + 1$ , 如  $i < N$  转步骤 1, 否则结束.

其中  $\otimes$  表示 Hadamard 积,  $1_d$  为一个全 1 的  $d$  维向量, 进化参数  $\lambda$  的初值 ( $0 < \lambda < 1$ ) 根据具体应用设定.

#### 3.3 算法描述

CQPSO 算法可以简述如下.

首先, 设定各参数, 包括粒子群规模  $M$ , 最大迭代次数  $maxiteration$ , 最大混沌进化次数  $N$ , 进化参数  $\lambda$ , 连续收敛次数最小值  $m$ , 迭代次数初值  $t = 0$ , 早熟次数初值  $k = 0$ .

**步骤 1** 构造初始粒子群, 计算每个粒子的适应值, 得到初始局部最优位置和全局最优位置.

**步骤2** 根据(1)—(4)式迭代,  $t = t + 1$ , 求各粒子的局部最优位置和全局最优位置, 如果  $t = maxiteration$ , 则结束.

**步骤3** 根据(3)式计算平均最优位置, 利用(5)式计算比值  $\gamma^t$ , 如果  $\gamma^t > 0.95$ ,  $k = k + 1$ , 否则  $k = 0$ . 如果  $k < m$ , 则转步骤2.

**步骤4** 调用3.2节所述的混沌序列进化子过程, 跳出早熟, 转步骤2.

## 4 图像配准算法

### 4.1 算法流程

图像配准的算法流程图如图2所示.

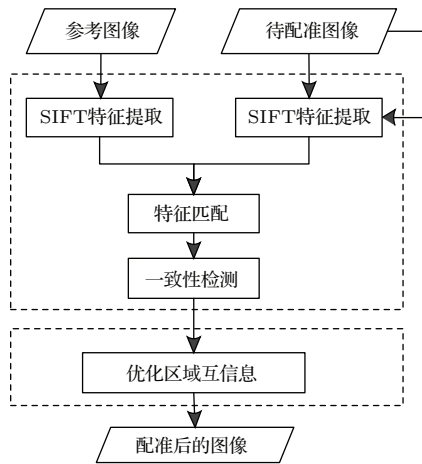


图2 图像配准流程图

Fig. 2. The flow chart of image registration.

整个算法分两阶段, 第一阶段是SIFT点特征提取与匹配, 第二阶段首先对匹配特征点进行亚像素级微调得到一系列初始匹配参数, 然后优化区域互信息求得最优匹配参数.

### 4.2 SIFT点特征提取与匹配

对参考图像和待配准图像进行尺度空间极值检测, 进行关键点的确定, 并生成SIFT特征描述子<sup>[5]</sup>, 然后采用光谱角距离作为相似性测度实现特征匹配, 通过一致性检测得到最匹配的特征点对. 具体步骤如下.

1) 对参考图像和待配准图像分别进行SIFT点特征提取和特征描述子计算.

2) 特征点初匹配. 由于每个SIFT特征描述子是128维的向量, 高维数据间的相似性通常采用光

谱角距离来度量. 两个向量间的光谱角距离定义如下:

$$\theta = \cos^{-1} \left( \frac{\mathbf{A}_i^T \mathbf{B}_i}{\|\mathbf{A}_i\| \|\mathbf{B}_i\|} \right), \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{A}_i$  代表待配准图像第  $i$  个特征向量,  $\mathbf{B}_i$  代表参考图像第  $i$  个特征向量,  $\theta$  为两个向量的夹角. 光谱角距离越小表示两个特征点越相似. 记录光谱角距离最小的特征点对, 并根据最近邻和次近邻的光谱角距离之比剔除误匹配点.

3) 匹配特征点筛选. 在匹配阶段得到的匹配点对中, 存在一定的误匹配, 如一对多的现象, 会对后续变换模型的估计产生严重的影响, 因此利用随机抽样一致性(random sample consensus)算法<sup>[5]</sup>进行一致性检测, 剔除外点, 保留内点.

### 4.3 优化区域互信息

为了更精确地匹配, 对匹配的特征点对做小的扰动, 然后求得匹配参数, 通过优化方法得到最优匹配参数. 本文主要采用粒子群优化. 对一个具体的应用, 粒子群优化要解决的主要问题是初始粒子的构造及适应度函数的选取和求解. 以两个图像通过匹配参数配准后图像间的区域互信息为适应度函数, 迭代调整匹配参数, 直到区域互信息最大.

#### 1) 初始粒子的构造

对于图像配准, 可以以图像配准参数作为粒子.

图像变换使用仿射变换模型, 在二维空间中, 变换公式为<sup>[22]</sup>

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中,  $(x_1, y_1)$  表示图像变换前的原始坐标,  $(x_2, y_2)$  表示图像变换后的坐标,  $(a_1, b_1, a_2, b_2, c_1, c_2)$  表示模型变换参数, 6个参数至少需要3对不共线的特征点对求解.

对算法第一阶段得到的匹配特征点坐标加一个随机微小位移, 即进行亚像素级调整, 然后根据(10)式, 通过最小二乘法求得仿射变换参数, 作为一个粒子的初始位置. 通过加不同的微小位移, 重复上述过程, 构造初始粒子群.

#### 2) 区域互信息的计算<sup>[8]</sup>

图像的区域信息描述如图3所示. 其中图3(a)表示一个  $3 \times 3$  大小的图像区域信息, 通过将窗口内的像素按行排序成9维的列向量来描述; 图3(b)

表示两个图像中对应区域的信息, 通过将两个 9 维的列向量首尾相连得到一个大小为 18 的列向量来描述. 两个  $\sqrt{d/2} \times \sqrt{d/2}$  大小的窗口分别在两幅图像中同时做相同的移动, 得到  $N$  个列向量, 组成矩阵  $\mathbf{R} = [\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_N]$ , 每个列向量维数为  $d$ .

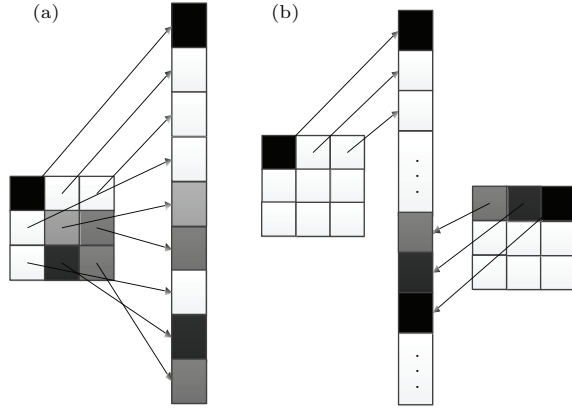


图 3 区域信息描述示意图 (a)  $3 \times 3$  区域信息的列向量表示; (b) 配准图像对应区域信息的列向量表示

Fig. 3. An illustration of the regional information: (a) column vector representation of the information in a  $3 \times 3$  image region; (b) column vector representation of the corresponding regional information in two registered images.

矩阵  $\mathbf{R} = [\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_N]$  的协方差矩阵为

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_i^N (\mathbf{R}_i - \mathbf{u})(\mathbf{R}_i - \mathbf{u})^T, \quad (11)$$

其中均值

$$\mathbf{u} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{R}_i.$$

求联合熵

$$H_g(\mathbf{C}) = \log[(2\pi e)^{\frac{d}{2}} \det(\mathbf{C})^{\frac{1}{2}}], \quad (12)$$

最后, 得到两幅图像的区域互信息

$$RMI = H_g(\mathbf{C}_A) + H_g(\mathbf{C}_B) - H_g(\mathbf{C}), \quad (13)$$

其中,  $H_g(\mathbf{C}_A)$  是计算协方差矩阵  $\mathbf{C}$  左上角  $d \times d$  矩阵得到的图像 A 对应的边际熵,  $H_g(\mathbf{C}_B)$  是计算协方差矩阵  $\mathbf{C}$  右下角  $d \times d$  矩阵得到的图像 B 对应的边际熵.

与标准互信息相比, 区域互信息测度引入了空间信息, 不仅考虑单个像素, 同时考虑到其相邻区域像素, 因而可以更加准确地描述图像间的互信息. 区域互信息计算的前提是配准后两幅图像大小必须相同, 对于空间分辨率不同的多源图像, 图像匹配后要先做图像插值, 使两幅图像的尺寸一致, 然后计算区域互信息.

## 5 实验及结果分析

实验分两步进行: 第一步通过标准函数验证本文提出的 CQPSO 算法的性能; 第二步验证 SIFT 结合粒子群算法优化区域互信息的遥感图像配准算法的性能.

### 5.1 CQPSO 算法性能验证

选用 4 个具有代表性的测试函数 [15,16] 进行数值实验, 对 PSO, QPSO 和 CQPSO 进行对比实验. 这 4 个函数分别为:

1) Sphere 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, x_i \in [-100, 100];$$

2) Rosenbrock 函数

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], x_i \in [-100, 100];$$

3) Rastrigrin 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10], x_i \in [-5.12, 5.12];$$

4) Ackley 函数

$$f_4(x) = -20 e^{-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} + 20 + e, x_i \in [-32, 32].$$

种群规模取 40, 粒子维数  $n = 10$ , 最大迭代次数为 1000. PSO 的两个学习因子都为 2, 惯性权重每个函数不同; QPSO 的  $\alpha_0 = 0.8, \alpha_1 = 0.6$ ; CQPSO 的进化参数  $\lambda$  为 0.3. 判断 QPSO 早熟的连续收敛次数  $m = 10$ . 不设置其他迭代终止条件. 表 1 列出了实验结果比较, 每个算法运行 5 次, 其中  $V_1, V_2, V_3, V_4$  和  $V_5$  分别表示每次的最优值, PSO/0.8 表示 PSO 的惯性权重为 0.8. 从表 1 可以看出, QPSO 和 CQPSO 结果都比 PSO 结果要好很多, CQPSO 结果优于 QPSO 结果, 说明 CQPSO 有较好的避免早熟收敛的能力.

表1 不同算法对4个测试函数的优化结果比较  
Table 1. Comparison of optimization results of several test functions for various algorithms.

函数	算法	V1	V2	V3	V4	V5	均值	方差
Sphere	PSO/0.8	$3.91 \times 10^{-32}$	$1.4 \times 10^{-26}$	$8.35 \times 10^{-32}$	$5.49 \times 10^{-31}$	$5.65 \times 10^{-36}$	$2.80 \times 10^{-27}$	$6.27 \times 10^{-27}$
	QPSO	$9.87 \times 10^{-56}$	$1.76 \times 10^{-96}$	$1.29 \times 10^{-103}$	$1.77 \times 10^{-93}$	$2.27 \times 10^{-64}$	$1.98 \times 10^{-56}$	$4.42 \times 10^{-56}$
	CQPSO	$4.39 \times 10^{-99}$	$5.65 \times 10^{-85}$	$7.78 \times 10^{-102}$	$4.36 \times 10^{-101}$	$2.39 \times 10^{-101}$	$1.13 \times 10^{-85}$	$2.53 \times 10^{-85}$
Rosenbrock	PSO/0.2	102.18	86.46	135.98	118.32	121.04	112.8	18.99
	QPSO	5.99	6.709	5.759	5.15	6.67	6.06	0.64
	CQPSO	5.49	5.15	4.72	4.420	5.81	5.12	0.56
Rastrigrin	PSO/0.8	45.77	43.56	41.97	37.09	69.91	47.66	12.84
	QPSO	1.99	3.98	6.96	5.97	2.98	4.38	2.06
	CQPSO	0.99	0.99	6.96	2.98	3.98	3.18	2.47
Ackley	PSO/0.8	$4.44 \times 10^{-11}$	$5.53 \times 10^{-12}$	$4.33 \times 10^{-9}$	$5.41 \times 10^{-11}$	$3.42 \times 10^{-10}$	$9.6 \times 10^{-10}$	$1.89 \times 10^{-9}$
	QPSO	$3.91 \times 10^{-14}$	$4.16 \times 10^{-7}$	$2.94 \times 10^{-7}$	$3.55 \times 10^{-15}$	$1.51 \times 10^{-5}$	$3.15 \times 10^{-6}$	$6.66 \times 10^{-6}$
	CQPSO	$1.93 \times 10^{-9}$	$7.11 \times 10^{-15}$	$3.55 \times 10^{-15}$	$6.75 \times 10^{-14}$	$7.11 \times 10^{-15}$	$3.86 \times 10^{-10}$	$8.63 \times 10^{-10}$

## 5.2 SIFT结合不同粒子群算法的图像配准实验比较

对SIFT配准, SIFT结合PSO算法优化区域互信息的方法(SIFT combined with PSO to optimize regional mutual information, SRP), SIFT结合QPSO算法优化区域互信息的方法(SIFT combined with QPSO to optimize regional mutual information, SRQ)和SIFT结合CQPSO算法优化区域互信息的方法(SIFT combined with CQPSO to optimize regional mutual information, SRC)进行

实验比较分析. 分别对不同分辨率图像配准和不同时相图像配准进行实验比较.

### 5.2.1 不同分辨率遥感图像配准实验

从一幅多波段图像中截取大小为 $1100 \times 720$ 的区域, 并选其中的一个波段图像作为参考图像, 如图4(a)所示. 为了验证图像灰度差异和图像大小对配准结果的影响, 将多波段图像缩小4倍, 选两个波段的图像, 一个与参考图像的波段相同, 从左顶点开始截取 $490 \times 330$ 大小的子图并旋转 $10^\circ$ 得到 $540 \times 441$ 的待配准图像1, 如图4(b)所示. 另一个与参考图像波段不同, 并截取 $460 \times 300$ 的子图

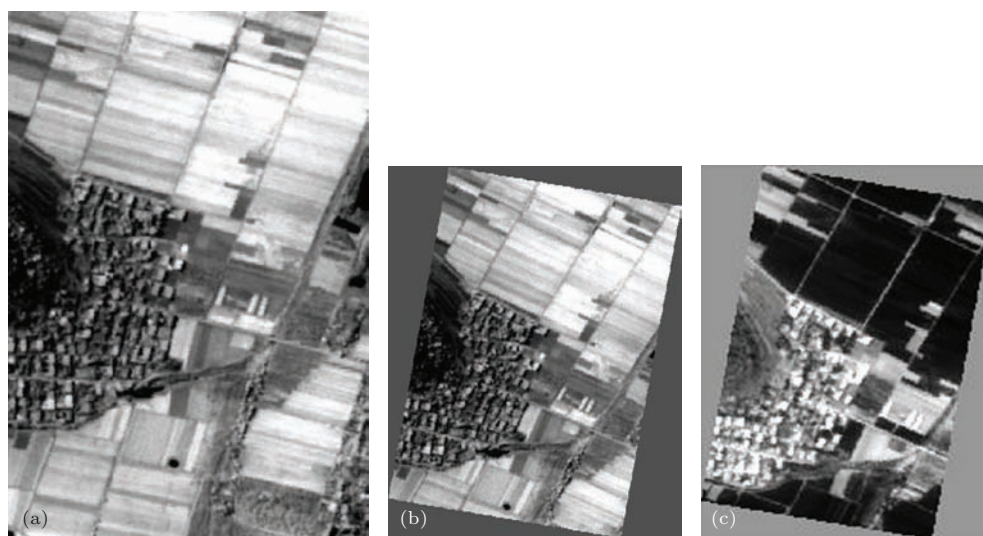


图4 不同分辨率的参考图像和待配准图像 (a)参考图像; (b)待配准图像1; (c)待配准图像2

Fig. 4. Reference image and sensed images with different resolutions: (a) reference image; (b) sensed image 1; (c) sensed image 2.

并旋转 10° 得到 505 × 376 待配准图像 2, 如图 4(c) 所示. 采用均方根误差 (RMSE)<sup>[22]</sup>、区域互信息 (RMI) 和联合直方图<sup>[22]</sup> 作为配准精度的评价标准. 均方根误差表示为

$$RMSE = \left\{ \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left[ (\hat{a}_1 x_2^i + \hat{b}_1 y_2^i + \hat{c}_1 - a_1 x_2^i - b_1 y_2^i - c_1)^2 + (\hat{a}_2 x_2^i + \hat{b}_2 y_2^i + \hat{c}_2 - a_2 x_2^i - b_2 y_2^i - c_2)^2 \right] \right\}^{1/2}, \quad (14)$$

其中,  $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2$  为模型参数的实际值;  $\hat{a}_1, \hat{b}_1, \hat{c}_1, \hat{a}_2, \hat{b}_2, \hat{c}_2$  是经算法求得的模型参数值;  $k$  是像素个数.

实验中, 种群规模取 40, 粒子维数  $n = 10$ , 最大迭代次数为 100. PSO 的两个学习因子都为 2, 惯性权重为 0.4; QPSO 的  $\alpha_0 = 1, \alpha_1 = 0.5$ ; CQPSO 的进化参数  $\lambda$  值为 0.3. 判断 QPSO 早熟的连续收敛次数  $m = 10$ . 设置迭代终止条件: 目标函数变化值连续 15 次小于  $1 \times 10^{-4}$ , 则迭代终止. 由 QPSO 的进化方程可知, QPSO 和 CQPSO 算法的迭代过程具有随机性, 所以, 连续运行 5 次, 以区域互信息值最大的结果作为最后结果.

### 5.2.1.1 不同分辨率相同灰度的图像配准实验结果

图 5 给出了四种配准算法的配准镶嵌结果图, 因为四种算法的配准结果图几乎一样, 所以只放一幅结果图. 从图 5 可以看出, 每种算法都得到了很好的配准结果. 根据待配准图放大 4 倍后的大小设置用于计算区域互信息的图像坐标范围为 [1, 1] 到 [660, 980]. 图 6 为三种优化算法得到的区域互信息随迭代次数的变换情况. 从图 6 可以看出, 在三种粒子算法中, QPSO 和 CQPSO 收敛较快, 并且 CQPSO 能跳出 QPSO 的局部最优. 表 2 列出了各种算法得到的配准参数、区域互信息、配准均方根误差和运行时间, 其中,  $RMSE$  是从 [600, 600] 大小的区域中随机取 600 个坐标点计算得到的. 由表 2 中  $RMSE$  和  $RMI$  的计算结果可知, 所有算法的配准均方根误差都小于 1, 达到了亚像素的配准, 并且引入粒子群的三种方法的  $RMSE$  都小于 0.5, 稍微优于只用 SIFT 的配准算法, 并且 SRC 的结果最好. 表 2 中三种粒子群算法的运行时间是由迭代时间加上 SIFT 粗配准的时间得到的. 由表 2 结合图 6 的迭代次数可知, SRP, SRQ 和 SRC 三种算法

平均单次迭代时间分别为 11.24, 10.9 和 12.1 s, 因为 SRC 算法有几次迭代需要混沌搜索, 所以 SRC 平均单次迭代时间稍长, 但与 SRQ 和 SRP 的单次迭代时间相差很小.

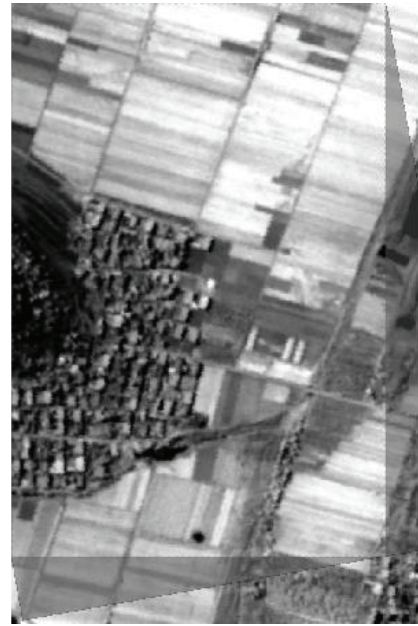


图 5 不同分辨率相同灰度的图像配准镶嵌结果图  
Fig. 5. The mosaic image for two registered images with the same gray scale but different resolutions.

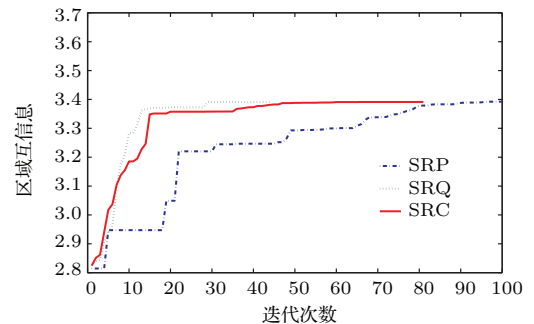


图 6 (网刊彩色) 优化过程中区域互信息随迭代次数的变化 (不同分辨率相同灰度的图像配准)  
Fig. 6. (color online) RMI during optimization versus number of iteration (images registration with the same gray scale but different resolutions).

为了进一步从视觉上更容易判断实验结果的好坏, 从两幅图像共同区域中选取  $200 \times 200$  大小的区域计算联合熵, 得到的联合直方图如图 7 所示. 当两幅图像完全匹配时, 每一点对灰度值相等, 其联合直方图就是一条对角线, 随着两幅图像匹配程度的不断降低, 越来越多的点分布在对角线的周围. 从图 7 可以看出, SIFT 的散点最多, 结果最差, SRQ 和 SRC 最好.



表2 不同分辨率相同灰度的图像配准结果比较

Table 2. Comparison of registration results for images with the same gray scale but different resolutions.

算法	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$a_2$	$b_2$	$c_2$	$RMSE$	$RMI$	$t/s$
真实	1.9696	0.3473	-168.9054	-0.3473	1.9696	28.9286	—	3.4150	—
SIFT	1.9680	0.3473	-167.6506	-0.3477	1.9694	29.2325	0.6365	3.1485	8
SRP	1.9693	0.3475	-168.9721	-0.3464	1.9704	27.9300	0.4297	3.3760	1130
SRQ	1.9695	0.3471	-169.1963	-0.3474	1.9700	28.2731	0.4175	3.3912	490
SRC	1.9699	0.3475	-169.4008	-0.3476	1.9694	28.6003	0.4174	3.3932	988

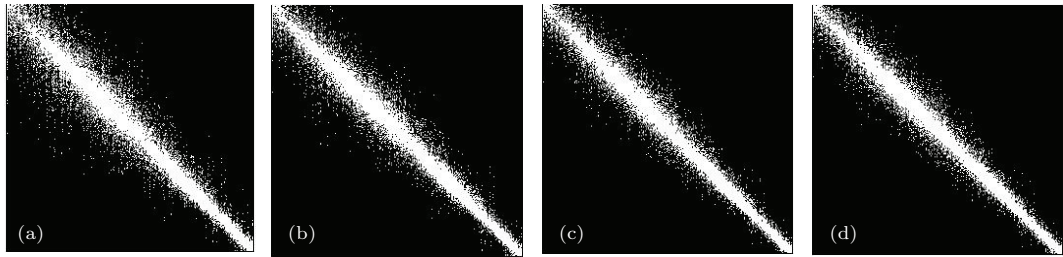


图7 不同分辨率相同灰度的图像配准联合直方图 (a) SIFT; (b) SRP; (c) SRQ; (d) SRC

Fig. 7. Joint histograms of registered images with the same gray scale but different resolutions: (a) SIFT; (b) SRP; (c) SRQ; (d) SRC.

5.2.1.2 不同分辨率有灰度差异的图像配准实验结果

图8为四种配准算法得到的配准镶嵌结果图, 为了更清楚地显示结果, 只截取了整个结果图的上半部分. 根据待配准图放大4倍后的大小设置用于计算区域互信息的图像坐标范围为[1, 1]到[600, 920]. 从图8(a)可以明显地看出SIFT配准误

差较大, 从图8(b)的左边可以看出SRP的误差也比较大, 图8(c)重叠区域的上边界和右边界都有一些明显的白点, 图8(d)只有重叠区域的右边界有些白点. 图8所示的结果与表2中RMSE的结果是一致的, SIFT的RMSE超过了22个像素, SRP的RMSE达到了13个像素, SRC的RMSE最小. 图9为三种优化算法得到的区域互信息随迭代次

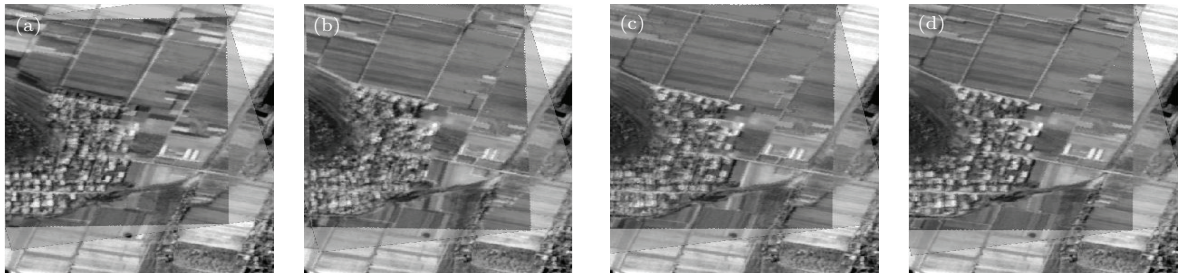


图8 不同分辨率有灰度差异的图像配准镶嵌结果图 (a) SIFT; (b) SRP; (c) SRQ; (d) SRC

Fig. 8. The mosaic image for two registered images with different gray scales and different resolutions: (a) SIFT; (b) SRP; (c) SRQ; (d) SRC.

表3 不同分辨率有灰度差异的图像配准结果比较

Table 3. Comparison of registration results for images with different gray scales and different resolutions.

算法	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$a_2$	$b_2$	$c_2$	$RMSE$	$RMI$	$t/s$
真实	1.9696	0.3473	-158.6448	-0.3473	1.9696	27.1194	—	0.3014	—
SIFT	1.9582	0.3502	-159.2100	-0.3494	1.8696	70.6200	22.4410	0.1597	8
SRP	1.9258	0.3500	-145.5100	-0.3300	2.0000	22.0000	13.6780	0.2684	425
SRQ	1.9990	0.3300	-166.8500	-0.3487	1.9590	31.4200	9.0906	0.2834	406
SRC	2.0000	0.3386	-161.7300	-0.3372	1.9690	25.15	4.521500	0.2906	705

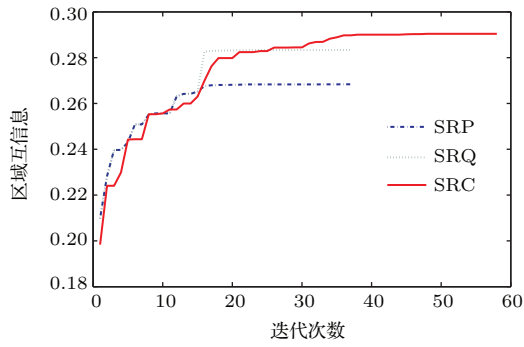


图9 (网刊彩色) 优化过程中区域互信息随迭代次数的变化(不同分辨率有灰度差异的图像配准)

Fig. 9. (color online) RMI during optimization versus number of iteration (image registration for images with different gray scales and different resolutions).

数的变换情况. 图9的结果同样表明SRC的结果最好, 说明CQPSO能跳出QPSO的局部最优. 表3列出了采用各种算法得到的配准参数、区域互

信息、配准均方根误差和运行时间, 其中,  $RMSE$  是从  $[600, 600]$  大小的区域中随机取 600 个坐标根据 (14) 式计算得到. 根据表 3 的运行时间结合图 9 的迭代次数同样可以得出 SRC 平均单次迭代时间稍微长一点, 但与 SRQ 相差很小.

### 5.2.2 不同时相图像配准实验

为了进一步检验配准算法的性能, 用两幅实际图像进行了验证. 参考图像和待配准图像分别是某地区的两幅相同分辨率的多时相图像 [23], 如图 10(a) 和图 10(b) 所示, 大小均为  $512 \times 512$ .

通过实验发现, 相同分辨率图像配准时对参数的扰动不能太大. CQPSO 的进化参数  $\lambda$  值为 0.003, 其他参数取值同仿真实验. 图 10(c) 为配准镶嵌结果图, 由于四种方法的配准结果图几乎一样, 所以只给出一个结果图.

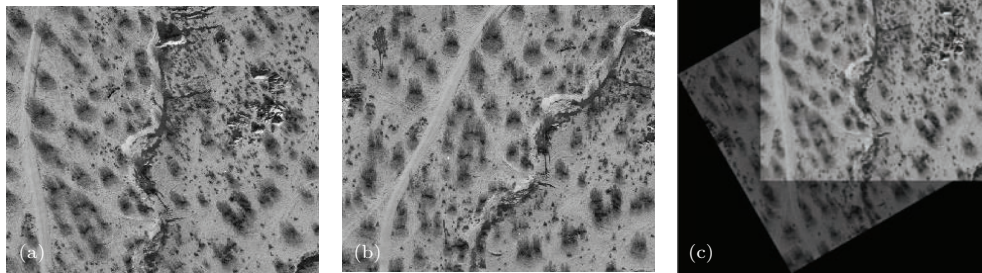


图 10 不同时相的图像及配准结果 (a) 参考图像; (b) 待配准图像; (c) 配准镶嵌结果图

Fig. 10. Images at different phases and the registration result: (a) reference image; (b) sensed image; (c) mosaic image.

表 4 不同时相的图像配准结果比较

Table 4. Comparison of registration results for images at different phases.

算法	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$a_2$	$b_2$	$c_2$	$RMI$	$t/s$
SIFT	0.8702	0.5002	-188.2969	-0.4996	0.8676	275.843	4.1100	10
SRP	0.8702	0.5002	-188.2968	-0.4996	0.8676	275.846	4.1143	97
SRQ	0.8702	0.5002	-188.2968	-0.4996	0.8676	275.846	4.1143	91
SRC	0.8705	0.5009	-189.0080	-0.5008	0.8690	276.704	5.3940	344

通过计算确定重叠区域的坐标和参考图像所在区域坐标, 将配准图像的非重叠区域值置位参考图像中对应像素值, 然后对参考图像所在的区域计算两幅图像的区域互信息. 图 11 为三种优化算法得到的区域互信息随迭代次数的变换情况. 从图 11 可以看出, SRC 结果明显优于 SRP 和 SRQ. SRP 和 SRQ 相当于迭代 1 次就收敛了, 因为迭代 15 次结果都没有变化, 而 SRC 因为混沌扰动得到

新的最优粒子, 跳出 QPSO 的早熟收敛, 使得区域互信息不断地变大. 表 4 列出了采用各种算法得到的配准参数、区域互信息和运行时间. 从表 4 可以看出, SIFT, SRP 和 SRQ 的结果非常接近, 与这三种方法得到的参数相比, SRC 的每个参数都有变化, SRC 的区域互信息最大, 这与图 11 的结果是一致的. 同样, SRC 的单次平均迭代时间比 SRQ 稍长.

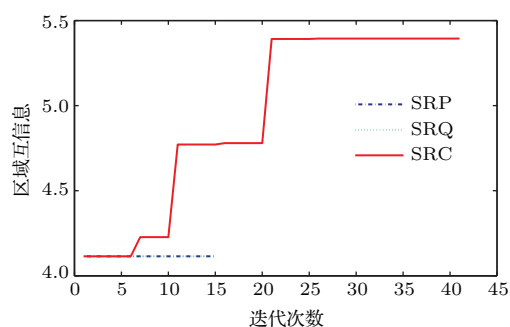


图 11 (网刊彩色) 优化过程中区域互信息随迭代次数的变化 (不同时相的图像配准)

Fig. 11. (color online) RMI during optimization versus number of iteration (image registration at different phases).

## 6 结 论

为满足图像配准高精度的要求, 本文提出了一种 CQPSO 算法并用于 SIFT 结合区域互信息优化的多源遥感图像配准中. 所提出的 CQPSO 算法利用混沌序列的随机性和遍历性产生 0—1 范围内的随机数, 充分考虑了粒子位置信息各维取值数量上的差异, 用 Hadamard 积的形式给粒子各个分量加扰动, 使得粒子在合理的取值范围内进化, 跳出早熟收敛. 实验结果验证了本文算法相比于 QPSO 的优越性. 本文提出的配准策略将特征匹配和互信息匹配有效结合, 由 SIFT 匹配得到较好的初始值, 有效解决了粒子群算法的初值敏感问题, 用区域互信息作为相似性测度可以在一定程度上弥补图像灰度不一致引起的相似性检测误差, CQPSO 优化算法可以增加全局最优的可能性. 区域互信息、均方根误差和联合直方图多种指标评价能更客观地评价算法的性能, 实验结果验证了所提方法能在一定程度上提高配准精度. 但对于不同分辨率有灰度差异的多源图像配准均方根误差超过一个像素, 离实际应用还有距离, 如何更好地描述不同分辨率有灰度差异的图像匹配相似性并通过目标优化实现亚像素级的配准还有待进一步研究.

## 参考文献

- [1] Chen Z G, Yin F C, Sun F 2009 *Acta Opt. Sin.* **29** 2744 (in Chinese) [陈志刚, 尹福昌, 孙孚 2009 光学学报 **29** 2744]
- [2] Xie W D, Zhou Y H, Kou R L 2011 *J. Tongji Univ. (Nat. Sci.)* **39** 1233 (in Chinese) [谢维达, 周宇恒, 寇若岚 2011 同济大学学报 (自然科学版) **39** 1233]

- [3] Chen Q S, Defrise M, Deconinck M 1994 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **16** 1156
- [4] Suri S, Reinartz P 2010 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **48** 939
- [5] Lowe D G 2004 *Int. J. Comput. Vision* **60** 91
- [6] Harris C, Stephens M 1988 *Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference Manchester, UK, August 31–September 2, 1988* p147
- [7] Ling Z G, Liang Y, Cheng Y M, Pan Q, Shen H 2010 *Acta Electron. Sin.* **38** 2892 (in Chinese) [凌志刚, 梁彦, 程咏梅, 潘泉, 沈贺 2010 电子学报 **38** 2892]
- [8] Li L X 2013 *M. S. Dissertation (Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China)* (in Chinese) [李龙勋 2013 硕士学位论文 (成都: 电子科技大学)]
- [9] Huang Q Q, Yang J, Wang C Y, Chen J B, Meng Y 2012 *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) Munich, Germany, July 22–27, 2012* p2360
- [10] Gong M G, Zhao S M, Jiao L C, Tian D Y, Wang S 2014 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **52** 4328
- [11] Liang J Y, Liu X P, Huang K N, Li X, Wang D G, Wang X W 2014 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **52** 603
- [12] Mikolajczyk K, Schmid C 2005 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **27** 1615
- [13] Chen H M, Varshney P K, Arora M K 2003 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **41** 2445
- [14] Wang C X, Kong Y P, Dong L L 2012 *Intelligent Optimization Algorithms and Their Applications (Xi'an: Xibei University Press)* p105 (in Chinese) [王超学, 孔月萍, 董丽丽 2012 智能优化算法与应用 (西安: 西北大学出版社) 第 105 页]
- [15] Sun J 2009 *Ph. D. Dissertation (Wuxi: Jiangnan University)* (in Chinese) [孙俊 2009 博士学位论文 (无锡: 江南大学)]
- [16] Li P C, Wang H Y, Song K P, Yang E L 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 060302 (in Chinese) [李盼池, 王海英, 宋考平, 杨二龙 2012 物理学报 **61** 060302]
- [17] Li X R, Jin Y X 2012 *Comput. Sys. Appl.* **21** 127 (in Chinese) [李欣然, 靳雁霞 2012 计算机系统应用 **21** 127]
- [18] Wang Y G, Wen C B, Zuo C Y, Yang J S, Guo Z B 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 089101 (in Chinese) [王跃钢, 文超斌, 左朝阳, 杨家胜, 郭志斌 2014 物理学报 **63** 089101]
- [19] Liu F C, Jia Y F, Ren L N 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 120509 (in Chinese) [刘福才, 贾亚飞, 任丽娜 2013 物理学报 **62** 120509]
- [20] Li D, Wang H T 2013 *Laser Optoelectron. Prog.* **10** 100 (in Chinese) [李丹, 王洪涛 2013 激光与光电子学进展 **10** 100]
- [21] Yang Y X, Liu D, Xin J 2008 *J. Electron. Inform. Technol.* **30** 529 (in Chinese) [杨延西, 刘丁, 辛菁 2008 电子与信息学报 **30** 529]
- [22] Yu T 2013 *M. S. Dissertation (Hangzhou: Zhejiang University)* (in Chinese) [余婷 2013 硕士学位论文 (杭州: 浙江大学)]
- [23] Image registration test images, Image processing, vision research LABS <http://old.vision.ece.ucsb.edu/registration/satellite/testimag/index.htm> [2014-9-10]

# Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information\*

Zhao Liao-Ying<sup>1)</sup> Lü Bu-Yun<sup>1)</sup> Li Xiao-Run<sup>2)†</sup> Chen Shu-Han<sup>2)</sup>

1) (Institute of Computer Application Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

2) (College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

( Received 20 October 2014; revised manuscript received 27 November 2014 )

## Abstract

In order to further improve the precision of remote sensing image registration, we propose a new registration scheme by combining the scale-invariant feature transform (SIFT) and the optimization of regional mutual information in this paper. Firstly, taking advantage of the randomness and ergodicity of chaotic sequence, we present a new chaos quantum-behaved particle swarm optimization (CQPSO) algorithm to solve the premature convergence problem of the quantum particle swarm optimization (QPSO) algorithm. By taking full account of the quantity differences among the values of different dimensions for the particle location information, small disturbances are generated as the Hadamard product of chaotic sequence and the particle location information. Before being added to the particle location information, the small disturbances are adjusted by an evolutionary parameter to ensure that each new particle location information is within the scope of reasonable evolution. The image registration scheme consists of two processes, namely the pre-registration process and fine coregistration process. The pre-registration process is implemented by the SIFT approach with a reliable outlier removal procedure. By the repetitive fine-tuning of several selected matched feature point coordinates, a series of registration parameters is estimated by a least square method and used to construct initial particle swarms. Next, the fine coregistration process is implemented to obtain the optimal match parameters by maximizing regional mutual information based on CQPSO. The proposed CQPSO algorithm is tested on several benchmark functions and compared with QPSO as well as standard PSO experimentally. Furthermore, comparative experiments are carried out on the registration of remote sensing images with different ground resolutions and the registration of remote sensing images at different phases by using four algorithms: the SIFT algorithm, SIFT combined with PSO algorithm, SIFT combined with QPSO algorithm, and SIFT combined with CQPSO algorithm. The regional mutual information, root mean square error, and the joint histogram are used to evaluate the performance of the algorithms. The experimental results verify the superiority of CQPSO and the effectiveness of the proposed registration scheme.

**Keywords:** remote sensing image registration, regional mutual information, chaos quantum-behaved particle swarm optimization, scale-invariant feature transform

**PACS:** 42.30.Va, 42.68.Wt, 05.45.Gg, 42.30.Kq

**DOI:** 10.7498/aps.64.124204

\* Project supported by the Natural Science Foundation of Zhejiang Province, China (Grant Nos. LY13F020044, LZ14F030004) and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61171152).

† Corresponding author. E-mail: [lxr@zju.edu.cn](mailto:lxr@zju.edu.cn)