

文章编号 1004-924X(2015)增-0685-11

基于差分进化 P 系统的多模态图像配准

高志升*, 张铖方, 胡占强, 耿 龙

(西华大学 无线电管理技术研究中心, 四川 成都 610039)

摘要:利用膜计算的极大并行特点,提出一种在 P 系统框架下的多模态图像配准(DE-MCIR)算法。设计了一种细胞型 P 系统的膜结构,细胞膜中一个对象表示一组浮动图像变换参数。使用改进后的差分进化算法优化对象,并使用所设计的两种转运规则更新最优参数对象。最终,整个 P 系统的最优变换参数对象均保留在表层膜中。对卫星图像、红外与可见光等 3 类多模态图像进行了配准实验。结果显示:对于卫星图像配准实验,DE-MCIR 的平均互信息值为 1.4306,标准差为 0.00341;对于红外与可见光等多模态卫星图像配准,DE-MCIR 的平均互信息值为 0.0402,标准差为 0.00016;对于红外与可见光等多模态真实图像配准,DE-MCIR 的平均互信息值为 0.0125,标准差为 0.00187。与基于遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)和 PSO&Powell 的图像配准算法相比,DE-MCIR 算法显示了更好的优越性,不仅具有更好的全局寻优能力,还有更高的配准精度和更强的鲁棒性。

关键词:差分进化算法;膜计算;多模态图像配准;变换参数;P 系统

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152313.0685

Multi-modal image registration based on P system with differential evolution

GAO Zhi-sheng*, ZHANG Cheng-fang, HU Zhan-qiang, GENG Long

(Center for Radio Administration & Technology Development,
Xihua University, Chengdu 610039, China)

* Corresponding author, E-mail: gzs_xihua@mail.xhu.edu.cn

Abstract: A multi-modal image registration algorithm under the framework of P system was proposed by combining the parallel property of membrane computing with Differential Evolution (DE) algorithm, which was named as DE-MCIR (Differential Evolution-Multi-modal Computing Image Registration) algorithm. A cell-like P system of membrane structure was designed, and each object in membranes represented a group of transform parameters of floated images. All objects of each elementary membranes were evolved by modified DE algorithm. At the same time, the designed two exchange rules were used to update the best parameters. Finally, the global optimal object was stored in the skin membrane. The approach was tested on satellite images and infrared and visual images. For the experiment of satellite images, the average mutual information of DE-MCIR is 1.4306, and the standard deviation is 0.00341; For the experiment of multi-modal satellite images, the average mutual in-

收稿日期:2015-06-05;修订日期:2015-06-21.

基金项目:宇航动力学国家重点实验室开放基金资助项目(No. 2015ADL-DW0302);四川省教育厅重点项目(No. 14ZA0118)

formation of DE-MCIR is 0.0402, and the standard deviation is 0.00016; For the experiment of multi-modal real images, the average mutual information of DE-MCIR is 0.0125, and the standard deviation is 0.00187. These results reveal that DE-MCIR algorithm has better registration accuracy, global convergence, and robustness, and its performance is better than that of the Genetic Algorithm, Particle Swarm Algorithm(PSO) and PSO Powell algorithm.

Key words: differential evolution algorithm; membrane computing; multi-modal image registration; transformation parameter; P systems

1 引 言

图像配准是将不同成像条件下拍摄的同一样本的多幅图像重叠在同一坐标系下的过程^[1]。其本质是在变换空间中找到某种最优的变换方式,使得待配准图像经变换后与参考图像达到某种意义上的匹配。根据变换模型的不同,可将配准方法分为刚性配准和非刚性配准。由于刚性配准算法具有较高的配准精度,且执行效率高,已经成为医学^[2]、遥感^[3-4]、航天^[5]领域的主要配准方法。随着互信息理论的成熟,基于图像灰度的配准方法凭借不依赖人工预处理等成为目前刚性配准技术的主流方法。

Powell 法和单纯法等经典优化算法较早地在医学图像配准领域得到应用。但随着迭代次数的增加,搜索方向容易趋于线性相关,造成局部极值。20 世纪 80 年代以来,遗传算法^[6]、差分进化算法^[7-8]、微粒群优化算法^[9]等智能优化算法由于可以模拟某些自然现象而得到发展。这些算法利用种群进化迭代寻优的方法,在一定程度上克服了经典算法陷入局部最优的缺陷。如, Li Hongmei^[10]利用遗传(Genetic Algorithm, GA)算法强大的全局寻优特点,将 GA 算法应用到图像配准中。GA 算法尽管有很强的全局寻优能力,但是运算时间过长并且缺乏微调能力。为了减少运算时间, Mark P Wachowiak 等人^[11]利用微粒群(Particle Swarm Optimization, PSO)优化算法短时间获得高质量解的特点,将 PSO 应用于 2D 刚性和非刚性图像配准,该算法虽然缩短了运算时间,但是当旋转角度过大时,该方法容易陷入局部最优。为了克服传统 PSO 的上述缺陷,冯林等人^[12]将 PSO 全局搜索和 Powell 局部搜索相结合,并应用于医学图像配准,获得了较好的配准效果。但其只涉及简单小范围的平移、旋转,没有考

虑图像的缩放问题,并且只是应用到单一的医学图像配准。

1998 年 11 月, Gheorghe Păun 基于以 DNA 为基础的分子计算,受生物细胞的启发,提出膜计算的概念^[13],膜系统也称 P 系统^[14]。其本质是从活细胞以及由细胞组成的组织或器官的功能和结构中抽象出模型或计算思想^[15]。膜系统的关键要素是系统的结构、对象和规则。基于不同结构,膜计算可分为细胞型^[16]、组织型和神经型膜系统。基于各种规则可以分为:转移 P 系统、转运 P 系统和活性膜 P 系统。基于不同对象可以分为:单字符 P 系统和字符串 P 系统^[17]。由于 P 系统具有分布式、并行计算的特性,其已经成为当今生物智能优化算法研究的热点,并且广泛应用于计算机、控制理论、图像处理、语言识别、供应链管理等领域。如:文献[18]提出基于细胞型膜计算的改进遗传算法的图像分割方法;文献[19]将膜计算和云计算结合,并利用蝙蝠算法解决了计算机资源调度和分配问题;文献[20]设计一种基于模糊星型拓扑结构的膜计算优化算法的 PID 自整定系统,并将其应用到煤炭分拣机器人系统。

本文利用膜计算的并行性特征,提出了一种以互信息为相似性测度,并且将差分进化算法和膜计算相结合的图像配准算法(DE-MCIR)。DE-MCIR 算法基于细胞型膜计算系统,膜内的每个对象表示一组浮动图像的变换参数,通过单个膜内一组对象的差分进化使算法不断进化,搜索得到最优互信息的变换参数。同时,同层膜之间相互随机交换最优解,并将得到的最优解转运到上层膜中,上层膜保留当前得到的最优解,并将最优解转运到各个子膜中,参与子膜的进化。通过上述的进化方式,最终,将系统的全局最优解输送到表层膜。

本文主要贡献在于:(1)将差分进化算法和膜计算结合并用于解决图像配准问题,并将改进后

的差分进化算法应用到配准领域;(2)设计了膜计算图像配准算法的细胞型膜结构;(3)设计了膜计算图像配准算法的进化规则和交流转运规则;(4)本文图像配准算法中图像除平移、位置变换外,还包括图像尺度变换,同时可以用于卫星仿真、红外与可见光等多模态图像配准。

2 DE-MCIR 算法

2.1 细胞型 P 系统

本文所设计的用于图像配准的细胞型 P 系统如图 1 所示,其是一个包含 3 层的膜结构,最顶层的膜称为表层膜,由 0 标记,第 2 层膜标记为 O_i ,第 3 层膜不包含其他膜称为基本膜,标记为 O_{ij} 。在每层基本膜内使用智能优化算法进化对象,图中的箭头表示膜之间对象的交流转运通道,对象按照所设计的转运规则实现同层膜之间、上下层膜之间对象的交换与共享。

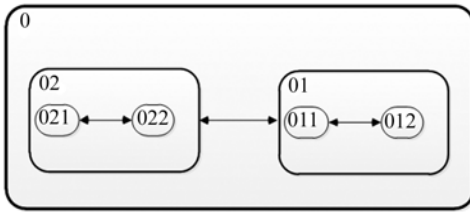


图 1 细胞型 P 系统的膜结构

Fig. 1 Membrane structure of designed cell-like P system

2.2 对象

基于细胞型 P 系统的膜计算图像配准算法采用刚性配准技术,因此,一个对象表示一组图像变换参数(平移、旋转、缩放),具体表示为:

$$O_{ij} = (x_{ij} y_{ij} \theta_{ij} s_{ij}), \quad i = 1, \dots, p, \quad j = 1, \dots, N_i, \quad (1)$$

其中: O_{ij} 表示第 i 个膜中第 j 个对象, x_{ij} 表示 x 方向平移量, y_{ij} 表示 y 方向的平移量, θ_{ij} 表示旋转角度, s_{ij} 表示图像尺寸缩放因子, p 表示 P 系统的度, N_i 是第 i 个膜中对象的数量。本文通过参考图像和经过对象变换后的配准图像之间的最大互信息值来度量配准结果的优劣。每个膜中包含一定数量的对象,这些对象通过不断进化得到该膜中的最优对象 O_i^{best} ,通过膜的转运机制,最终整个系统中的最优对象将被转运到表层膜 0

中,记为 O^{best} 。

2.3 进化规则

为了获得更优的配准精度和鲁棒性,本文设计的 P 系统使用差分进化算法中改进的变异—交叉—选择模型做为对象的进化规则。在本模型中各个对象表示种群中的个体。因此,所提出的细胞型 P 系统有 3 类进化规则:变异规则、交叉规则、选择规则。

(1) 变异规则 (DE/rand/1/bin 和 DE/best/2/bin)。将差分进化算法 DE/best/2/bin 变异方式局部搜索能力强、收敛速度快和 DE/rand/1/bin 变异方式全局搜索能力强、鲁棒性好的特点相结合,采用双群体伪并行差分进化算法 (DSPP-DE)^[21] 中的变异方式,即一个基本膜(如图 1 中的膜 011)采用 DE/best/2/bin 变异方式,同层的另一个基本膜(如图 1 中的膜 012)采用 DE/rand/1/bin 变异方式。具体公式如下:

$$O_{ij}^{t+1} = O_{im} + F * (O_{in} - O_{iq}), \quad (2)$$

其中: O_{im} 、 O_{in} 、 O_{iq} 表示第 t 代时膜 i 里群体中的随机选择的 3 个不同个体。 O_{ij}^{t+1} 表示 $t+1$ 代时膜 i 里变异的个体,即变异对象,记为 $O_{ij}^{t+1,mbt1}$ 。

$$O_{rp}^{t+1} = O_{r_best} + F * [(O_{rm} - O_{rq}) + (O_{rk} - O_{rs})], \quad (3)$$

其中: O_{rm} 、 O_{rq} 、 O_{rk} 、 O_{rs} 表示第 t 代时膜 r 群体中的随机选择的 4 个不同个体。 O_{r_best} 表示膜 r 在 t 代时的最好个体。 O_{rp}^{t+1} 表示 $t+1$ 代时膜 r 变异的个体,即变异对象,记为 $O_{rp}^{t+1,mbt2}$ 。

式 1 采用 DE/rand/1/bin 变异方式,式 2 采用 DE/best/2/bin 变异方式。式(2)和式(3)中的 F 表示差分矢量缩放因子,文献[22]建议 $F \in [0.5, 1]$,并且, i 和 r 表示属于同层的不同基本膜。

(2) 交叉规则。为了方便描述,将式(2)经过 N_i (表示种群数量)次变异得到的变异对象 $O_{ij}^{t+1,mbt1}$ 作进一步的交叉运算。交叉公式为:

$$O_{ij}^{t+1,dt} = \begin{cases} O_{ij}^{t+1,mbt1}, & r(j) \leq CR \text{ or } j = r(i), \\ O_{ij}^t, & r(j) > CR \text{ or } j \neq r(i), \end{cases} \quad (4)$$

其中: $r(j) \in [0, 1]$ 为均匀分布的随机数, j 表示第 j 个个体, CR 为交叉概率常数,取值范围为 $[0, 1]$, $r(i) \in [1, 2, \dots, D]$, D 表示参数矢量维数。式(4)经过 N_i (表示种群数量)次后,将获得第 i 个膜中的交叉对象 $O_{ij}^{t+1,dt}$ 。

(3) 选择规则。根据获得的交叉对象 $O_{ij}^{+1, dt}$, 采用“贪婪”的搜索策略, 经过变异与交叉操作后生成的试验对象 $O_{ij}^{+1, dt}$ 和 O_{ij}^t 进行竞争, 只有当 $O_{ij}^{+1, dt}$ 的适应度较 O_{ij}^t 更优时才被选作子代, 否则, 直接将 O_{ij}^t 作为子代。以最大优化为例, 选择规则的方程为:

$$O_{ij}^{+1, dt} = \begin{cases} O_{ij}^{+1, dt}, & MI(O_{ij}^{+1, dt}) > MI(O_{ij}^t), \\ O_{ij}^t, & MI(O_{ij}^{+1, dt}) < MI(O_{ij}^t), \end{cases} \quad (5)$$

式中, $MI()$ 表示图像的互信息值。重复式 (5) N_i (表示种群数量) 次, 获得第 i 个膜中的选择对象 $O_{ij}^{+1, dt}$ 。

每个基本膜经过上面描述的变异—交叉—选择规则后获得本膜中的最优对象 O_i^{best} 。

图 2 描述了对象在基本膜 i 中进化的过程。

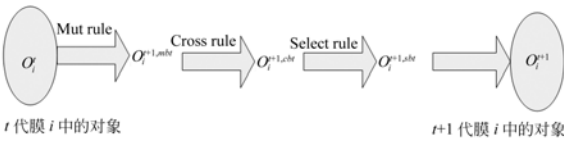


图 2 对象在基本膜中的进化过程

Fig. 2 Evolution procedure of an object in elementary membranes

2.4 转运规则

在 P 系统中内在的转运机制的作用是为基本膜之间提供对象交换与共享。P 系统的转运机制是通过膜之间的转运规则实现的。在本文设计的细胞型 P 系统中, 设计了如下转运规则。

(1) 邻居膜转运规则

膜内对象在进化过程中, 其中最优的对象不定期转运到邻居膜中, 该转运规则定义为:

$$(i, O_i^{\text{best}} / O_j^{\text{best}}, j), i \neq j, i, j = 1, \dots, M, \quad (6)$$

该规则表示同层的膜 i 和 j 的转运规则, O_i^{best} 表示膜 i 在 t 代时的最优对象, O_j^{best} 表示膜 j 在 t 代时的最优对象, M 表示同层膜的数量。执行该规则, 表示膜 i 中在 t 代时的最优对象经本地复制后, 将副本转运到膜 j 中, 同时膜 j 中在 t 代时的最优对象也同样经本地复制并将副本转运到膜 i 中。一个膜收到 $M-1$ 个从邻居转运过来的膜后, 从中随机挑选一个替换 O_i^{best} 。

(2) 层间膜转运规则

整个系统运行过程, 上层膜和子膜之间也会进行对象转运, 该转运规则定义为:

$$(i, O_i^{\text{best}} / O_p^{\text{best}}, p), i = 1, \dots, M, \quad (7)$$

该规则表示上层膜 p 和其子膜 i 之间的转运规则, 膜 p 一共包含 M 个子膜, 执行该规则, 子膜 i 将 t 代时发现的最优对象 O_i^{best} 本地复制以后并将副本转运到上层膜中, 所有子膜都完成转运后, 上层膜 p 一共会收到 M 个子膜最优对象 $\{O_i^{\text{best}}\}$, $i = 1, \dots, M$, 膜 p 求取最优值与当前发现的最优值 O_p^{best} 进行比较, 如果比当前值更优则替换为新发现的最优值, 即:

$$c = \max_i \{MI(O_i^{\text{best}})\}, i = 1, \dots, M, \\ O_p^{\text{best}} = \begin{cases} O_c^{\text{best}}, & MI(O_c^{\text{best}}) > MI(O_p^{\text{best}}), \\ O_p^{\text{best}}, & MI(O_c^{\text{best}}) < MI(O_p^{\text{best}}), \end{cases} \quad (8)$$

其中 $MI()$ 表示表示计算对象所表示参数的互信息。

反之, 上层膜也会将 t 代时发现的最优对象 O_p^{best} 本地复制后将副本转运到子膜中, 子膜收到替换当前的 O_i^{best} 。

所设计的 P 系统中, 通过同层膜之间的对象转运机制, 增强了对象的多样性和全局探测能力, 上层膜将对象转运到子膜中, 加速了系统的收敛速度, 同时子膜将最优对象转运到上一层膜中, 则最终整个系统的最优值会保存在表层膜中, 系统最优为 O_0^{best} , 即表层膜 0 当前发现的最优对象。

2.5 停机规则

所设计的细胞型 P 系统采用一种改进的停机条件, 设置最大迭代次数为 N , 相邻两代的互信息值之差为 ergrd , 当 ergrd 小于所设定的极小值 (本文取 e^{-3}) 且以上操作执行 n ($n < N$, 本文 n 取 30) 次时, 停止本次迭代。当所有膜停止迭代时, 系统停机, 将最终的最优对象输出到表层膜。

2.6 DE-MCIR 算法过程

本文所提出的图像配准算法结合了差分进化和膜计算, 利用细胞型膜结构的进化、交流机制实现图像配准。由图 1 可知, 本文设计的 P 系统包含 3 层膜, 除去基本膜外, 其余膜均包含 2 个子膜。整个系统运行流程如图 3 所示, 首先使用改进后的差分进化算法优化 2 个基本膜内的对象 (即个体) (步骤①), 获得本膜中的最优对象后, 与同层的不同膜执行第 1 条转运规则 (步骤②), 然后从最里层的基本膜开始执行第 2 条转运规则, 先进行子膜向上层膜的转运 (步骤③和⑤), 再进行上层膜到子膜的转运 (步骤④和⑥), 完成整个步骤称为系统执行 1 步, 符合所设计的停机规则,

系统停机,输出最优对象。具体算法流程如表 1 所示。

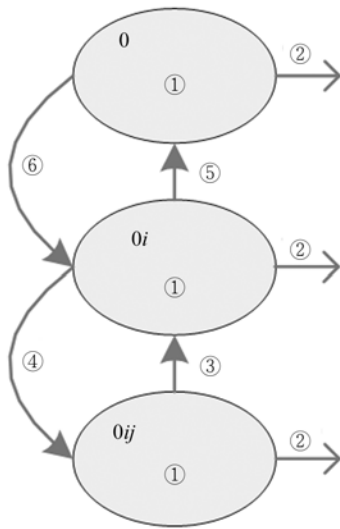


图 3 细胞型 P 系统运行流程(0 表示表层膜,0i 表示第 2 层膜,0ij 表示第 3 层膜)

Fig. 3 Running process of cell-like P system(0 is skin membrane, 0i is the first layer membrane, 0ij is the third layer membrane)

表 1 DE-MCIR 算法流程

Tab. 1 Flow chart of DE-MCIR Algorithm

<p>输入:参考图像 A,浮动图像 B; 输出:变换参数,互信息值; Step 1: /* 初始化 */ 基本膜的个数, q; 整个细胞型 P 系统的层数, p; 最大迭代次数, N; p; 种群大小, m; 比例因子, F; 最大变异概率, CR_max; 最小变异概率, CR_Min; for $i=1$ to p for $j=1$ to q 在层 j 的膜 i 中初始化种群对象; 计算所有对象的互信息值,并进行比较获得最优值; end for end for 设置迭代次数 $s=0$; Step 2: /* 在膜中进化对象 */ 对于每个基本膜 i 并行执行下面的操作: for $j=1$ to m</p>

<p>根据式(2)和式(3)的变异规则获得变异对象 $O_{ip}^{+1,mbt}$; 根据式(4)的交叉规则获得交叉对象 $O_{ij}^{+1,cbt}$; 根据式(5)的选择规则获得选择对象 $O_{ij}^{+1,slt}$; 计算所获得的选择对象的互信息值,并与进化前的最优互信息值比较,得到更优的值; end for Step 3: /* 转运对象 */ for $i=p$ to 1 for $j=1:q$ for $k=1:q-1$ 根据式(6)进行邻居膜之间的最优对象转换; 根据式(8)更新最优互信息值; end for 根据式(7)进行层间膜之间的最优对象运转; 根据式(8)更新最优互信息值; end for end for for $i=1:p$ do 向下转运; 根据式(8)更新最优互信息值; end for Step 4: /* 停止条件判断 */ 如果 $s > N$ 或者相邻两代的互信息值之差为 $ergrd$ 小于所设定的极小值(本文取 e^{-3})且以上操作执行 $n(n < N, 本文 n$ 取 30)次时,停止迭代,并将最终的粒子输出到表层膜中;否则, $s = s + 1$;跳转到 Step2.</p>
--

3 实验结果与分析

为了证明所提算法具有较高的配准精度和鲁棒性,本文将算法分别应用到卫星图像、红外与可见光等多模态图像中,并将本文算法和其他的经典配准算法如 GA 算法、PSO 算法和 PSO&Powell 算法进行了比较。本文还描述了各个方法的参数。所有的实验在 MATLAB R2012b 平台运行,计算机性能为 3.20-GHz CPU 和 2.00-GB RAM。

3.1 实验数据

3.1.1 实验 A 卫星大尺度变换图像

图 4 是用于测试的卫星图像,图 4(a)为参考图像,设计如下:

缩小 0.8 倍, x 向下平移 20 个像素点, y 向

右平移 20 个像素点,逆时针旋转 20° ,如图 4(b)图所示。

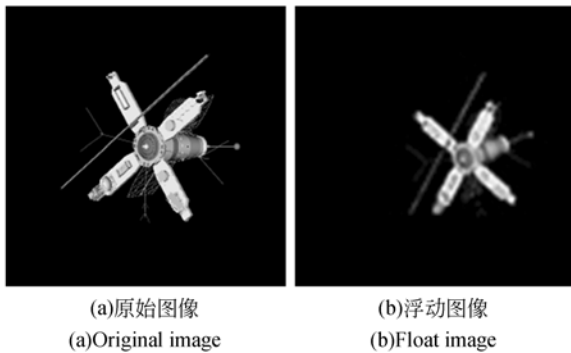


图 4 卫星图像

Fig. 4 Satellite image

3.1.2 实验 B 卫星仿真可见光与热红外图像

图 5 为用本文算法测试的多模态卫星图像(可见光与热红外图像)。首先使用 Creator 创建卫星模型,再利用 Vega 的红外仿真模块得到卫星的热红外图像,如图 5(b)图所示。

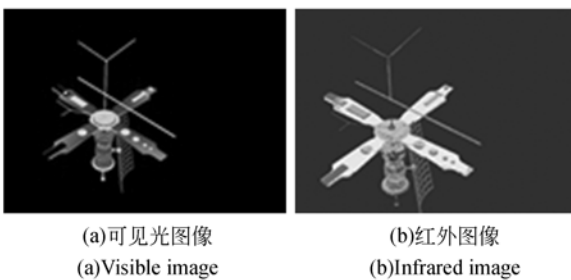


图 5 仿真卫星多模态图像

Fig. 5 Simulated multi-modal satellite image

3.1.3 实验 C 自然场景可见光与热红外图像

图 6 为用本文算法测试的多模态图像,此组图像采集于中国成都,目标距离传感器约为 10 km,热红外传感器比可见光图像具有更小的视场,故此组图像的配准需要平移、旋转和尺度缩放 3 种变换。

3.2 各个算法的参数设置

实验中,所提出的 DE-MCIR 和用于比较的算法参数设置如下:

(1)传统 GA 配准算法:种群大小为 50,迭代次数为 100,每个个体变量用 8 位二进制表示。通过选择—交叉—变异获得新种群,利用新种群寻找最优的解。

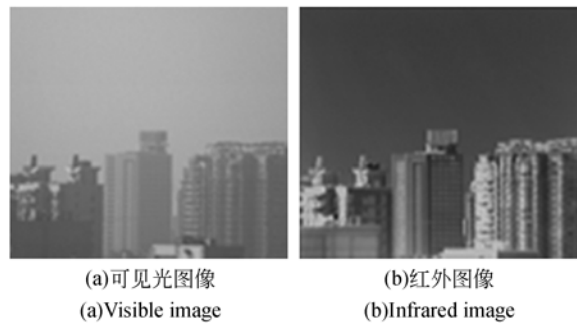


图 6 自然场景多模态图像

Fig. 6 Multi-modal image of nature scene

(2)传统 PSO 配准算法:单独使用 PSO 算法,随机产生 50 个粒子,迭代次数为 100。

(3)PSO&POWELL 配准算法:在这个算法中,没有使用膜的概念,单纯使用 PSO 和 POWELL 结合算法,首先使用 PSO 算法获得最优的粒子,即 x 和 y 位移、旋转角度、缩放尺度。将所得到的最优的粒子作为初始点,利用 POWELL 算法强大的局部寻优能力获得更优粒子。

(4)本文 DE-MCIR 方法:对于细胞型 P 系统,选择如图 1 所示的膜结构,每个基本膜中随机生成 50 个对象,在膜 011 采用 DE/best/2/bin 变异方式,膜 012 采用 DE/rand/1/bin 变异方式。其中差分矢量缩放因子 F 和交叉概率 CR 参照文献[21]中提出的自适应策略。

卫星仿真图像直接采用图像的灰度值计算互信息;对于实验 B 和实验 C,计算互信息时,首先使用 canny 算子提取两幅图像的边缘,然后在可见光图像中截取和变换后红外图像相同的区域,再计算两幅图像边缘的互信息。

3.3 实验结果

将所提出的算法和其他 3 类图像配准算法分别作用在实验数据 A、B 和 C 上,并且每个算法执行 5 次,所得的结果如表 2~4 所示。图 7~9 分别表示各算法作用在实验数据 A、B 和 C 上的配准结果。图 8 和图 9 中第一行表示粗配准后的热红外图像(对于实验 B 的热红外图像,首先缩小 0.8 倍,向左和向上分别平移 10 个像素;对于实验 C 的热红外图像,首先缩小 0.6 倍,向右平移 13 pixel),第二行表示精配准后的热红外图像,第三行表示精配准后的热红外图像边缘与可见光图像的叠加图。

表 2 显示的是 4 种算法作用在实验数据 A 上的结果,表中表示的是执行 5 次后所得到的配准图像的互信息值,从表 2 可得,虽然 GA 在平移 x 和 y 的精度上优于其余方法,PSO 在旋转角度上的精度最优,但 DE-MCIR 在缩放尺度上的精

度最优,并且,所有变换参数的标准差最小。与此同时,DE-MCIR 的平均互信息值是最高的,为 1.430 6;互信息的标准差为 0.003 41,远小于其余 3 种方法。说明对于卫星图像配准,DE-MCIR 具有很强的鲁棒性。

表 2 实验数据 A 图像配准中各算法的比较

Tab. 2 Comparison results of above-mentioned algorithms on experiment A

算法		X-20	Y-20	$\theta-20/(^\circ)$	S-1.25	MI
GA	Run=1	0.862 745 09	0.392 156 86	0.235 294 11	0.008 823 52	1.389 432 21
	Run=2	0.392 156 86	1.176 470 58	0.235 294 11	0.011 960 78	1.377 922 67
	Run=3	0.392 156 86	0.549 019 60	0.078 431 37	0.005 686 27	1.415 367 50
	Run=4	0.549 019 60	0.235 294 11	0.235 294 11	0.016 274 51	1.380 377 09
	Run=5	0.549 019 60	0.862 745 09	0.235 294 11	0.002 549 02	1.397 819 74
	Max	0.862 745 09	1.176 470 58	0.235 294 11	0.016 274 51	1.415 367 50
	Min	0.392 156 86	0.235 294 11	0.078 431 37	0.002 549 02	1.377 922 67
	Mean	0.549 019 60	0.643 137 25	0.203 921 56	0.009 058 82	1.392 183 84
	STD	0.192 116 84	0.377 775 51	0.070 151 15	0.005 345 43	0.015 162 43
	PSO	Run=1	0.935 988 73	1.176 674 53	0.046 015 98	0.013 495 29
Run=2		0.935 090 41	1.452 565 53	0.079 103 59	0.004 191 56	1.433 548 69
Run=3		0.279 020 51	0.826 598 72	0.011 868 82	0.005 410 55	1.420 294 85
Run=4		0.711 632 96	1.479 229 66	0.009 932 9	0.003 335 25	1.433 548 69
Run=5		1.189 932 46	0.529 331 54	0.111 767 04	0.013 184 32	1.379 989 20
Max		0.279 020 51	1.479 229 66	0.111 767 04	0.003 335 25	1.379 989 20
Min		0.715 433 15	0.529 331 54	0.009 932 9	0.006 608 16	1.426 560 74
Mean		0.810 333 02	1.092 88	0.051 737 67	0.007 923 39	1.417 246 43
STD		0.341 864 07	0.410 534 36	0.043 938 36	0.005 000 38	0.021 974 39
PSO&POWELL		Run=1	0.910 512 53	0.963 093 30	0.010 398 9	0.005 340 25
	Run=2	0.522 439 19	0.804 472 88	0.077 166 32	0.005 200 32	1.433 548 69
	Run=3	1.133 043 42	0.367 442 36	0.161 089 14	0.002 542 04	1.427 188 53
	Run=4	1.480 424 43	0.367 163 05	0.046 255 77	0.014 788 26	1.304 254 27
	Run=5	0.579 098 94	1.487 055 46	0.045 922 42	0.005 365 50	1.432 420 40
	Max	0.522 439 19	1.487 055 46	0.161 089 14	0.002 542 04	1.304 254 27
	Min	1.011 604 89	0.367 163 05	0.010 398 9	0.006 967 72	1.399 635 05
	Mean	0.925 103 70	0.797 845 41	0.068 166 51	0.006 647 27	1.406 192 12
	STD	0.398 023 53	0.467 197 86	0.057 069 23	0.004 705 67	0.057 045 72
	DE-MCIR	Run=1	0.602 002 16	0.615 175 80	0.051 062 84	0.002 452 73
Run=2		0.551 936 09	1.249 952 01	0.077 315 65	0.002 013 09	1.432 831 47
Run=3		0.799 463 99	1.290 955 45	0.086 069 82	0.005 713 22	1.433 234 97
Run=4		0.681 354 98	0.559 356 94	0.010 239 26	0.003 327 58	1.425 950 90
Run=5		0.785 341 70	0.712 091 71	0.086 038 61	0.004 487 34	1.433 234 97
Max		0.799 463 99	1.290 955 45	0.086 069 82	0.005 713 22	1.433 234 97
Min		0.551 936 09	0.559 356 94	0.010 239 26	0.002 013 09	1.425 950 90
Mean		0.684 019 79	0.885 506 38	0.062 145 24	0.003 598 79	1.430 674 93
STD		0.109 285 85	0.355 926 35	0.032 366 92	0.001 513 42	0.003 412 85

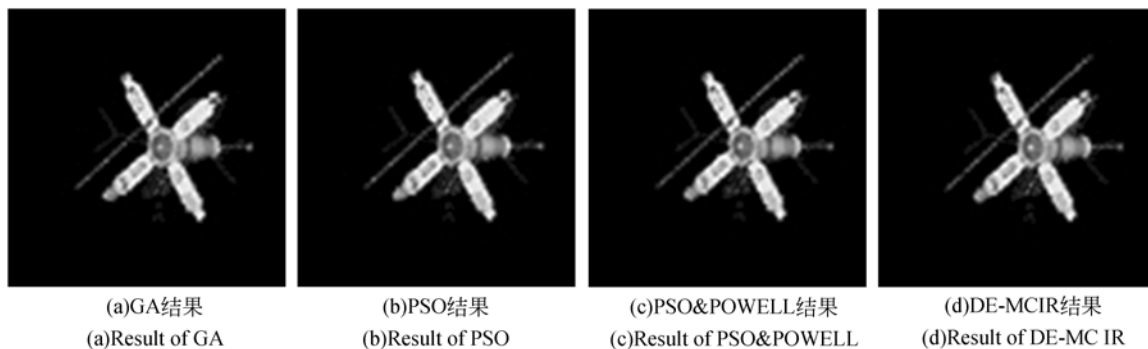


图 7 数据 A 作用在各个算法上的配准结果

Fig. 7 Results of registration by using above-mentioned four algorithms are executed in experimental data A

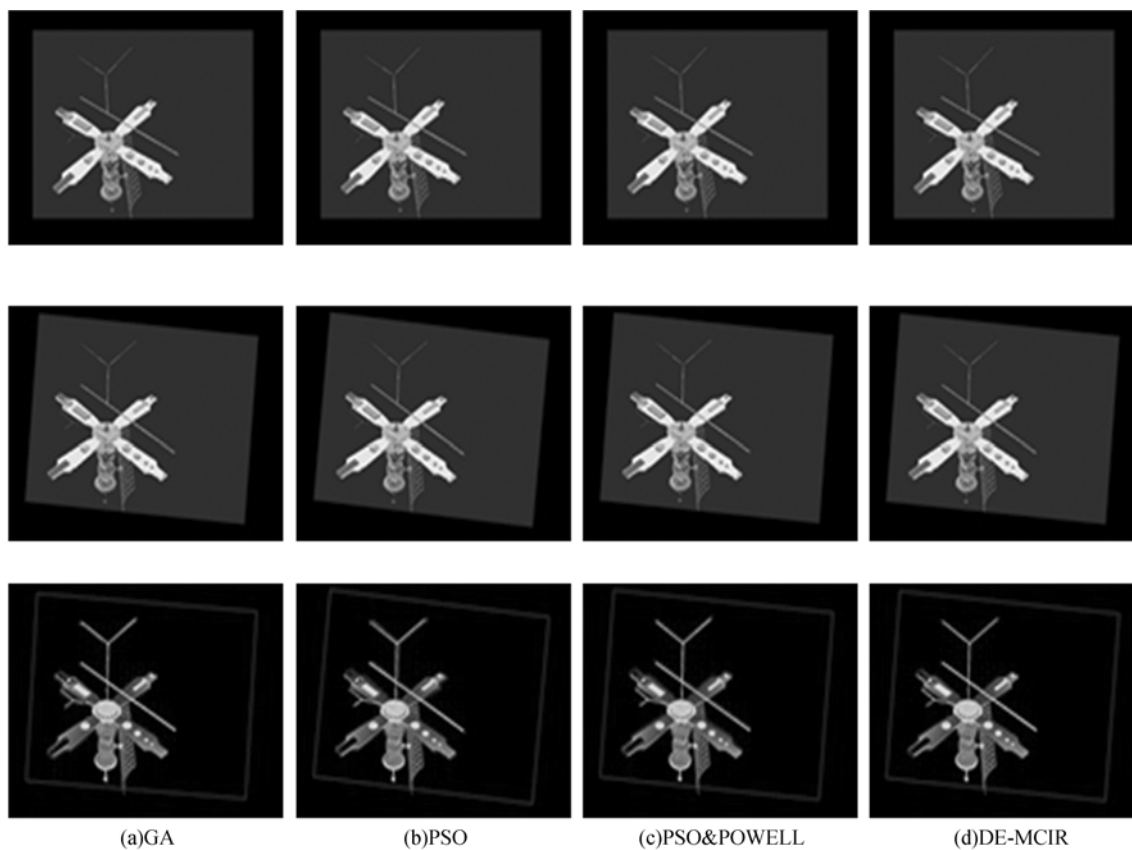


图 8 各个算法作用在数据 B 上的配准结果图

Fig. 8 Results of registration by using above-mentioned four algorithms in experimental data B

表 3 显示的是 4 种算法作用在实验数据 B 上的结果,表中为执行 5 次后所得到的配准图像边缘的互信息值,其中 DE-MCIR 算法第 5 次运行的结果没有 PSO 的好,但标准差为 0.000 16,远小于其余 3 种方法;平均互信息为 0.040 2,远大于其余 3 种方法。说明对于仿真多模态卫星图像

配准,DE-MCIR 既具有更好的配准精度,又具有更好的鲁棒性。

表 4 显示的是 4 种算法作用在实验数据 C 上的结果,表中为执行 5 次后所得到的配准图像边缘的互信息值,可以看出 DE-MCIR 方法在每次运行过程中都比其余 3 种方法要好,DE-MCIR

的标准差为 0.001 87, 小于其余 3 种方法; 平均互信息为 0.012 5, 远大于其余 3 种方法。说明对于

真实采集的多模态图像配准, DE-MCIR 既具有更优的配准精度, 又具有更强的鲁棒性。

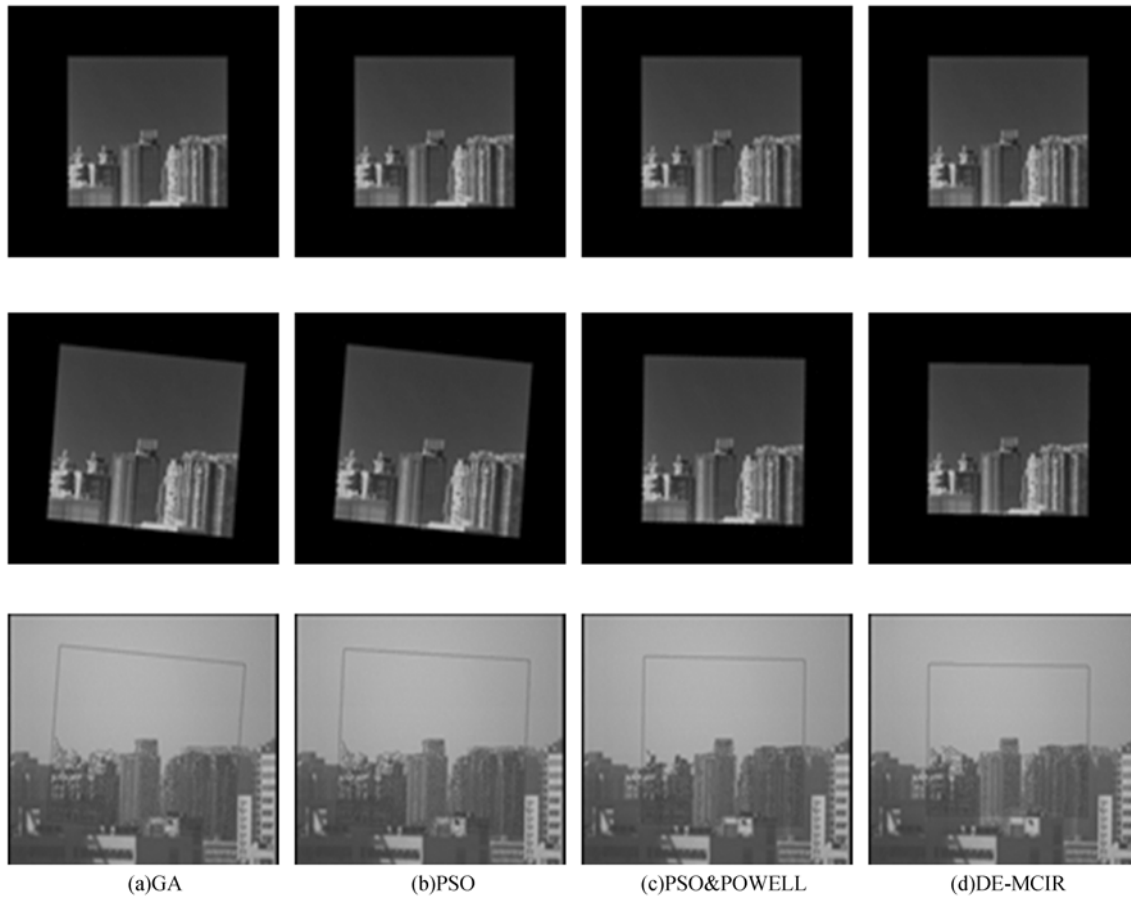


图 9 各个算法作用在数据 C 上的配准结果图

Fig. 9 Results of registration by using above-mentioned four algorithms in experimental data C

表 3 实验数据 B 图像配准中各算法的比较

Tab. 3 Comparison results of above-mentioned algorithms in experiment B

	GA	PSO	PSO&POWELL	DE-MCIR
Run=1	0.026 930 25	0.012 812 341	0.025 233 18	0.040 280 40
Run=2	0.036 600 62	0.040 072 984	0.014 287 00	0.040 133 46
Run=3	0.039 544 37	0.014 745 668	0.009 377 34	0.040 031 67
Run=4	0.038 082 04	0.040 072 984	0.031 160 08	0.040 471 29
Run=5	0.040 380 00	0.040 539 471	0.008 632 56	0.040 158 36
Min	0.026 930 25	0.012 812 341	0.008 632 56	0.040 031 67
Max	0.040 380 00	0.040 539 471	0.031 160 08	0.040 471 29
Mean	0.036 307 46	0.029 648 69	0.017 738 03	0.040 215 04
STD	0.005 436 69	0.014 504 341	0.010 013 10	0.000 168 39

表 4 实验数据 C 图像配准中各算法的比较

Tab. 4 Comparison results of above-mentioned algorithms in experiment C

	GA	PSO	PSO&POWELL	DE-MCIR
Run=1	0.005 890 31	0.002 909 514	0.009 112 67	0.014 796 45
Run=2	0.002 330 39	0.004 807 648	0.008 803 10	0.014 203 3
Run=3	0.006 618 03	0.006 847 893	0.004 109 69	0.010 523 19
Run=4	0.008 354 31	0.004 892 305	0.007 547 03	0.011 414 87
Run=5	0.001 067 74	0.009 877 76	0.005 023 07	0.011 600 34
Min	0.008 354 31	0.009 877 76	0.009 112 67	0.014 796 45
Max	0.001 067 74	0.002 909 514	0.004 109 69	0.010 523 19
Mean	0.004 852 16	0.005 867 021 2	0.006 919 11	0.012 507 63
STD	0.003 047 22	0.002 639 48	0.002 249 62	0.001 875 45

4 结 论

本文提出了基于细胞型 P 系统图像配准 (DE-MCIR) 方法, 设计了用于图像配准的 P 系统膜结构, 使用改进的对象进化规则、转运规则以及停止规则。与此同时, 本文方法利用膜计算的并行性, 并将结合后的方法应用到多模态图像配准, 具有更好的全局寻优能力。在卫星图像、仿真

的可见光与热红外卫星图像及真实采集的可见光与热红外图像上进行测试。对于卫星图像配准, DE-MCIR 的平均互信息值为 1.430 6; 互信息的标准差为 0.003 41; 对于仿真的可见光与热红外卫星图像配准, 平均互信息为 0.040 2, 标准差为 0.000 16; 对于真实采集的可见光与热红外图像配准, 平均互信息为 0.012 5, 标准差为 0.001 87。和同类方法相比, 本文所提出方法对多模态图像配准有较高的鲁棒性和配准精度。

参考文献:

- [1] 张婧. 基于进化算法的图像配准[D]. 上海: 华东师范大学, 2014.
ZHANG J. *Image Registration Based on Evolutionary Algorithm*[D]. Shanghai: East China Normal University, 2014. (in Chinese)
- [2] ROOZGARD A, BARZIQRAR N, CHENG S, *et al.*. Medical image registration using sparse coding and belief propagation [C]. *Annual International Conference of the IEEE, San Diego, CA: IEEE*, 2012: 1141-1144.
- [3] 刘松林, 孙刚, 牛照东, 等. 基于相对相位直方图的数字表面模型数据与遥感图像配准[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1698-1705.
LIU S L, SUN G, NIU ZH D, *et al.*. Registration of DSM data and remote sensing image based on relative phase histogram [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6): 1698-1705. (in Chinese)
- [4] 余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11): 2960-2972.
YU X CH, LU ZH H, HU D. Review of remote sensing image registration techniques[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(11): 2960-2972. (in Chinese)
- [5] 王健博, 朱明. 基于字典描述向量的实时图像配准[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1615-1621.
WANG J B, ZHU M. Real time image registration based on dictionary feature descriptor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6): 1615-1621. (in Chinese)
- [6] TANG K S, MAN K F, KWONG S, *et al.*. Genetic algorithms and their applications [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(6): 22-37.
- [7] BAHU B, JEHAN M M. Differential evolution for multi-objective optimization[J]. *Evolutionary Computation*, 2003, 4: 8-12.
- [8] 杨启文, 蔡亮, 蔡云灿. 差分进化算法综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2008, 21(4): 506-513.
YANG Q W, CAI L, CAI Y C, *et al.*. A survey of differential evolution algorithms [J]. *PR&AI*, 2008, 21(4): 506-513. (in Chinese)
- [9] CLÁUDIA O Q, EVARISTOC B Jr, JOSÉCARLOS P. The use of particle swarm optimization for dynamical analysis in chemical processes [J]. *Computers&Chemical Engineering*, 2002, 26(12):

- 1783-1793.
- [10] 李红梅. 基于遗传算法的图像匹配算法研究[J]. 计算机与数字工程, 2013, 41(11): 1823-1825.
LI H M. Image matching algorithm based on genetic algorithm [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2013, 41(11): 1823-1825. (in Chinese)
- [11] WACHOWIAK M P, SMOLIKOVA R, ZHENG Y F, et al.. An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 289-301.
- [12] 冯林, 严亮, 黄德根, 等. PSO 和 Powell 混合算法在医学图像配准中的应用研究[J]. 北京生物医学工程, 2005, 24(1): 8-12.
FENG L, YAN L, HUANG D G, et al.. A study of PSO and powell hybrid algorithm applied in medical image registration [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2005, 24(1): 8-12. (in Chinese)
- [13] PĂUN G. Computing with membranes [J]. *Journal of Computer System Sciences*, 2000, 61(1): 108-143.
- [14] BUSI N. Using well-structured transition systems to decide divergence for catalytic P systems [J]. *Theoretical Computer Science*, 2007, 372(2-3): 125-135.
- [15] PĂUN G. *The Oxford Handbook of Membrane Computing* [M]. New York: Oxford University Press, 2010.
- [16] BERNARDINI F. Cell communication in tissue P systems: University results [J]. *Soft Computing*, 2005, 9(9): 640-649.
- [17] 黄亮. 膜计算优化方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2007.
HUANG L. *Research of Optimization algorithm based on membrane computing* [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014. (in Chinese)
- [18] 谢佩军. 一种基于膜计算的遗传算法图像分割方法[J]. 软件, 2014, 35(9): 80-85.
XIE P J. A GA-based image segmentation using membrane computing [J]. *SOFTWARE*, 2014, 35(9): 80-85. (in Chinese)
- [19] 宁彬. 基于膜计算的蝙蝠算法在云计算资源调度的研究[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 830-833.
NING B. Bats algorithm research in cloud computing resource scheduling based on membrane computing [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(3): 830-833. (in Chinese)
- [20] 葛平平. 膜计算优化 PID 控制在煤炭分拣机器人中的应用[J]. 煤炭工程, 2014, 46(8): 139-142.
GE P P. Application of PID control on coal sorting robot system optimized with membrane computing [J]. *Coal Engineering*, 2014, 46(8): 139-142. (in Chinese)
- [21] 吴亮红. 差分进化算法及应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2007.
WU L H. *The Research and Application of Differential Evolution Algorithm* [D]. Changsha: Hunan University, 2007. (in Chinese)
- [22] PRICE K. Differential evolution a fast and simple numerical optimizer [C]. *Biennial Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society*, New York, 1996: 524-527.

作者简介:



高志升(1977—),男,四川万源人,博士,副教授,硕士生导师,2012年四川大学获得博士学位,主要从事图像处理、机器学习等方面的研究。E-mail: gzs_xihua@mail.xhu.edu.cn



张钺方(1990—),男,河南济源人,硕士研究生,2013年于南阳理工学院获得学士学位,主要从事模式识别与图像处理方面的研究。E-mail: 1838725417@qq.com