

采用改进梯度互信息和粒子群优化算法的 红外与可见光图像配准算法

柏连发, 韩 静, 张 毅, 陈 钱

(南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

摘 要: 针对传统互信息图像配准容易产生局部极值, 以及传统梯度互信息配准方法计算量大等问题, 在互信息和梯度方法基础上构建了一种改进的梯度互信息方法, 该方法直接统计梯度图像的互信息, 有效地将图像梯度信息和灰度信息结合起来, 不仅保证了配准精度, 而且较传统梯度互信息方法减少了计算量。在参量优化的过程中, 针对传统粒子群优化算法易陷入局部极值的缺点, 提出了改进的粒子群优化算法, 该算法在传统粒子群优化算法基础上引入混沌优化思想和遗传算法中的杂交思想, 不仅能够有效抑制局部极值, 而且加快了收敛速度。多种红外与可见光图像配准实验结果证明, 文中提出的算法能够有效提高配准精度和速度。

关键词: 互信息; 梯度互信息; 粒子群优化算法; 配准参数

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2012)01-0248-07

Registration algorithm of infrared and visible images based on improved gradient normalized mutual information and particle swarm optimization

Bai Lianfa, Han Jing, Zhang Yi, Chen Qian

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to solve the problem that using classical mutual information measure in infrared and visible images registration may suffer from local extremum, and large amount of calculation by using classical gradient normalized mutual information measure, an improved gradient normalized mutual information measure based on classical gradient and mutual information was proposed, which counted mutual information of gradient image directly to combine image gradient information with gray information effectively. Compared with classical gradient normalized mutual information measure, the new measure could improve registration precision and reduce computation cost. During the optimization of parameters, for the defect of sinking into local extremum for classic particle swarm optimization algorithm, the improved particle swarm optimization algorithm was proposed, which included chaos optimization idea and hybridization idea in genetic algorithm. The improved particle swarm optimization algorithm can restrain local extremum and accelerate convergence. Experimental results demonstrate that

收稿日期: 2011-10-22; 修订日期: 2011-11-19

基金项目: 国家自然科学基金(61071147); 高等学校博士学科点专项科研基金(20103219110013)

作者简介: 柏连发(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为光电探测与成像、光电信息(图像)处理。Email: mrlbf@163.com

this new algorithm can achieve high registration efficiency.

Key words: mutual information; gradient normalized mutual information; particle swarm optimization algorithm; registration parameters

0 引言

图像配准技术作为图像拼接、融合的必要前提,已经在诸多领域得到了广泛应用。由于应用需求,图像配准技术已经从单模图像配准发展到多模图像配准,例如红外与可见光图像的配准^[1-2]。现有的图像配准方法主要有基于特征和基于灰度两类^[3]。后者取决于图像的灰度统计特性,无需进行图像预处理,配准精度高,广泛应用于红外与可见光图像的配准,尤其是基于互信息(MI)的方法。

1999年,Studholme^[4]提出了归一化互信息(NMI),NMI具有对图像间重叠区域大小不敏感的特征,在单模图像的配准中获得了较好的效果,但是对于可见光与红外图像配准仍易陷入局部极值,于是产生了将图像互信息和特征相结合的思想。Plluim^[5]在图像灰度基础上引入图像的特征信息,将NMI和梯度信息结合构建了一种梯度互信息测度函数(GNMI);Guo^[6]将梯度向量流和图像灰度结合构造梯度向量流(GVFI)灰度图,再基于GVFI图像计算互信息。实验表明:这些方法由于结合图像的灰度和图像特征信息,很大程度上抑制了局部极值,较MI和NMI方法更准确和稳定,但是配准计算量较大。

文中在互信息和梯度的基础上构建了一种改进的梯度互信息方法,该方法直接统计梯度图像的互信息,有效地结合了图像梯度信息和灰度信息,具有不亚于GNMI的准确性和更少的计算量。此外,由于在参量优化过程中计算量大,在传统的粒子群优化算法基础上提出改进的粒子群优化算法,该算法引入混沌优化思想和遗传算法中的杂交思想,能够更有效地抑制局部极值并且加快收敛速度。因此,文中的红外与可见光图像配准方法不仅确保了配准精度,而且提高了处理速度。

1 改进梯度互信息测度

图1为两幅图像(No.1、No.2)的可见光(见图1(a)、图1(c))、红外(见图1(b)、图1(d))待配准原图。以

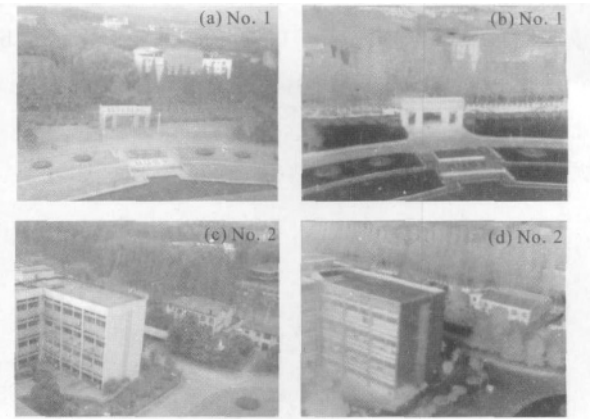


图 1 原图
Fig.1 Original images

图1(a)作为参考图,对图1(b)进行刚体变换,固定缩放倍率(缩小0.98倍)和旋转角度(顺时针旋转 1°),不同平移量对应的适应度值如图2所示。图中, x 坐标为水平平移量, y 坐标为垂直平移量, z 坐标为PSO算法中的不同适应度函数值。参考文献[3]中提出梯度互信息测度函数GNMI,GNMI是给归一化互信息 $NMI(A,B)$ 乘以一个梯度项 $G(A,B)$,梯度项包含梯度大小和方向,即

$$GNMI(A,B)=G(A,B)NMI(A,B) \quad (1)$$

GNMI在配准准确值处出现明显的单峰(图2(b)),说明了其有效性。但是由于可见光和红外原图的灰度相关性不高,在一定的参数搜索范围内,其归一化互信息 $NMI(A,B)$ 出现多峰(见图2(a))。由此可见,可见光和红外原图的梯度项提供了更加有效的信息。

对于可见光与红外图像,成像技术不同导致一个物体在不同图像中有不同的强度。而由于这些图像从根本上描绘了相同的解剖结构,两个图像的梯度在原则上具有一定的相似度。因此,文中对GNMI进行改进,定义一种新的梯度互信息测度函数(NGNMI):

$$I_{new}(\nabla A, \nabla B)=\frac{H(\nabla A)+H(\nabla B)}{H(\nabla A, \nabla B)} \quad (2)$$

式中: ∇A 、 ∇B 分别表示可见光与红外图像的梯度图。NGNMI直接考察可见光与红外梯度图像的归一化互信息。图像中有梯度变化的位置表示了组织的

过渡,有很高的信息价值,可见光与红外的梯度图比原图具有更强的相关性,因此,与传统的 NMI 相比,NGNMI 只在准确值处出现明显的单峰,如图 2(a)、(c)所示;与 GNMI 相比,NGNMI 无需计算梯度方向,减少了计算量,具有不亚于 GNMI 的准确度,如图 2(b)、(c)所示。因此,NGNMI 不仅有利于下面优化算法的处理,不易陷入局部极值,而且计算量小,能够减少优化时间。

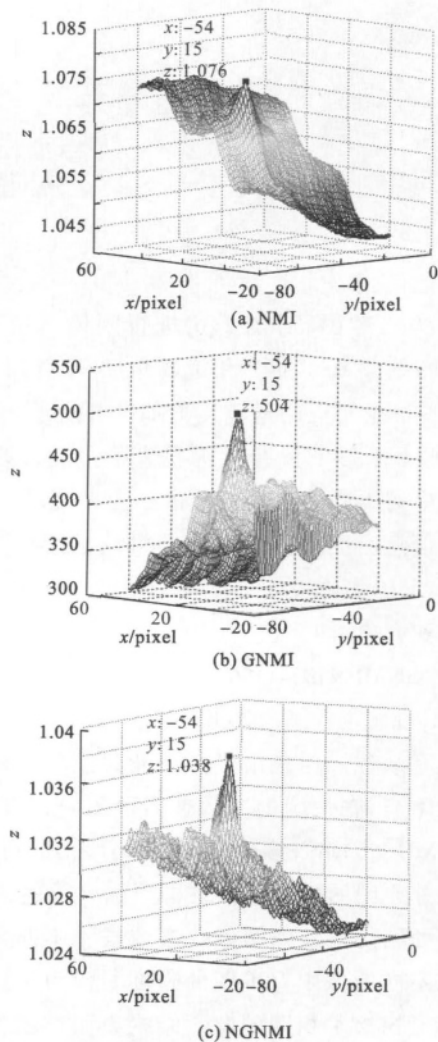


图 2 No.1 的各种测度函数对比及评价

Fig.2 Comparison and evaluation of different measure functions of image No.1

不同的成像方式表明,可见光和红外图像不一定反映相同的组织过渡。因此,可见光成像技术中出现的梯度可能在红外技术中消失,反之亦然。并且由于梯度易受噪声的影响,笔者只对两图中都出现的

强梯度有兴趣,因此,对梯度幅值取阈值处理,强调两图中都描述的组织过渡。阈值定义为:

$$th = \frac{1}{2MN} \sum_y \sum_x |\nabla I(y,x)| \quad (3)$$

若 $|\nabla I(y,x)| > th$, 则认为是强梯度,否则认为是弱梯度或噪声:

$$|\nabla I(y,x)| = \begin{cases} |\nabla I(y,x)| & |\nabla I(y,x)| > th \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

2 改进粒子群优化算法

图像配准是多参数测度函数的最优化过程,即搜索测度函数最大值对应的配准参数。常用的优化算法有模拟退火算法(SA)、遗传算法(GA)、Powell 算法和粒子群算法(PSO)等。Powell 法不需要计算导数,收敛速度快,但是其最终的优化结果很大程度上依赖于初始点选取,否则易陷入局部极值而不能得到全局最优解^[7]。模拟退火算法能够跳出局部极值,但是计算时间长,并且易进入错误的搜索方向而不能得到全局最优解^[8]。遗传算法具有很强的全局搜索能力,但易出现过早收敛的问题,并且在搜索初期收敛速度快,后期求解效率显著降低^[7]。

粒子群算法与遗传算法类似,也是一种基于种群的进化方法,但其采用同时处理群体中多个个体的方法,具有本质的并行性;采用实数编码,直接在问题域上进行处理,算法简单;各粒子间的移动具有随机性,可搜索不确定的复杂区域;每个粒子通过自身经验与群体经验进行更新,具有学习功能;并且不依赖初始点的选取,收敛速度快。因此,粒子群算法可用于解决大量非线性、不可微和多峰值复杂优化问题^[9-13]。文中针对其易陷入局部极值的问题进行改进,利用改进粒子群算法进行配准参数的优化搜索。

PSO 算法初始化为一群粒子,所有粒子都有随机位置、速度和目标函数决定的适应度值,各粒子根据对个体和群体的学习分析来动态调整自己的速度,在解空间进行搜索,通过迭代找到全局最优解。在每次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己:一个是个体极值 pbest,即粒子自身目前所找到的最优解;另一个是全局极值 gbest,即整个种群目前找到的最优解。粒子根据如下公式更新自己的速度和新位置:

$$v_{ij}^{k+1} = w_k v_{ij}^k + c_1 r_1 (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (gbest_{ij}^k - x_{ij}^k) \quad (5)$$

$$X_{ij}^{k+1} = X_{ij}^k + V_{ij}^{k+1} \quad (6)$$

式中: i 为第 i 个粒子; j 为速度(或位置)的第 j 维; k 为迭代次数; v_{ij}^k 和 x_{ij}^k 为第 i 粒子在第 k 次迭代中第 j 维的速度和位置, 两者均被限制在 $[v_{jmin}, v_{jmax}]$ 和 $[x_{jmin}, x_{jmax}]$ 范围内; $pbest_{ij}^k$ 为第 i 粒子在第 j 维的个体极值位置; $gbest_{ij}^k$ 为粒子群在第 j 维的全局极值位置; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 区间均匀分布的随机数; c_1 、 $c_2 \in [0,4]$, 为学习因子; w_k 为惯性权重系数, 即上一代的速度对当前速度影响的权重, 该值从大到小变化^[14]。

传统 PSO 算法收敛速度快, 但与其他优化算法一样易于陷入局部极值, 因此必须对原算法进行改进, 以避免这种收敛“早熟”; 此外, 为加快配准速度, 需要提高原算法的收敛速度。因此, 文中对传统 PSO 算法进行了两点改进。

(1) 从公式(5)和(6)可以看出: 当所有粒子趋近于局部极值时, 会使 v_{ij} 减小, 最终趋于 0, 从而使 x_{ij} 最终趋于局部极值位置无法跳出。由此可见, 为使算法能够跳出局部极值, 需要在 $v_{ij}^{k+1} < v_{jth}$ 时 (v_{jth} 为第 j 维的速度变异阈值), 对速度和位置进行变异, 即改变原来的速度和位置更新策略。

速度变异: v_{jth} 为第 j 维的速度变异阈值, 重新产生一个第 j 维的随机速度, 则公式(5)变为:

$$v_{ij}^{k+1} = \begin{cases} w_k v_{ij}^k + c_1 r_1 (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (gbest_{ij}^k - x_{ij}^k) & v_{ij}^{k+1} \geq v_{jth} \\ v_{jmin} + (v_{jmax} - v_{jmin})r & v_{ij}^{k+1} < v_{jth} \end{cases} \quad (7)$$

式中: r 为 $[0,1]$ 间随机数。

位置变异: 高鹰等人^[15]将混沌优化思想引入粒子群优化算法, 提出了混沌粒子群优化算法(CPSO)。为了防止某些粒子在迭代中出现停滞, 算法利用混沌变量的遍历性, 以粒子群当前搜索到的全局最优值为基础迭代产生一个混沌序列, 然后将序列中的最优粒子位置随机替代当前粒子群中的某一粒子的位置并进行迭代, 从而解决了因为粒子停滞导致的算法早熟问题, 但是相对来说就造成了 CPSO 收敛速度慢的问题^[16]。文中将利用混沌思想易

跳出局部极值的优点。以 Logistic 方程为混沌系统:

$$y_{n+1} = \mu \cdot y_n (1 - y_n) \quad (n=0,1,2,\dots; 0 \leq \mu \leq 4) \quad (8)$$

式中: μ 为控制参数; n 为迭代次数。实验证明, 当 $3.57 \leq \mu \leq 4$ 时, 每次迭代方程的解都是不确定的, 此时称为一个混沌系统^[16]。

在 $v_{ij}^{k+1} < v_{jth}$ 时, 对位置进行变异, 以当前粒子群全局最优解 $gbest^k$ 进行混沌优化, 将其映射到 $[0,1]$ 上, 并通过公式(8)进行 M 次迭代, 再逆映射回原解空间, 得到一个混沌变量可行解序列: $p^* = (x_{gbest,1}^*, x_{gbest,2}^*, \dots, x_{gbest,M}^*)$; 计算 p^* 中每个可行解矢量的适应值, 将适应值最优对应的可行解矢量记作 p_{best}^* , 替代 $k+1$ 次迭代位置, 则公式(6)变为:

$$x_i^{k+1} = \begin{cases} x_i^k + v_i^{k+1} & v_{ij}^{k+1} \geq v_{jth} \\ p_{best}^* & v_{ij}^{k+1} < v_{jth} \end{cases} \quad (9)$$

(2) 针对上述 PSO 的改进会导致算法收敛速度慢的问题, 借鉴遗传算法中的“杂交”思想, 即在每迭代一次后, 找到占粒子总数 10% 的适应度值最小的个体, 按下式将其用适应度高的粒子替代:

$$x_i^k = s \cdot x_{max1}^k + (1-s) \cdot x_{max2}^k \quad (10)$$

式中: s 为杂交概率, 为 $[0,1]$ 区间的随机数, 将当前群体中适应度最小的粒子重新定位, 这样增加收敛速度, 且在一定程度上防止群体陷入局部最优。

图 3 给出了图像在基于 NGNMI 方法下, 传统 PSO 算法与改进 PSO 算法的收敛曲线对比图。可以

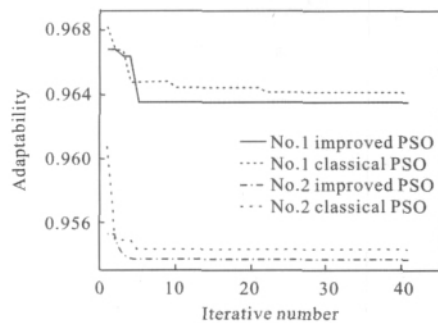


图 3 采用 NGNMI 的传统 PSO 算法与改进 PSO 算法收敛曲线比较

Fig.3 Convergence curves comparison of classical PSO algorithm and improved PSO algorithm using NGNMI

看出:改进 PSO 算法收敛快,并且能获得更好的配准精度,因为改进 PSO 算法能够跳出局部极值,并且优化了收敛速度。

3 算法步骤

对两幅图像缩放、旋转、平移的配准问题均可以转化为对其作小波分解后两幅图像子分量的缩放、旋转、平移的配准问题。两幅原图像配准时的平移量为 $(2x, 2y)$, 则经一层分解后两幅图像子分量的平移量为 (x, y) , 而缩放尺度和旋转角度与小波分解前相等。基于上述原理,将可见光和红外图像进行两层小波分解,取各层的水平、垂直和对角分量进行叠加作为梯度图像,则分解后图像所包含的像素个数大大减少。先设置优化算法参数,对第二层的梯度图像进行配准,然后利用配准结果确定第一层的优化算法参数,对第一层进行配准,这种方法可以减小搜索空间,有效地减少运算量。

配准测度采用文中提出的 NGNMI 函数,优化算法采用提出的改进 PSO 算法。

4 实验结果与分析

为了验证文中方法的有效性,采用了大量的可见光和红外图像对进行配准实验,其中两对典型图像见图 1,图像间具有 4 参数的缩放、旋转和平移变换,图像大小为 640×480 pixel,PC 机平台,主频为 Intel T2300 1.66 GHz,内存 1 G,编程语言 Matlab7.0。

图 1 中以可见光作为参考图对图 (a)、(b) 和图 (c)、(d) 进行配准,其中,图(a)、(b)对红外图像的缩小倍率为 0.98、顺时针旋转 1° 、下移像素个数为 15、左移像素个数为 54;图(c)、(d)对红外图像的缩小倍率为 0.99、顺时针旋转 1.5° 、下移像素个数为 15、左移像素个数为 26。文中提出的算法适用于任意缩放量、旋转角度和平移量的快速红外与可见光图像的配准。

首先分别对可见光和红外图像进行两层小波分解,取第二层的水平、垂直和对角分量进行叠加作为梯度图像输出,基于该梯度图像采用改进 PSO 算法和 NGNMI 函数计算配准参数;然后利用上述配准结果确定第一层的优化算法参数,重复上述方法计算配准参数。其中改进的 PSO 算法随机产生初

始种群,种群维数取 4,种群数目取 30,最大迭代次数取 40。

为了进一步验证算法的配准效率,设计了两类对比实验:(1)基于同一优化算法,分别采用 NMI、GNMI 以及 NGNMI 3 种不同的互信息测度函数进行配准对比实验;(2)基于 NMI、GNMI 以及 NGNMI 3 种不同的互信息测度函数,分别采用改进 PSO 算法和传统 PSO 算法进行配准对比实验,实验结果如图 4、图 5(图中,亮区域为原红外图的有效画面区域)和表 1 所示。由图像配准结果可以看出,无论采用改进 PSO 算法还是传统 PSO 算法,NGNMI 均能取得较好的配准结果,尤其是采用基于改进 PSO 算法时,配准精度更高,如图 5(c)和(f)所示;而 GNMI 方法配准时间长,NMI 方法甚至无法配准图像。该结果与第 1 节的分析一致。

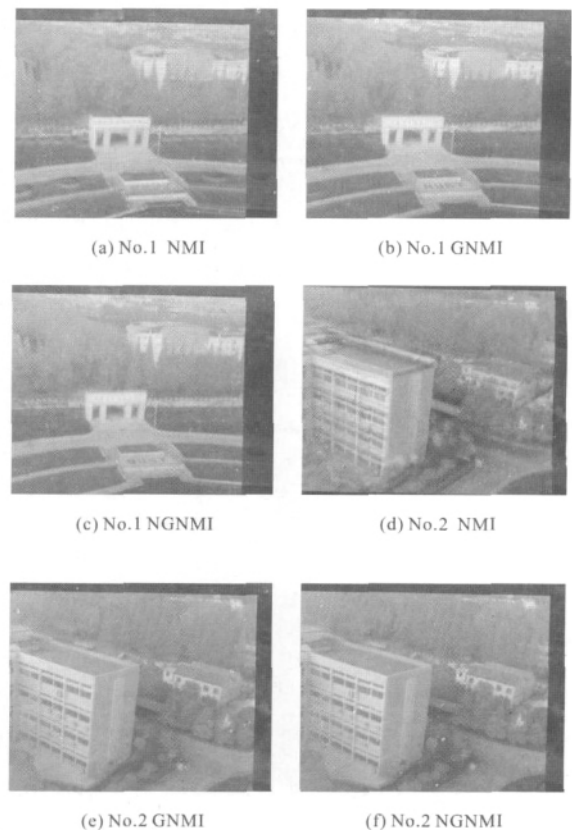


图 4 传统 PSO 算法和 NMI、GNMI 和 NGNMI 3 种不同测度函数对图 1 中两对图像的配准结果
Fig.4 Registration results of two couple images in Fig.1 based on classical PSO algorithm and measure functions of NMI, GNMI and NGNMI respectively

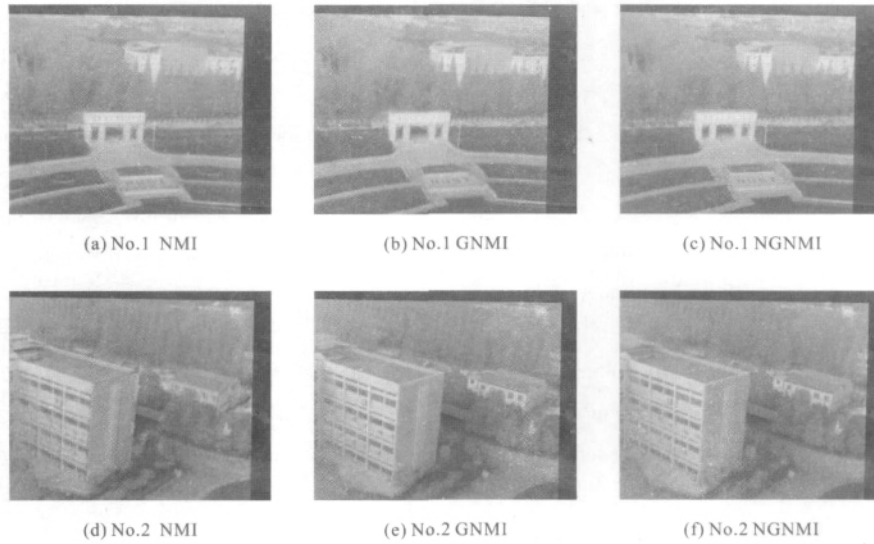


图 5 改进 PSO 算法和 NMI、GNMI 和 NGNMI 3 种不同测度函数对图 1 中两对图像的配准结果

Fig.5 Registration results of two couple images in Fig.1 based on improved PSO algorithm and measure functions of NMI, GNMI and NGNMI respectively

表 1 基于不同优化算法和测度函数的配准运行时间比较

Tab.1 Average running time comparison of images registration based on different optimization algorithms and measure function

Images		Classical PSO			Improved PSO		
		NMI	GNMI	NGNMI	NMI	GNMI	NGNMI
No.1	Running time/s	6.265	50.516	12.360	1.391	4.015	2.625
No.2		4.203	63.031	14.078	1.266	4.094	2.516

5 结 论

针对传统互信息图像配准容易产生局部极值, 以及传统梯度互信息的配准方法计算量大等问题, 提出了两个方面的改进措施: 首先, 在传统互信息和梯度基础上提出改进梯度互信息, 该测度具有不亚于传统梯度互信息的配准精度, 而且较传统梯度互信息的计算量小。其次, 改进了传统的 PSO 算法, 能够抑制局部极值, 同时加快收敛速度, 从而进一步提高了配准精度并减少了配准时间。同时借鉴小波多分辨率思想, 在低分辨率图像中配准后, 利用高分辨率图像进一步细化配准结果, 较直接计算原图减少计算量。实验结果证明, 文中提出的算法能够有效地改善局部极值, 加快收敛速度, 提高配准效率。

参考文献:

[1] An Jianni, Liu Guixi. Image mosaic algorithm based on feature points matching and automatic transform parameters identifying[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(3): 564-569. (in Chinese)
安建妮, 刘贵喜. 利用特征点配准和变换参数自动辨识的图像拼接算法[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(3): 564-569.

[2] Ding Lin, Ni Xiliang, Jiang Tao, et al. Automatic registration of CCD images and IR images based on invariant feature[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(2): 350-354. (in Chinese)
丁琳, 倪希亮, 江涛, 等. 基于不变特征的 CCD 影像与红外影像的自动配准[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(2): 350-354.

[3] Wang Kunpeng, Xu Yidan, Yu Qifeng. Classification and state of IR/visible image registration methods [J]. *Infrared Technology*, 2009, 31(5): 270-274. (in Chinese)

- 王鲲鹏, 徐一丹, 于起峰. 红外与可见光图像配准方法分类及现状[J]. 红外技术, 2009, 31(5): 270-274.
- [4] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap in variant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(1): 71-86.
- [5] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information [J]. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2000, 19(8): 809-814.
- [6] Guo Y, Lu C. Multi-modality image registration using mutual information based on gradient vector flow [C]// Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition, 2006: 697-700.
- [7] Jenkinson M, Smith S. A global optimization method for robust affine registration of brain images [J]. *Medical Image Analysis*, 2001, 5(2): 143-156.
- [8] Sun Shaohua, Feng Zhuge, Jarrett Rosenberg, et al. Learning-enhanced simulated annealing: method, evaluation, and application to lung nodule registration [J]. *Applied Intelligence*, 2008, 28(1): 83-99.
- [9] Silva L, Bellon O R P, Boyer K L. Precision range image registration using a robust surface interpenetration measure and enhanced genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 762-776.
- [10] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization [C]//Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, 2001, 1: 101-106.
- [11] Yasuda K, Ide A, Iwasaki N. Adaptive particle swarm optimization [C]//IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2003, 2: 1554-1559.
- [12] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J]. *Information Processing Letters*, 2003, 85(6): 317-325.
- [13] Eberhart R C, Shi Y. Guest editorial special issue on particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 201-203.
- [14] Huang Yourui. Intelligent Optimization Algorithm and Its Application [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008: 93-118. (in Chinese)
黄友锐. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 93-118.
- [15] Gao Ying, Xie Shengli. Chaos particle swarm optimization algorithm[J]. *Computer Science*, 2004, 31(8): 13-15. (in Chinese)
高鹰, 谢胜利. 混沌粒子群优化算法 [J]. 计算机科学, 2004, 31(8): 13-15.
- [16] Shen Xiaowei, He Mingyi. Medical image registration based on hybrid optimization algorithm[J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(8): 3159-3161. (in Chinese)
沈小卫, 何明一. 一种基于混合优化算法的医学图像配准方法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(8): 3159-3161.

下期预览

基于 HOG 特征的下视景象匹配算法

曹治国, 吴博

(华中科技大学 图像识别与人工智能研究所 多谱信息处理技术国家级重点实验室 湖北 武汉 430074)

摘要: 红外实时图像和可见光参考图像的差异给下视景象匹配技术带来挑战, 如何寻找并提取红外实时图像与可见光基准图像间稳定和可靠的共性特征是进行特征匹配的重要研究课题。在分析了红外图像和可见光基准图像成像机制的基础上, 提出了以 HOG 特征作为匹配的特征、以相关系数作为相似性测度的匹配算法, 研究了梯度方向范围、梯度方向划分、标准化等计算 HOG 特征相关参数对于匹配性能的影响, 给出了性能较优的一组参数。实验表明: 所研究的基于 HOG 特征的匹配算法与互相关和 Hausdorff 距离法相比具有更高的正确匹配率。