

文章编号:1001-9014(2012)02-0171-06

## 基于传感器参数和改良 CPD 算法的 红外与可见光图像点云配准

王 鹏, 高颖慧, 王 平, 曲智国, 沈振康  
(国防科学技术大学 ATR 重点实验室, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**为实现前下视红外图像与可见光图像的有效配准,提出了一种基于传感器参数和改良 CPD 算法的红外与可见光图像自动配准算法.首先,利用传感器的姿态和高度信息,对前下视红外图像进行几何透视校正,消除图像间的旋转和比例缩放等差异;然后,对可见光图像和校正后的红外图像提取边缘特征点,基于相似变换模型,利用改良的 CPD 算法对其实现精配准.实测数据验证表明,该方法能实现对红外与可见光图像的良好配准,配准精度达到 1 个像素左右.

**关键词:**图像配准;点云配准;红外与可见光图像;改良的 CPD;粒子群优化算法  
**中图分类号:**TP75 **文献标识码:**A

### Infrared and visual image point set registration based on sensor parameters and refined CPD algorithm

WANG Peng, GAO Ying-Hui, WANG Ping, QU Zhi-Guo, SHEN Zhen-Kang  
(ATR key Lab, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** In order to realize the FLIR and visual image registration effectively, an automatic registration algorithm based on sensor parameters and the refined CPD algorithm was proposed. Firstly, geometric rectification based on the attitude angle and height parameters was carried out to eliminate the rotation and scale discrepancies between the FLIR and visual images. Then the edges of visual image and rectified infrared image were extracted and a refined CPD algorithm was proposed for point set registration, the similarity transformation was adopted for fine image registration. Finally, the experiments on real FLIR data show that the proposed algorithm can realize the registration of infrared and visual images effectively and the registration precision can be around one pixel.

**Key words:** image registration; point set registration; infrared and visual images; refined coherent point drift (CPD); particle swarm optimization (PSO)

**PACS:** 42.30.Sy

### 引言

景象匹配制导作为一种高精度的制导技术已被越来越多地应用于图像导航飞行器中,它将飞行器现场拍摄的实时图与事先存储制备好的基准图进行匹配,以确定飞行器的位置姿态,修正航向误差,从而实现对其航迹的准确定位<sup>[1]</sup>.目前基准图主要来源于卫星或高空侦察机拍摄获取的光学图像,而实时图则为机载成像设备获得的可见光图像、红外图像或者雷达图像.在各种景象匹配制导方式中,前下视

红外 (FLIR) 制导因具备全天候、隐蔽性好、抗干扰能力强等优点,成为当今世界精确制导技术的主要研究方向.但前下视红外图像包含的地面场景通常较复杂,且由于红外与可见光镜头的视场角、空间分辨率和传感器位置方面的一致,图像间不可避免的出现平移、旋转、比例缩放等差异,因此红外与可见光图像间的景象匹配是图像制导武器发展过程中必须解决的关键问题,有效解决该问题将具有重要的军事意义和价值.

由于前下视红外图像与卫星图像存在上述差

收稿日期:2011-05-01,修回日期:2011-12-13

基金项目:国防预研基金资助项目(9140A010107KG01)

Foundation item: China National Defense Advanced Research Foundation (No. 9140A010107KG01)

作者简介:王 鹏 (1982-),男,山东日照人,博士研究生,研究方向为图像配准、成像制导及目标识别技术. E-mail: wangpengDIP@126.com.

Received date: 2011-05-01, revised date: 2011-12-13

异,图像间通常会出现复杂的灰度畸变和几何畸变,直接基于原始红外图像进行配准将极为困难,必须根据具体对象设置实用的配准算法.为有效解决这个问题,在深入研究目前出现的各种红外与可见光图像配准算法<sup>[2-5]</sup>的基础上,把基于传感器参数配准的方法和基于 Coherent Point Drift (CPD)点云配准<sup>[6]</sup>的方法结合起来,提出了一种前下视红外图像与可见光图像配准的新算法.该算法主要包括两个步骤:(1)利用传感器的姿态参数和高度信息,依据世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系间的几何关系对前下视红外图像进行几何校正,将实时图坐标和基准图坐标统一到同一摄影坐标系下,消除实时图和基准图间的几何变形,此时可消除图像间的旋转和比例缩放等差异,将透视变换简化为相似变换;(2)对可见光卫星图像和几何校正后的红外图像提取边缘特征点,然后基于相似变换模型并利用改良的 CPD 算法对其实现精配准.

本文的主要贡献有两点:(1)提出了一种可有效解决前下视红外图像与可见光图像配准的系统方法;(2)提出了一种改良的 CPD 算法.CPD 是一种鲁棒的点云配准方法,可有效解决出格点和噪声点等退化特征存在时的图像配准问题,可用于基于边缘特征点配准红外图像和可见光图像的情况.尽管该算法较之其它点云配准方法具有一定的优越性,其仍存在一个重要缺陷,通过增加准则函数来判断选择的权重参数‘ $w$ ’是否合理,并通过粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)完成对权重参数‘ $w$ ’的自动求解来解决这个问题.通过实测数据验证表明,所提算法可行有效.

## 1 基于传感器参数的几何透视校正预处理

在图像匹配制导过程中,由于基准图和实时图拍摄角度相差太大(如卫星基准图为正下视,而机载实时图为前下视),直接进行图像配准将非常困难,因此常需要先对实时图进行几何透视校正预处理,然后再进行后续精配准.对实时图进行透视校正的目的,就是要根据探测器的视场角( $\alpha, \beta$ )和分辨率( $M \times N$ ),以及探测器平台的高度  $H$  和其姿态信息( $\omega$ :偏航角; $\varphi$ :俯仰角; $\theta$ :滚转角),将导引头拍摄的斜视图,校正成为与基准图在同一坐标系下且具有相同分辨率的正下视图像.本文对姿态角和坐标系的定义为:坐标系  $O-XYZ$  为地面坐标系; $o-xyz$  为以摄像机光心为原点,通过平移地面坐标系而得到的辅助坐标系; $o-x_s y_s z_s$  为摄像机坐标系; $x' y'$  为相机

成像平面;对  $\omega, \varphi, \theta$  的定义分别如图 1 所示:

经推导,由  $x-xyz$  到  $o-x_s y_s z_s$  的坐标变换矩阵为<sup>[7]</sup>:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\sin\varphi & 0 & \cos\varphi \\ 0 & 1 & 0 \\ \cos\varphi & 0 & \sin\varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\omega & \sin\omega & 0 \\ -\sin\omega & \cos\omega & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

通过矩阵  $T$  的变换,基准图的地面坐标系坐标即可转化为摄像机坐标系的坐标,然后通过投影变换即可在成像平面获得图像.基于以上分析,亦可通过矩阵  $T$  的逆变换,把实时获得的前下视红外图像校正为与卫星图像具有同一坐标系和相同分辨率的正下视图像.校正后的红外图像消除了与卫星图像间大的旋转和比例缩放等差异,从而有利于实现后续图像间的精配准.校正效果见本文的实验结果与分析部分.

## 2 基于改良的 CPD 算法实现精配准

由于红外与可见光图像的成像机理不同,使得目标在不同成像模型下表现的灰度往往差异很大,因此通过特征匹配的方法来配准红外与可见光图像.边缘是红外与可见光图像常见的共性特征,但是在边缘特征提取的过程中,不可避免的会存在噪声点、出格点和缺失点等退化特征的影响,基于此种情况下的图像配准问题实际是退化特征条件下的点云配准问题,故需要一种鲁棒的点云配准方法.

### 2.1 CPD 算法回顾及其存在缺陷

CPD 算法由 Myronenko 于 2005 年提出,并于 2010 年得到改进和推广应用<sup>[6]</sup>.CPD 算法把点云配准算法看作为一个概率密度估计问题,该算法把一组点作为高斯混合模型(GMM)的质心,另一组点作为数据点,通过计算高斯混合模型对数据点的后验概率进行点云配准,后验概率最大的位置即对应最

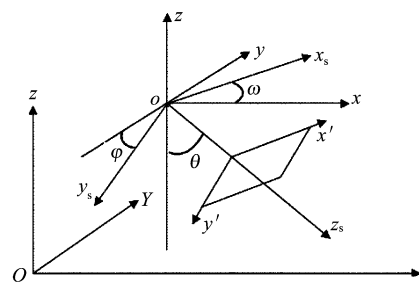


图 1 坐标系与姿态角定义

Fig. 1 The definition of coordinate system and attitude angle

终的一致配准处. CPD 算法可以简要地描述为<sup>[6]</sup>:

假定给出了两组点, 一组点  $X_{N \times D} = (x_1, \dots, x_N)^T$  代表数据点, 另一组点  $Y_{M \times D} = (y_1, \dots, y_M)^T$  代表 GMM 质心,  $N, M, D$  分别代表两组点的数目和维数. 考虑了噪声和出格点影响的高斯混合模型为

$$p(x) = w \frac{1}{N} + (1-w) \sum_{m=1}^M \frac{1}{M} p(x|m) \quad (2)$$

其中,  $p(x|m) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{D/2}} \exp\left(-\frac{\|x - y_m\|^2}{2\sigma^2}\right)$ ,  $w(0 \leq w \leq 1)$  是代表噪声点和出格点分布的权重参数.

高斯混合模型质心的位置可以通过调整变换参数  $\theta$  的值进行改变, 而变换参数的值可以通过最小化  $-\log$  函数来求解:

$$p^{\text{old}}(m|x_n) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \left\| \frac{x_n - T(y_m, \theta^{\text{old}})}{\sigma^{\text{old}}} \right\|^2\right)}{\sum_{k=1}^M \exp\left(-\frac{1}{2} \left\| \frac{x_n - T(y_k, \theta^{\text{old}})}{\sigma^{\text{old}}} \right\|^2\right) + (2\pi\sigma^2)^{D/2} \frac{w}{1-w} \frac{M}{N}} \quad (5)$$

其中  $T$  代表变换模型如相似变换、仿射变换或非刚性变换, 不同变换模型下 CPD 算法的具体实现细节可以参考文献[6].

CPD 算法是一种鲁棒的点云配准方法, 无论是基于刚性变换模型还是非刚性变换模型, 均取得了良好的配准效果. 但 CPD 算法仍存在一个重要的缺陷, 由式(5)可知, CPD 算法中包含一个重要的权重参数 ' $w$ ', 该值的选取对配准的结果有直接的影响, 但是原始 CPD 算法通过人工设置此权重参数的值 ( $w=0.3, 0.5, 0.7, 0.8$ )<sup>[6]</sup>, 因此若该值选取的不合理, 将直接影响 CPD 算法的配准效果, 对此验证说明的例子见本文实验结果与分析部分 3.1.

由图 2 的实验结果可知, 为克服原始 CPD 算法存在的不足, 需要提出一种能自动选择权重参数 ' $w$ ' 的改良算法以进一步提高 CPD 算法的配准性能.

## 2.2 改良的 CPD 算法

为了实现对权重参数 ' $w$ ' 的自动选取, 对原始 CPD 算法进行两点改进: 第一, 增加准则函数以判断参数 ' $w$ ' 设置是否合理; 第二, 基于准则函数, 利用 PSO 优化算法实现对参数 ' $w$ ' 的自动寻优.

### 2.2.1 准则函数

为了评判权重参数 ' $w$ ' 设置是否合理, 必须选取一定的准则函数. 显然选取配准点对的距离度量作为准则函数是合理的选择, 即通过计算一组点  $x'$

$$E(\theta, \sigma^2) = - \sum_{n=1}^N \log \sum_{m=1}^{M+1} p(m) p(x_n|m) \quad (3)$$

为了求出  $\theta$  和  $\sigma^2$ , 文献[6]采用了期望最大值 (EM) 算法. E 步骤是通过贝叶斯定理计算后验概率密度函数  $p^{\text{old}}(m|x_n)$  来构建式(3)的上限  $Q$  函数; M 步骤是通过变换参数  $\theta$  最大化  $Q$  函数的值. 忽略独立于  $\theta$  和  $\sigma^2$  的常量参数, 则  $Q$  函数具有以下形式:

$$Q(\theta, \sigma^2) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M p^{\text{old}}(m|x_n) \|x_n - T(y_m, \theta)\|^2 + \frac{ND}{2} \log \sigma^2 \quad (4)$$

其中  $N_p = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M p^{\text{old}}(m|x_n) \leq N$ ,  $p^{\text{old}}(m|x_n)$  为后验概率密度函数:

和其对应点  $Tx$  的欧氏距离作为准则函数. 最优的权重参数 ' $w$ ' 将对应着最小的配准点对欧氏距离. 但在实际的配准情况下, 由于存在噪声点和出格点等退化点特征, 配准点对会存在多对一的情况, 若把所有的配准点对都纳入准则函数的计算, 将势必影响评判准则的有效性, 所以本文选用一对一配准点对的欧氏距离作为准则函数. 由于对每个权重参数 ' $w$ ', 一对一配准点对的数目会不尽相同, 为了消除其对准则函数的影响, 把归一化的一对一配准点对欧氏距离作为最终的准则函数, 定义如下:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(x'_i, Tx_i)^2 \quad (6)$$

其中  $n$  代表一对一配准点对的数目.

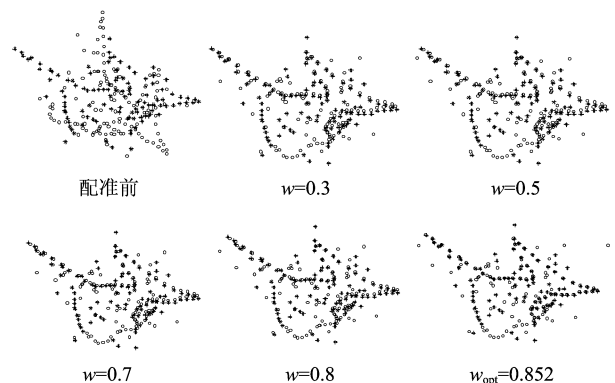


图 2 不同 ' $w$ ' 下的 CPD 配准结果

Fig. 2 CPD registration results under different ' $w$ ' values

由 2.1 部分可知,变换模型  $T$  的参数求解受权重参数 ' $w$ ' 的影响,因此式(6)是关于权重参数 ' $w$ ' 的隐函数,不同的权重参数 ' $w$ ' 将对应着不同的配准点对欧氏距离.那么本文所提算法的核心思想即是通过优化算法自动寻优求解隐含未知参数 ' $w$ ',当最优权重参数 ' $w_{opt}$ ' 获得时,其对应求解出的变换参数即为最终的模型优化参数.

### 2.2.2 PSO 优化算法

最小化 2.2.1 部分所提的准则函数需要优化技术,粒子群优化算法 (PSO) 是由 J. Kennedy 和 R. Eberhart 于 1995 年提出的一种启发式全局优化技术,是一种基于群智能的演化计算方法,其思想源于鸟群和鱼群群体运动行为的研究<sup>[8]</sup>.其数学描述为:

设在  $d$  维搜寻空间中有  $m$  个代表潜在问题解的粒子组成种群  $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_j, \dots, x_m\}$ ,第  $i$  个粒子的当前位置向量表示为  $x_i(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{id}(t))^T$ ,第  $i$  个粒子的当前速度向量表示为  $v_i(t) = (v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{id}(t))^T$ ,个体极值为  $p_i(t) = (p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{id}(t))^T$ ,群体的全局极值为  $p_g(t) = (p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gd}(t))^T$ ,其中  $g \in \{1, 2, \dots, m\}$  为最好粒子的编号, $t$  表示粒子的迭代次数.对于最小化问题,目标的函数值越小,对应的适应度值越好.为了进一步提高 PSO 算法的性能, Y. Shi 和 R. Eberhar 于 1998 年将惯性权重  $\lambda$  引入,具体公式如下<sup>[9]</sup>:

$$v_{ij}(t+1) = \lambda \times v_{ij}(t) + c_1 \times rand_{1j}() \times (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \times rand_{2j}() \times (p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (7)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (8)$$

其中  $j$  表示粒子  $i$  的在  $d$  维搜寻空间的第  $j$  维位置变量, $c_1, c_2$  是加速因子, $rand_{1j}(), rand_{2j}()$  是 0 到 1 之间的随机数.选用标准 PSO 算法的好处在于:首先,该算法是一种有效的全局优化算法;其次,该算法在优化过程中无需求解梯度的具体表达式.因此,这使得所提出的改良的 CPD 算法能够适应更多的变换模型.把 ' $w$ ' 看作搜寻空间的一个 1 维向量,把式(6)对应的准则函数作为粒子的适应度函数.

据以上分析,基于传感器参数和改良 CPD 算法配准前下视红外与卫星图像的流程如图 3 所示:

## 3 实验结果与分析

为验证所提算法的有效性,在 Intel Core2 2.4 GHz CPU, 3.0 Gbit RAM 的 PC 机上采用 Matlab 和 C

1. 利用传感器参数对前下视红外图像进行几何透视校正预处理,消除与卫星基准图大的几何形状畸变.
2. 利用 Canny 算子对卫星基准图和校正后的红外图像进行边缘检测,记录边缘点的位置,形成两个点云.
3. 利用改良的 CPD 算法实现点云配准:
  - (1) 初始化: $w_0$ ;
  - (2) 重复;
  - (3) EM 初始化:初始化相似变换  $T$  的模型参数;
  - (4) EM 优化算法求解模型参数:(a) E 步骤:计算  $P$ ; (b) M 步骤:求解  $T$  的模型参数;
  - (5) 依据求解的  $T$  模型参数,根据式(6)计算准则函数;
  - (6) 将式(6)所得的准则函数作为 PSO 优化算法的适应度函数,对隐含参数  $w$  进行寻优求解;
  - (7) 升级参数  $w$ ;
  - (8) 直到满足某项迭代停止准则,输出最优权重参数  $w$  和其对应的利用 EM 算法求得的  $T$  模型参数.
4. 利用最终求解的变换模型参数实现校正后的红外图像与可见光卫星图像的配准.

图 3 前下视红外与可见光图像配准流程图

Fig. 3 The flow chart of FLIR and visual image registration algorithm

混合编程实现了本文所提的算法.设计了两组实验,一是基于模拟点云数据的配准实验,旨在验证原始 CPD 算法存在的不足,从而阐明实现对噪声和出格点权重函数 ' $w$ ' 自动选择的必要性;二是针对实测前下视红外图像与卫星图像进行了配准实验,对算法的配准性能进行了数值分析,并对算法的时间复杂度进行了说明. PSO 优化算法参数设置如下:群体规模取为 20,  $\lambda = 0.55$ ,  $c_1 = c_2 = 2$ .边缘检测采用 Canny 算子.

### 3.1 模拟数据配准实验

由图 3 可知,原始 CPD 算法存在一定的不足,由于其采用人工设置代表噪声和出格点的权重函数 ' $w$ ',若此值设置的不合理,则配准性能变差;而本文提出的改良算法可实现对权重参数 ' $w$ ' 的自动寻优选择,从而进一步提高 CPD 算法的配准性能,扩展了其应用空间.

### 3.2 实测数据配准实验

利用实测数据进行算法验证时,对不同场景的多帧前下视红外图像进行了配准实验.实验结果表明:在边缘特征较为一致的情况下(这由边缘特征是红外图像与可见光图像的主要共性特征这一特性来保证),所提算法能切实有效地实现存在退化特征(噪声、出格点、丢失点)条件下的点云配准.前下视红外图像校正前后示意图见图 4.由图 4 可见,前

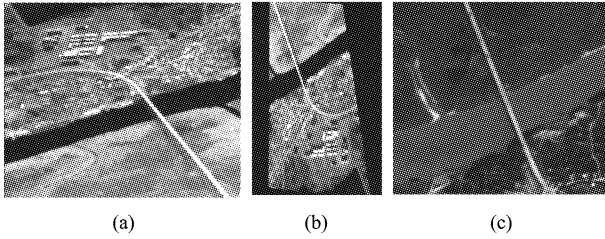


图 4 前下视红外图像校正前后示意图(a)FLIR 图像,(b)几何校正后红外图像,(c)可见光基准图  
Fig. 4 The corresponding infrared image after geometric rectification (a)FLIR image, (b)infrared image after geometric rectification, (c)the visual reference image

下视红外图像在几何校正前与卫星基准图像存在很大的几何畸变,而校正后的红外图像则消除了与卫星图像间大的几何畸变差异,从而有利于实现图像间的后续精配准。

利用改良的 CPD 算法对校正后的红外图像和可见光图像进行配准,结果如图 5 所示。

对比图 5(a)与图 5(b)可知,改良的 CPD 算法能更好地实现点云配准,并且避免了人工选取权重参数‘ $w$ ’,实现了对‘ $w$ ’的自动选择。对图 5(b)配准结果的评判主要通过人工选取两幅图像中配对的

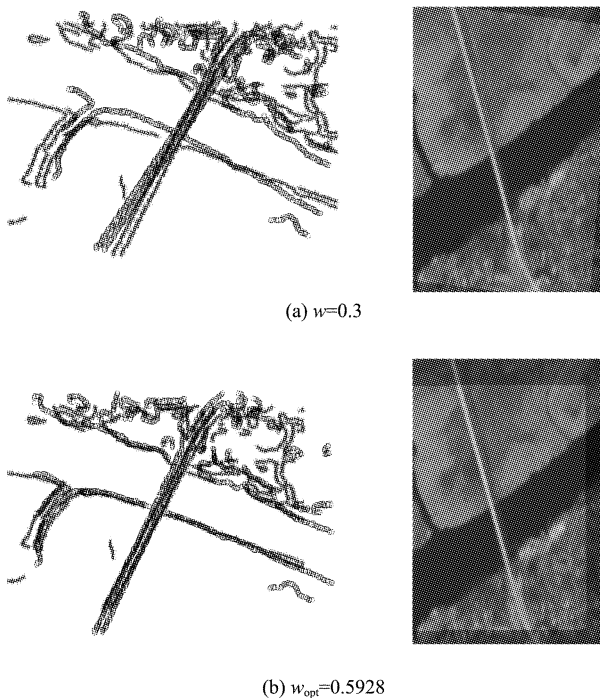


图 5 原始 CPD(a)和改良的 CPD(b)配准性能及相应红外与可见光配准结果对比  
Fig. 5 The comparisons of CPD (a) and refined CPD (b) registration performances and their corresponding infrared and visual image registration results

控制点对,并计算其 RMSE 均值来评价配准精度,计算公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_C} [(x_R^i - T(x_S^i))^2 + (y_R^i - T(y_S^i))^2]}{N_C}}, \quad (9)$$

其中  $(x_R, y_R)$ 、 $(x_S, y_S)$  分别为基准图和待配准图像(分别对应图 5(b)配准前的可见光与红外图像)中控制点对的坐标,  $N_C$  为选取控制点对的数目,  $T$  代表相似变换模型中的参数。选取的同名控制点对的坐标如表 1 所示。

表 1 同名控制点坐标

Table 1 The coordinates of matched point pairs

同名控制点对	可见光图像坐标 ( $x_R, y_R$ )	红外图像坐标 ( $x_S, y_S$ )
(599,450)	(94,27)	(66,50)
(724,601)	(109,67)	(79,88)
(738,605)	(110,89)	(79,107)
(815,700)	(120,116)	(88,135)
(858,751)	(126,132)	(93,148)

求解出相似矩阵的参数为

$$\begin{bmatrix} 1.0732 & -0.0075 & 26.1284 \\ 0.0075 & 1.0732 & -27.2882 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

带入式(9),求

得 RMSE 为 1.2765。由此可见,本文所提的方法能有效实现存在退化特征条件下的点云配准问题,应用该方法配准包含复杂地面场景的红外图像与可见光卫星图像,可实现配准精度误差约为 1 个像素。此外,从最终求解的变换模型参数可知,基于传感器参数对前下视红外图像进行几何透视校正预处理是必要的,并且对实现后续精配准也是切实有效的。

需要指出的是,原始 CPD 算法的时间复杂度为  $o(MN)$ ,其中  $M$ 、 $N$  分别为两组点云的数目。为了有效提高算法的效率,可以采用快速高斯变换(FGT)对 CPD 算法中的矩阵、向量乘积进行运算,此时其时间复杂度可以缩减为  $o(M+N)$ <sup>[6]</sup>。由于本文采用 PSO 算法对权重参数‘ $w$ ’进行寻优,因此该算法的时间复杂度还需要考虑 PSO 算法的影响。标准 PSO 算法的时间复杂度为  $o(mnd)$ ,其中  $m$ 、 $n$ 、 $d$  分别为粒子种群数目、迭代次数和搜索维数空间( $d=1$  本文)。由此可见,在实际应用过程中可以通过以下三方面来保证算法的实时性:(1)通过调整边缘检测的门限来控制提取边缘点云的数目;(2)通过设置搜索空间、搜索精度、迭代次数来调整 PSO 算法的寻优时间;(3)通过 FPGA + 多 DSP 的硬件组合策略

来增加数据量的处理能力。

#### 4 结论

以满足配准机载前下视红外图像与可见光图像从而实现图像导航的实际需求为牵引,通过分析传感器成像的几何关系,提出了一种基于传感器参数和改良 CPD 算法的红外与可见光图像自动配准算法。首先,利用传感器的姿态参数和高度信息,对前下视红外图像进行几何透视校正,消除图像间的旋转和比例缩放等差异;然后,对可见光卫星图像和几何校正后的红外图像提取边缘特征点,基于相似变换模型,利用改良的 CPD 算法对其实现精配准。本文的主要贡献总结起来有两点:(1)提出了一种可有效解决前下视红外图像与可见光图像配准的系统方法;(2)提出了一种改良的 CPD 算法,避免了原始 CPD 算法对权重参数‘ $w$ ’的人工选取,通过 PSO 优化算法完成了对权重参数‘ $w$ ’的自动求解,从而优化了 CPD 算法的性能并扩展了其应用空间。最后,基于实测红外图像数据,验证了本文所提算法的有效性,实现配准误差精度约为 1 个像素,为其在图像导航领域的重要军事应用提供了一种理论思路。

#### REFERENCES

[1] LIU Jing, SUN Ji-Yin, ZHU Jun-Lin, *et al.* FLIR scene matching algorithm for complex ground target[J] *Application*

*Research of Computers* (刘婧,孙继银,朱俊林,等.复杂地面目标前视红外景象匹配算法.计算机应用研究), 2010, **27**(1):350-352.

- [2] YUAN Jin-Sha, ZHAO Zhen-Bing, GAO Qiang, *et al.* Review and prospect on infrared/visible image registration [J]. *Laser & Infrared* (苑津莎,赵振兵,高强,等.红外与可见光图像配准研究现状与展望.激光与红外), 2009, **39**(7):693-699.
- [3] Lee J H, Kim Y S, Lee D, *et al.* Robust CCD and IR image registration using gradient-based statistical information [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, **17**(4):347-350.
- [4] Makrogiannis S, Bourbakis N G. Efficient registration of multitemporal and multisensor aerial images based on alignment of nonparametric edge features [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2010, **19**(1):1-15.
- [5] Hrkac T, Kalafati Z, Krapac J. Infrared-visual image registration based on corners and Hausdorff distance [J]. *Image Analysis*, 2007, **4522**:383-392.
- [6] Myronenko A, Song X. Point set registration: Coherent point drifts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**:2262-2275.
- [7] CHENG Hong, WANG Zhi-Qiang, ZHANG Yao-Yu. Research on geometric rectification of aerial images [J]. *Journal of Northeast Normal University* (程红,王志强,张耀宇.东北师大学报), 2009, **41**(3):50-54.
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [J]. *Neural Networks, Proceedings of IEEE*. 1995, **4**:1942-1948.
- [9] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [J]. *Evolutionary Computation, Proceedings of IEEE*. 1998, **5**:69-73.

(上接 170 页)

[4] Serpico S, Bruzzone L. A new search algorithm for feature selection in hyperspectral remote sensing images [J] *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2001, **39**(7):1360-1367.

[5] Chang C-I, Wang S. Constrained band selection for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, **44**(6):1575-1585.

[6] Chang C-I, Du Q, Sun TL, *et al.* A joint band prioritization and band-decorrelation approach to band selection for hyperspectral image classification [J] *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1999, **37**(6):2631-2641.

[7] Qian Y, Yao F, Jia S. Band selection for hyperspectral imagery using affinity propagation [J] *IET Comput. Vis.*, 2009, **3**(4):213-222.

[8] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points [J]. *Science*, 2007, **315**:972-976.

[9] Kullback S, Leibler R A. On information and sufficiency [J] *Ann. Math. Stat.*, 1951, **22**:79-86.

[10] Kullback S. *Information theory and statistics* [M]. New York: John Wiley and Sons, 1959.

[11] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification [J]. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 1967, **13**(1):21-27.

[12] Du Q, Chang C-I. A linear constrained distance-based discriminant analysis for hyperspectral image classification [J]. *Pattern Recognition*, 2001, **34**:361-373.

[13] Camps-Valls G., Bruzzone L. Kernel-based methods for hyperspectral image classification [J] *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(6):1351-1362.

[14] Melgani F, Bruzzone L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines [J] *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2004, **42**(8):1778-1790.

[15] Landgrebe D. *Multispectral data analysis: A signal theory perspective* [R]. West Lafayette: School of Electrical & Computer Engineering, Purdue University, 1998:56-89.