

文章编号:1004-4213(2011)03-0433-5

# 基于似然函数最速下降的红外与可见光图像配准

侯晴宇<sup>a</sup>, 武春风<sup>b</sup>, 赵明<sup>a</sup>, 逯力红<sup>a</sup>, 张伟<sup>a</sup>

(哈尔滨工业大学 a. 空间光学工程研究中心; b. 控制科学与工程系, 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 为了实现红外与可见光图像的自动配准, 提出了基于似然函数最速下降迭代的图像配准算法. 该算法以图像边缘作为配准点特征, 将异源图像配准转化为边缘点集配准. 基于点集的高斯混合模型建立了边缘点集配准似然函数, 以该函数作为目标函数, 仿射变换参量作为优化变量, 利用最速下降方法进行最优变换参量求解, 从而实现边缘点集配准. 同时, 将多分辨率金字塔引入迭代配准框架下, 实现了高分辨率图像配准的加速. 实验结果表明: 该算法精度高, 运算速度快, 可以很好地完成可见光与红外图像的自动配准.

**关键词:** 信息处理技术; 图像配准; 仿射变换; 最速下降

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**doi:** 10. 3788/gzxb20114003. 0433

## 0 引言

图像配准是使从不同传感器、不同视角、不同时间获取的同一场景的两幅或多幅异源图像在空间上进行对准, 并确定几何变换参量的过程. 图像配准已在军事、医学、计算机视觉等领域得到了广泛的发展和应用, 而红外与可见光图像配准在飞行器自主导航、目标识别方面又是一项核心技术.

红外与可见光图像反映的地物物理特性不同, 使得二者灰度相关性较小, 因此需要采用基于特征相关的图像配准算法, 其关键技术为共性特征提取、配准目标函数的建立以及变换模型参量估计. 目前应用于配准的点特征包括边缘点<sup>[1]</sup>以及关键点<sup>[2]</sup>, 关键点又包括 Harris 角点、SIFT 角点<sup>[3]</sup>、SURF 角点<sup>[4]</sup>等. 在特征点的组合匹配上, 文献[5-6]分别利用特征点组成的直线段和三角形用于配准. 配准目标函数的建立与选择的特征有关, 对于点特征可以采用最邻近点距离之和作为目标函数<sup>[7]</sup>, 对于直线段可以采用配对直线的夹角作为目标函数<sup>[5]</sup>, 而对于三角形可以采用匹配质量数作为目标函数. 而后, 采用迭代近邻点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法的思想, 重复进行“确定特征对应关系—计算目标函数最大或者最小情况下的最优变换”的过程, 直到满足收敛条件. 上述这些算法在某些特定的图像上表现出了良好的配准性能. 但是, 在实际应用中, 由于待配准的红外和可见光图像物理特性不同, 并且存在视角、分辨率差异, 同名关键点、SIFT 等特征点提取的难度较大. 因此, 为了降低共性特征提取的难

度, 在此类应用中多采用图像边缘作为配准特征. 但是, 在边缘图像配准过程中, 还存在以下几个难点: 1) 由于待配准图像之间存在几何变换, 初始状态不充分接近, 因此 ICP 算法受到了一定的限制, 此时要求配准算法在不能确定严格的特征对应关系的情况下, 具有特征集配准的鲁棒性能; 2) 高分辨率图像配准中边缘点数量较大, 变换参量迭代求解过程计算复杂, 增加了迭代次数, 降低了配准速度. 因此要求配准算法具有较低的计算代价, 适合于实际应用.

为了解决上述问题, 本文将边缘图像配准问题转化为点集配准问题, 提出了基于似然函数最速下降的红外与可见光图像配准算法.

## 1 边缘点集配准似然函数

边缘图像可以看作是二维点集, 边缘图像配准即为二维点集配准. 点集配准可以看作是变换参量的极大似然 (Maximum Likelihood, ML) 估计问题<sup>[8]</sup>. 本文即采用这种实现思路, 利用模板点集中的点表征高斯混合模型 (Gauss Mixture Model, GMM) 各分量的中心, 数据点集中的点作为 GMM 分布中的数据点. 最优仿射变换情况下, 数据点集的 GMM 后验概率最大.

令模板点集为  $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n, \dots, \mathbf{y}_N)^\top$ , 数据点集为  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m, \dots, \mathbf{x}_M)^\top$ , 其中  $\mathbf{x}_m$  与  $\mathbf{y}_n$  为  $2 \times 1$  向量. 数据点集中点的 GMM 概率密度函数为<sup>[9]</sup>

$$p(\mathbf{x}_m) = \sum_{n=1}^N \pi_n p(\mathbf{x}_m | n)$$

式中

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61007008) 和基础科研项目 (No. k1402060311) 资助

第一作者: 侯晴宇 (1982-), 男, 博士, 主要研究方向为目标探测与识别及红外图像处理. Email: houqingyu@126.com

收稿日期: 2010-11-18; 修回日期: 2011-01-07

$$p(\mathbf{x}_m | n) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

为高斯概率密度函数. 对于所有的 GMM 成分 ( $n = 1, 1, \dots, N$ ), 采用相同的各向同性协方差  $\sigma^2$  和相同的先验概率  $\pi_n = 1/N$ .  $\mathbf{B}_{2 \times 2}$  为仿射变换矩阵,  $\mathbf{t}_{2 \times 1}$  为平移向量.

根据极大似然估计的基本原理可知, 通过最小化式(1)的负对数似然函数对参量  $\Theta = \{\mathbf{B}, \mathbf{t}, \sigma^2\}$  进行估计, 估计得到的  $\mathbf{B}, \mathbf{t}$  即为点集配准参量.

$$E(\Theta) = -\ln p(\mathbf{X} | \Theta) = -\ln \prod_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \pi_n p(\mathbf{x}_m | n) \quad (1)$$

基于负对数似然函数最小化的点集配准过程可以解释为:  $\sigma$  表征了模板点集中的点的作用域大小, 大的  $\sigma$  值表明数据点集中的点与模板点集中的多点相关联, 为点集配准的初始阶段; 优化求解过程中,  $\sigma$  逐渐减小, 趋向于零, 此时负对数似然函数趋向于最小, 优化过程趋向于最优, 数据点集中的点与模板点集中的同名点对应, 达到了点和点之间的匹配, 即实现了点集配准.

## 2 似然函数最速下降优化

### 2.1 点集归一化处理

对于点集  $\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m, \dots, \mathbf{x}_M)^T$ , 其归一化点集为

$$\mathbf{X} = \left( \frac{\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}}{l_X}, \dots, \frac{\mathbf{x}_m - \bar{\mathbf{x}}}{l_X}, \dots, \frac{\mathbf{x}_M - \bar{\mathbf{x}}}{l_X} \right)^T \quad (2)$$

式中

$$\bar{\mathbf{x}} = \sum_{m=1}^M \mathbf{x}_m / M, l_X = \sqrt{\sum_{m=1}^M \|\mathbf{x}_m - \bar{\mathbf{x}}\|^2 / M}$$

为尺度因子.

对于点集  $\hat{\mathbf{Y}} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n, \dots, \mathbf{y}_N)^T$  采用同样的处理得到

$$\mathbf{Y} = \left( \frac{\mathbf{y}_1 - \bar{\mathbf{y}}}{l_Y}, \dots, \frac{\mathbf{y}_m - \bar{\mathbf{y}}}{l_Y}, \dots, \frac{\mathbf{y}_N - \bar{\mathbf{y}}}{l_Y} \right)^T \quad (3)$$

$$\text{式中 } \bar{\mathbf{y}} = \sum_{n=1}^N \mathbf{y}_n / M, l_Y = \sqrt{\sum_{n=1}^N \|\mathbf{y}_n - \bar{\mathbf{y}}\|^2 / N}.$$

由于  $\sigma$  值表征了模板点集中的点的作用域大小, 因此可以利用归一化模板点集与归一化数据点集之间的平均距离予以表征, 具体表达形式为

$$\sigma^2 = \frac{1}{2MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left\| \frac{\mathbf{x}_m - \bar{\mathbf{x}}}{l_X} - \frac{\mathbf{y}_n - \bar{\mathbf{y}}}{l_Y} \right\|^2 \quad (4)$$

将式(2)~(3)带入式(4), 并经过简化处理, 得到  $\sigma = 1$ . 可见, 任意两点集归一化处理后, 其平均距离为固定值 1, 因此可以将 1 作为归一化点集迭代配准中参量  $\sigma$  的初值.

### 2.2 线性搜索最速下降仿射变换参量估计

为了求取式(3)最小化情况下的仿射变换参量, 本文采用最速下降无约束最优化方法. 最速下降法是一个最基本而重要的方法. 它具有迭代计算简单, 占用内存空间少, 在远离极值点时收敛速度快等优点.

求解无约束最优化问题  $\min_{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n} f(\mathbf{x})$  时, 最速下降法按基本迭代格式  $\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \alpha \lambda \mathbf{d}^k$  迭代, 即从点  $\mathbf{x}^k$  的负梯度方向  $\mathbf{d}^k = -\nabla f(\mathbf{x}^k)$  进行搜索, 其中  $\lambda$  为迭代步长, 一般情况下  $0 < \lambda < 1$ .  $\alpha$  为线性搜索系数, 线性搜索主要解决接近代价函数极值点时原始最速下降算法步长过长导致的非收敛问题. 根据最速下降法的基本原理, 令式(1)对  $\mathbf{B}, \mathbf{t}, \sigma$  分别求导得

$$\mathbf{P}(\mathbf{B}, \mathbf{t}, \sigma) = \frac{\partial E(\Theta)}{\partial \mathbf{B}} = \frac{\sum_{n=1}^N \pi_n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2\right) [\mathbf{t} - (\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n)] \mathbf{y}_n^T}{\sigma^2 \sum_{n=1}^N \pi_n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2\right)} \quad (5)$$

$$\mathbf{Q}(\mathbf{B}, \mathbf{t}, \sigma) = \frac{\partial E(\Theta)}{\partial \mathbf{t}} = \frac{\sum_{n=1}^N \pi_n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2\right) [\mathbf{t} - (\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n)]}{\sigma^2 \sum_{n=1}^N \pi_n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2\right)} \quad (6)$$

$$\omega(\mathbf{B}, \mathbf{t}, \sigma) = \frac{\partial E(\Theta)}{\partial \sigma} = \frac{\sum_{n=1}^N \pi_n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2\right) \left(2\sigma - \frac{\|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2}{\sigma}\right)}{\sigma^2 \sum_{n=1}^N \pi_n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{B}\mathbf{y}_n - \mathbf{t}\|^2\right)} \quad (7)$$

如将优化变量表示为

$$\mathbf{F} = [\mathbf{B}_{11}, \mathbf{B}_{12}, \mathbf{B}_{21}, \mathbf{B}_{22}, \mathbf{t}_{11}, \mathbf{t}_{21}, \sigma]$$

则式(4)~(6)表示为梯度向量为  $\nabla \mathbf{F} = [\mathbf{P}_{11},$

$\mathbf{P}_{12}, \mathbf{P}_{21}, \mathbf{P}_{22}, \mathbf{Q}_{11}, \mathbf{Q}_{21}, \omega]$  则负梯度方向为

$$\nabla \mathbf{F} = -\frac{\nabla \mathbf{F}}{\|\nabla \mathbf{F}\|^2}$$

那么最速下降算法可以表示为

$$\mathbf{F}_{k+1} = \mathbf{F}_k + \alpha \lambda \cdot \nabla \mathbf{F}_k$$

得到

$$\mathbf{B}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{k+1}(1) & \mathbf{F}_{k+1}(2) \\ \mathbf{F}_{k+1}(3) & \mathbf{F}_{k+1}(4) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{t}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{k+1}(5) \\ \mathbf{F}_{k+1}(6) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\sigma_{k+1} = \mathbf{F}_{k+1}(7) \quad (10)$$

### 3 多分辨率金字塔配准加速

为了实现高分辨率图像配准的加速,本文采用多分辨率金字塔的方法。

#### 3.1 金字塔变换参量传递

多分辨率金字塔利用多层不同分辨率图像表征一副原始高分辨率图像. 高分辨率图像为金字塔的底层,即第 0 层,利用尺度因子  $s^i$  对高分辨率图像进行降采样获得第  $i$  层图像,直到达到金字塔的顶部,即  $n-1$  层。

多分辨率金字塔具有两个主要优势:首先,经过降分辨率处理,能够明显减少边缘点的数量,进而减小算法迭代的次数,提高算法计算效率;其次,金字塔处理具有平滑图像的作用,利用 Canny 算子能够有效提取图像的结构边缘,提高迭代配准的精度和收敛速度。

迭代配准算法首先在高层边缘图像上进行,将得到的配准参量经过尺度因子处理作为低一层图像配准参量的估计值. 令相邻层低层到高层之间的尺度缩放因子为  $s$ ,则有

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^i &= s\mathbf{x}^{i+1} \\ \mathbf{y}^i &= s\mathbf{y}^{i+1} \end{aligned} \quad (11)$$

式中  $\mathbf{x}_i$  及  $\mathbf{y}_i$  分别为第  $i$  层数据点集与第  $i$  层模板点集中同名点的坐标。

由于在配准之前需要对待配准边缘图像进行归一化处理,因此有

$$\hat{\mathbf{x}}^i = \frac{1}{l_x^i}(\mathbf{x}^i - \boldsymbol{\mu}_x^i) \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{y}}^i = \frac{1}{l_y^i}(\mathbf{y}^i - \boldsymbol{\mu}_y^i)$$

及

$$\hat{\mathbf{x}}^{i+1} = \frac{1}{l_x^{i+1}}(\mathbf{x}^{i+1} - \boldsymbol{\mu}_x^{i+1}) \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{y}}^{i+1} = \frac{1}{l_y^{i+1}}(\mathbf{y}^{i+1} - \boldsymbol{\mu}_y^{i+1})$$

式中  $\boldsymbol{\mu}$  为均值向量,  $l$  为尺度因子。

迭代配准过程求解的为  $\hat{\mathbf{x}}_i$  与  $\hat{\mathbf{y}}_i$  之间的仿射变换关系,因此有

$$\hat{\mathbf{x}}^i = \hat{\mathbf{B}}^i \hat{\mathbf{y}}^i + \hat{\mathbf{t}}^i$$

$$\hat{\mathbf{x}}^{i+1} = \hat{\mathbf{B}}^{i+1} \hat{\mathbf{y}}^{i+1} + \hat{\mathbf{t}}^{i+1}$$

将式(11)~(13)带入上式中,得到第  $i$  层归一化图像的配准参量的初始值为

$$\hat{\mathbf{B}}^i = \hat{\mathbf{B}}^{i+1} \frac{l_y^i}{l_y^{i+1}} \frac{l_x^{i+1}}{l_x^i} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{t}}^i &= \frac{1}{l_x^i} \left[ \hat{\mathbf{B}}^{i+1} \frac{l_x^{i+1}}{l_x^{i+1}} (\boldsymbol{\mu}_y^i - s\boldsymbol{\mu}_y^{i+1}) + s l_x^{i+1} \hat{\mathbf{t}}^{i+1} \right] + \\ &\quad \frac{1}{l_x^i} (s\boldsymbol{\mu}_x^{i+1} - \boldsymbol{\mu}_x^i) \end{aligned} \quad (15)$$

式(14)~(15)给出了经过归一化的金字塔边缘图像配准过程中的仿射变换参量在层与层之间的传递过程,即已知第  $i+1$  层归一化边缘图像间的仿射变换参量,可以推算得到第  $i$  层归一化边缘图像间的仿射变换参量。

#### 3.2 边缘点集配准算法步骤

1) 对待配准图像进行金字塔分解,并进行边缘提取,利用式(2)~(3)对点集进行归一化处理;

2) 对金字塔  $i+1$  层归一化边缘图像与对应的模板归一化边缘图像进行配准,配准步骤为:

(a) 最速下降初始化;

$\Theta_0 = \{\mathbf{B}_0 = \mathbf{I}, \mathbf{t}_0 = [0; 0], \sigma_0 = 1\}$ , 其中  $\mathbf{I}$  为单位阵,迭代次数  $k=1$ ;

(b) 迭代,直至收敛;

i. 计算式(8)~(9),得到  $\mathbf{B}_{k+1}, \mathbf{t}_{k+1}, \sigma_{k+1}$ ,此时的负对数似然函数值为  $E_{k+1}$ . 如果  $E_{k+1} \geq E_k, \lambda = \alpha\lambda$ ,返回 1); 如果  $E_{k+1} < E_k$ ,转到 ii);

ii. 如果  $\sigma_k \leq \xi$ ,迭代终止,  $\mathbf{B}_{\text{opt}} = \mathbf{B}_{k+1}, \mathbf{t}_{\text{opt}} = \mathbf{t}_{k+1}$ ; 如果  $\sigma_k > \xi$ ,转到 ii);

iii.  $k=k+1$ ,转到 i);

(c) 金字塔变换参量传递;

对金字塔低分辨率归一化图像进行配准. 根据最速下降点集配准算法得到第  $i+1$  层的配准参量为  $\hat{\mathbf{B}}^{i+1}, \hat{\mathbf{t}}^{i+1}$ ,根据式(14)与式(15)得到第  $i$  层归一化图像的配准参量的初始值为  $\hat{\mathbf{B}}^i, \hat{\mathbf{t}}^i$ ;

3) 进行第  $i$  层归一化图像的最速下降配准,以此类推,最终得到最高分辨率归一化边缘图像配准参量为  $\hat{\mathbf{B}}^0, \hat{\mathbf{t}}^0$ ;

4) 根据原始边缘图像与归一化边缘图像之间的关系得到原始图像与模板之间的变换参量为

$$\mathbf{B}^{\text{tot}} = \hat{\mathbf{B}}^0 \frac{l_x^0}{l_y^0}, \mathbf{t}^{\text{tot}} = l_y^0 \hat{\mathbf{t}}^0 + \boldsymbol{\mu}_x^0 - \frac{l_x^0}{l_y^0} \hat{\mathbf{B}}^0 \boldsymbol{\mu}_y^0$$

## 4 实验与分析

#### 4.1 第一组实验

仿真实验 1 数据源如图 1,为红外相机和可见光相机拍摄的地面同一场景的图像,由于相机姿态以及高度不同,两图像之间存在一定的仿射变换。

SIFT 特征多用于图像配准,该特征对图像的缩放、旋转、光照强度和摄像机观察视角的改变以及噪

声扰动具有很好的稳定性<sup>[10]</sup>,文中首先测试 SIFT 在红外与可见光图像配准上的性能.图 1 给出了对于实验 1 中两幅图像的 SIFT 特征匹配结果.可以看出,红外图像的 SIFT 特征点数量较多,而可见光图像中的 SIFT 特征点较少,根据 SIFT 匹配算法确定的匹配点如图所示.由于异源特性差异,SIFT 特征点匹配错误,说明将 SIFT 用于红外图像与可见光图像配准的局限性较大.

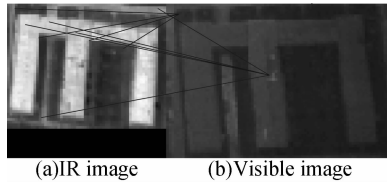


图 1 SIFT 匹配结果  
Fig. 1 Matching results of SIFT

将可见光金字塔图像的边缘图像作为模板点集,红外金字塔图像的边缘点集作为数据点集.利用本文算法得到的迭代配准过程如图 2 所示,其中“O”表示模板点集,“\*”表示数据点集.从图中可以看出,算法能够实现边缘点集的配准.实验中发现,在不采用金字塔处理时,采用原始分辨率边缘图像以及相应分辨率的边缘模板进行似然函数最速下降迭代配准的迭代次数为 15 次,每次迭代高分辨率边缘点集都参与计算,计算代价较大;而采用金字塔处理后,如图 2 所示,迭代次数降低为 9 次,并且每次迭代的计算量明显减小.可见,这种处理与直接对高分辨率图像配准相比,降低了的配准计算量,提高了算法执行速度.经过算法处理得到的两幅图像之间的仿射变换参量为  $B^{tot} = \begin{bmatrix} 0.710 2 & 0.083 1 \\ -0.131 9 & 0.684 6 \end{bmatrix}$ ,

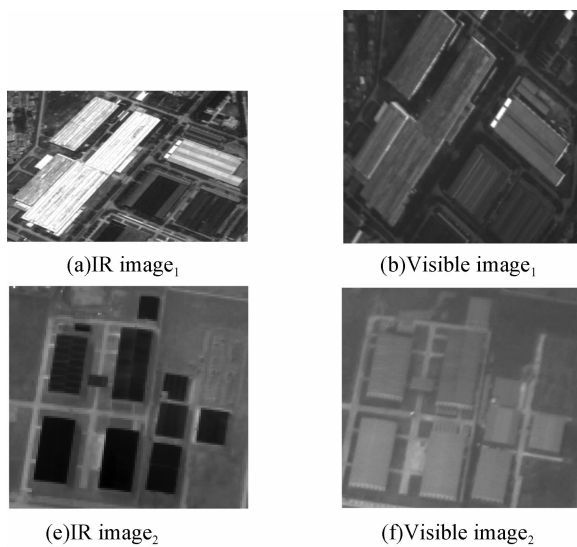


图 4 实验 2 的数据源及配准结果  
Fig. 4 Input image and registration result of experiment 2

$$t^{tot} = \begin{bmatrix} -1.731 8 \\ -4.323 4 \end{bmatrix}, \text{配准结果如图 3.}$$

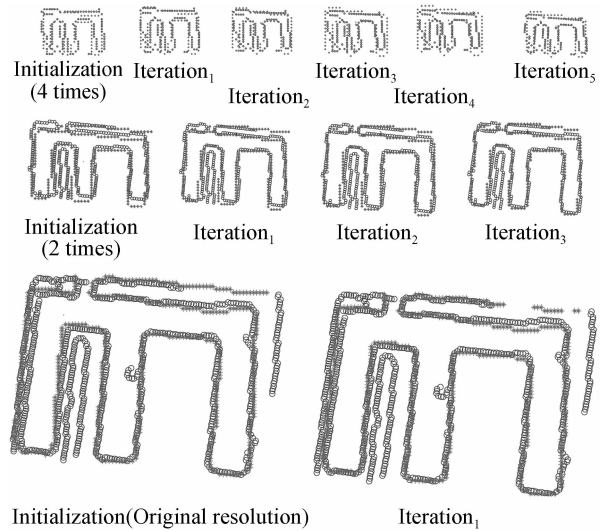


图 2 实验 1 的迭代配准过程  
Fig. 2 Iteration registration process of experiment 1

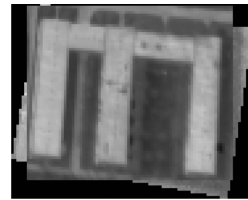
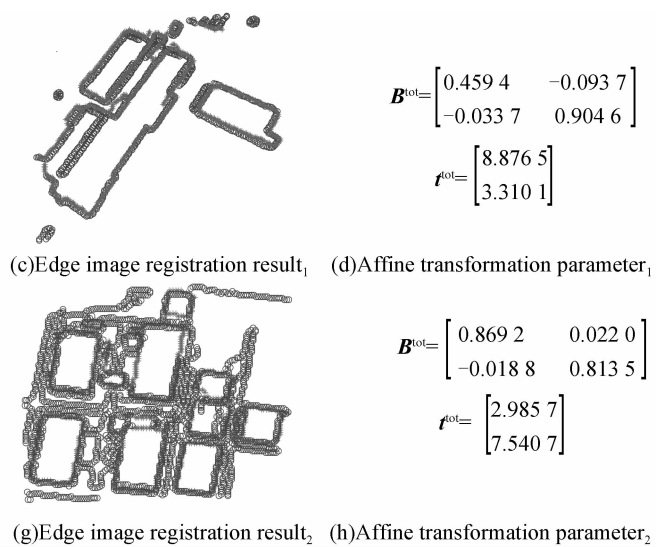


图 3 实验 1 配准结果  
Fig. 3 Registration result of experiment 1

### 4.2 第二组实验

为了进一步验证本文算法的有效性,以下对两组待配准图像进行了实验.实验源图像以及配准结果如图 4.可以看出,算法具有精确配准红外与可见光图像的性能.



## 5 结论

本文针对红外与可见光图像的配准问题,提出了边缘点集配准似然函数,并应用最速下降迭代算法求取负对数似然函数最小情况下的仿射变换参量.该过程不要求取边缘点之间的对应关系,具有较好的全局配准鲁棒性能.同时,金字塔处理减小了最速下降的迭代次数与每次迭代的计算量,提高了算法的执行速度.文中利用实测图像数据验证了算法的有效性.

但是实验中发现,如果红外与可见光图像的重叠区域小于一定比例,算法经常失效.继续研究算法的性能容限以及融入其它的配准特征对算法进行改进,将是后续的主要研究内容.

### 参考文献

- [1] KIM Y S, LEE J H, RA J B. Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(11):3356-3365.
- [2] WANG A-Ni, MA Cai-wen, LIU Shuang, et al. Infrared-visual images automatic registration based on corners [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(12):3328-3332.  
王阿妮, 马彩文, 刘爽, 等. 基于角点的红外与可见光图像自动配准方法[J]. *光子学报*, 2009, **38**(12):3328-3332.
- [3] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A Performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10):1615-1630.
- [4] BAY H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (surf)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, **110**(3):346-359.
- [5] GAO Feng, WEN Gong-jian, LV Jin-jian. An optimal algorithm for IR/visual image registration based on main-line-pairs[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, **30**(6):1014-1021.  
高峰, 文贡坚, 吕金建. 基于干线对的红外与可见光最优图像配准算法[J]. *计算机学报*, 2007, **30**(6):1014-1021.
- [6] COIRAS E, SANTAMARIA J, MIRAVET C. Segment-based registration technique for visual-infrared images [J]. *Optical Engineering*, 2000, **39**(1):282-289.
- [7] LI Shi-fei, WANG Ping, SHEN Zhen-kang. A survey of iterative closest point algorithm[J]. *Signal Processing*, 2009, **25**(10):1582-1588.  
李世飞, 王平, 沈振康. 迭代最近点算法研究进展[J]. *信号处理*, 2009, **25**(10):1582-1588.
- [8] LUO B, HANCOCK E R. A unified framework for alignment and correspondence [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, **92**(1):26-55.
- [9] ANDRIY M, XUBO S. Point set registration: coherent point drift[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(12):2262-2275.
- [10] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(11):977-1000.

## IR/Visible Image Registration Based on the Steepest Descent of the Likelihood Function

HOU Qing-Yu<sup>a</sup>, WU Chun-Feng<sup>b</sup>, ZHAO Ming<sup>a</sup>, LU Li-Hong<sup>a</sup>, ZHANG Wei<sup>a</sup>

(a. Research Center for Space Optical Engineering;

b. Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** In order to realize automatic image registration for infrared image and visible image, an image registration algorithm based on the steepest descent of the likelihood function was proposed. Image edge was selected as the registration point, and thus the image registration was transferred to edge point set registration. The likelihood function of edge sets registration was established on the basis of Gauss Mixture Model (GMM) of point sets. In order to resolve the optimum transformation parameter by using the steepest descent method, the likelihood function was regarded as objective function and the affine transformation parameter was regarded as the optimization variance. Meanwhile, the multi-resolution pyramid was induced into iteration registration and the speed of registration algorithm for high resolution image was increased. The experiment results show that the algorithm can well complete automatic registration of infrared image and visual image at high registration accuracy and fast registration speed.

**Key words:** Information processing technology; Image registration; Affine transform; Steepest descent