

文章编号 1004-924X(2011)03-0657-07

基于似然函数 EM 迭代的红外与可见光图像配准

聂宏宾, 侯晴宇, 赵 明, 张 伟

(哈尔滨工业大学 空间光学工程研究中心, 黑龙江 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 EM 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。通过点集的高斯混合建模建立了点集配准似然函数, 以该函数作为目标函数, 仿射变换参数作为优化变量, 利用 EM 迭代优化方法进行最优变换参数求解。迭代过程中, 引入基于概率密度自适应阈值分割的外点剔除机制, 解决了外点对目标函数的干扰问题, 实现了边缘点集的精确配准。利用实测的可见光和红外图像进行了算法验证, 证明了该算法的有效性。

关键词: 红外图像; 可见光图像; 图像配准; 仿射变换; EM 迭代

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111903.0657

IR/visible image registration based on EM iteration of log-likelihood function

NIE Hong-bin, HOU Qing-yu, ZHAO Ming, ZHANG Wei

(*Research Center for Space Optical Engineering,
Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China*)

Abstract: In order to realize the automatic image registration for infrared images and visible images, an image registration method based on the Expectation Maximum (EM) iteration of the log-likelihood function is proposed. This method utilizes the image edge as the registration point, and thus the image registration is transferred into an edge point set registration. The point set is modeled as Gauss Mixture Model (GMM), and the likelihood function of the point set registration is obtained. To solve the affine transform parameter, the likelihood function is maximized with EM iterations. And during the EM iterations, the probability density of edge point is segmented with an adaptive threshold to eliminate the outer points, and the interference of outer point with the likelihood function is overcome and the affine transform parameter is determined accurately. The experiments on image registration for infrared images and visible images are verified, and the results indicate that the proposed method is effective.

Key words: infrared image; visible image; image registration; affine transform; Expectation Maximum (EM) iteration

收稿日期: 2010-09-25; 修订日期: 2010-12-31.

基金项目: 基础科研资助项目 (No. k1402060311)

1 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,并确定几何变换参数的过程。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應用,其中红外与可见光图像配准是飞行器自主导航、目标识别方面的核心技术。

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,该算法的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数估计。目前应用于配准的点特征包括边缘点^[1]以及关键点^[2],关键点又包括 Harris 角点^[3]、SIFT 角点^[4-5]、SURF 角点^[6]等。在特征点的组合匹配上,文献[7]和文献[8]分别利用特征点组成的直线段和三角形实施配准。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^[9],对于直线段可以采用配对直线的夹角作为目标函数^[7],而对于三角形可以采用匹配质量数作为目标函数^[8]。而后,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,待配准的红外和可见光图像可能存在视角差异和分辨率差异,这些差异将严重影响两类图像中共性特征的提取,造成大量非同名外点的出现。此时,寻找特征之间的对应关系是决定配准性能的主要环节。但是,由于待配准的两幅图像存在几何变换,初始状态不充分接近,因此这种对应关系往往不易确定,从而无论是直接利用特征点还是直线段或者三角形进行匹配都将造成配准误差。在这种情况下,要求配准算法具有以下两方面性能:(1)不需要严格的特征对应关系,具有特征集配准的鲁棒性;(2)在变换参数优化求解过程中具有非同名特征剔除的机制,能够达到特征的精配准。

为了解决这个问题,本文采用 Canny 边缘提取算子提取待配准图像中的边缘,将图像配准问

题转化为边缘点集配准问题,提出了基于似然函数 Expectation Maximum(EM)迭代的红外与可见光图像配准算法,较好地解决了红外与可见光异源图像之间的配准问题。

2 点集配准似然函数

实际上,可以将边缘图像看作是二维点集,那么边缘图像配准即可以转化为点集配准,点集配准又可以转化为变换参数的极大似然估计问题^[10-11]。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 $\mathbf{Y}=(y_1, \dots, y_n, \dots, y_N)^T$, 数据点集为 $\mathbf{X}=(x_1, \dots, x_m, \dots, x_M)^T$, 其中 x_m 与 y_n 表示 2×1 向量。数据点集中点的 GMM 概率密度函数为^[11]:

$$p(x_m) = \sum_{n=1}^N \pi_n p(x_m | n), \quad (1)$$

式中

$$p(x_m | n) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|x_m - \mathbf{B}y_n - \mathbf{t}\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

为高斯概率密度函数。对于所有的 GMM 分量 ($n=1, \dots, N$), 采用相同的各向同性协方差 σ^2 和相同的先验概率 $\pi_n = 1/N$ 。 \mathbf{B} 为 2×2 仿射变换矩阵, \mathbf{t} 为 2×1 平移向量。当两点集达到最优配准时,式(3)所示的对数似然函数最大,此时的参数 $\Theta = \{\mathbf{B}, \mathbf{t}, \sigma\}$ 即为配准参数。

$$E(\Theta) = \ln p(\mathbf{X} | \Theta) = \ln \sum_{m=1}^M \prod_{n=1}^N \pi_n p(x_m | n). \quad (3)$$

3 EM 算法的基本思想

EM 算法是一种最优化迭代算法,优化的目标函数选择为式(3)所示的对数似然函数。根据贝叶斯公式及相应的转化,式(3)表示成:

$$\ln p(\mathbf{X} | \Theta) = L(q, \Theta) + KL(q \| p),$$

式中

$$L(q, \Theta) = \sum_{\mathbf{Z}} q(\mathbf{Z}) \ln \frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta)}{q(\mathbf{Z})},$$

$$KL(q \| p) = \sum_{\mathbf{Z}} q(\mathbf{Z}) \ln \frac{q(\mathbf{Z})}{p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta)},$$

其中 \mathbf{Z} 为假设的变量, 满足 $\sum_{\mathbf{Z}} q(\mathbf{Z}) = 1$, $q(\mathbf{Z})$ 描述 \mathbf{Z} 的分布。 $KL(q \| p)$ 为 Kullback-Leibler 散度, 表征两个概率分布之间的差异程度。其性质包括: $KL(q \| p) \neq KL(p \| q)$; $KL(q \| p) \geq 0$, 等号在 $q = p$ 时成立; $L(q, \Theta)$ 是 $\ln p(\mathbf{X} | \Theta)$ 的下界。

E-step:

假设当前的参数为 Θ_{old} , 则 E-step 可以描述为: 固定 Θ_{old} 求一个分布 $q(\mathbf{Z})$, 使得 $L(q, \Theta_{\text{old}})$ 最大。由于 $\ln p(\mathbf{X} | \Theta_{\text{old}})$ 与 \mathbf{Z} 无关, 使 $L(q, \Theta_{\text{old}})$ 最大, 即是使 $KL(q \| p)$ 最小, 即 $KL(q \| p) = 0$, 求得 $q(\mathbf{Z}) = p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}})$ 。

M-step:

M-step 可以描述为: 固定 $q(\mathbf{Z})$ 求一组参数 Θ_{new} , 使得 $L(q, \Theta_{\text{new}})$ 最大。

将 $q(\mathbf{Z}) = p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}})$ 代入 $L(q, \Theta)$, 得

$$L(q, \Theta) = \sum_{\mathbf{Z}} p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}}) \ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta) - \sum_{\mathbf{Z}} p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}}) \ln p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}}).$$

上式中的第二项为常数, 因此最大化 $L(q, \Theta)$, 需要最大化 $\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta)$, 此时参数为 Θ_{new} 。

从上述过程可以看出, 由于 $L(q, \Theta)$ 为 $\ln p(\mathbf{X} | \Theta)$ 的下界, 求取最大值相对简单, 所以 EM 算法是通过逐步提升 $L(q, \Theta)$ 而找到 $\ln p(\mathbf{X} | \Theta)$ 的最大值, 交替使用 E-step 和 M-step, 直到收敛。

4 基于 EM 迭代的点集配准算法

4.1 点集归一化处理

对于点集 $\hat{\mathbf{X}} = (x_1, \dots, x_m, \dots, x_M)^T$, 其归一化点集为

$$\bar{\mathbf{x}} = \sum_{m=1}^M \mathbf{x}_m / M, \quad (4)$$

归一化的点集为

$$\mathbf{X} = \left(\frac{\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}}{l_x}, \dots, \frac{\mathbf{x}_m - \bar{\mathbf{x}}}{l_x}, \dots, \frac{\mathbf{x}_M - \bar{\mathbf{x}}}{l_x} \right)^T, \quad (5)$$

式中 $l_x = \sqrt{\sum_{m=1}^M \|\mathbf{x}_m - \bar{\mathbf{x}}\|^2 / M}$, 称为点集的尺度因子。

对于点集 $\hat{\mathbf{Y}} = (y_1, \dots, y_n, \dots, y_N)^T$ 采用同样的处理得到

$$\mathbf{Y} = \left(\frac{y_1 - \bar{y}}{l_y}, \dots, \frac{y_m - \bar{y}}{l_y}, \dots, \frac{y_M - \bar{y}}{l_y} \right)^T, \quad (6)$$

式中 $\bar{y} = \sum_{n=1}^N y_n / N$, $l_y = \sqrt{\sum_{n=1}^N \|y_n - \bar{y}\|^2 / N}$ 。

由于 σ 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:

$$\sigma^2 = \frac{1}{2MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left\| \frac{\mathbf{x}_m - \bar{\mathbf{x}}}{l_x} - \frac{y_n - \bar{y}}{l_y} \right\|^2.$$

将式(4)~式(6)带入上式, 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数 σ 的初值。

4.2 EM 迭代配准

在迭代过程中需要用到 \mathbf{Z} 这个变量, 为了将 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 产生关联, 对 \mathbf{Z} 做如下定义: \mathbf{Z} 的元素为 z_{nm} , 当 \mathbf{x}_m 属于以 \mathbf{x}_n 为质心的高斯分布即第 n 类高斯分布时, $z_{nm} = 1$; 否则, $z_{nm} = 0$ 。E-step 中的 $q(\mathbf{Z}) = p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}})$ 为后验概率形式, 因此可以得到 z_{nm} 的后验概率为:

$$q(z_{nm}) = p(z_{nm} | \mathbf{x}_m, \Theta_{\text{old}}).$$

那么 z_{nm} 可以由它的期望 $E(z_{nm} | \mathbf{x}_m, \Theta_{\text{old}})$ 近似表示, 则 z_{nm} 的估计值 \hat{z}_{nm} 为

$$\hat{z}_{nm} = E(z_{nm} | \mathbf{x}_m, \Theta_{\text{old}}) = p(z_{nm} = 1 | \mathbf{x}_m, \Theta_{\text{old}}) = p(n | \mathbf{x}_m, \Theta_{\text{old}}).$$

由贝叶斯理论可以将上式转化为

$$\hat{z}_{nm} = \frac{\pi_n p(\mathbf{x}_m | n, \Theta_{\text{old}})}{\sum_{n=1}^N \pi_n p(\mathbf{x}_m | n, \Theta_{\text{old}})}, \quad (7)$$

E-step 可以理解为不断地根据后验概率 $p(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}})$ 去更新 $E(\mathbf{Z} | \mathbf{X}, \Theta_{\text{old}})$, 进而估计得到 $\hat{\mathbf{Z}}$ 。

M-step 为使得 $L(q, \Theta_{\text{new}})$ 最大, 即使得 $\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})$ 最大, 由 EM 算法的基本理论可得

$$\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}}) = \ln \prod_{m=1}^M \prod_{n=1}^N [\pi_n p(\mathbf{x}_m | \Theta_{\text{new}})]^{z_{nm}}.$$

用 \hat{z}_{nm} 代替 z_{nm} , 带入上式得 $\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})$ 的期望值为

$$E_z[\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})] = \ln \prod_{m=1}^M \prod_{n=1}^N [\pi_n p(\mathbf{x}_m | \Theta_{\text{new}})]^{\hat{z}_{nm}}.$$

即将 $\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})$ 的最大化问题转化为了

期望值最大化的问题,对上式展开得

$$E_z[\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})] = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \hat{z}_{nm} \ln \pi_n - M \ln(2\pi) - M \ln(\sigma_{\text{new}}^2) - \frac{1}{2\sigma_{\text{new}}^2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \hat{z}_{nm} \|\mathbf{x}_m - (\mathbf{B}_{\text{new}} \mathbf{y}_n + \mathbf{t}_{\text{new}})\|^2.$$

$E_z[\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})]$ 直接对 $\mathbf{t}_{\text{new}}, \mathbf{B}_{\text{new}}$ 求偏导,并令结果等于零,可以计算得到 M-step 中新后的 $\mathbf{t}_{\text{new}}, \mathbf{B}_{\text{new}}$, 即

$$\mathbf{B}_{\text{new}} = \mathbf{U}\mathbf{V}^{-1}, \quad (8)$$

$$\mathbf{t}_{\text{new}} = \boldsymbol{\mu}_X - \mathbf{B}_{\text{new}} \boldsymbol{\mu}_Y, \quad (9)$$

式中 $\mathbf{1}_{k \times l}$ 为 $k \times l$ 维全 1 矩阵, $M = \mathbf{1}_{1 \times M} \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{1}_{N \times 1}$, \mathbf{d} (\mathbf{I}) 为以向量 \mathbf{I} 为对角线元素的矩阵, $\mathbf{U} = \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{Y} - \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{1}_{N \times 1} \mathbf{1}_{1 \times M} \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{Y} / M$, $\mathbf{V} = \mathbf{Y}^T \mathbf{d} (\hat{\mathbf{Z}}^T \mathbf{1}_{M \times 1}) \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T \hat{\mathbf{Z}}^T \mathbf{1}_{M \times 1} \mathbf{1}_{1 \times M} \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{Y} / M$, $\boldsymbol{\mu}_X = \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{1}_{N \times 1} / M$, $\boldsymbol{\mu}_Y = \mathbf{Y}^T \hat{\mathbf{Z}}^T \mathbf{1}_{M \times 1} / M$.

$E_z[\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z} | \Theta_{\text{new}})]$ 对 σ_{new}^2 求偏导,并令结果等于零,解得

$$\sigma_{\text{new}}^2 = \frac{1}{2M} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \hat{z}_{nm} \|\mathbf{x}_m - (\mathbf{B}_{\text{new}} \mathbf{y}_n + \mathbf{t}_{\text{new}})\|^2. \quad (10)$$

4.3 外点剔除机制

实际应用中,外点会在式(3)中对目标函数产生干扰,从而影响 EM 迭代配准的精度。为了解决这个问题,文中采用了外点剔除机制,即在迭代过程中判断数据点集中的点的高斯混合概率密度值,如式(1)所示。如果 $p(\mathbf{x}_m) \geq \tau$, \mathbf{x}_m 点予以保留,作为下一次 EM 迭代的数据点;如果 $p(\mathbf{x}_m) < \tau$, \mathbf{x}_m 被判断为外点,予以剔除,该点不参与下一次 EM 迭代,其中 τ 为设定的外点剔除的概率密度阈值。

概率密度阈值 τ 利用数据点集中所有点的概率密度统计分布自适应确定,表示为

$$\tau = \mu_p - k s_p.$$

其中 μ_p 表示所有数据点概率密度的均值, s_p 表示均方差, k 为常系数。

5 配准算法步骤

根据上述算法原理得出配准算法的步骤为:

(1) 利用式(4)~式(6)对两个点集进行归一化处理;

(2) EM 迭代配准参数初始化:

$$\Theta_{\text{old}} = \{\mathbf{B}_{\text{old}} = \mathbf{I}, \mathbf{t}_{\text{old}} = \mathbf{0}, \sigma = 1\}$$

(3) EM 迭代,直到收敛:

(a) E-step: 计算 $\hat{\mathbf{Z}}$

$$\mathbf{y}_n = \mathbf{B}_{\text{old}} \mathbf{y}_n + \mathbf{t}_{\text{old}}, \text{由式(7)计算 } \hat{\mathbf{Z}}.$$

(b) M-step: 求解 $\mathbf{B}_{\text{new}}, \mathbf{t}_{\text{new}}, \sigma_{\text{new}}^2$;

(1) 将 $\hat{\mathbf{Z}}$ 及 \mathbf{X}, \mathbf{Y} 代入式(8)~式(9),解得

$$\mathbf{B}_{\text{new}}, \mathbf{t}_{\text{new}};$$

(2) 将 $\hat{\mathbf{Z}}$ 及 $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{B}_{\text{new}}, \mathbf{t}_{\text{new}}$ 代入式(10),解得

$$\sigma_{\text{new}}^2;$$

(3) 如果 $\sigma_{\text{new}}^2 > \xi$, $\mathbf{B}_{\text{old}} = \mathbf{B}_{\text{new}}, \mathbf{t}_{\text{old}} = \mathbf{t}_{\text{new}}, \sigma_{\text{old}}^2 = \sigma_{\text{new}}^2$; 进行外点剔除,利用保留的 x_m 形成新的 \mathbf{X} ; 转到 E-step。

(4) 如果 $\sigma_{\text{new}}^2 \leq \xi$, 则 $\mathbf{B}_{\text{opt}} = \mathbf{B}_{\text{new}}, \mathbf{t}_{\text{opt}} = \mathbf{t}_{\text{new}}$ 退出 EM 迭代;

则与数据点集 $\hat{\mathbf{X}}$ 配准的经过变换的模板点集为 $\hat{\mathbf{X}}' = \hat{\mathbf{Y}} \mathbf{B}_{\text{tot}}^T + \mathbf{1}_{N \times 1} \mathbf{t}_{\text{tot}}^T$, 其中 $\mathbf{B}_{\text{tot}} = \mathbf{B}_{\text{opt}} l_X / l_Y$, $\mathbf{t}_{\text{tot}} = l_X \mathbf{t}_{\text{opt}} + \bar{\mathbf{x}} - \mathbf{B}_{\text{opt}} \bar{\mathbf{y}} l_X / l_Y$ 。

6 仿真实验及分析

6.1 仿真实验 1

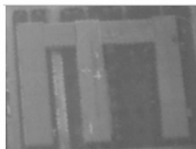
仿真实验 1 数据源如图 1 所示,为红外相机和可见光相机拍摄的地面同一场景的图像,由于相机姿态以及高度不同,使得两图像之间存在一定的仿射变换。

迭代过程中设置的参数为 $\xi = 0.01$, $\tau = 0.03$, $k = 2.5$ 。图 2 给出了迭代配准过程,可以看出,算法能够实现点集的精确配准。算法迭代结果为 $l_X = 39.75$, $l_Y = 30.25$, $\bar{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 47.05 \\ -38.42 \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{y}} =$

$$\begin{bmatrix} 40.32 \\ -28.42 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1.0164 & -0.1414 \\ -0.1414 & 1.0164 \end{bmatrix}, \mathbf{t} =$$

$$\begin{bmatrix} 0.2313 \\ 0.1197 \end{bmatrix}.$$

得到最终的变换参数为 $\mathbf{B}_{\text{tot}} = \begin{bmatrix} 1.3367 & -0.1860 \\ 0.1726 & 1.2824 \end{bmatrix}$, $\mathbf{t}_{\text{tot}} = \begin{bmatrix} -0.1190 \\ -0.4464 \end{bmatrix}$ 。可见,配准结果与仿真实验输入参数精确符合,结合配准结果图像显示了本文算法的有效性。



(a) 红外图像
(a) Infrared image

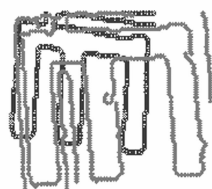
(b) 与(a)对应的边缘图像
(b) Corresponding edge map to Fig. (a)

(c) 可见光图像
(c) Visible image

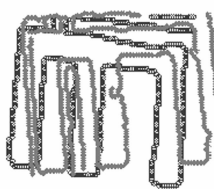
(d) 与(c)对应的边缘图像
(d) Corresponding edge map to Fig. (c)

图 1 仿真实验 1 数据源

Fig. 1 Original images of experiment 1



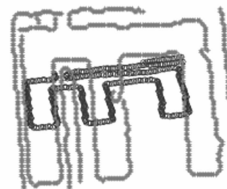
Initialization



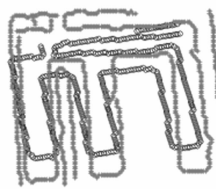
Normalization



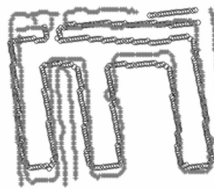
Iteration 1



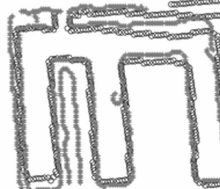
Iteration 11



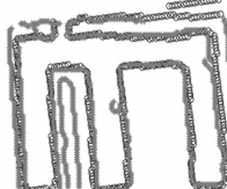
Iteration 21



Iteration 31



Iteration 41



Iteration 55

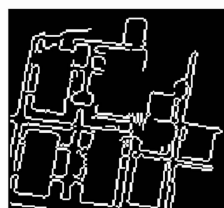
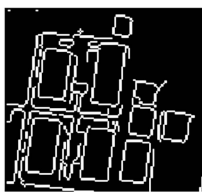
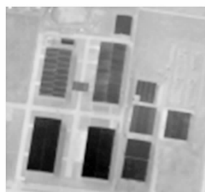
图 2 仿真实验 1 迭代配准过程

Fig. 2 Iteration registration process of experiment 1

6.2 仿真实验 2

仿真实验 2 数据源如图 3 所示,迭代配准过程如图 4 所示。从图 3 可以看出,该场景下的红外与可见光图像的边缘检测结果中存在较多的非同名点。图 4 给出了迭代配准结果,从归一化结

果以及迭代配准结果可以明显看出,圆框内的边缘点由于引入了外点去除机制而被移除,减小了由于物理因素产生的边缘外点对目标函数的干扰,最终达到了精确配准。



(a) 红外图像
(a) Infrared image

(b) 与(a)对应的边缘图像
(b) Corresponding edge map to Fig. (a)

(c) 可见光图像
(c) Visible image

(d) 与(c)对应的边缘图像
(d) Corresponding edge map to Fig. (c)

图 3 仿真实验 2 数据源

Fig. 3 Original images of experiment 2

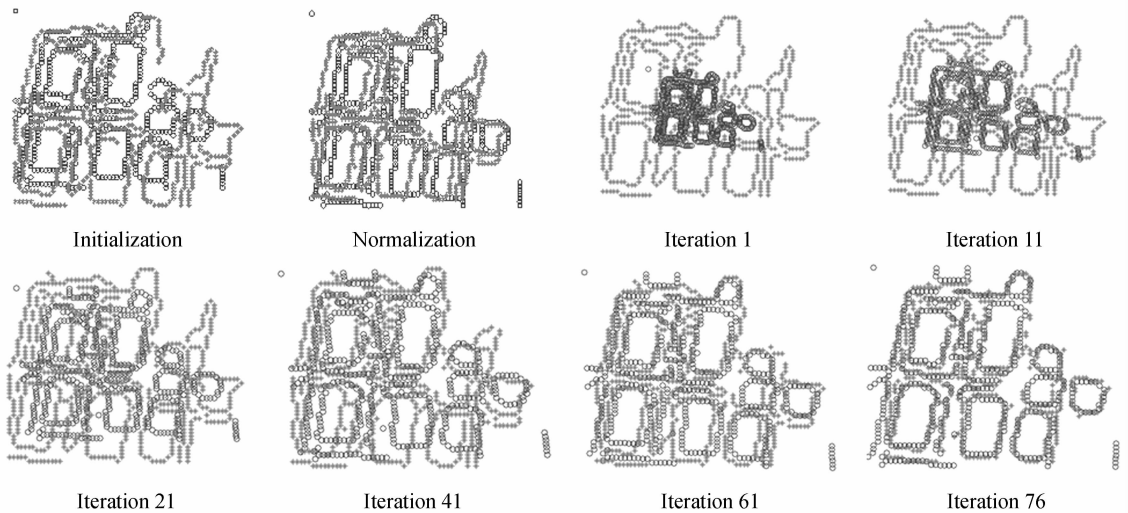


图 4 仿真实验 2 迭代配准过程

Fig. 4 Iteration registration process of experiment 2

7 结 论

本文针对可见光与红外图像的配准问题,提出了基于 EM 迭代的边缘点集配准算法。算法将图像配准转化为边缘点集配准,引入点集配准似然函数以及 EM 优化方法实现了配准参数的 EM 迭代估计。该过程不要求取得配准图像边缘点之间的对应关系,具有较好的全局配准鲁棒性能。同时外点剔除机制较好地解决了外点对于似然函数的干扰问题,最终实现了边缘点集的精

确配准以及仿射变换参数的求解。

对于异源图像配准,如红外与可见光图像的配准、雷达与可见光图像的配准以及雷达与红外图像的配准等,基本上都可以转化为具有不变性的图像特征点的配准,而点特征的配准又可以转化为点集配准。目前,国内外文献中点集配准算法的研究较多,本文尝试性地将点集配准算法引入红外与可见光图像配准之中,取得了比较好的配准性能。后续研究将围绕异源图像点特征的提取、点集配准度量建立以及结合图像多分辨率特性的点集配准三方面展开。

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] 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.
WANG A N, MA C W, LIU SH, *et al.*. Infrared-visual images automatic registration based on corners[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(12): 3328-3332. (in Chinese)
- [3] 冯宇平, 戴明, 孙立悦, 等. 图像自动拼接融合的优化设计[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(2): 471-475.
FENG Y P, DAI M, SUN L Y, *et al.*. Optimized design of automatic image mosaic[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(2): 471-475. (in Chinese)
- [4] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [5] 纪华, 吴元昊, 孙宏海, 等. 结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(2): 339-444.
JI H, WU Y H, SUN H H, *et al.*. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(2): 339-444. (in Chinese)

- [6] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.*. Speeded-up robust features (Surf)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3):346-359.
- [7] 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.
GAO F, WEN G J, LV J J. An optimal algorithm for IR/Visual image registration based on main-line-pairs[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(6):1014-1021. (in Chinese)
- [8] COIRAS E, SANTAMARIA J, MIRAVET C. Segment-based registration technique for visual-infrared images[J]. *Optical Engineering*, 2000, 39(1): 282-289.
- [9] BESL P J, MCKAY N. D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2):239-256.
- [10] LUO B, HANCOCK E R. A unified framework for alignment and correspondence[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 92(1): 26-55.
- [11] ANDRIY M, XUBO S. Point set registration; coherent point drift[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(12):2262-2275.

作者简介:



聂宏宾(1981—),男,河北唐山人,博士研究生,主要从事红外遥感图像处理特征检测与配准方面的研究。E-mail: hit_nhb@126.com



侯晴宇(1982—),男,黑龙江绥化人,博士研究生,主要从事红外图像处理、红外目标检测与跟踪方面的研究。E-mail: houqingyu@126.com



赵明(1982—),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士研究生,主要从事图像复原与遥感图像处理等方面的研究。E-mail: eachzhao@126.com



张伟(1962—),男,黑龙江牡丹江人,教授,博士生导师,主要从事空间光学与遥感等方面的研究。E-mail: wzhang@hit.edu.cn