

## 引入外点剔除机制的双波段红外图像的配准

张宏伟, 樊祥, 朱斌, 施展

(脉冲功率激光技术国家重点实验室(电子工程学院), 安徽 合肥 230037)

**摘要:** 为实现双波段红外图像的精确配准, 针对云层背景红外光谱辐射特性不一致、采用不同传感器等原因导致大量外点存在的情况, 提出了一种引入外点剔除机制的异源图像配准方法。先利用稠密 SIFT 流对外点进行鲁棒性估计, 然后以归一化相关系数作为代价函数, 采用基于梯度的方法实现了双波段红外图像的精确配准。实验结果显示, 通过剔除外点的方法, 能使配准参数快速收敛于全局最优, 对相关性较差的双波段红外图像仍能保持较高的配准精度。

**关键词:** 双波段; 图像配准; SIFT 流; 外点剔除; 全局最优

**中图分类号:** TN391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)S-0023-06

## Dual-band infrared image registration with the introduction of outliers rejection mechanism

Zhang Hongwei, Fan Xiang, Zhu Bin, Shi Zhan

(State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology(Electronic Engineering Institute), Hefei 230037, China)

**Abstract:** Considering the existence of a large number of outliers caused by the difference of infrared spectral radiation properties of cloud background and using different sensors, a new multi-modal registration method with the introduction of outliers rejection mechanism was proposed in order to realize the accurate registration of dual band infrared images. First, outliers was robustly estimated by computing dense SIFT flow. Then, through gradient based framework with the cost function of normalized correlation coefficient the accurate registration of dual band infrared images was achieved. Experimental results show that the registration parameters can converge to the global optimization fleetly after the rejection of outliers, and the algorithm can still maintain high registration accuracy to dual band infrared images with poor correlation.

**Key words:** dual-band; image registration; SIFT flow; outliers rejection; global optimization

收稿日期: 2015-10-13; 修订日期: 2015-11-14

基金项目: 安徽省自然科学基金(1308085QF122)

作者简介: 张宏伟(1990-), 男, 硕士生, 主要从事红外图像处理方面的研究。Email: zhw25055@163.com

导师简介: 樊祥(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电对抗方面的研究。Email: FanxiangLXL@163.com

## 0 引言

目前,国内外的红外搜索跟踪系统(IRST)都在朝着由单波段向多波段发展。由于不同目标的红外辐射特性不同,有时采用单波段的 IRST 难以到达预期结果,而利用多波段数据融合,可以充分利用多波段图像之间的冗余信息和互补信息,获得比单幅图像更多的信息量。同时,由于不同波段红外图像之间相关性差,给图像配准带来了很大的难度。

针对多源图像配准问题,有不少人提出了各自的解决办法。一种是基于区域的方法:Kim<sup>[1]</sup>利用异源图像间灰度强度与边缘方向的联系来对可见光与红外图像进行配准,李壮<sup>[2]</sup>提出了基于空间子区一致性的异源图像配准方法等。基于区域的方法的缺陷是随着变换模型的复杂化,算法的复杂度将大大增加;另一种是改进的基于特征的方法:针对图像的结构和纹理信息提取相应的特征,如相位一致性的方法<sup>[3]</sup>、有限边缘链<sup>[4]</sup>等,此类方法存在边缘提取不能精确定位等问题。

## 1 外点对图像配准的影响

针对中波和长波红外图像,除了传感器成像机理不一致导致地面建筑和景物背景成像效果不一样外,背景的光谱辐射特性造成的成像差异性更为显著,如存在云层的天空背景。

在这里,用图像的外点来表示参考图像与待配准图像中一些特定的点,这些点附近的小面积区域灰度差异较大,其灰度差异性可以用归一化相关系数(NCC)来衡量,如图 1 所示。实线框对应的区域为

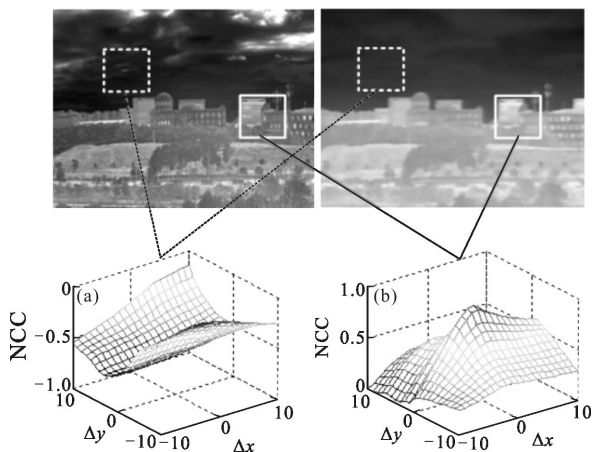


图 1 双波段红外图像的对比

Fig.1 Comparison of dual band infrared image

相似区,虽然相关曲面相对平缓,但相关峰值依然存在,可以用作图像配准时有用信息。而虚线框对应的区域不存在相关性,其相关系数已经变成了负值。

双波段红外图像由于相关性差,可以利用的相似特征较少,特征结构很难精确定位,导致基于特征的方法配准精度较低。而基于区域的方法由于采用全局优化策略,配准精度相对较高。但现有的基于区域的配准算法都是直接对整幅图像进行运算,由于外点的存在往往使得目标函数不再收敛,致使基于区域的方法不再适用于双波段红外图像配准。因此文中提出了一种引入外点剔除机制的图像配准算法,实验也证明了剔除那些不相关性点之后,采用梯度下降方法目标函数能够重新收敛。为了提高算法对图像亮度、对比度的鲁棒性,目标函数采用归一化的相关系数。由于该方法采用剔除外点之后的全局优化策略,因此算法在鲁棒性和配准精度上具有优良的特性。

## 2 改进的双波段红外图像配准算法

改进的双波段红外图像配准算法主要分为两部分:外点剔除和配准参数求解,如图 2 所示。外点剔除通过获取图像的稠密 SIFT 流来分析图像小面积区域的相关特性,从而求得置信点集;配准参数的求解采用基于梯度下降的方法,梯度下降的方法更适合于投影变换模型参数的求解,收敛速度快。

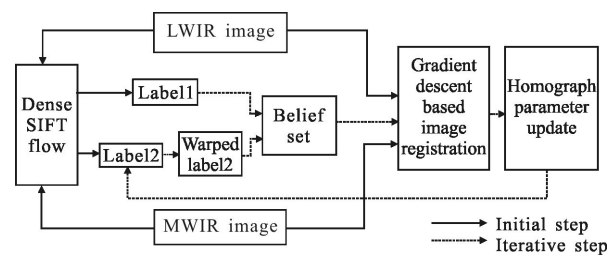


图 2 双波段红外图像配准流程图

Fig.2 Flow chart of registration of dual band infrared image

### 2.1 外点的鲁棒性估计

为了区分外点和置信点,需要寻找中波和长波图像之间各像素之间的对应关系,稠密 SIFT 流就是这种关系一种体现。

#### 2.1.1 图像特征的提取

Lowe<sup>[5]</sup>最早提出基于 SIFT 的图像配准方法,SIFT 描述子是对特征点附近领域内高斯图像梯度

统计结果的一种表示,既包含特征点的提取,又包含描述子的生成。在这里,只用到特征矢量生成部分。将每个像素的邻域划分为  $4 \times 4$  的子区域,再将每个子区域的梯度方向划分为 8 个方向范围,这样就得到了每个像素 128 维的 SIFT 特征矢量。

### 2.1.2 特征点匹配策略的选取

由于直接对每个像素点寻找对应关系十分耗时,所以运用 DSP(deformable spatial pyramid)<sup>[6]</sup>匹配算法来提高配准的速度和精度。DSP 匹配算法是一种区别于传统多分辨率金字塔的稠密像素匹配算法,这种金字塔从完整的图像,到粗网格空间,再到单个像素,通过同时规范多空间范围的匹配一致性来寻求最优匹配。

整个金字塔的建立过程,如图 3 所示。第一行为待配准图像的 3 层空间金字塔分解,将整幅图像作为第一层,然后二等分得到第二层的 4 个网格细胞,接着再二等分到第三层,整个图像被划分成了 16 个网格细胞,每个网格细胞作为一个节点,总共 21 个节点。第二行表示每个节点在参考图像中给定搜索范围内的匹配位移,最后再进行像素级的匹配。

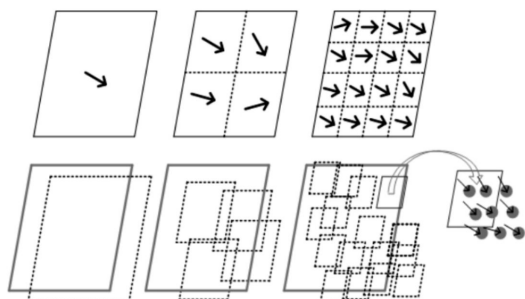


图 3 DSP 匹配方法示意图

Fig.3 Sketch of DSP matching method

DSP 算法将每个节点匹配位移的确定归结于两个方面的约束:该节点所包含的所有像素的 SIFT 描述子欧式距离之和最小、每个节点的位移方向应该与同一层相邻节点以及父节点的方向保持一致性。设  $p_i=(x_i, y_i)$  为节点  $i$  的空间位置,  $t_i=(u_i, v_i)$  为节点  $i$  相对于参考图像的位移,约束条件转化为代价函数即为:

$$E(t)=\sum_i D_i(t_i)+\alpha \sum_{ij \in N} V_{ij}(t_i, t_j) \quad (1)$$

式中:  $D_i$  为数据项;  $V_{ij}$  为平滑项;  $\alpha$  为权重系数;  $N$  表示通过网格边缘连接的节点对,其中还包括不同层

之间的连接。

数据项  $D_i$  表示节点  $i$  通过平移  $t_i$  后,节点内所有像素的 SIFT 特征描述子的平均距离:

$$D_i(t_i)=\frac{1}{z} \sum_q \min(\|d_1(q)-d_2(q+t_i)\|_1, \lambda) \quad (2)$$

式中:  $d_1, d_2$  分别表示 SIFT 特征描述子;  $q$  表示节点  $i$  内的描述子坐标;  $z$  为描述子个数。为了提高算法的鲁棒性,增加阈值  $\lambda$  对距离进行截断。

### 2.1.3 置信点的估计

通过前面两个步骤得到中波和长波图像的稠密 SIFT 流后,通过比较对应像素点的匹配代价,来区分该点是属于置信点还是外点,置信点的集合定义为:

$$\Omega=\{q' \mid \|d_1(q')-d_2(q'+t')\|_1 < T_1\} \quad (3)$$

式中:  $q'$  为待配准图像的像素坐标;  $t'$  为对应的匹配位移;  $T_1$  为一经验阈值,较大的阈值将使估计的置信点集偏大,较小的阈值可能把相似点划归为内点剔除,因此阈值的选取需要依据所配准的图像来确定。

## 2.2 投影变换模型的迭代求解

基于梯度的方法主要应用在单模图像配准中,对于多模图像的配准不再适用,文中通过引入外点剔除机制,成功的将基于梯度的方法应用到了双波段红外图像的配准。

### 2.2.1 逐步求精的配准过程

设  $I_r(x), I_w(y)$  分别表示参考图像和待配准图像,其中  $x=[x_1, x_2]^T, y=[y_1, y_2]^T$  为对应图像中像素点的坐标,  $p^i=[p_1^i, \dots, p_N^i]^T$  为模型参数的第  $i$  次迭代值,  $y^i=\phi(x; p^i)$  表示根据模型参数  $p^i$  得到的待配准图像变换后的坐标。配准参数的迭代过程可以表示为  $p^{i+1}=p^i+\Delta p$ ,其中  $\Delta p$  表示扰动项。

在迭代进行之前,首先利用以上置信点的估计方法获得待配准图像的置信点集  $\Omega_1$ ,参考图像的置信点集  $\Omega_2$  可以根据匹配位移  $t_i$  计算得到。刚开始时,由于两幅图是失配的,因此  $\Omega_2$  经过投影变换后并不是与  $\Omega_1$  完全重叠,因此取它们的交集作为迭代时的作用域:

$$\Omega_{\text{belief}}^i=\Omega_1 \cap \phi(\Omega_2; p^i) \quad (4)$$

随着迭代的进行,  $p^i$  将越来越接近于准确值,  $\Omega_{\text{belief}}^i$  包含的像元个数也跟着逐步增加,配准的精度将不断提高。

### 2.2.2 移动步长 $\Delta p$ 的计算

基于梯度的方法最重要的是移动步长  $\Delta p$  的计

算,计算方法依据选取目标函数的不同而不同,如 Lucas-Kanade 改进的光流算法,但该算法容易陷入局部最优,且对亮度变化敏感,不适合多源图像的配准。Georgios<sup>[7]</sup>基于归一化互相关系数推导了  $\Delta p$  的另一种计算方法。

设  $\bar{i}_r, \bar{i}_w(p)$  分别为参考图像和待配准图像经过投影变换后的像素值,已减去了各自的均值。那么归一化相关系数就可以表示为:

$$\rho(p) = \frac{\bar{i}_r^T \bar{i}_w(p)}{\|\bar{i}_r\| \cdot \|\bar{i}_w(p)\|} = \frac{\hat{i}_r^T \bar{i}_w(p)}{\|\bar{i}_w(p)\|} \quad (5)$$

通过一阶泰勒展开,待配准图像变换后的像素值可以表示为:

$$I_w(p^{i+1}) \approx I_w(p^i) + [\nabla_y I_w(p^i)]^T \frac{\partial \phi(x; p^i)}{\partial p} \Delta p = I_w(p^i) + G(p^i) \Delta p \quad (6)$$

与光流法类似,其中  $G(p^i)$  表示变换模型的雅戈比矩阵。代入公式(5)并省去  $p^i$  简化书写得到:

$$\rho(p) \approx \rho(\Delta p | p^i) = \frac{\hat{i}_r^T \bar{i}_w + \bar{G}(p^i) \Delta p}{\|\bar{i}_w(p^i) + \bar{G}(p^i) \Delta p\|} = \frac{\hat{i}_r^T \bar{i}_w + \hat{i}_r^T \bar{G} \Delta p}{\sqrt{\|\bar{i}_w\|^2 + 2 \hat{i}_r^T \bar{G} \Delta p + \Delta p^T \bar{G}^T \Delta p}} \quad (7)$$

式中:  $\bar{G}(p^i)$  和  $\bar{i}_w(p^i)$  为  $G(p^i), i_w(p^i)$  相对应的零均值形式。设  $P_G = \bar{G}(\bar{G}^T \bar{G})^{-1} \bar{G}^T$ , 参考文献[7]已证明,目标函数取得最大值的条件是:

当  $\hat{i}_r^T \bar{i}_w > \hat{i}_r^T P_G \bar{i}_w$  时,

$$\Delta p = (\bar{G}^T \bar{G})^{-1} \bar{G}^T \left\{ \frac{\|\bar{i}_w\|^2 - \hat{i}_r^T P_G \bar{i}_w}{\hat{i}_r^T \bar{i}_w - \hat{i}_r^T P_G \bar{i}_w} \hat{i}_r - \bar{i}_w \right\} \quad (8)$$

当  $\hat{i}_r^T \bar{i}_w \leq \hat{i}_r^T P_G \bar{i}_w$  时,

$$\Delta p = (\bar{G}^T \bar{G})^{-1} \bar{G}^T \{ \lambda \hat{i}_r - \bar{i}_w \} \quad (9)$$

其中  $\lambda = \max \left\{ \sqrt{\frac{\hat{i}_r^T P_G \bar{i}_w}{\hat{i}_r^T P_G \hat{i}_r}}, \frac{\hat{i}_r^T P_G \bar{i}_w - \hat{i}_r^T \bar{i}_w}{\hat{i}_r^T P_G \hat{i}_r} \right\}$ , 雅戈比矩

阵的求解采用更具一般性的投影变换模型  $p = (h_{00}, h_{01}, \dots, h_{21})$ , 对于图中的每个像素  $x = [x_1, x_2]^T, y = [y_1, y_2]^T$  有:

$$\frac{\partial \phi(x; p)}{\partial p} = \frac{1}{D} \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -y_1 x_1 & -y_1 x_2 \\ 0 & 0 & 0 & x & y & 1 & -y_2 x_1 & -y_2 x_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中  $D = h_{20} x_1 + h_{21} x_2 + 1$ 。该方法是在单模图像配准的基础上提出来的,对于双波段红外图像,由于外点的存在导致归一化相关系数变为负值,不再具有收敛性质,因此之前的外点剔除十分必要。

### 2.3 算法的复杂度分析以及加速方法

整个算法的计算量主要在于:(1)对每个可能的位移计算 SIFT 距离和匹配位移的确定,复杂度分别为  $O(nlm)$  和  $O(nl^2)$ , 其中  $n, m$  为提取 SIFT 描述子的个数和维度,  $l$  为搜索范围;(2)配准参数的迭代优化,复杂度为  $O(IKN)$ ,  $I, K, N$  分别为迭代次数、置信点的数量和配准参数的个数。

为了提高算法的运算速度,在实际计算过程中采用了一些进步降低算法复杂度的方法。如:运用 PCA 方法将 SIFT 描述子维数  $m$  从 128 维降低到 20 维;在匹配位移优化过程中采用置信传播算法 (Belief Propagation, BP)<sup>[8]</sup>, 将复杂度由原来的  $O(nl^2)$  降到  $O(nl)$ ;配准阶段采用由粗到精多分辨率金字塔的方法来减少迭代次数  $I$ 。


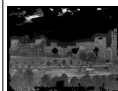
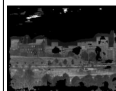



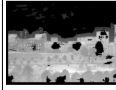
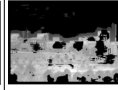
## 3 实验结果与分析

文中的实验是在 Windows7 下利用 Matlab R2013b 编程进行的,中波红外采用制冷型 HgCdTe 探测器,工作波段,分辨率  $320 \times 256$ ;长波红外采用非晶硅探测器,工作波段  $3.7 \sim 4.8 \mu\text{m}$ ,分辨率  $640 \times 480$ ;由于两者的分辨率不同,所以配准前对长波图像进行了降采样处理。SIFT 特征描述子的提取使用了 VLFeat<sup>[9]</sup> 工具箱,取点间隔为 4 个像素。

通过计算中波和长波的稠密 SIFT 流,利用公式(3)来对外点进行估计,表 1 显示的是采用不同阈值对外点进行剔除的结果。

表 1 使用不同阈值对外点进行剔除的结果

Tab.1 Results of outliers rejection using different threshold

	Original image	Threshold		
		$T_1=200$	$T_1=175$	$T_1=150$
MWIR				
LWIR				

图中的黑色部分表示已经剔除的外点,可以看到,中波和长波红外图像差异最大的天空背景得到了很好的剔除。同时,随着阈值  $T_1$  取值的逐渐减小,剔除的外点数量随之增加。下面进步仿真分析了文中算法的可行性以及阈值选取对配准效果的影响。

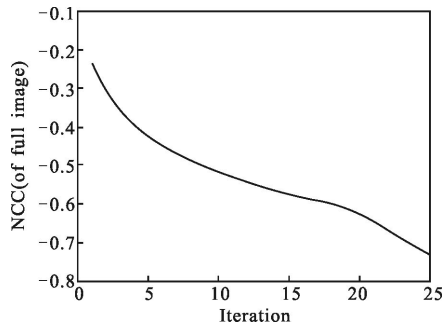


图 4 未剔除外点时的迭代过程

Fig.4 Iterative process without outliers rejection

图 4 显示的是采用公式(7)所示的归一化相关系数为代价函数,未采用外点剔除机制时,NCC 随迭代进行的变化曲线。可以看到由于外点的存在致使 NCC 变为了负值,导致图像配准失败。通过采用外点剔除机制后,置信点集的 NCC 重新回到正值,图 5、图 6 显示了针对不同阈值采用改进的算法,NCC 与 MI 随迭代进行的变化。

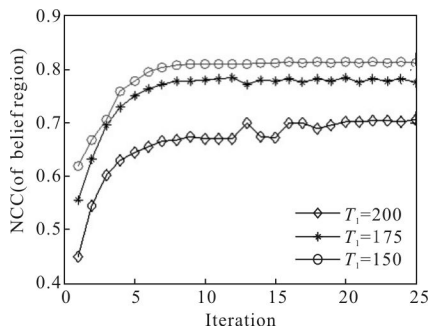


图 5 NCC 随迭代进行的变化

Fig.5 NCC as a function of iterations

从图 5 可以看到,随着迭代的进行,NCC 逐渐增加并最终收敛于一稳定值,配准参数最终得到了全局优化,实现了基于梯度的方法在双波段图像配准中的成功运用。为了说明不同阈值对配准精度的影响,以互信息作为相似性度量标准进行了评估,结果如图 6 所示。可以看到随着阈值的增大,配准精度逐渐增加。但阈值不能取得太大,因为阈值越大引入的外点越多,最终因为外点的干扰使目标函数不再收敛。

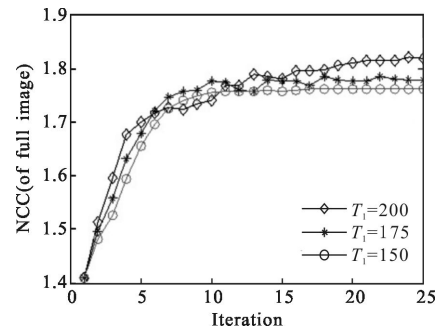


图 6 MI 随迭代进行的变化

Fig.6 MI as a function of iterations

图 7 是分别采用 SIFT 方法、基于边缘方向直方图描述子(EOH)<sup>[10]</sup>的方法与文中方法进行的配准精度对照实验。从图中可以看到,对于存在较多外点的双波段红外配准,文中方法的配准精度要优于其它两种算法,这是因为文中方法继承了基于区域的方法配准精度高的优良特性。

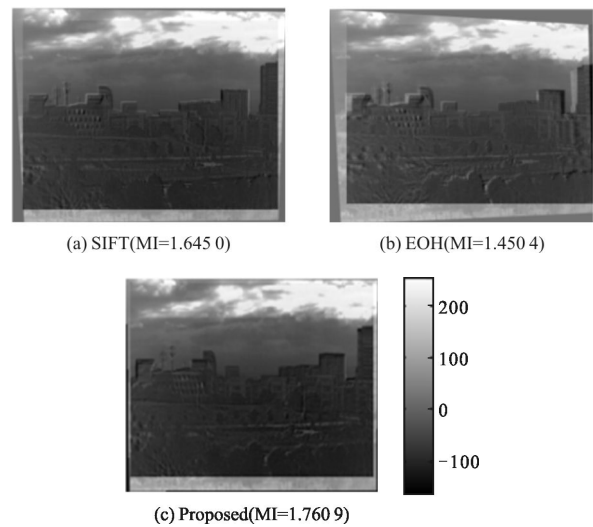


图 7 配准精度的对比

Fig.7 Comparison of registration accuracy

## 4 总结

针对双波段红外图像云层背景辐射特性不一致、采用的传感器成像机理不相同等原因导致大量外点存在的情况,提出了一种基于稠密 SIFT 流的外点估计方法,通过外点剔除后,实现了基于梯度的方法在双波段红外图像配准的运用。实验结果表明,改进的算法做到了对外点的鲁棒性估计,在迭代过程中配准参数能快速收敛于全局最优,具有较好的鲁棒性和较高的配准精度,验证了算法的有效性。

## 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] Li Zhuang. Research on key technologies of multi-sensor images matching [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (in Chinese)  
李壮. 异源图像匹配关键技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2011.
- [3] Zhao Chunyang, Zhao Huaici, Zhao Gang. Heterogenous image matching method based on phase congruency [J]. *Laser & Infrared*, 2014, 44(10): 1174-1178. (in Chinese)  
赵春阳, 赵怀慈, 赵刚. 基于相位一致性的异源图像匹配方法[J]. *激光与红外*, 2014, 44(10): 1174-1178.
- [4] Xie Hui. Multi-source image registration system and hardware realization [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012: 55-68.(in Chinese)  
谢辉. 多源图像配准系统及硬件实现[D]. 上海: 上海交通大学, 2012: 55-68.
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [6] Jaechul Kim, Ce Liu, Fei Sha, et al. Deformable spatial pyramid matching for fast dense correspondences [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2013.
- [7] Georgios D Evangelidis, Emmanouil Z Psarakis. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(10): 1-8.
- [8] Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Efficient belief propagation for early vision[J]. *IJCV*, 2006, 70(1): 41-54.
- [9] VLFeat Open Source Library. <http://www.vlfeat.org/>.
- [10] Aguilera C, Barrera F, Lumbreras F, et al. Multispectral image feature points [J]. *Sensors*, 2012, 12(9): 12661-12672.