

基于模态转换结合鲁棒特征的红外图像和可见光图像配准

杨冰超¹, 王鹏^{2*}, 李晓艳², 李亮亮², 曹小芳³

¹西安工业大学兵器科学与技术学院, 陕西 西安 710021;

²西安工业大学电子信息工程学院, 陕西 西安 710021;

³兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对红外图像和可见光图像配准过程中模态和尺度差异影响下特征点难配准的问题, 提出了一种基于模态转换结合鲁棒特征的红外图像和可见光图像配准算法。首先, 利用生成对抗网络从可见光图像中生成相应的伪红外图像; 其次, 通过加速鲁棒特征 (SURF) 算法提取红外图像的特征点位置信息结合改进的鲁棒特征描述子 (PIIFD) 实现特征描述; 然后, 基于 Hilbert 空间重构的核方法, 建立了单高斯鲁棒点匹配模型, 在存在异常值的情况下估计映射; 最后, 采用加权最小二乘法估计变换类型实现图像配准。实验结果表明, 与其他算法相比, 所提算法可提高红外图像和可见光图像尺度差异大情况下的配准精度, 有效配准率达到 96% 且鲁棒性强。

关键词 图像处理; 图像配准; 鲁棒点匹配; 特征提取; 生成式对抗网络

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0410013

Infrared and Visible Light Image Registration Based on Modal Conversion and Robust Features

Yang Bingchao¹, Wang Peng^{2*}, Li Xiaoyan², Li Liangliang², Cao Xiaofang³

¹School of Ordnance Science and Technology, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710021, China;

²Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710021, China;

³School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract Aiming at the problem of difficult registration of feature points under the influence of modal and scale differences in the process of infrared image and visible image registration, an infrared image and visible image registration algorithm based on modal transformation and robust features is proposed. First, the generation adversarial network is used to generate the corresponding pseudo infrared image from the visible image; second, the position information of feature points in infrared image is extracted by accelerated robust feature (SURF) algorithm, and the feature description is realized by improved robust feature descriptor (PIIFD); then, based on the kernel method of Hilbert space reconstruction, a single Gaussian robust point matching model is established to estimate the mapping in the presence of outliers; finally, the weighted least square method is used to estimate the transformation type to realize image registration. The experimental results show that compared with other algorithms, the proposed

收稿日期: 2021-03-08; 修回日期: 2021-03-27; 录用日期: 2021-04-02

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(62031021, 61671362)、陕西省科技厅重点研发计划(2019GY-022)、西安市科技计划项目(2020KJRC0037)、西安市未央区科技计划项目(201923)、西安工业大学校长基金面上培育项目(XGPY200217)

通信作者: *wp_xatu@163.com

algorithm can improve the registration accuracy in the case of large scale difference between infrared image and visible image, the effective registration rate is 96% and has strong robustness.

Key words image processing; image registration; robust point matching; feature extraction; generative adversarial network

1 引言

图像配准技术在军事侦查、视频监控、遥感信息融合等领域^[1-3]有重要应用。图像融合技术可以突出目标信息,增强对场景的理解,从而提高多传感器融合系统感知目标的能力。但是如果没有对异源传感器的图像进行精确的配准,图像融合的质量会降低。图像配准^[4-5]根据图像空间和灰度变化,找到两幅图像中同一位置点的对应关系,即为数字图像寻找一幅图像到另一幅图像对应点的最佳空间位置变换。因为红外和可见光所处波段并不相同,所以红外图像和可见光图像间差异较大,并且两种图像非线性差异显著,导致红外和可见光图像配准难度较大。因此关于精准、快速、鲁棒性较强的红外图像和可见光图像配准方法的研究意义深远。

现有的图像配准方法主要为基于区域的方法和基于特征的方法。基于区域的方法首先在待配准图像中定义模板,然后使用不同种类的相似性度量,包括互信息^[6]、归一化互相关系数^[7]和交叉累积剩余熵^[8],在参考图像中搜索最佳对应关系。基于区域的方法已被广泛用于配准具有强度差异的多模态图像。然而,这些方法在面对模态差异大的红外可见光时,可能导致局部出现极值,并且具有较高计算负荷^[9]。与基于区域的方法相比,基于特征的方法可以通过建立可靠的特征匹配解决尺度差异和旋转差异。基于特征点的多传感器图像配准问题,已有不少学者开展了关于对异源图像提取相同或相似特征的研究,其中一部分学者对传统同源图像配准算法进行改善,使得尺度不变特征变换(SIFT)、加速鲁棒特征(SURF)等特征可以适应不同传感器之间图像像素灰度值的明显差异。文献[10]利用自适应阈值获取 Harris 角点,通过梯度信息构造相似性度量函数提高配准率,但阈值的范围会对结果产生很大影响。此外,一些学者利用边缘信息来克服不同传感器成像的差异。文献[11]提出基于显著性梯度的归一化互信息算法,该算法在红外图像视觉显著性检测的基础上,强化显著性区域的边缘梯度,然后将显著性梯度信息和归一化互信息结合作为配准的测度函数;文献[12]在 Canny 边缘的基础上保留高曲率特征点,利用改进的相似三

角形匹配法实现匹配,但 Canny 边缘会受到异源图像灰度差异的影响;文献[13]利用上下文感知获得显著性图后再提取 FAST 角点,提高了配准率,但得到的显著性图都存在一定的模糊,对后续的特征提取和匹配有影响。

本文针对红外图像和可见光图像模态差异大、尺度变化大情况下难配准的问题,结合生成式对抗网络(GAN)在可见光图像模态转换后得到的红外光谱信息对提取模态特征点十分重要的作用,提出了一种基于模态转换结合改进鲁棒特征的红外图像与可见光图像配准算法。首先利用 GAN 从可见光图像中生成相应的伪红外图像,然后提取生成的红外图像和原红外图像的模态独立特征点,最后通过建立可靠匹配模型实现图像配准。实验结果表明,与现有的算法相比,所提算法具有较好的效果。

2 所提算法原理

2.1 基于 GAN 结合改进 SURF 的红外图像和可见光图像配准

由于模态差异及不同传感器的成像比例不一致,红外图像与可见光图像配准难度大。传统的红外图像和可见光图像配准算法主要使用相同的特征检测算子提取不同模态的独立特征,并通过不断地改进算子以提高在不同模态上的特征检测性能,但传统算法无法提取到大量高度可重复的特征点,且特征匹配过程中存在大量的离群值。因此,选取数量充足且稳定的特征点,并实现准确的配准,是提高红外图像和可见光图像配准精度的关键。为了解决这个问题,提出了一种基于模态转换结合改进鲁棒特征的红外图像和可见光图像配准算法,具体流程如下。

1) GAN 模态转换。所提算法基于 GAN 将给定的可见光图像转换为伪红外图像,使用图像生成来实现模态转换,以减小可见光图像与红外图像光谱的差异性,进而在近似模态进行图像配准。

2) 改进 SURF 提取算法。SURF 用于检测模态转换后两者稳定的关键点的数量。在待配准的数据中,数量适中且相对稳定的关键点可降低对应点匹配的复杂度及配准的计算量。

3) 建立鲁棒点匹配模型。基于核 Hilbert 空间

重构的方法,建立了单高斯鲁棒点匹配模型,将关键点之间的关系矩阵一一映射并剔除离群值,以实现关键点的匹配,为后期变换参数估计提供准确的关键点对应关系。

4) 变换估计与配准。经过关键点匹配关系后,使用加权最小二乘法估计几何变换的参数,实现多种如刚性、仿射和二次多项式变化。图 1 为所提算法流程图。

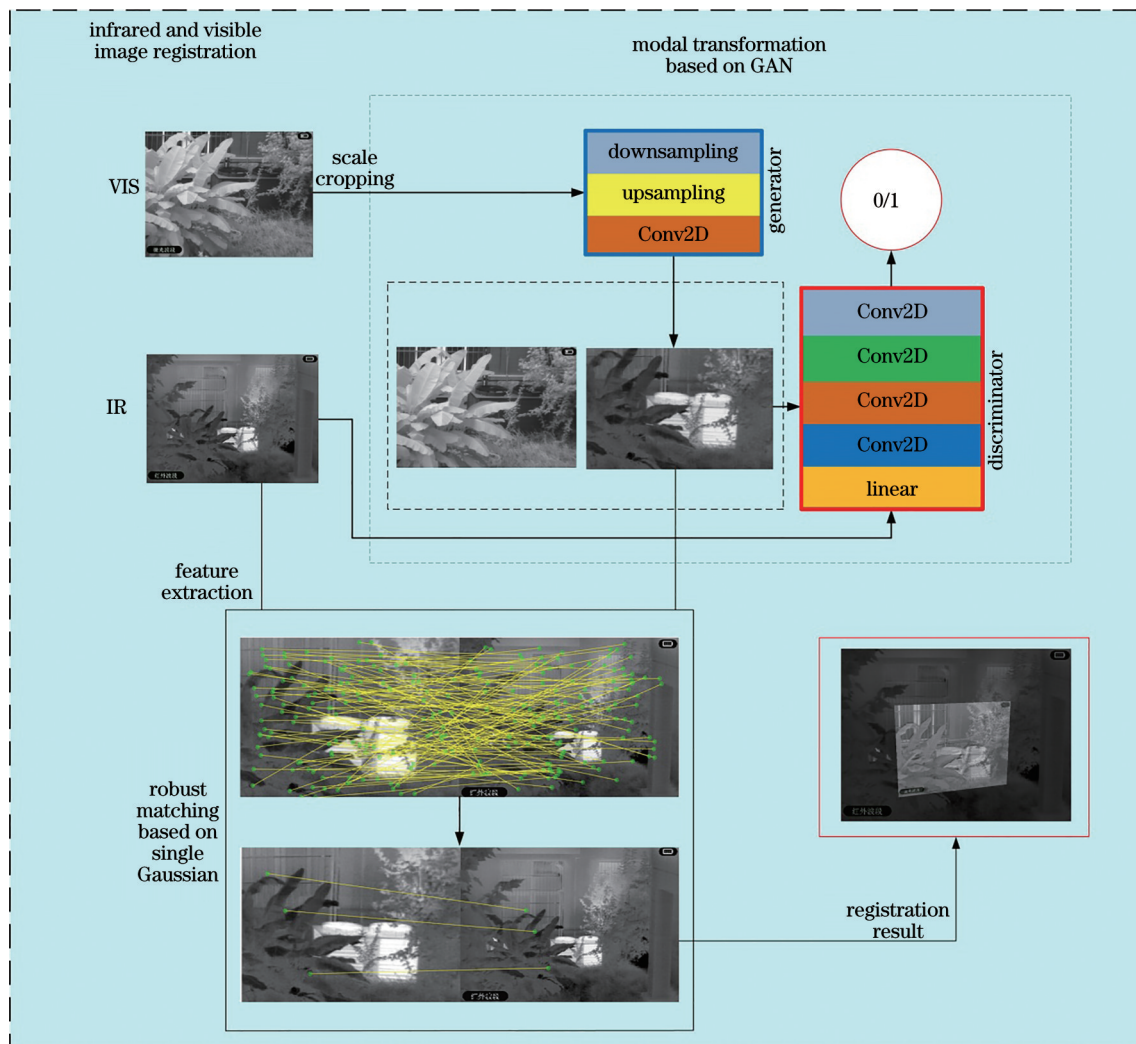


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2.2 基于生成对抗网络的模态转化

2.2.1 模型的结构框架

基于生成式对抗网络将给定的可见光图像转换为伪红外图像。训练过程的结构框架如图 1 中基于 GAN 的伪模态转化框图所示。首先,将可见光图像 I_V 作为条件 C 输入到发生器 G 中以生成伪红外图像 I_{RG} ; 然后,判别器 D 对真实红外图像 I_R 、生成的红外图像 I_{RG} 进行识别; 最后,通过不断的更新,生成的红外图像更加接近真实的红外图像,包含了更多的热辐射信息。

2.2.2 网络结构

在网络模型中,生成器 G 由 3 部分卷积神经网络

(CNN) 组成,包含一个用于卷积的下采样组件、用于反卷积的上采样组件和一个 tanh 激活组件,如图 2 所示。用于卷积的下采样组件包含 7 个卷积块,除了第 1 块外,每块都包含一个卷积层和一个 LeakyReLU 激活层。上采样组件也包含 7 个卷积块。卷积层采用 4×4 大小的滤波器核,步长为 2,填充“相同”。判别器 D 的网络结构包含一个四层 CNN 和一个完全连接的线性层,如图 3 所示。前四个卷积层使用 3×3 滤波器,步长为 2,无填充,LeakyReLU 激活层,最后一个完全连接的层用于分类。实验结果如图 1 所示。

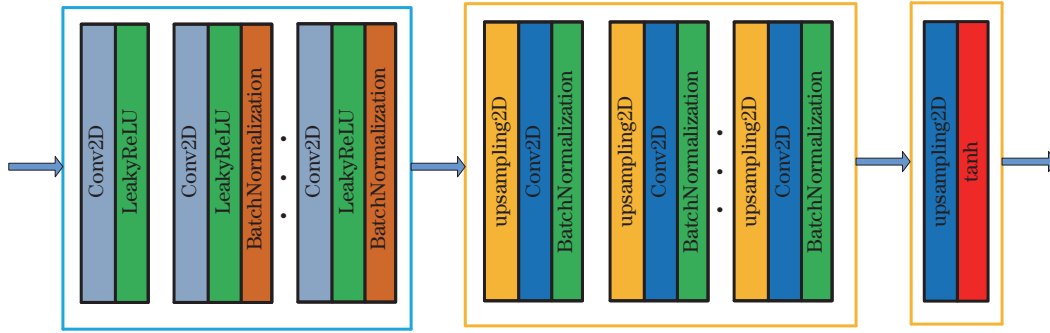


图 2 生成器 G 的网络结构

Fig. 2 Network structure of generator G

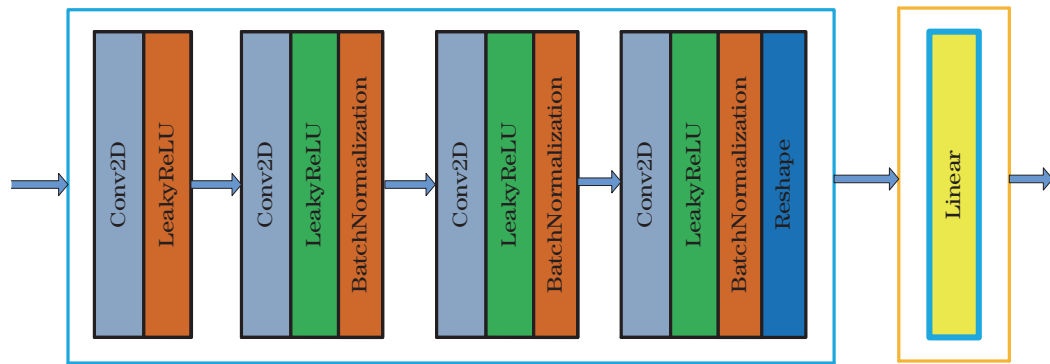


图 3 鉴别器 D 的网络结构

Fig. 3 Network structure of discriminator D

2.2.3 损失函数

所提算法的损失函数由两个部分组成,即发生

器 G 的损失函数 L_G 和判别器 D 的损失函数 L_D 。发

生器 G 的损失函数 L_G 为

$$L_G = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log \{1 - D[G(I_V^n, z)]\} + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|I_G^n - G(I_V^n, z)\|_1, \quad (1)$$

式中:第 1 项表示发生器 G 和判别器 D 之间的对抗性损失;第 2 项表示输入可见光图像和输出红外图像之间结构相似性的损失。

判别器 D 的损失函数 L_D 为

$$L_D = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [D(I_R^n) - b_2]^2 + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [D(I_{RG}^n) - a_2]^2 + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [D(I_G^n) - d_2]^2, \quad (2)$$

式中:第 1 项表示可见光图像的分类结果;第 2 项表示真实红外图像的分类结果;第 3 项表示生成的伪红外图像的分类结果。

2.3 改进加速鲁棒特征提取算法

2.3.1 SURF 检测局部特征

SURF 算法^[14]是一种快速、鲁棒的特征提取算法,该算法的优良特性只适用于同模态图像特征提取,对红外图像和可见光图像的检测效果不佳。因此,所提算法只利用特征检测器提供关键点的位置,然后结合改进 PIIFD 特征描述子进行特征点量

化。SURF 特征点检测器基于积分图像^[15]、Hessian 矩阵^[16]和尺度空间理论。SURF 的核心思想是通过 Hessian 矩阵的最大行列式来检测候选特征点。令图像 I 中的任意点 a 的坐标为 (x, y) ,那么在 a 中以 σ 的尺度下 2×2 Hessian 矩阵 $H_L(a, \sigma)$ 为

$$H_L(a, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $L(a, \sigma) = G(a, \sigma) * I(a)$, * 表示图像 I 与高斯核之间的卷积运算,高斯函数 $G(a, \sigma) =$

$1/2\pi\sigma^2 \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2]$; L_{xx} 、 L_{xy} 和 L_{yy} 表示高斯二阶导数与 a 点中的图像 I 的卷积。从尺度空间上来看,利用高斯差分函数(DoG)构造了一个新的尺度空间^[17]。

$$D(a, \sigma) = L(a, k\sigma) - L(a, \sigma), \quad (4)$$

式中: k 表示每幅图像在每个层内的线性尺度差。SURF 通过使用盒式滤波器近似 Hessian 矩阵 $H_L(a, \sigma)$ 的行列式 $D(a, \sigma)$, 并用 $D(a, \sigma)$ 来检测 $H_L(x, \sigma)$ 。

$$\det(\mathbf{H}_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2, \quad (5)$$

式中: 滤波器响应的相对权重 ω 用于平衡 Hessian 矩阵的行列式表达式, 依据文献[14], 取 $\omega = 0.9$; $\det(\mathbf{H}_{\text{approx}})$ 表示 Hessian 矩阵行列式的近似值; D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 分别表示点在图像水平方向上的二阶偏导、在图像水平方向和垂直方向上的二阶混合偏导、在垂直方向上的二阶偏导。使用积分图像, SURF 通过调整盒式滤波器的大小近似不同级别的尺度空间 $D(a, \sigma)$ 代替 SIFT 中使用的原始图像, 提高了算法的运行效率, 并在每个采样点周围的 $3 \times 3 \times 3$ 邻域内, 通过非极大值抑制来找到关键点。

2.3.2 用 PIIFD 提取特征描述子

PIIFD 原本是一种多模态视网膜图像配准算法^[18], 与目前最流行的特征描述子 SIFT 相比, 采用该特征描述算子的主要原因在于: 1) PIIFD 采用连续的均方梯度代替离散的方向直方图来计算主方向, 因为前者可以提高精度和计算效率。2) 由于视网膜图像的尺度变化很小, PIIFD 采用固定的邻域大小, 而不是根据控制点的比例自动选择, 导致在红外图像和可见光图像尺度变化差异大的情形下, 描述子主方向分配不准确。因此, 所提算法通过尺度不变性求极值点, 利用图像的局部特征为给每一个关键点分配一个基准方向, 使描述子对图像旋转具有不变性。对于在 DoG 金字塔中检测出的关键点, 采集其所在高斯金字塔图像 3σ 邻域窗口内像素的梯度和方向分布特征。该参数随 σ 尺度大小变换, 该参数的过大时计算出的方向直方图分布会发生变化, 影响特征点描述子的计算效率; 过小时会影响特征点描述子的准确性。因此, 采用 3σ 作为两者之间的折中参数。3) PIIFD 将 16 个格点方向直方图 ($0^\circ, 22.5^\circ, \dots, 337.5^\circ$) 转换至退化的 8 个方向直方图 ($0^\circ, 22.5^\circ, \dots, 157.5^\circ$), 通过计算相反方向的总和, 提高了计算效率。4) 两个子描述子的线性组合可以解决相应特征点的主方向相反的问题。具

有 8 个方向的 4×4 方位直方图表达式为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{11} & \mathbf{P}_{12} & \mathbf{P}_{13} & \mathbf{P}_{14} \\ \mathbf{P}_{21} & \mathbf{P}_{22} & \mathbf{P}_{23} & \mathbf{P}_{24} \\ \mathbf{P}_{31} & \mathbf{P}_{32} & \mathbf{P}_{33} & \mathbf{P}_{34} \\ \mathbf{P}_{41} & \mathbf{P}_{42} & \mathbf{P}_{43} & \mathbf{P}_{44} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中: \mathbf{P}_{ij} 表示一个有 8 个面元的方向直方图。组合描述符可以表示为

$$\mathbf{D}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_1 + \text{rot}(\mathbf{P}_1, \pi) \\ \mathbf{P}_2 + \text{rot}(\mathbf{P}_2, \pi) \\ \alpha \left| \mathbf{P}_3 - \text{rot}(\mathbf{P}_3, \pi) \right| \\ \alpha \left| \mathbf{P}_4 - \text{rot}(\mathbf{P}_4, \pi) \right| \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{P}_1 、 \mathbf{P}_2 、 \mathbf{P}_3 和 \mathbf{P}_4 表示方向直方图矩阵的第 1~4 行; $\text{rot}(\mathbf{P}, \pi)$ 表示将方向直方图矩阵旋转 180° ; α 用于调整局部描述符中的幅度比例。

$$\alpha = \frac{\max[\mathbf{P}_i + \text{rot}(\mathbf{P}_i, \pi)]}{\max[\mathbf{P}_i - \text{rot}(\mathbf{P}_i, \pi)]}, \quad i = 3, 4. \quad (8)$$

因此, PIIFD 的尺寸为 $4 \times 4 \times 8 = 128$, 最后归一化为单位长度。改进后的 PIIFD 描述子在面对旋转、尺度、部分强度、仿射等时具备不变性。

2.4 建立特征点匹配模型

在多模态图像配准中, 采用双边匹配算法对初始数据集进行匹配, 而不正确的匹配(即离群值)有时会被一些异常值去除方法误认为是输入。因此, 提出了鲁棒点匹配来解决这个问题。给定两个点集: 1) 移动点集 $\mathbf{X}_{M \times D} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M)^T$; 2) 固定点集 $\mathbf{Y}_{N \times D} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_N)^T$ 。根据鲁棒点匹配方法的思想, 两个点集的映射 f 满足

$$E(f, \sigma^2) = -\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \eta N[\mathbf{y}_i - f(\mathbf{x}_j) | 0, \sigma^2 \mathbf{I}], \quad (9)$$

式中: $\mathbf{y}_i - f(\mathbf{x}_j)$ 满足单一高斯分布; η 表示匹配点之间的对应关系; N 是对应的数量。在初始匹配后, 得到对应集 $C = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}_{i=1}^L$, 点集 C 中存在某种比例的离群值, (9) 式可改写为

$$E(f, \sigma^2) = -\frac{2}{L} \sum_{i=1}^L N[\mathbf{y}_i - f(\mathbf{x}_i) | 0, \sigma^2 \mathbf{I}], \quad (10)$$

式中: $L \leq M$ 。

首先引用一个特殊的特征空间, 即再生核 Hilbert 空间(RKHS)^[19], 然后用变分法搜索映射模型 f 的函数形式^[20]。在 RKHS 中, 移动点集和固定点集分别满足 $X \in \mathbf{R}^D$ 和 $Y \in \mathbf{R}^D$ 。然后, 采用正定核函数 f 定义一个 RKHS H , 核函数选择著名的高斯径向基核: $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\beta \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2)$,

其中常数 β 设为 5, 它的大小反映控制点之间的相互作用强度, 较小的 β 值对应局部平滑变换, 而较大的 β 值对应于几乎纯平移变换。因此, 定义核矩阵 \mathbf{K} 为

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \cdots & k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\mathbf{x}_L, \mathbf{x}_1) & \cdots & k(\mathbf{x}_L, \mathbf{x}_L) \end{bmatrix}. \quad (11)$$

根据表示定理^[21], Tikhonov 正则化的解误差最小化, 可写成: $f^*(\bullet) = \sum_l^L h_l \mathbf{K}(\mathbf{x}_l, \bullet)$, 其中, $h_l \in \mathbf{R}^L$ 。因此, 最终目标函数可以改写为

$$\tilde{E}(\mathbf{H}, \sigma^2) = -\frac{1}{L(2\pi\sigma^2)^{D/2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{Y} - \mathbf{KH}\|^2}{2\sigma^2}\right) + \frac{\lambda}{2} \text{tr}(\mathbf{H}^T \mathbf{KH}), \quad (12)$$

式中: $\text{tr}(\bullet)$ 表示迹; $L \times D$ 的系数矩阵 $\mathbf{H} = (h_1, \dots, h_L)^T$, 二维红外图像和可见光图像配准中点集的维数 $D=2$ 。然而, 上述鲁棒点匹配算法的计算复杂度为 $O(M^3)$, 所提采用低秩核矩阵近似的算法能在精度损失很小的情况下大幅度提高速度, 计算结果表明, 当点的数目较大且聚类良好时, 所提算法的计算复杂度将近似地降低到 $O(N)$, 说明该算法可以应用于更大的点集。

2.5 变换参数估计

考虑红外和可见光两幅图像的成像特性, 所提算法使用加权最小二乘法估计几何变换的参数, 如刚性、仿射和二阶多项式变换。

$$\tilde{\Theta} = \arg \min_{\Theta} \left[\sum_{l=1}^L w(\mathbf{x}_l, \mathbf{y}_l) \|\mathbf{y}_l - \varphi(\mathbf{x}_l, \Theta)\|_2^2 \right], \quad (13)$$

$$\text{式中: } w(\mathbf{x}_l, \mathbf{y}_l) = \begin{cases} 1, \exp\left\{-\frac{[\mathbf{y}_l - f(\mathbf{x}_l)]^2}{(2\sigma^2)}\right\} \geq \zeta \\ 0, \exp\left\{-\frac{[\mathbf{y}_l - f(\mathbf{x}_l)]^2}{(2\sigma^2)}\right\} < \zeta \end{cases},$$

$w(\mathbf{x}_l, \mathbf{y}_l) = 1$ 表示正确点, 而 $w(\mathbf{x}_l, \mathbf{y}_l) = 0$ 表示异常值。设定 $\zeta = 0.9$ 以拒绝异常值, 该值越大容错性越好, 以保证精确的模型估计; 该值过小将导致估计模型参数误差过大。根据加权最小二乘模型, 两幅红外图像和可见光图像之间的刚性变换关系修改为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}' &= s\mathbf{R}\mathbf{X} + \mathbf{t}, \text{ or } \varphi(\mathbf{x}_l, \Theta) = s\mathbf{R}\mathbf{x}_l + \mathbf{t}, \\ \text{s.t. } \mathbf{R}^T \mathbf{R} &= \mathbf{I}, \det(\mathbf{R}) = 1, \end{aligned} \quad (14)$$

式中: $\Theta = \{s, \mathbf{R}, \mathbf{t}\}$, $\mathbf{R}_{2 \times 2}$ 是旋转矩阵, $\mathbf{t}_{2 \times 1}$ 是平移矢量, s 是标度参数。类似地, 定义仿射变换为 $\varphi(\mathbf{x}_l, \Theta) = \mathbf{B}\mathbf{x}_l + \mathbf{t}$, 其中 $\mathbf{B}_{2 \times 2}$ 表示仿射矩阵。在特

定场合图像配准中, 二阶多项式变换也得到了很好的应用, 它被定义为 $\varphi(\mathbf{x}_l, \Theta) = \mathbf{P}\mathbf{x}_l^2 + \mathbf{Q}\mathbf{x}_l + \mathbf{t}$ 。

3 实验和结果

基于 Windows 10 操作系统, 2.20 GHz \times 40 Intel Xeon (R) Silver 4114 CPU, GeForce GTX 1080 Ti GPU 和 64 GB 内存进行伪模态转换迭代训练。数据集采用非制冷氧化钒红外微光双光热成像相机拍摄的 100 对红外图像和可见光图像集, 该数据集包含不同场景下的红外图像和可见光图像。通过平移、旋转及镜像等操作进行数据集扩增, 得到 25936 对红外图像和可见光图像。设定图像批大小为 32, 学习率为 10^{-4} , 并且每当判别器训练 2 次时, 对生成器进行一次训练, 选择 Adam 优化器。训练模型花了 16.5 h。

为了评估所提算法的有效性, 进行了相关实验。图 4 为待配准的可见光图片与对应的伪红外图片实例。对所提算法与经典的配准算法 SURF、GDB-ICP^[22] 和 Harris-PIIFD^[23] 在 50 对红外图像和可见光图像上进行了比较。

3.1 图像配准评价

为了定量评估所提算法的性能, 使用学术界通用的平均绝对误差 (MAE)、峰值信噪比 (PSNR)、归一化互信息量 (NMI) 及均方根误差 (RMSE) 作为评价指标。

MAE 的表达式为

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_i - y_i|, \quad (15)$$

式中: f_i 表示预测值; y_i 表示真实值。MAE 能反映预测值误差的实际情况。PSNR 的表达式为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \log_{10} \frac{I_{\text{MAX}}^2}{E_{\text{MSE}}}, \quad (16)$$

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|\mathbf{A}(i, j) - \mathbf{B}(i, j)\|^2, \quad (17)$$

式中: MSE 表示均方差; I_{MAX} 表示图像点颜色的最大数值。NMI 的表达式为

$$I_{\text{NMI}} = \frac{H(\mathbf{A}) + H(\mathbf{B})}{H(\mathbf{A}, \mathbf{B})}, \quad (18)$$

式中: $H(\mathbf{A})$ 和 $H(\mathbf{B})$ 代表图像 \mathbf{A} 和图像 \mathbf{B} 的边缘熵; $H(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 表示两幅图像的联合熵。归一化互信息将重叠区域的变化考虑在内, 能较好地反映图像间的相似程度。RMSE 通常表示配准图像变换后的像素坐标与真实像素坐标间的误差, 表达式为

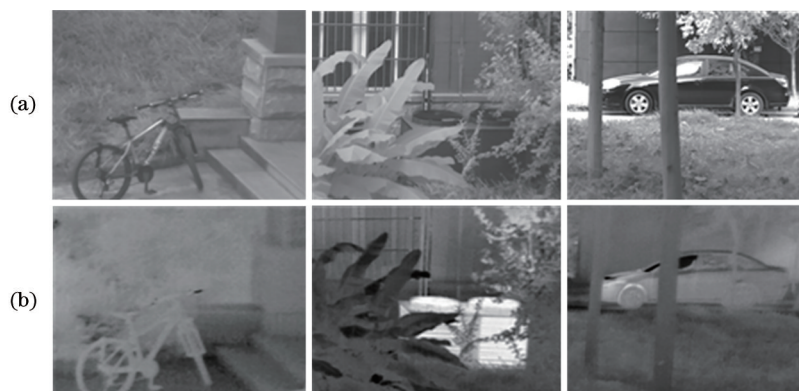


图 4 使用 GAN 生成的伪红外图像。(a)待配准的可见光图像;(b)对应的伪红外图像
Fig. 4 Pseudo-infrared images generated using GAN. (a) Visible images to be registered;
(b) corresponding pseudo-infrared images

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|r_i - s_i\|^2}, \quad (19)$$

式中： n 表示匹配完成后的特征点的数目； r_i 表示参考图像上的特征向量； s_i 表示进行空间变换后的图像上相应的特征向量。RMSE 的值越小，表示配准后的图像与参考图像之间的误差越小，则配准的精度越高。

3.2 对比试验分析

为了验证所提算法中模态转化的重要性，在测试结果选取了 4 种不同场景下的图像，这些场景都存在视角和尺度的差异，如图 5 所示，其中(a)列为

可见光图像，(b)列为原红外图像，(c)列为未经模态转换的所提算法最终匹配点结果图，(d)列为经所提算法模态转换后最终匹配点结果图，(e)列为配准后镶嵌结果图。从(c)(d)两列结果可以看出：未经模态转化时，所提算法的匹配结果较差，在 50 对数据集实验中，匹配成功率仅为 40%；经过模态转换后，所提算法匹配结果可以达到 96%。从(e)列可以看出，全局覆盖结果没有出现明显的差异性。实验结果表明，所提算法在红外图像和可见光图像存在大尺度差异的情况下，匹配效果优良。

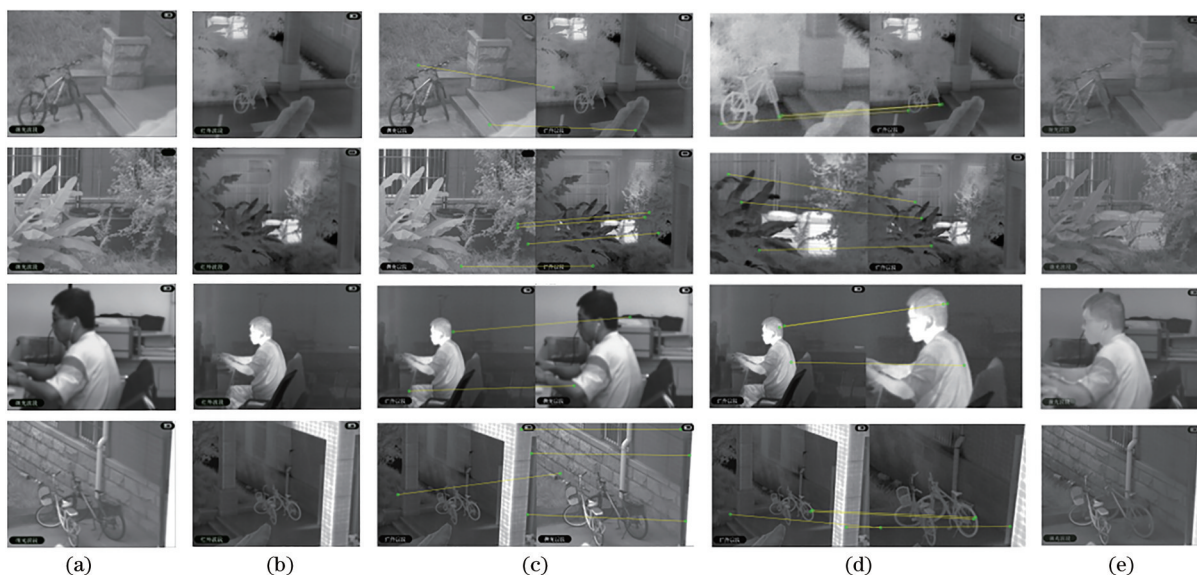


图 5 四组不同场景下待配准图像配准结果示例

Fig. 5 Examples of registration results of images to be registered in four groups of different scenarios

为了验证所提算法的效果，分别与经典的基于特征的配准算法、基于加速鲁棒特征提取算法(SURF)、基于特征匹配的线性变换(LLF)、基于部

分强度不变特征描述子(Harris-PIIFD)在 50 对红外可见光图像上进行了比较，实验结果如图 6 所示。(a)、(b)两列为 4 组待配准的红外图像与可见光图

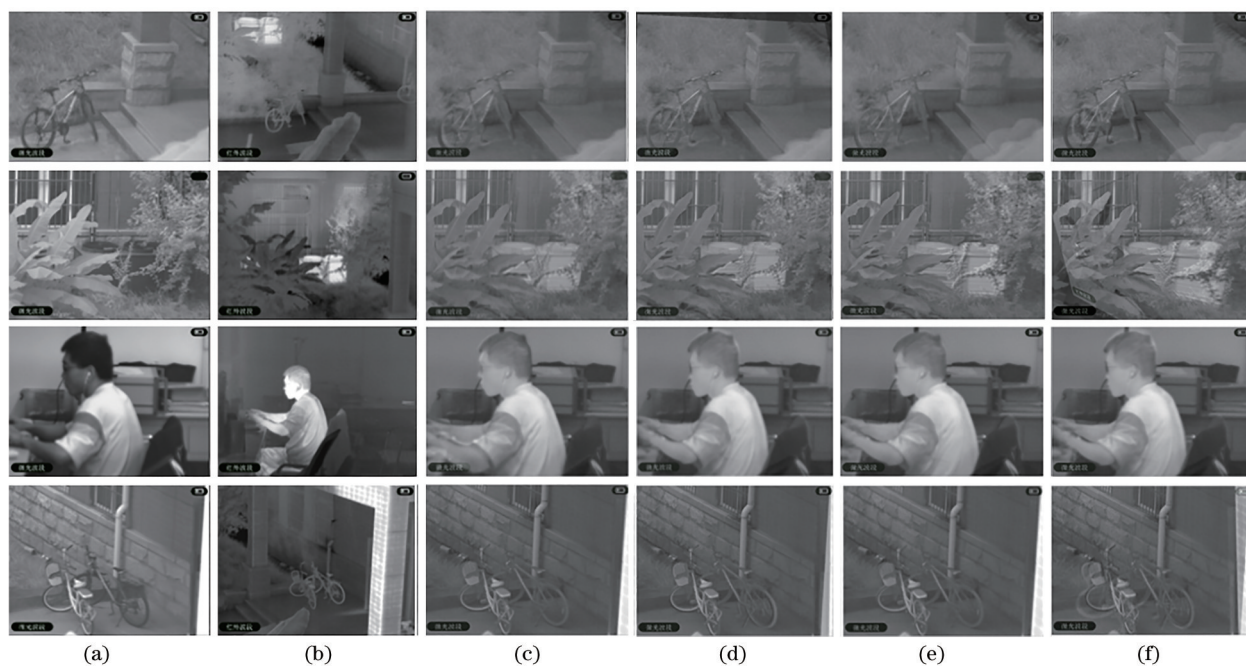


图 6 不同算法配准结果示例

Fig. 6 Examples of registration results of different algorithms

像,(c)列为所提算法配准结果示例,(d)列为 SURF 算法配准结果示例;(e)为 Harris-PIIFD 算法配准结果示例,(f)列为 LLF 算法配准结果示例。

从 4 组配准对比实验结果中可以看出,LLF 算法的配准结果整体表现最差,其次是 SURF 算法。在前两组图像对中,因图像模态特征复杂基于 SURF 和 LLT 的配准算法无法实现配准。另外,从图 6 中可以看到,Harris-PIIFD 算法在红外图像与可见光图像配准中变换模型不准确,使得最终的配准图像对出现较大偏差,图像配准效果较差。所提算法基于伪模态转换结合鲁棒特征的红外图像与可见光图像配准综合效果最佳,不仅在整体配准效果上取得了较好性能,在图像特征细节上也完成了高精度对齐。

为了定量分析所提算法图像配准的效果,给出了 4 种不同算法在 4 组实验图像对上的各指标,如表 1 所示。MAE 与 RMSE 越低,说明配准精度越好;PSNR 与 NMI 越高,说明配准算法抗噪性能越好。从表 1 中可以看出,所提算法在 MAE、NMI 和 RMSE 指标中均获得最佳成绩,PSNR 指标仅略低于 LLT 算法,MAE 指标略低于 Harris-PIIFD 算法。所提算法在 PSNR 指标上略低于 LLT 算法的原因在于在特征信息复杂情况下,模态转化会降低图像的信噪比。

测试了 50 组不匹配的红外可见光数据,该数

表 1 不同算法配准结果

Table 1 Registration results of different algorithms

Image	Algorithm	MAE	PSNR	NMI	RMSE
1	SURF	78.7015	57.0713	0.2047	8.8972
	LLT	71.2782	57.6409	0.2544	7.3157
	Harris-PIIFD	77.7255	57.5638	0.2877	4.7692
	Proposed algorithm	69.9877	57.6132	0.3727	1.6423
2	SURF	78.6458	57.8596	0.1841	8.7756
	LLT	70.8596	57.6698	0.1909	7.2487
	Harris-PIIFD	77.7044	57.5436	0.2533	4.6985
	Proposed algorithm	69.5118	58.1146	0.3051	1.6056
3	SURF	78.7825	57.6532	0.3058	8.9014
	LLT	71.5677	57.4096	0.3121	7.3189
	Harris-PIIFD	78.6535	57.8725	0.3541	4.8874
	Proposed algorithm	70.0516	58.3355	0.5586	1.6654
4	SURF	76.5048	58.1544	0.2059	8.6988
	LLT	77.6503	56.6253	0.1857	7.4547
	Harris-PIIFD	70.2099	56.9091	0.2607	1.7789
	Proposed algorithm	71.0193	58.8563	0.2778	1.6503

据集由非制冷氧化钒红外微光双光热成像相机拍摄。使用上述 4 个评价指标对 4 种配准算法进行的定量分析结果如图 7 所示。从图 7(a)、(b)可以看出: SURF 算法的 MAE 和 RMSE 最高,说明该算法不适应于采集的数据集;而所提算法的 MAE 和 RMSE 低于其他算法,表明所提算法在该数据集上的配准精度最高。从图 7(c)可以看出,所提算法的 NMI 最高,

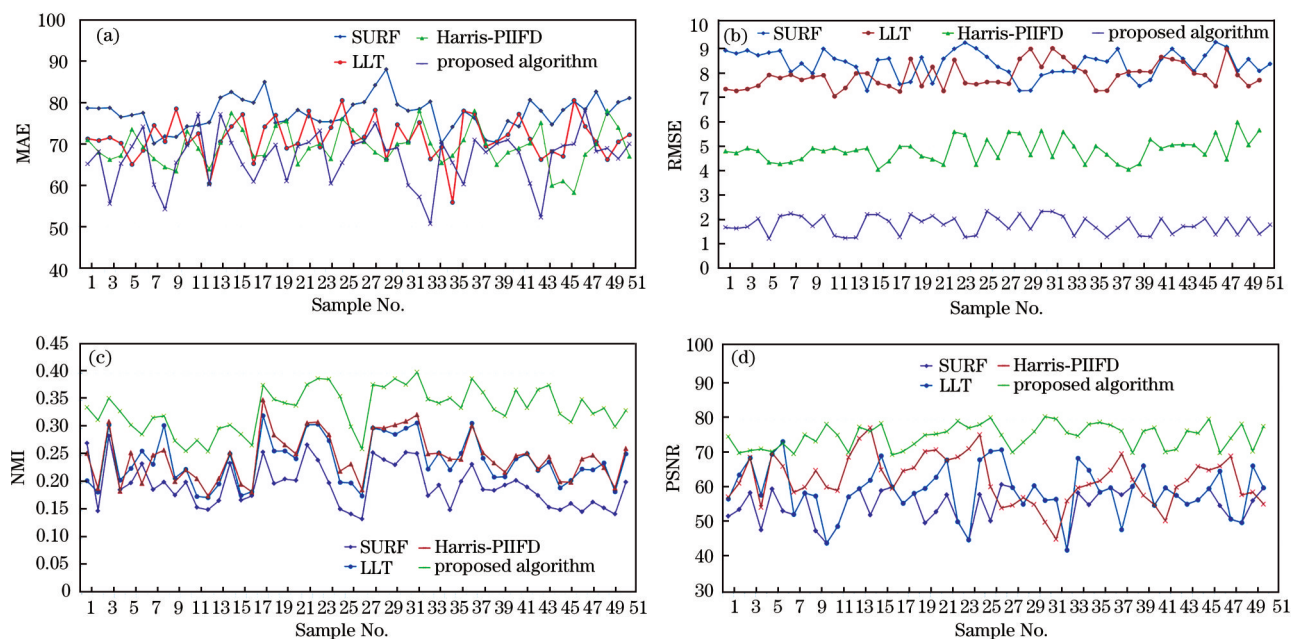


图 7 实际数据集的实验结果。(a) MAE; (b) RMSE; (c) NMI; (d) PSNR

Fig. 7 Experimental results of actual data set. (a) MAE; (b) RMSE; (c) NMI; (d) PSNR

表明所提算法通过改进特征描述子最大程度保留特征点信息,为图像配准提供鲁棒的特征点。从图 7(d)可以看出,所提算法在个别点指标略低于其他算法,原因和上述 4 组客观分析一致,是模态特征复杂的图像对经转换后存在噪声的干扰导致的。

综上所述,所提算法在大多数图像上获得了最好的 MAE、PSNR、NMI 和 RMSE 结果。与其他 3 种算法相比,所提算法的平均指数最高。实验结果表明,所提算法能很好地推广到其他数据集,有效解决了红外图像和可见光图像模态与尺度差异大难配准的问题。

4 结 论

提出了一种基于伪模态转换结合鲁棒特征的红外图像和可见光图像配准算法。针对红外图像与可见光图像配准过程因模态差异大难匹配的问题,基于生成对抗网络从可见光图像中生成相应的伪红外图像,降低模态特征提取难度。针对在尺度变换情况下算法鲁棒性不强、特征点难配准的问题,首先通过 SURF 算法提取待配准图像的特征点位置,利用改进的鲁棒特征描述子 PIIFD 提取特征向量;其次基于 Hilbert 空间重构的核方法,建立了单高斯鲁棒点匹配模型,在存在异常值的情况下估计映射。实验结果表明,模态转换后的红外光谱信息对提取模态独立邻域特征是有效的,PIIFD 在提

取同模态特征向量时有较好的性能,建立的单高斯鲁棒点匹配模型在存在离散点的情况下估计变化函数具有很强的鲁棒性。与其他算法相比,所提算法有效解决了红外可见光尺度差异大难配准的问题。但是模态转化的效果很大程度依赖于训练的数据量,所采用的训练数据集有限,图像覆盖的场景和种类不全。因此,在对不同场景进行模态转换时,效果会存在差异,以至于影响后续配准算法的性能,下一步将为提高模态转化的性能而努力。

参 考 文 献

- [1] Liu C H, Zhang L, Huang H. Visualization of cross-view multi-object tracking for surveillance videos in crossroad[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(1): 221-235.
刘彩虹,张磊,黄华. 交通路口监控视频跨视域多目标跟踪的可视化[J]. 计算机学报, 2018, 41(1): 221-235.
- [2] Pu S L, Deng F, Zhang J, et al. Construction of GCP image-chips library for combining spatial triangulation georeferencing of multi-source imagery [J]. Remote Sensing Information, 2017, 32(1): 71-78.
蒲生亮,邓非,张婧,等. 控制点影像库构建与多源影像联合空三定位[J]. 遥感信息, 2017, 32(1): 71-78.
- [3] Zhang T H, Gao K, Ni G Q, et al. Astronomical calibration and spatial registration of multi-sensor[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(6): 1679-

1687.
张廷华, 高昆, 倪国强, 等. 多传感器的天文标定与空间配准[J]. 光学精密工程, 2017, 25(6): 1679-1687.
- [4] Yang J J, Ding Z S, Chen X. Review of key technologies of image registration[J]. Navigation and Control, 2020, 19(1): 77-84.
杨家俊, 丁祝顺, 陈昕. 图像配准关键技术综述[J]. 导航与控制, 2020, 19(1): 77-84.
- [5] Dai J D, Liu Y D, Mao X Y, et al. Registration based on NSCT-domain FAST corner detection for infrared and visible images of electrical equipment[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(1): 108-114.
戴进墩, 刘亚东, 毛先胤, 等. 基于 NSCT 域 FAST 角点检测的电气设备红外与可见光图像配准[J]. 电测与仪表, 2019, 56(1): 108-114.
- [6] Chen L, Zhang F F, Yu L T, et al. A 2D-3D registration method based on normalized mutual information and multi-resolution fusion[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(2): 243-249.
陈龙, 张峰峰, 于凌涛, 等. 归一化互信息与多分辨率融合的 2D-3D 配准方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(2): 243-249.
- [7] Zhu M, Yao Q, Tang J, et al. Image registration algorithm with hypergraph constraint and improved normalized cross correlation method[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2019, 41(3): 50-55.
朱明, 姚强, 唐俊, 等. 超图约束和改进归一化互相关方法相结合的图像配准算法[J]. 国防科技大学学报, 2019, 41(3): 50-55.
- [8] Wang F, Vemuri B C. Non-rigid multi-modal image registration using cross-cumulative residual entropy [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(2): 201-215.
- [9] Keller Y, Averbuch A. Multisensor image registration via implicit similarity[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(5): 794-801.
- [10] Wang H, Wei M. CCD-IR image registration based on adaptive feature point detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(2): 179-187.
王哈, 魏明. 自适应特征点检测的可见—红外图像配准[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(2): 179-187.
- [11] Zhao H S, Zhang Z Y. Power equipment infrared and visible images registration based on cultural wolf pack algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(16): 1610003.
赵洪山, 张则言. 基于文化狼群算法的电力设备红外和可见光图像配准[J]. 光学学报, 2020, 40(16): 1610003.
- [12] Liu C, Cui T, He C L, et al. Infrared-visual image registration based on high-curvature feature matching [J]. Command Information System and Technology, 2016, 7(1): 13-17.
刘畅, 崔桐, 贺成龙, 等. 基于高曲率特征点匹配的红外可见光图像配准[J]. 指挥信息系统与技术, 2016, 7(1): 13-17.
- [13] Xu J, Fu T Y, Yang J, et al. Registration of infrared image and visible image based on saliency and EOH feature analysis[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(11): 2830-2840.
徐军, 付天宇, 杨健, 等. 采用显著性分析与改进边缘方向直方图特征的红外与可见光图像配准[J]. 光学精密工程, 2016, 24(11): 2830-2840.
- [14] Bay H. SURF: speeded up robust features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [15] Xu J, Wang W, Wang H Y, et al. Multi-model ensemble with rich spatial information for object detection[J]. Pattern Recognition, 2020, 99: 107098.
- [16] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79-116.
- [17] Chen X, Liu L, Zhang J Z, et al. Registration of multimodal images with edge features and scale invariant PIIFD[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 111: 103549.
- [18] Fitzgibbon A W. Robust registration of 2D and 3D point sets[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(13/14): 1145-1153.
- [19] Abramson N, Braverman D J, Sebestyen G S. Pattern recognition and machine learning[J]. Publications of the American Statistical Association, 2006, 103(4): 886-887.
- [20] Myronenko A, Song X B. Point set registration: Coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [21] Micchelli C A, Pontil M. On learning vector-valued functions[J]. Neural Computation, 2005, 17(1): 177-204.
- [22] Ahmed S M, Das N R, Chaudhury K N. Least-squares registration of point sets over SE(d) using closed-form projections[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 183: 20-32.
- [23] Chen J, Tian J, Lee N, et al. A partial intensity invariant feature descriptor for multimodal retinal image registration[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(7): 1707-1718.