

文章编号 1004-924X(2022)05-0602-13

基于 CycleGAN-SIFT 的可见光和红外图像匹配

郝帅¹, 吴瑛琦¹, 马旭^{1*}, 何田¹, 文虎², 王峰³

(1. 西安科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054;

2. 西安科技大学 安全科学与工程学院, 陕西 西安 710054;

3. 渭南师范学院 物理与电气工程学院, 陕西 渭南 714000)

摘要:针对红外图像和可见光图像因成像机理不同导致传统匹配算法匹配精度不高、鲁棒性差的问题,提出一种基于 CycleGAN-SIFT 的可见光和红外图像匹配算法。为了减小可见光图像与红外图像之间特征差异对匹配结果造成的影响,通过迁移学习共享权重的方式在可见光图像和红外图像基础上利用 CycleGAN 生成伪红外图像,利用 SIFT 特征提取算法分别提取伪红外图像和红外图像的特征点并进行匹配。为了降低错误匹配率,利用 RANSAC 剔除误匹配点对。最后,将伪红外图像上的特征点映射至可见光图像,从而实现可见光图像与红外图像的匹配。为了验证所提出算法的有效性,从 OTCBVS 和 TNO Image Fusion Dataset 数据集中任选 4 组异源图像,并分别在不考虑角度畸变和噪声干扰的条件下,所提出算法的匹配正确率可达 95% 以上;当存在角度畸变和噪声干扰情况时,本文算法的匹配正确率依然在 95% 以上,具有匹配精度高、鲁棒性强的优点。

关键词:图像匹配;异源图像;Cycle 生成对抗网络;尺度不变特征;随机抽样一致算法

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20223005.0602

Visible and infrared image matching based on CycleGAN-SIFT

HAO Shuai¹, WU Yingqi¹, MA Xu^{1*}, HE Tian¹, WEN Hu², WANG Feng³

(1. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. College of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

3. Institute of Physics and Electrical Engineering, Weinan Normal University, Weinan 714000, China)

* Corresponding author, E-mail: maxu@xust.edu.cn

Abstract: Traditional infrared and visible image matching algorithms generally have the problems of low matching accuracy and poor robustness due to the different imaging mechanisms of source images. To solve this problem, a visible-infrared image matching algorithm based on the CycleGAN-SIFT was proposed. To reduce the influence of feature differences between visible and infrared images, a pseudo-infra-

收稿日期: 2021-08-20; **修订日期:** 2021-09-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51804250); 中国博士后科学基金资助项目 (No. 2019M653874XB, No. 2020M683522); 陕西省科技计划项目 (No. 2021JQ-572, No. 2020JQ-757); 陕西省教育厅科研计划项目 (No. 18JK0512); 渭南市科技计划项目 (No. 2020ZDYF-JCYJ-196); 陕西省创新能力支撑计划资助项目 (No. 2020TD-021); 西安市碑林区科技计划项目 (No. GX2116)

red image was generated by CycleGAN by applying transfer learning and sharing weight. The feature extraction algorithm, known as scale-invariant feature transform (SIFT), was used to extract and match the feature points of the pseudo-infrared image with those of the infrared image. Then, to reduce the false matching rate, random sample consensus (RANSAC) was used to eliminate the false matching point pairs. Finally, the feature points of the pseudo-infrared image were mapped to the visible image, thus finalizing the match between the visible and infrared images. To verify the effectiveness of the proposed algorithm, four groups of heterogeneous images were selected from the OTCBVS and TNO image fusion dataset and tested under the three conditions of no noise, noise, and angle distortion. Experimental results show that the matching accuracy of the proposed algorithm can reach over 95% when the angle distortion and noise interference are not considered. In the presence of angle distortion and noise interference, the matching accuracy still remains above 95%, thereby confirming the high matching accuracy and strong robustness of the proposed algorithm.

Key words: image matching; heterogeneous image; CycleGAN; scale-invariant feature transform (SIFT); random sample consensus (RANSAC)

1 引言

异源图像匹配算法旨在比较分析不同成像条件下获取的多幅图像之间结构、纹理、边缘和灰度的相关性,最终实现异源图像相似性匹配^[1]。该方法已经广泛用于视觉导航^[2]、图像融合^[3]、三维重建^[4]等领域。然而,由于各类传感器成像机理不同,所获取的图像间存在明显辐射和几何特征差异,从而使得异源图像匹配成为一项非常具有挑战性的任务。

异源图像匹配方法大致可分为基于灰度的模板匹配和基于特征的匹配算法。基于模板的匹配方法主要是以像素点灰度值作为统计指标评估图像间的相似性。常见算法有归一化互相关 (Normalized Cross-correlation, NCC)、互信息 (Mutual Information, MI)^[5]、相位特征^[6]等。该类方法主要是利用整幅图像或是图像部分区域的灰度信息进行匹配,具有抗噪能力强且具有一定的抗角度畸变的优点。但是该类方法易受光照变化影响,匹配效率往往不高。

基于人工特征的匹配方法主要是借助图像中所提取的特征进行匹配,常见的特征描述符有尺度不变特征 (Scale-invariant Feature Transform, SIFT)^[7]、加速鲁棒性特征 (Speeded Up Robust Feature, SURF)^[8]、Harris角点特征^[9]、Canny边缘检测特征^[10]等。由于SIFT特征具有抗角度、尺度畸变以及较强的抗噪能力等优点,

国内外众多学者利用SIFT及其改进算法进行图像匹配研究。岳娟等^[11]提出了一种Fast-AASIFT匹配算法,该方法可以有效改善SIFT算法的匹配效率和鲁棒性。胡育诚等^[12]在SIFT的基础上通过简化高斯金字塔进一步提升算法的尺度不变性,为无人机航拍图像快速拼接提供了技术支持。丁国绅等^[13]针对SIFT算子提取图像特征点数量少、误匹配率高的问题提出了一种基于高光谱图像的改进SIFT算法,极大提升了算法的匹配性能。刘凯等^[14]针对SIFT匹配实时性差的问题提出一种快速二进制描述子,极大加快了描述子的提取速率,同时匹配准确率也有所提高。虽然上述算法具有较好的匹配效果,但其匹配精度依赖于人工设计描述符。此外,当考虑异源图像匹配时,由于其成像机理不同,使得同一特征描述符在不同图像中的特征表现往往存在较大差异,进而造成匹配精度不高。

近年来,基于深度学习的图像匹配算法成为研究热点。蓝朝桢等^[15]提出一种端对端异源图像匹配方法,它主要利用卷积神经网络提取待匹配图像的高维特征图,然后在特征图上提取描述符并利用快速最近邻法进行匹配。最后,通过实验证明了该匹配方法具有较强的适应性和稳健性。Han等^[16]设计了一种MatchNet网络,然后通过实验证明了该方法相比于传统匹配方法具有更高的匹配正确率。通过上述分析可知,基于深度学习的匹配方法可以自动学

习异源图像中的相似特征,在一定程度上解决了异源图像间特征存在较大差异造成匹配正确率低的问题,但是该类方法的匹配精度往往受限于样本的完备性。

为解决小样本情况下可见光与红外图像难以准确匹配的问题,本文提出了一种基于 CycleGAN-SIFT 的红外和可见光图像匹配算法,通过迁移学习共享权重的思想在可见光图像和红外图像基础上利用 CycleGAN 生成伪红外图像,然后将其与真实红外图像进行匹配,从而可以减小可见光图像和红外图像之间的差异性;为解决角度、尺度畸变造成匹配正确率低的问题,利用 SIFT 算法对伪红外图像和红外图像进行特征点提取及匹配,最后将伪红外图像中匹配的特征点映射至可见光图像。

2 循环一致性生成对抗网络

生成对抗网络作为一类用于无监督机器学习的算法,能够生成服从真实数据概率分布的数据。生成对抗网络由生成器和判别器两部分构成,其中生成器 G 生成试图欺骗判别器的样本数据,而判别器被训练来辨别所生成的样本数据与真实数据之间的相关性。两者之间的对抗关系使得生成器和判别器在连续的迭代训练中促进对方完成训练。当判别器无法辨别样本来源时,则表明生成器能够生成符合真实数据分布的样本,即任务完成。

生成器在生成图像数据过程中,将噪声 $P_z(z)$ 作为先验分布,生成器不断学习训练图像 x 上的概率分布 P_g ,通过 G 将输入的噪声映射成图像,将 x 是来自真实图像数据分布 P_{data} 而不是 P_g 的概率记为 $D(x)$,优化目标函数可定义为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}}(x) [\log D(x)] + E_{z \sim P_z}(z) [\log(1 - D(G(z)))], \quad (1)$$

式中: \sim 表示服从关系, E 为数学期望函数, $D(x)$ 表示判别器 D 鉴别真实样本的能力, $D(G(z))$ 代表生成器 G 欺骗判别器 D 的能力。

考虑到 GAN 存在训练不稳定、不能及时收敛、周期长、训练过程中图像损失与实际训练的

关联性较弱,而且需要同时通过判断生成器和判别器何时达到动态平衡来防止梯度消失等问题,本文利用 CycleGAN 进行样本生成,实现图像跨域,从而有效解决可见光图像和红外图像差异较大导致的匹配困难问题。

CycleGAN 内部包含两个生成器和判别器,来实现图像 x 与图像 y 之间的相互映射。假设原始图像数据集和生成图像数据分别为 X 和 Y ,生成器 F 为 $X \rightarrow Y$ 的映射。图像样本 $x \in X$ 通过 $F(x)$ 可以生成近似于样本 $y \in Y$ 的图像。CycleGAN 利用判别器 D_y 判断生成图像是否为真实图像。生成器 F 和判别器 D_y 之间的损失函数 $L_{GAN}(F_{X \rightarrow Y}, D_y)$ 定义如下:

$$L_{GAN}(F_{X \rightarrow Y}, D_y) = E_{y \sim P_{data}}(y) [\log D_y(y)] + E_{x \sim P_{data}}(x) [\log(1 - D_y(F_{X \rightarrow Y}(x)))]. \quad (2)$$

CycleGAN 引入 $Y \rightarrow X$ 的映射 $G_{Y \rightarrow X}$,判别器 D_x 用于判断通过 $G(y)$ 生成的近似于 x 的图像是否真实。进而可以推出 $G_{Y \rightarrow X}$ 和判别器 D_x 与式(2)类似的映射损失函数 $L_{GAN}(G_{Y \rightarrow X}, D_x)$,如式(3)所示:

$$L_{GAN}(G_{Y \rightarrow X}, D_x) = E_{x \sim P_{data}}(x) [\log D_x(x)] + E_{y \sim P_{data}}(y) [\log(1 - D_x(G_{Y \rightarrow X}(y)))], \quad (3)$$

式中: $G_{Y \rightarrow X}$ 表示 $Y \rightarrow X$ 的映射。

CycleGAN 由于引入循环一致性损失函数 (Cycle Consistency Loss, CCL),可以同时学习 $F_{X \rightarrow Y}$ 和 $G_{Y \rightarrow X}$ 两个映射,在 x 转换为 y 后再由 y 转换为 x' ,计算 x 和 x' 之间的损失,从而避免 X 中所有图像映射为 Y 中同一图像的可能性。利用 $F(G(y)) \approx y$ 和 $G(F(x)) \approx x$ 定义循环一致性损失 L_{CCL} ,如式(4)所示:

$$L_{CCL}(F_{X \rightarrow Y}, G_{Y \rightarrow X}) = E_{x \sim P_{data}}(x) (\|G_{Y \rightarrow X}(F_{X \rightarrow Y}(x)) - x\|_1) + E_{y \sim P_{data}}(y) (\|F_{X \rightarrow Y}(G_{Y \rightarrow X}(y)) - y\|_1). \quad (4)$$

由式(2)~式(4)可以得到式(5)所示的 CycleGAN 的目标函数,即:

$$L'(F_{X \rightarrow Y}, G_{Y \rightarrow X}) = L_{GAN}(F_{X \rightarrow Y}, D_y) + L_{GAN}(G_{Y \rightarrow X}, D_x) + \lambda L_{CCL}(F_{X \rightarrow Y}, G_{Y \rightarrow X}), \quad (5)$$

式中: λ 为调整 L_{CCL} 损失在目标函数中的权重。

3 CycleGAN-SIFT 匹配算法

3.1 算法框架

本文所提出的算法框架如图 1 所示。训练阶段,将数据集中的可见光图像以及可见光图像经过灰度化后的图像(记为灰度化图像)一起送入到循环一致性生成对抗网络中进行训练,得到网

络模型权重,其中灰度化图像为原始可见光图像 3 个通道分别灰度化并经过加权平均得到,加权公式如下:

$$G_{\text{ray}} = 0.299R + 0.587G + 0.114B, \quad (6)$$

式中: G_{ray} 为灰度图像像素的灰度值, R, G, B 分别为彩色图像对应像素的红、绿、蓝分量。

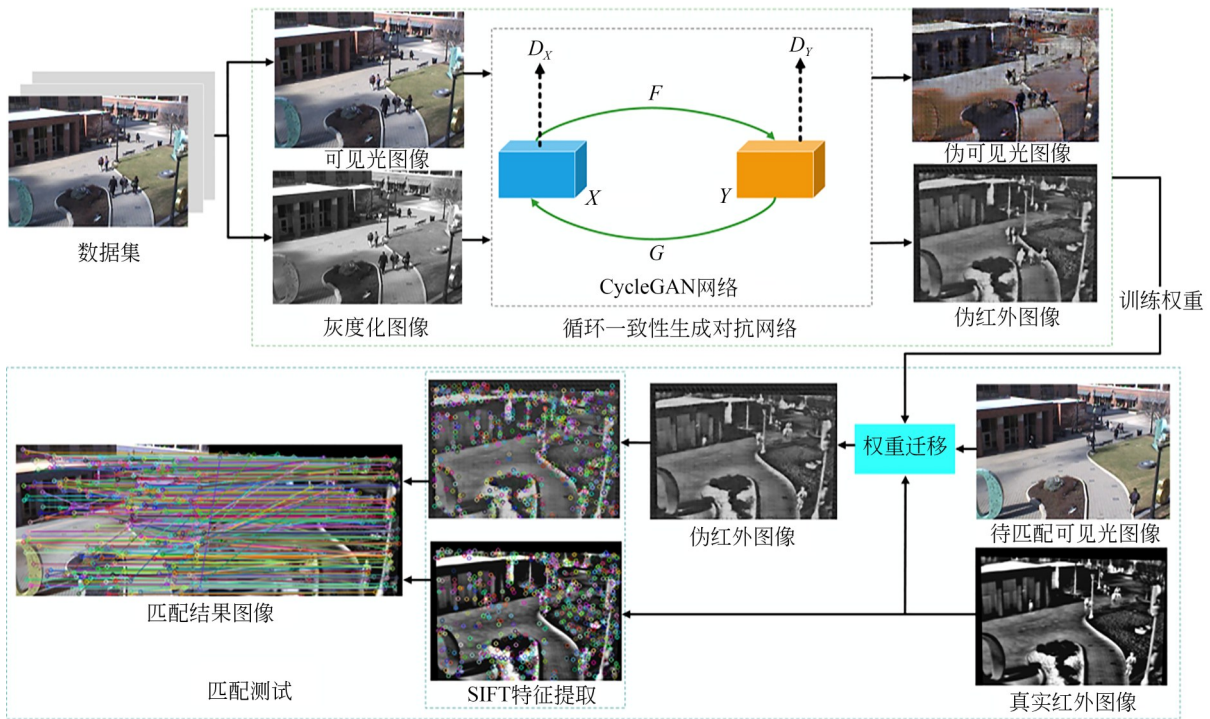


图 1 基于 CycleGAN-SIFT 的可见光和红外图像匹配算法框图

Fig. 1 Block diagram of visible and infrared image matching algorithm based on CycleGAN-SIFT

测试步骤具体如下:

(1)在待匹配的可见光图像和红外图像上引入网络模型权重,通过迁移学习共享已训练模型权重进而生成伪红外图像;

(2)对伪红外图像和真实红外图像进行 SIFT 特征提取及匹配,并利用 RANSAC 进行错误点对剔除;

(3)将最终得到的伪红外图像上的特征匹配点映射至原可见光图像,进而实现红外图像和可见光图像的匹配。

3.2 CycleGAN 网络结构

本文设计的生成器网络结构如图 2 所示,共有 4 个编码器和 4 个解码器,采用 U 型网络,可使得编码器和解码器之间自由传输特征信息。

编码器通过卷积神经网络对输入图像进行

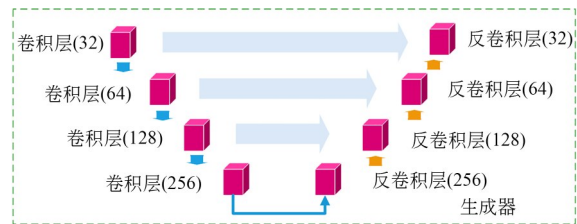


图 2 生成器网络模型

Fig. 2 Generator network model

特征提取,本文将输入至编码器的图像大小取为 32×32 ,最终利用编码器可以提取 256 个 32×32 的特征向量。

解码过程和编码过程相反,解码器采用 4 个反卷积层逐级将编码器提取到的特征向量还原图像的低级特征,直至得到生成图像。

在本文设计的判别器中,利用多层卷积将输

入的图像转换为特征向量,最后通过全连接层来判别输入图像为真实图像的概率。然而,当以尺寸较大的图像作为输入时,仅依靠一个概率将图像区分为真或假会导致网络参数更新效率低下,生成的图像质量较差。因此,本文在全连接层后引入 patchGAN,将图像分为 $n \times n$ 个 patch 网格,

求取所有网格特征属于真实图像的概率。设定图像为真的概率阈值,统计所有 patch 网格的结果,并将其作为输入图像的最终判定结果。以 3×3 patchGAN 为例,全连接层后有 9 个输出概率值,最后将这 9 个判定结果的平均值作为这幅图像的最终判定结果,如图 3 所示。

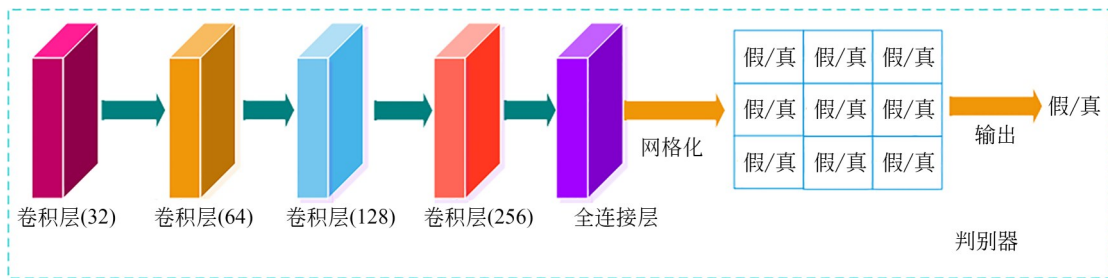


图3 判别器网络模型

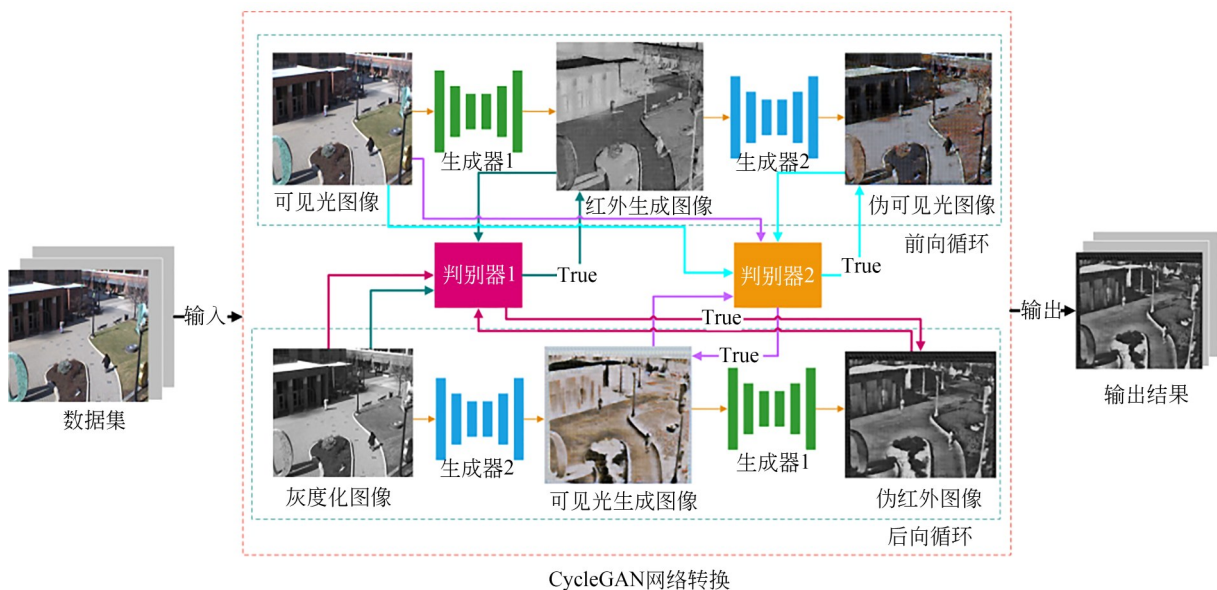
Fig. 3 Discriminator network model

3.3 伪红外图像生成

由于红外图像与可见光图像之间存在较大的辐射差异和色彩差异,直接匹配时往往效果欠佳。本文利用 CycleGAN 生成与红外图像较为接近的图像,即伪红外图像。该图像通过迁移学习的思想将可见光图像及其灰度化图像训练完成模型的权重,在可见光图像和红外图像上生成。它能较好地保留可见光图像的特征信息,同时减小可见光图像和红外图像的差异性,为后续图像的准确匹配奠定基础。

训练网络原理如图 4 所示。在前向循环中,将可见光图像输入至生成器 1,生成结果作为生成器 2 的输入,从而生成得到伪可见光图像;在后向循环中,将灰度化的可见光图像输入至生成器 2,将生成结果作为生成器 1 的输入,最终输出结果即为生成的伪红外图像。前、后向循环过程中共用一个损失函数,从而可以保证对生成的图像同等约束,得到从可见光域至伪红外域的图像,以便后续匹配处理。

训练过程中,源图像为可见光图像,目标图



CycleGAN网络转换

图4 网络训练原理

Fig. 4 Network training schematic

像为灰度化图像,可见光图像经过 CycleGAN 前向循环训练生成伪可见光图像,灰度化图像经过后向循环训练生成伪红外图像。而在测试阶段,利用训练完成的网络模型权重对可见光图像和红外图像进行转化生成,得到伪红外图像和伪可见光图像。由于所生成的伪可见光图像与原可见光图像从视觉效果上差异较大,而伪红外图像与红外图像差异相对较小,所以本文最终选择伪红外图像与红外图像进行匹配。

3.4 SIFT 特征匹配

SIFT 算法提取图像特征可分为以下4个部分:

(1) 高斯金字塔及差分金字塔建立。通过对图像做多尺度的高斯模糊以及下采样得到多组高斯金字塔,组内高斯金字塔相邻层相减即可得到高斯差分金字塔,如式(7)所示:

$$\begin{cases} G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \\ L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \\ D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{cases}, (7)$$

式中: $G(x, y, \sigma)$ 为二维高斯函数; σ 为高斯正态分布的标准差; $I(x, y)$ 是金字塔的每层图像; $L(x, y, \sigma)$ 是图像的尺度空间; $D(x, y, \sigma)$ 表示每个滤波图像层中相邻图像的差分图像。

(2) 极值点检测。在高斯差分空间中,将每一个采样点与其所有的相邻点比较,判断其与相邻点的大小,从而确定极值点。

(3) 关键点定位。极值点检测完成后,通过曲线拟合对极值点进行精确定位,并通过 Hessian 矩阵剔除不稳定点,从而得到稳定的关键点。计算关键点附近区域像素点的梯度幅值和梯度方向,并通过直方图统计指定关键点的方向。梯度幅值和方向的计算方法如下:

$$\begin{cases} m(x, y) = [(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + \\ (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2]^{1/2} \\ q(x, y) = \arctan \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \end{cases}, (8)$$

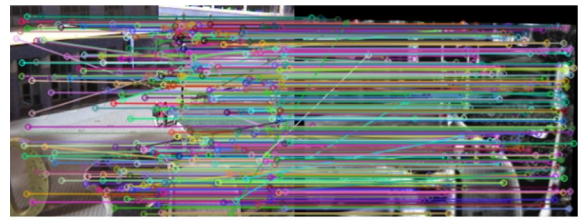
式中: $m(x, y)$ 表示梯度幅值, $q(x, y)$ 表示梯度方向, $L(x, y)$ 表示高斯金字塔在 (x, y) 处的取值。

(4) 描述符生成。以上述关键点为中心,划分其邻域为 $d \times d$ 个子区域,并旋转坐标轴至关键点的主方向,计算子区域内8个方向的梯度累计值,得到的梯度信息就是该关键点的特征向量。

为了进一步减少错误匹配对,本文利用随机抽样一致算法(Random Sample Consensus, RANSAC)剔除错误匹配对,测试结果如图5所示。



(a) 无RANSAC匹配结果
(a) Without RANSAC matching results



(b) 加入RANSAC匹配结果
(b) With RANSAC matching results

图5 利用RANSAC剔除错误点对结果

Fig. 5 Result of eliminating false point pairs based on RANSAC

从图5可以看出,RANSAC算法对于错误匹配点对具有良好的剔除作用,可提高匹配正确率。

4 匹配实验及结果分析

本实验采用的硬件设备参数和软件运行环境如下:操作系统为64位 Windows10 系统,CPU 为 i7-7700HQ,主频为 2.80 GHz,内存为 16 GB, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1050,显存 2 GB。利用 Python 环境下的 Tensorflow-GPU 2.2.2 版本进行实验。

实验测试图像来自两个不同的数据集,分别是 OTCBVS 2004(简记为 OTC)和 TNO Image Fusion Dataset(简记为 TNO)。实验分别在无干扰条件、存在角度畸变以及含有噪声3种条件下进行,采用匹配正确率作为图像匹配算法的评价指标,其计算公式如下:

$$P = \frac{C}{T}, (9)$$

式中: P 为匹配正确率, C 为正确匹配点对数, T 为总匹配点对数。

4.1 相似性测试

为验证伪红外图像与真实红外图像的相似性,将相关系数(Correlation Coefficients, CC)、峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)^[17]作为客观评价指标。其中,CC反映了图像的相似程度(取值为0~1),MSE表征伪红外图像与真实红外图像的差异程度,PSNR通过比较图像的峰值功率和噪音功率反映其失真情况。CC和PSNR数值越大,MSE数值越小,说明伪红外图像与红外图像越相似。从OTC和TNO两个数据集中各任取10组图像进行相似性实验。由于篇幅限制,选取4组测试图像进行分析,测试原始图像如图6所示。

从图6(a)可以看出,可见光图像有明显的颜

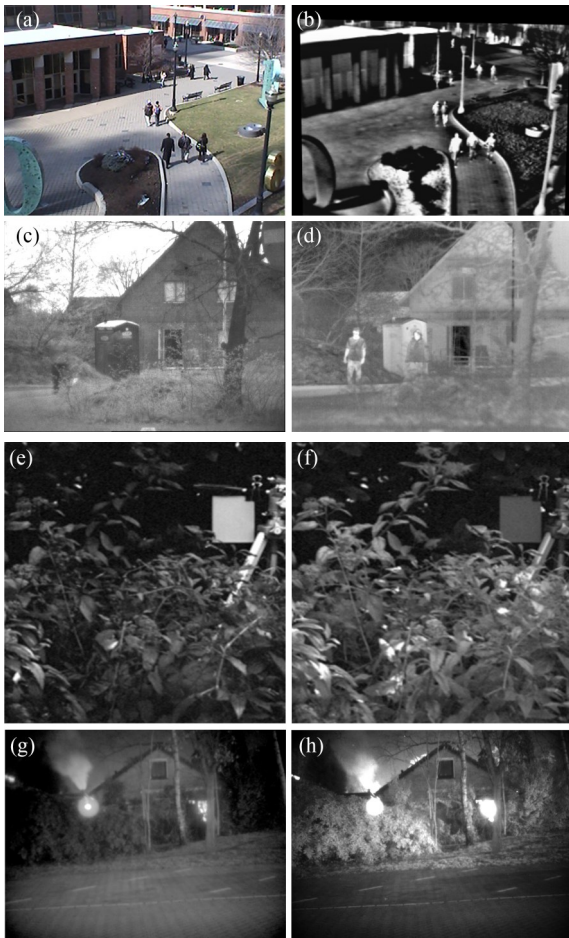


图6 测试用的原始图像(其中(a)(c)(e)(g)是可见光图像,(b)(d)(f)(h)是红外图像)

Fig. 6 Original images used for test ((a)(c)(e)(g) are visible images and (b)(d)(f)(h) are infrared images)

色特征;从图6(c)可以看出,由于受背景干扰,可见光图像中目标(如人)难以区分;图6(e)和6(g)图像中的灰度值较低,从视觉效果上与红外图像较为相似。对于图6中的可见光图像,利用本文提出的伪红外图像生成算法所生成的伪红外图像如图7所示。

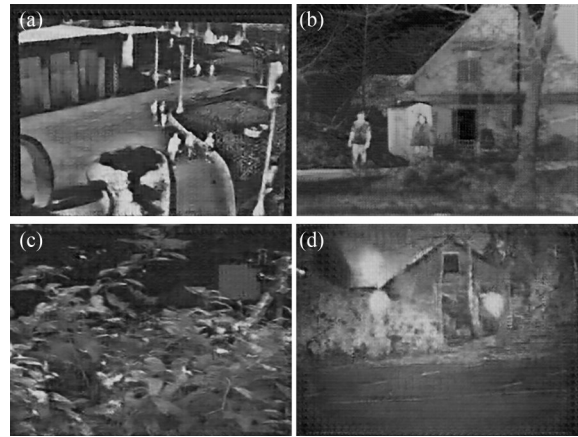


图7 生成的伪红外图像

Fig. 7 Generated pseudo-infrared images

从图7中可以看出,伪红外图像与红外图像之间的视觉差异相对较小。从图7(b)中可以明显看出伪红外图像融合有红外图像的特性,人物目标可以清晰显示。

对实验数据集中20组伪红外图像和红外图像进行相似性测试,结果如表1所示。

表1 相似性实验结果

Tab. 1 Similarity experiment results

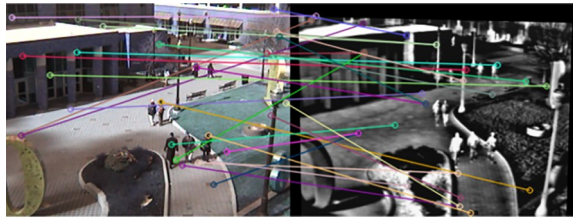
Evaluation index	CC	PSNR	MSE
Results	0.953 5	68.573 0	0.009 7

从表1可以看出,本文算法所生成的伪红外图像与红外图像的相似程度较高,为后续图像的准确匹配奠定了良好基础。

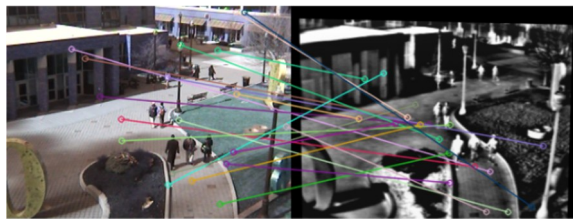
4.2 匹配测试

为验证所提出算法的优势,将本文算法与SIFT、Canny-SIFT匹配算法、SURF以及CMM-Net算法进行比较,实验结果为原始可见光图像与原始热红外图像的匹配结果。4组匹配实验结果如图8~图11所示。

从图 8 可以看出, SIFT、Canny-SIFT 以及 SURF 3 种算法不仅匹配点对少而且误匹配率较高; CMM-Net 算法相比于前 3 种算法匹配点对较



(a) SIFT 算法
(a) SIFT algorithm



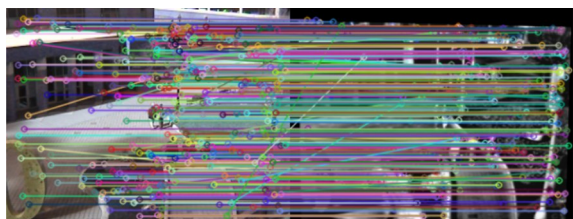
(b) Canny-SIFT 算法
(b) Canny-SIFT algorithm



(c) SURF 算法
(c) SURF algorithm



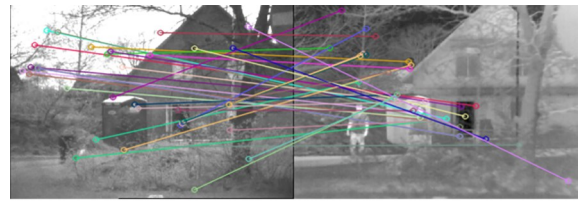
(d) CMM-Net 算法
(d) CMM-Net algorithm



(e) CycleGAN-SIFT 算法
(e) CycleGAN-SIFT algorithm

图 8 第 1 组匹配结果

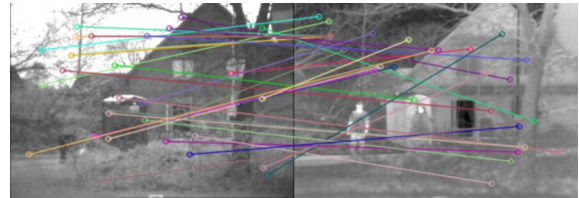
Fig. 8 Experimental results of group 1



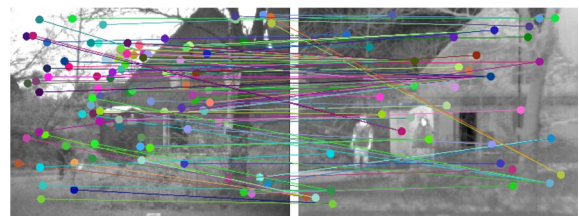
(a) SIFT 算法
(a) SIFT algorithm



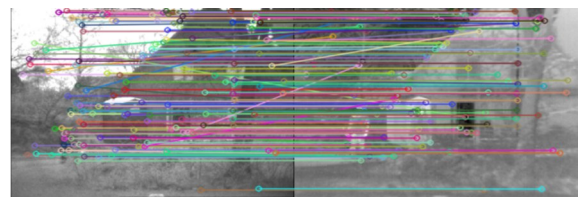
(b) Canny-SIFT 算法
(b) Canny-SIFT algorithm



(c) SURF 算法
(c) SURF algorithm



(d) CMM-Net 算法
(d) CMM-Net algorithm



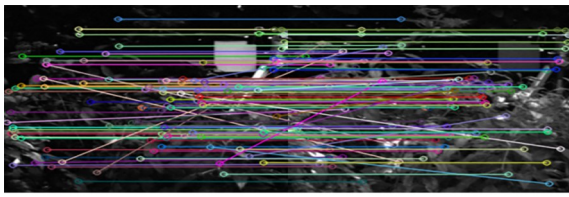
(e) CycleGAN-SIFT 算法
(e) CycleGAN-SIFT algorithm

图 9 第 2 组匹配结果

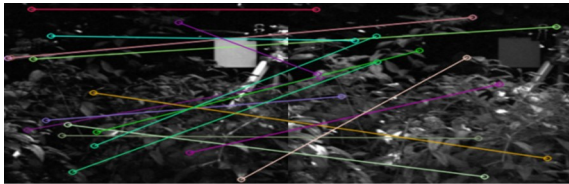
Fig. 9 Experimental results of group 2

多, 并且正确匹配点对更多; 本文算法所获取正确匹配特征点明显多于其他 4 种对比算法。

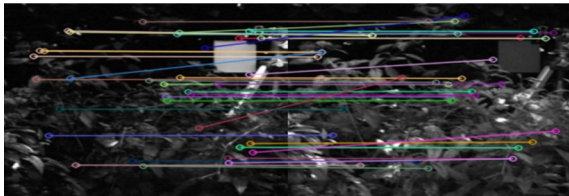
从图 9 可以看出, 当红外图像和可见光图像的灰度值较为接近时, SIFT、Canny-SIFT、



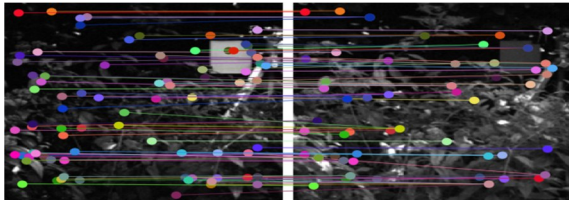
(a) SIFT算法
(a) SIFT algorithm



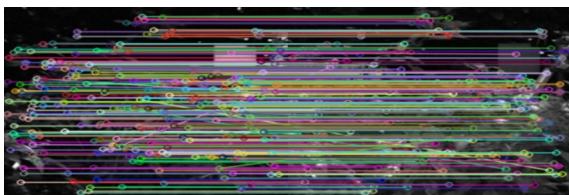
(b) Canny-SIFT算法
(b) Canny-SIFT algorithm



(c) SURF算法
(c) SURF algorithm



(d) CMM-Net算法
(d) CMM-Net algorithm

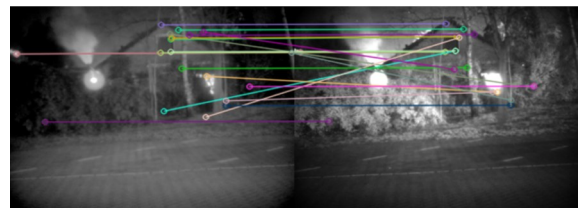


(e) CycleGAN-SIFT算法
(e) CycleGAN-SIFT algorithm

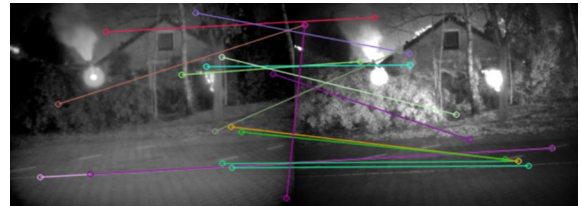
图 10 第 3 组匹配结果

Fig. 10 Experimental results of group 3

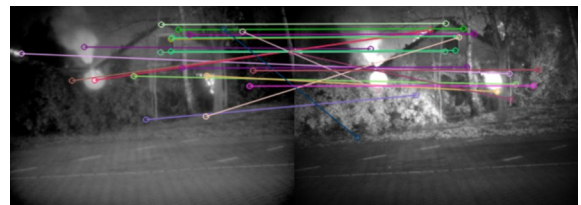
SURF 算法提取到的特征点数量少,且误匹配率高;CMM-Net算法和 CycleGAN-SIFT 算法通过自动学习的方式,能够找到异源图像间特征点信息的一致性表达,从而获取到的匹配点较多,正确率较高。



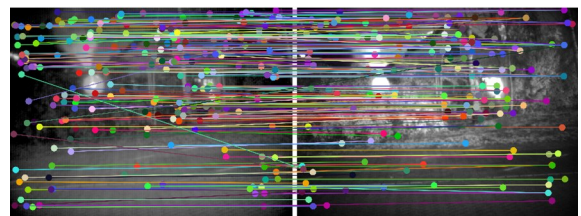
(a) SIFT算法
(a) SIFT algorithm



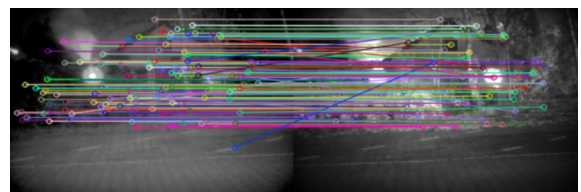
(b) Canny-SIFT算法
(b) Canny-SIFT algorithm



(c) SURF算法
(c) SURF algorithm



(d) CMM-Net算法
(d) CMM-Net algorithm



(e) CycleGAN-SIFT算法
(e) CycleGAN-SIFT algorithm

图 11 第 4 组匹配结果

Fig. 11 Experimental results of group 4

从图 10 可以看出, SIFT、Canny-SIFT、SURF 算法的匹配效果较差;CMM-Net 的匹配效果要优于前 3 种算法,而本文提出的算法具有明显的优势,正确匹配点对最多。

从图 11 可以看出,SIFT、Canny-SIFT、SURF 算法的误匹配点对较多;CMM-Net 算法可以提取出较多的特征点,但是存在较多的错误匹配点对;相比之下,本文算法的正确匹配点对最多。

4 组实验的对比结果如表 2 所示。从表 2 可以看出,受异源图像成像机理不同的影响,基于

人工特征的 SIFT、Canny-SIFT 以及 SURF 特征匹配算法不仅提取出的匹配点对数量少,而且匹配精度相对较低。CMM-Net 算法采用卷积神经网络进行图像特征提取,相比于前 3 种算法精度更高。本文算法在 4 组匹配实验中精度最高,匹配精度均在 95% 以上。

表 2 匹配实验结果

Tab. 2 Matching experimental results

Algorithm	First group			Second group			Third group			Fourth group		
	<i>T</i>	<i>C</i>	<i>P</i> /%	<i>T</i>	<i>C</i>	<i>P</i> /%	<i>T</i>	<i>C</i>	<i>P</i> /%	<i>T</i>	<i>C</i>	<i>P</i> /%
SIFT	25	1	4.00	34	1	2.94	50	42	84.00	19	9	47.37
Canny-SIFT	37	3	8.11	56	0	5.56	29	8	27.59	15	2	13.33
SURF	31	3	9.68	32	0	0	36	28	77.78	23	9	39.13
CMM-Net	116	83	71.55	90	22	24.44	80	53	62.50	224	103	47.37
CycleGAN-SIFT	166	165	99.40	150	144	96	218	212	97.25	134	128	95.52

以正确率均值(记为 M)作为评价指标,实验中 20 组图像的匹配测试结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,本文所提出的匹配方法相较于其他对比算法,匹配精度最高。

表 3 二十组图像匹配实验结果

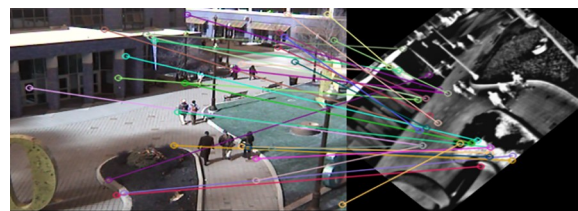
Tab. 3 Twenty groups of image matching experiment results (%)

Comparison algorithm	M	
	OTC	TNO
SIFT	3.90	44.77
Canny-SIFT	9.22	15.49
SURF	9.39	38.97
CMM-Net	53.97	44.47
CycleGAN-SIFT	97.32	96.26

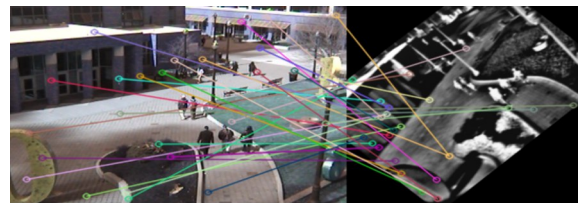
4.3 角度畸变条件下匹配实验

为了验证所提出算法的抗角度畸变能力,将原始图像进行旋转,以第 1 组图像为例,将其旋转 45°,匹配结果如图 12 所示。

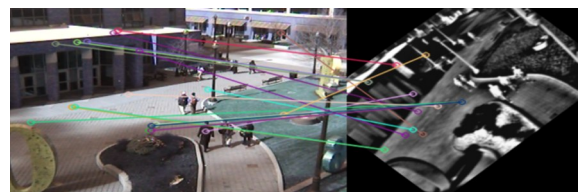
从图 12(a)~12(c)可以看出,尽管 SIFT 和 SURF 算法具有一定的尺度不变性,但是由于可见光图像和红外图像之间的灰度值差异性较大,SIFT、Canny-SIFT 以及 SURF 算法获取的匹配



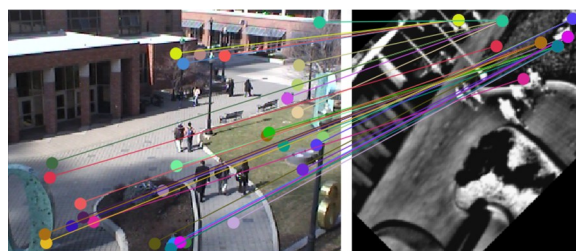
(a) SIFT 算法
(a) SIFT algorithm



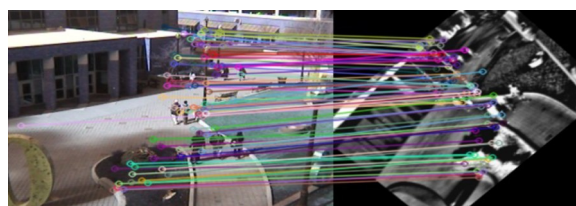
(b) Canny-SIFT 算法
(b) Canny-SIFT algorithm



(c) SURF 算法
(c) SURF algorithm



(d) CMM-Net算法
(d) CMM-Net algorithm



(e) CycleGAN-SIFT算法
(e) CycleGAN-SIFT algorithm

图 12 角度畸变下的匹配实验

Fig. 12 Matching experiment under angle distortion condition

点对不仅数量较少而且准确率不高。从图 12(d)可以看出, CMM-Net 算法所提取的匹配点对不仅少, 而且匹配错误率较高, 该方法的抗角度畸变能力有限。本文算法提取到的匹配点数最多, 并且基本上都是正确匹配点对。

图 13 为各种旋转角度下的匹配精度结果。从图 13 可以看出, 相比于其他 4 种对比算法, 本文算法在角度畸变条件下的匹配正确率均最高, 具有较强的抗角度畸变能力。

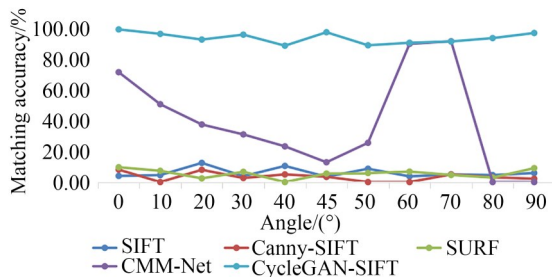


图 13 角度畸变下不同算法的匹配精度对比

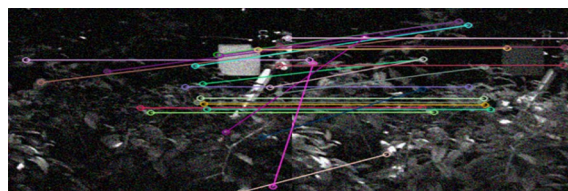
Fig. 13 Comparison of matching accuracy of different algorithms under angle distortion condition

4.4 噪声条件下匹配实验

为了测试本文算法在噪声条件下的匹配精

度, 随机选取 1 组图像进行实验, 在匹配过程中加入高斯噪声进行测试, 实验结果如图 14 所示。

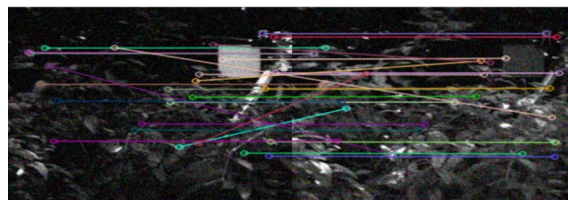
从图 14 可以看出, 受噪声影响, 各算法的匹配点对数目均有所下降, 但是本文算法的正确匹配点对仍最多。



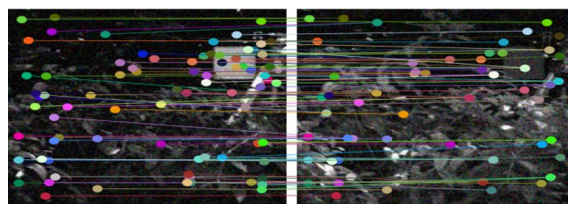
(a) SIFT算法
(a) SIFT algorithm



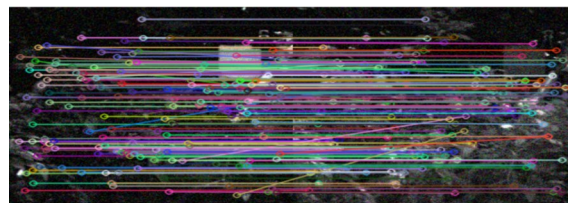
(b) Canny-SIFT算法
(b) Canny-SIFT algorithm



(c) SURF算法
(c) SURF algorithm



(d) CMM-Net算法
(d) CMM-Net algorithm



(e) CycleGAN-SIFT算法
(e) CycleGAN-SIFT algorithm

图 14 噪声条件下的对比实验

Fig. 14 Comparison experiment under noise condition

匹配结果如表4所示。由表4可知,当图像中加入噪声后,所有算法的匹配精度都有所下降,但是相比于其他4种对比算法,本文算法的匹配精度最高,匹配正确率在95%以上,具有较好的抗噪性。

表4 加入噪声后的匹配结果

Tab. 4 Matching results after adding noise

Algorithm	T	C	$P/\%$
SIFT	25	14	56.00
Canny-SIFT	10	2	20.00
SURF	26	17	65.38
CMM-Net	80	39	48.75
CycleGAN-SIFT	169	161	95.27

参考文献:

- [1] 毛远宏,贺占庄,马钟,等. 采用类内迁移学习的红外/可见光异源图像匹配[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(1): 49-55.
MAO Y H, HE ZH ZH, MA ZH, *et al.* Infrared-visible heterogenous image matching based on intra-class transfer learning[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2020, 54(1): 49-55. (in Chinese)
- [2] 罗世彬,刘海桥,胡茂青,等. 无人飞行器异源图像匹配辅助惯性导航定位技术综述[J]. 国防科技大学学报, 2020, 42(6): 1-10.
LUO SH B, LIU H Q, HU M Q, *et al.* Review of multi-modal image matching assisted inertial navigation positioning technology for unmanned aerial vehicle[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2020, 42(6): 1-10. (in Chinese)
- [3] 李海波,曹云峰,丁萌,等. 基于异源图像特征的显著性融合检测方法[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(3): 1-5.
LI H B, CAO Y F, DING M, *et al.* A saliency fusion detection method based on image features from different sensors[J]. *Computer Technology and Development*, 2018, 28(3): 1-5. (in Chinese)
- [4] 明国辉,委氏正. SURF算法在无人机倾斜摄影测量三维建模中的应用[J]. 测绘工程, 2017, 26(9): 41-45.
MING G H, WEI M ZH. Research on 3D modeling based on SURF for oblique photogrammetric technique[J]. *Engineering of Surveying and Map-*

5 结 论

本文针对红外图像和可见光图像因成像机理不同导致传统算法匹配精度不高、鲁棒性差的问题,提出了一种基于CycleGAN-SIFT匹配算法。该方法通过迁移学习共享权重将原可见光图像和红外图像基于CycleGAN生成伪红外图像,在此基础上提取SIFT特征并与红外图像进行匹配。最后在无噪声、有噪声以及存在角度畸变3种情况下与4种经典匹配算法进行测试对比。实验结果表明,本文算法具有匹配精度高、抗角度畸变和抗噪声能力强的优点。

如何提高本文算法的实时性以及进一步提升算法的匹配精度是下一步将开展的工作。

- ping*, 2017, 26(9): 41-45. (in Chinese)
- [5] MAES F, VANDERMEULEN D, SUETENS P. Medical image registration using mutual information[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2003, 91(10): 1699-1722.
- [6] 蔡潇. 基于相位特征的异源图像匹配算法[J]. 光学与光电技术, 2021, 19(1): 48-53.
CAI X. Heterogeneous image matching algorithm based on phase feature[J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2021, 19(1): 48-53. (in Chinese)
- [7] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. IEEE*, 1999: 1150-1157.
- [8] 张文卿,李为相,李为,等. 改进的SURF特征快速匹配算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12): 3526-3532.
ZHANG W Q, LI W X, LI W, *et al.* Improved SURF feature fast matching algorithm[J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(12): 3526-3532. (in Chinese)
- [9] 吴一全,谢芬. 基于对比度Harris的快速鲁棒图像配准算法[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(3): 316-324.
WU Y Q, XIE F. A fast and robust image registration algorithm based on contrast Harris[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2020, 40(3): 316-324. (in Chinese)
- [10] CANNY J. A computational approach to edge de-

- tection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [11] 岳娟, 高思莉, 李范鸣, 等. 具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(10): 2349-2359.
YUE J, GAO S L, LI F M, *et al.* Fast image matching algorithm with approximate affine and scale invariance[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(10): 2349-2359. (in Chinese)
- [12] 胡育诚, 芮挺, 杨成松, 等. 基于改进SIFT的无人机航拍图像快速配准研究[J]. *计算机科学*, 2021, 48(8): 134-138.
HU Y CH, RUI T, YANG CH S, *et al.* Study on aerial image fast registration from UAV [J]. *Computer Science*, 2021, 48(8): 134-138. (in Chinese)
- [13] 丁国绅, 乔延利, 易维宁, 等. 基于高光谱图像的改进SIFT特征提取与匹配[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(4): 954-962.
DING G SH, QIAO Y L, YI W N, *et al.* Improved SIFT feature extraction and matching technology based on hyperspectral image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(4): 954-962. (in Chinese)
- [14] 刘凯, 汪侃, 杨晓梅, 等. 基于DoG检测图像特征点的快速二进制描述子[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(2): 485-496.
LIU K, WANG K, YANG X M, *et al.* DoG key-point detection based fast binary descriptor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(2): 485-496. (in Chinese)
- [15] 蓝朝楨, 卢万杰, 于君明, 等. 异源遥感影像特征匹配的深度学习算法[J]. *测绘学报*, 2021, 50(2): 189-202.
LAN CH ZH, LU W J, YU J M, *et al.* Deep learning algorithm for feature matching of cross modality remote sensing images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(2): 189-202. (in Chinese)
- [16] HAN X F, LEUNG T, JIA Y Q, *et al.* Match-Net: Unifying feature and metric learning for patch-based matching [C]. 2015 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. *IEEE*, 2015: 3279-3286.
- [17] MA J Y, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.

作者简介:



郝 帅(1986—),男,博士,硕士生导师,主要从事人工智能、智能电网方面的研究工作。E-mail: haoxust@163.com

通讯作者:



马 旭(1985—),女,博士,讲师,主要从事人工智能、视觉导航方面的研究。E-mail: maxu@xust.edu.cn