

文章编号: 1672-8785(2017)04-0034-10

一种用于红外与微光图像配准的改进型 SURF 算法

杨 欢 石俊生* 字崇德 李希才

(云南师范大学颜色与图像视觉实验室, 云南昆明 650500)

摘 要: 针对红外与微光图像配准的特殊性, 为了减少配准计算量, 提出了一种从主方向确定和特征点描述两方面加以改进的加速鲁棒特征 (Speeded Up Robust Feature, SURF) 配准算法。首先检测微光图像和红外图像的边缘, 然后用改进型 SURF 算法提取两种图像边缘上的特征点, 并采用最近邻距离法对原始特征点进行筛选。在得到较高精度的特征点后, 进行粗匹配。接着用随机抽样一致性 (RANdom SAmple Consensus, RANSAC) 算法对一次筛选后的特征点进行精匹配。最后利用精确的特征点建立变换模型, 并将重采样后的待配准图像与参考图像实现配准。实验结果表明, 该算法不仅可以解决红外与微光图像的配准问题, 而且在匹配精度和算法运算时间等方面的表现均优于原始 SURF 算法。

关键词: 图像配准; 微光图像; 红外图像; SURF 算法; 边缘提取

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2017.04.007

An Improved SURF Algorithm for IR and Low Light Image Registration

YANG Huan, SHI Jun-sheng*, ZI Chong-de, LI Xi-cai

(Color and Image Vision Laboratory, Yunnan Normal University, Kunming 650500, China)

Abstract: According to the particularity of infrared and low light image registration, to reduce the amount of registration, an Speeded Up Robust Feature (SURF) registration algorithm improved both in determination of main direction and in description of feature points is proposed. Firstly, the edges of low light images and infrared images are detected respectively. Then, the improved SURF algorithm is used to extract the feature points of two kinds of image edges. Secondly, a nearest neighbor method is used to screen out the original feature points. After the feature points with higher accuracy are obtained, rough matching is carried out on them. Then, the RANdom Sample Consensus (RANSAC) algorithm is used to carry out precise matching on the feature points screened out one time. Finally, the precise feature points are used to establish a transform model and the images to be registered after resampling are registered with the reference images. The experiment results show that this improved algorithm not only can solve the registration problem of infrared and low light images, but also has better performance than the original SURF algorithm.

Key words: image registration; low light image; infrared image; SURF algorithm; edge extraction

收稿日期: 2016-11-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61178054); 云南省教育厅重大专项 (ZD2014004); 云南省高校科技创新团队支持计划资助项目

作者简介: 杨欢 (1992-), 女, 云南昆明人, 硕士研究生, 主要从事图像处理方面的研究。E-mail: huanyang.yh@qq.com

*** 通讯作者:** 石俊生 (1960-), 男, 博士, 教授, 主要从事颜色科学与光电成像技术方面的研究。E-mail: shi-js@263.net

0 引言

图像配准是图像拼接、目标识别、图像融合、双目立体采集等热门研究中的关键技术,也是计算机视觉、医学、遥感等重要领域中的基本问题。

图像配准是指将两幅同一目标初始位置不同的图像通过建立对应关系确立变换模型,使得一幅图像通过几何变换与另一幅图像在同一坐标系中重合或叠加的过程^[1]。图像配准一般分为单一传感器图像匹配和多传感器图像匹配,目前主要有基于区域的匹配方法和基于特征的匹配方法两种^[2]。其中,基于区域的匹配方法综合考虑了整幅图像的灰度信息,其优势在于无需进行预处理、稳定性强、配准精度高,但要求配准的两幅图像必须具有相似的灰度分布函数,因此只能适用于细节少、纹理不丰富、仅需平移变换及少量旋转变换即可匹配的图像,而且该方法还存在搜索量大、计算量大和运行速度慢等缺点。基于特征的匹配方法不是直接使用图像的像素值,而是使用图像中的特征(如角点、边缘、轮廓等)作为配准依据。该方法根据两幅图像的相同特征来计算配准参数,因此具有信息量少、计算量小、执行速度快等优点^[3]。由于采用图像特征进行配准,这种方法能够降低对多源图像灰度分布的依赖性,提高了算法效率,目前已被广泛应用于多传感器图像配准。

为了弥补单一传感器在某些环境中的局限性,将多种传感器结合起来使用已经成为了研究热点。多传感器在目标描述上具有互补性,相较于单一传感器能提供更丰富的图像信息,比如红外传感器与微光传感器的组合能够在黑暗条件下取得更好的观察效果。红外图像可以反映物体的辐射信息,其灰度值取决于热辐射率或温差。通过用辐射差异区分物体与背景,容易发现热目标,其不足在于对场景的亮度变化不敏感、成像清晰度低、无法如实反映景物表面的纹理信息等^[4]。微光图像可以反映物体对夜天光的反射信息,其灰度值由环境照度和目标的

反射系数决定,空间分辨率较高且能充分提供场景纹理细节信息,但易受周围环境的干扰而较难发现目标。通过对红外和微光传感器的成像特点的分析可知,红外图像与微光图像的信息能够互补,但由于成像原理不同导致同一目标在灰度、纹理、边缘以及空间分辨率等方面差异较大。类似的多源图像的匹配称为异构图匹配。传统的基于区域的匹配方法因计算量大而不适用于异构图匹配,而基于特征的匹配方法从图像中提取出异类图的共同特征(如边缘、轮廓、角点、局部空间极值等)并通过关联特征实现配准,则能够取得较好的匹配效果。

基于特征的匹配方法主要包括基于点特征的方法、基于线特征的方法和基于区域特征的方法^[5]。基于点特征的匹配技术中最典型的方法是尺度不变特征变换匹配(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[6]。该方法对两幅图像中的比例缩放、旋转、平移等变换均能保持一致性,但它生成的特征描述子维数过高、计算复杂度大,因此无法满足实时性的要求。而且 SIFT 算法未能充分利用图像的色彩信息,所以容易对灰度相近而色彩信息不同的图像以及具有局部相似的空间结构或对称结构的图像区域产生误匹配。2006年, Bay H 根据 SIFT 算法提出了一种基于特征的 SURF 图像匹配算法^[7]。该算法采用积分图像技术提高了算法的运算速度与精度。与原始 SIFT 算法相比,其计算速度加快了 3 倍,而且在图像尺度、光照和仿射变换等情况下都可以保持优良的不变性。文献[8]对几种特征点检测算子进行了比较。结果表明, SURF 特征点检测算子在局部特征算法中最具鲁棒性,且在光照、运行速度等方面均优于 SIFT 算法;但是 SURF 算法在异构图特征点匹配的运用中依旧容易出现特征点对的误匹配现象。

针对以上问题,本文将一种改进型 SURF 算法应用于红外与微光图像的配准。该方法结合 Canny 和形态学边缘检测算法进行红外与微光图像的边缘提取,然后在边缘上进行特征点检测。这样做可以减少计算量,同时在原始 SURF

算法的基础上从主方向的确定和特征点的描述两个方面加以改进, 进而提高主方向的精度并降低描述子的维数。同时, 采用两级筛选的方式对特征点进行粗匹配和精匹配, 即首先以欧式距离作为相似性度量标准, 结合最近邻距离法对初始特征点进行配准, 然后用 RANSAC 算法对匹配结果进行筛选, 进而消除错误匹配。最后, 通过用最小二乘优化算法求解仿射变换方程来得到配准图像, 从而提高匹配精度。实验结果表明, 改进型 SURF 算法不仅能够实现红外与微光图像的精确配准, 而且还能够缩短运算时间。

1 图像配准流程及算法

虽然微光与红外图像在灰度分布上差异很大甚至相反, 但是这两种图像的角点、边缘和轮廓是其共同的固有特征。这些特征能够在不同图像中真实反映物体的空间位置和内容分布, 所以利用这些固有特征进行配准显然可以提高配准精度。此外, 由于微光图像受探测器的限制会引入一些局部噪点, 而红外图像则受噪声的影响较小, 因此两种图像应该分别采用不同的边缘检测策略以消除噪点影响。基于上述原理, 本文针对红外与微光图像的配准提出了一种改进型 SURF 特征配准算法。图 1 为该算法的流程

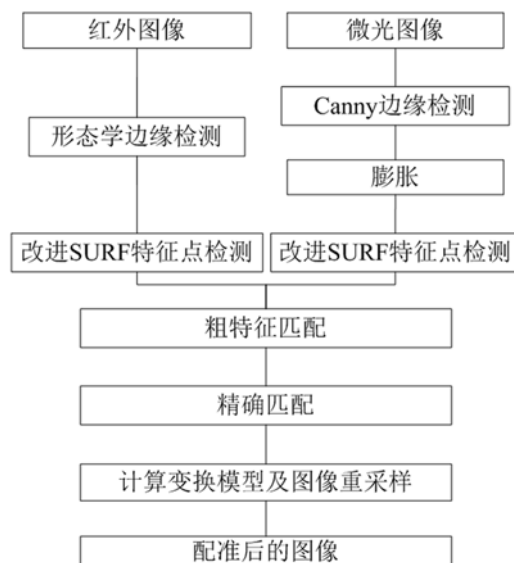


图 1 改进型 SURF 算法的流程

图 (包括本文提出的改进型 SURF 特征点检测方法)。具体步骤描述如下:

(1) 分别对红外与微光图像进行边缘提取, 得到红外和微光边缘二值图像。前者采用形态学的方式进行边缘检测; 后者采用阈值合适的 Canny 算子进行边缘检测, 并用膨胀的方式对边缘进行加粗处理。

(2) 采用本文提出的改进型 SURF 算子分别在二值化后的边缘图像上提取特征点, 并得到每个特征点的描述子。

(3) 以欧氏距离作为相似性度量, 采用最近邻距离法对两组特征点进行筛选, 提取出距离最近的 20 对特征点并对其进行粗匹配。

(4) 用稳健的 RANSAC 算法剔除错误匹配对, 得到精确匹配的特征点对。

(5) 根据得到的特征点对确立几何关系并建立变换模型。

(6) 根据变换模型对待配准图像进行重采样, 进而实现红外与微光图像的配准。

(7) 用简单的加权法对配准图像进行融合。

1.1 基于边缘检测的特征点提取及描述子生成

特征点的提取是整个配准过程中最为重要的一个步骤。特征点的好坏将会影响配准的精度与效率。红外图像与微光图像两者共有的主要特征是边缘, 因此可先用边缘检测得到边缘二值化图像, 然后再在边缘图像上提取特征点。

边缘检测算法有很多, 包括梯度算子、拉普拉斯算子、Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子、LoG 和 DoG 算子、Canny 算子等经典算子^[10], 之后又涌现出了很多优秀的诸如基于小波变换的边缘检测、形态学边缘检测、神经网络边缘检测之类的边缘检测算法。经典算子较为成熟, 且具有复杂程度低、运算速度快等特点, 但是抗噪能力差、边缘定位不理想; 基于小波变换的边缘检测和神经网络边缘检测等算法过于复杂, 计算量大, 计算速度慢。利用 Canny 算法提取的边缘不仅连续性好且最为完整, 其效果优于以上几种边缘检测方法^[11]。针对微光图像含有较多噪点、图像的亮度和对比度不高、边缘不

明显等特点,以 Canny 算法作为滤波器对图像进行平滑处理,以有效抑制噪声。其次,Canny 算子以带方向的一阶微分寻找图像梯度的局部极大值,可保留较为完整的边缘。与很多传统的边缘检测算法相比,Canny 算法的去噪能力更强。该算法不仅能够噪声与边缘检测之间取得较好的平衡,而且还能够检测到真正的弱边缘。因此,Canny 算法比较适合于对微光图像进行边缘检测。

红外图像和微光图像具有不同的特性。在红外图像中,目标与背景之间的对比度高,噪声较少,细节不明显,并且由于热辐射使得边缘有扩散现象,用 Canny 算法容易平滑掉一些边缘信息,因而具有一定的局限性。数学形态学是一种非线性滤波方法。基于物体形状集合与结构元素之间的相互作用,该方法能够正确检测出边缘和最大程度地抑制噪声^[12]。将数学形态学用于边缘检测不仅可以有效滤除噪声,而且还可以保留图像中的原有细节^[13],因此比较适合对细节较少的图像进行边缘检测。该方法可以简化数据、保存边缘的完整性和去除不相关的部分,且分析和处理速度快,正好适用于红外图像的边缘提取^[14]。但是它具有结构元素单一、易造成边缘方向敏感等特点,因此不适合于微光图像的边缘检测。

本文根据微光和红外图像的各自特点,分别采用不同的边缘提取策略,以便为之后的特征提取提供可靠的边缘图像。具体做法是,采用噪声抑制能力较强的 Canny 算子作为微光图像的边缘检测算法,并采用可最大程度保留甚至恢复边缘的形态学方法作为红外图像的边缘检测算法。

1.2 改进型 SURF 算法

针对 SIFT 算法数据量大、描述子复杂以及运算速度慢等问题^[15],Bay H 等人在 2008 年完善了 2006 年提出的 SURF 算法。该算法具有速度快、鲁棒性好等优点。SURF 算法借鉴了 SIFT 算法中简化近似的思想,并引入了积分图像和盒子滤波器等加速算法策略,因此在运算速度

上比 SIFT 算法快 3 倍左右,同时对图像旋转、平移、缩放和噪声也具有较好的鲁棒性^[16]。该算法具体可分为尺度空间构建、极值提取与特征点定位、主方向确定和特征点描述等四个步骤。其中,构造尺度空间的目的是为了在整个尺度和位置范围内产生大量密集覆盖图像的特征。这些特征在尺度上具有连续性。同时,在极值提取步骤中将特征点找出来并将其作为匹配依据。针对具体的微光和红外图像配准应用情景,本文对 SURF 算法中的主方向确定和特征点描述两个步骤进行了改进。

1.2.1 主方向的确定

在原始 SURF 算法中,确定主方向时,统计 60° 邻域内的 Haar 小波的特征总和并将数值最大的扇形方向作为主方向。但是以 60° 作为一个方向上的统计区域间隔过大,会导致主方向误差大、描述子不准确,且容易造成图像的误匹配。为了使特征点的主方向变得更加准确,本文提出将方向区域缩小,即把扇形改为 30° 。以特征点为圆心,以 $6s$ (s 为特征点所在尺度的值) 为半径,在 $\pi/6$ 的扇形范围内扫描一圈,并计算水平方向和垂直方向上的 Haar 小波响应。Haar 小波模板的大小取 $4s \times 4s$ 。对 Haar 应给予高斯权重,使得越靠近特征点的响应越大。对所有角度内的 Haar 小波响应进行累计叠加,形成新的矢量。此时,主方向就是累计叠加的最大值方向(见图 2)。

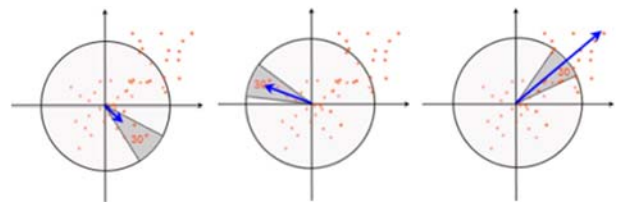


图 2 主方向的确定

1.2.2 特征点的描述

在原始 SURF 算法中,选取边长为 $20s$ 的正方形,然后将该框分为 4×4 的子区域,并统计各个方向上的响应值。由于每个子区域内有 4 个描述参量,该算法的维度为 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 。维度过大,导致速度变慢;而且数据复杂,不便于存

储。由于前面已使主方向的正确率得到了提高,因此在描述子的生成上可以适当简化,以缓解描述子太大、数据复制和算法速度慢等问题。下面介绍具体的改进办法。在特征点的周围选取一个边长为 $20s$ 的正方形框,其方向就是特征点的主方向。将该框分为 2×2 的子区域,并利用 Haar 小波模板计算每个子区域的响应值。最后统计响应值,包括水平方向值之和、水平方向值的绝对值之和、垂直方向值之和、垂直方向值的绝对值之和,从而形成描述子。所以每个特征点就是 $16 (=2 \times 2 \times 4)$ 维的向量。图 3 所示为描述子的生成过程。

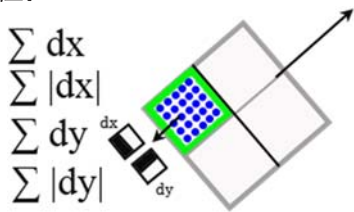


图 3 描述子生成的示意图

1.3 特征匹配

特征点匹配就是在待配准图像中寻找与参考图像中每个特征点唯一对应的匹配点^[17]。只有正确建立两幅图像之间的对应关系,才能正确地对其进行配准。因此,针对特征点之间的匹配,本文采用可提高配准精度的两级匹配方法^[18]。首先,采用特征向量的欧氏距离作为两幅图像中关键点的相似性判定度量,进而实现粗配准。然后用 RANSAC 算法剔除误匹配点,进而实现精配准。

1.3.1 特征点的粗匹配

本文采用欧式距离作为两幅图像特征向量之间的相似性判定度量,对特征点进行粗匹配。

设 P_1 是参考图像中的任意一点,描述子向量为 w_1 ; P_2 是待配准图像中的任意一点,描述子向量为 w_2 , 且共有 n 个分量,则 P_1 与 P_2 之间的距离为

$$D(P_1, P_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^n [w_1(k) - w_2(k)]^2} \quad (1)$$

对于参考图像中的每个特征点,在待配准图像点集中查询到它的最邻近点。根据式(1)计

算参考图像中的每一个特征点与待配准图像中所有点之间的距离,然后采用最近邻距离法找出特征点之间的最小距离。

粗匹配步骤如下:

- (1) 在参考图像中取一个特征点 i 。
- (2) 根据式(1)计算 i 点与待配准图像中所有点之间的距离。
- (3) 找出待配准图像中与该特征点欧式距离最近的特征点 j 。如果特征点 i 也是特征点 j 欧式距离最近的点,则接受这一对匹配点。反之,则放弃这对匹配点。

1.3.2 基于 RANSAC 算法的精匹配

通过粗配准得到的初匹配点对中存在大量误匹配点,因此需要对这些匹配点进行更为有效的处理,以消除错误的配准点。为了从有效数据中剔除无用数据,比较经典的算法是最小二乘法 and RANSAC 算法^[19]。其中,最小二乘法在错误率较小的情况下具有显著效果,但是当错误率超过 50% 以后,该方法也就失效了。所以本文采用 RANSAC 算法对匹配点进行提纯,剔除错误的匹配点,以实现可靠性好、精度高、鲁棒性强等优点。

RANSAC 算法通过一组包含异常数据的样本数据集计算出数据的数学模型参数,进而得到有效样本数据。其主要思想就是模型约束,即给定一个事先设好的模型,对完全以及基本符合该模型约束条件的情况给予采纳,而将偏离该模型约束条件的情况全部剔除。对于不同的实现目的,采用的模型约束条件也不同。

精配准的具体步骤如下:

- (1) 根据距离大小,将初始匹配点从小到大排序。
- (2) 选取最小的 20 对匹配点。
- (3) 从选出的 20 对匹配点中随机选取 8 对特征点对。
- (4) 用选取的 8 对匹配点对计算仿射变换矩阵 H 。
- (5) 以欧氏距离 d 作为判定依据,在剩余的匹配点对集中寻找所有满足 $d < t$ 条件的点对 (t 为距离阈值,本文取 $t = 0.001$)。若距离小于

设定阈值, 则为内点; 否则为外点, 予以剔除。同时记录内点的数量。

(6) 步骤 (3) ~ (5) 重复 N 次, 记录每一次的内点个数。 N 的计算公式为

$$N = \frac{\lg(1-P)}{\lg[1-(1-\eta)^3]} \quad (2)$$

式中, P 为内点概率, 文中取 99%; η 为外点概率, 且是未知的, 它会随着程序的运行不断更新。

(7) 选取包含内点最多的一个点对集, 并将该次结果视为最终内点, 即正确的匹配点。

1.4 变换模型的求解

当两幅图像之间存在平移、旋转、缩放等变换时, 在得到正确的特征点对后, 可利用特征点对的对应关系以及最小二乘优化算法估算两幅图像之间的变换模型并求出仿射矩阵 M 。根据仿射系数, 利用双线性插值对待配准图像进行重采样, 即可实现图像配准。

设 $(x, y, 1)$ 和 $(x', y', 1)$ 为特征点对的齐次坐标, 根据仿射矩阵 M 可得:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中, (x', y') 为参考图像中的点; (x, y) 为目标图像中与 (x', y') 对应的点; M 为仿射变换矩阵。由式 (3) 可知, 仿射变换模型中包含 6 个参数, 至少需要 3 对不共线的特征点才能求解变换矩阵。因此, 只需找到参考图像与待配准图像中 3 对以上的特征点对即可实现配准。

2 实验与仿真结果

为了验证本文改进算法的有效性, 采集大量的微光与红外图像对和不同变换的图像对进行配准实验, 并将其与原始 SURF 算法及其他改进型 SURF 算法进行配准对比。分别对平移、旋转和缩放的图像进行配准, 并从准确率、时间和精度等多个方面对其进行评价。实验硬件平台采用美国英特尔公司生产的 Core i3-2120 型 CPU, 内存为 4 GB, 主频为 3.3 GHz, 操作系统

为 Windows7 专业版 (64 位), 图像采集平台是特别定制的。微光镜头与红外镜头的性能相当, 以保证两种图像处在同一水平上。图 4 所示为图像采集与显示平台。



图 4 图像采集与显示平台

本文所用图像采集平台采集到的图像大小为 720×576 。红外图像和微光图像均在照度极低的室内拍摄。图 5 所示为实验结果。其中, 图 5(a1) 和图 5(a2) 分别为采集到的原始的微光图像和红外图像。将红外图像作为参考图像, 通过变换微光图像来验证本文提出的改进算法。首先, 对原始图像进行匹配。由于该图像在垂直方向上没有变化, 只是在水平方向上有细微变换, 所以仿射变换模型并不复杂, 结果见图 5(a3)。将图 5(a1) 向下平移 10 个像素且向右平移 20 个像素之后, 配准结果见图 5(b3)。再将图 5(a1) 顺时针旋转 10° , 配准结果见图 5(c3)。最后把图 5(a1) 放大 2.5 倍, 配准结果见图 5(d3)。

将原始 SURF 算法、文献 [20] 算法与本文算法同时应用到同一组红外与微光图像的配准中, 依然是从原始图像、平移、旋转和缩放四个方面进行对比, 也就是分别用原始 SURF 算法、文献 [20] 算法和本文算法对图 5(a1) 和图 5(a2)、图 5(b1) 和图 5(b2)、图 5(c1) 和图 5(c2)、图 5(d1) 和图 5(d2) 进行配准 (实验结果见表 1)。在文中已经提到, 寻找待配准图像与参考图像之间的变换模型至少需要 3 对以上的特征点对。我们从多个匹配点中选取欧式距离最小的 20 对特征点进行精匹配, 其余特征点均舍弃, 因此本文算法的特征点对少于其他算法。其中, 正确匹配率 (Correct Matching Ratio, CMR) 的计算公式为 [21]



图 5 原始微光图像 (a1) 经过平移 (b1)、旋转 (c1)、缩放 (d1) 后与红外图像的配准和融合结果

表 1 三种算法的匹配结果对比

| 配准图像 | 算法 | 精确匹配点的个数 | 正确匹配率 | 时间/s |
|------------------|---------|----------|-------|------|
| 图 5(a1) 和图 5(a2) | SURF | 233/198 | 85% | 2.52 |
| | 文献 [20] | 289/289 | 100% | 3.07 |
| | 本文 | 19/19 | 100% | 1.73 |
| 图 5(b1) 和图 5(b2) | SURF | 228/186 | 82% | 2.74 |
| | 文献 [20] | 266/266 | 100% | 3.54 |
| | 本文 | 19/19 | 100% | 1.87 |
| 图 5(c1) 和图 5(c2) | SURF | 241/212 | 88% | 2.68 |
| | 文献 [20] | 257/257 | 100% | 3.65 |
| | 本文 | 12/12 | 100% | 1.78 |
| 图 5(d1) 和图 5(d2) | SURF | 204/169 | 83% | 2.93 |
| | 文献 [20] | 232/232 | 100% | 3.53 |
| | 本文 | 7/7 | 100% | 1.82 |



(a) 夜晚室内完全灯光照明的办公环境



(b) 夜晚室内微光照明的环境



(c) 夜晚室内完全无灯光照明的环境

图 6 不同光照环境中的微光与红外图像对

$$CMR = \frac{N_c}{N} \quad (4)$$

式中, N 为精匹配后的所有匹配点对数; N_c 为最终的正确匹配点的对数。

为了进一步测试本文算法对微光照明条件影响的鲁棒性, 我们分别采用原始 SURF 算法、文献 [20] 算法和本文算法在夜晚室内完全灯光照明的办公环境 (500 LUX 左右)、夜晚室内微光

照明的环境 (1.5 LUX 左右)、夜晚室内完全无灯光照明的环境 (0.15 LUX 左右) 中进行测试。图 6 所示为不同光照环境中的微光与红外图像对:

(a) 夜晚室内完全灯光照明的办公环境; (b) 夜晚室内微光照明的环境; (c) 夜晚室内完全无灯光照明的环境, 且室外有星光。

图像配准后, 图像中对应物体的坐标重合度越高, 说明配准得越好。通过人眼直接观察即

可判断两幅图像是否配准。由于篇幅的限制,本文只给出图像配准后的融合图像。通过观察可以判断和评价各个配准结果。我们采用简单的加权算法对配准图像进行融合,其中红外图像的权重为 3/10,微光图像的权重为 7/10。图 7 所示为分别用 3 种算法对图 6 中的 3 组图像进行配准后得到的结果。表 2 列出了用这三种算法进行配准所用的时间。

表 2 用不同算法进行配准的运行时间 (s)

| 图组 | 原始 SURF 算法 | 文献 [20] 算法 | 本文算法 |
|-----|------------|------------|------|
| (a) | 1.99 | 2.36 | 1.43 |
| (b) | 1.80 | 2.21 | 1.68 |
| (c) | 1.91 | 2.97 | 1.74 |

从图 7 中可以看出,在分别用三种算法对图 6(a)、图 6(b) 和图 6(c) 进行处理后,原始 SURF 算法无法准确配准图像,而文献 [20] 算法和本文算法则能准确配准图像。与原始 SURF 算法和文

献 [20] 算法相比,本文算法的运算时间较短。同时需要说明一下,融合后的图像较微光图像存在图像质量恶化的现象,这与融合方式有关,而与配准无关。由于本文需要验证的是图像配准的好坏,为了不引入其他方面的影响因素,我们采用最为简单的融合方法,因此融合后的图像质量并不佳,但可以看出,配准结果很好。

3 结束语

结合图 7 和表 2 可以看出,在用原始 SURF 算法对红外与微光图像进行配准时,由于红外与微光相似度较低,存在较为严重的误匹配现象,导致仿射变换模型完全错误;SURF 算法是在整幅图像中寻找特征点,加大了搜索范围,导致匹配所用时间较长,因此原始 SURF 算法不仅无法正确配准红外与微光图像,而且配准时间过长。文献 [20] 算法和本文算法在原始 SURF 算法的基础上加以改进,从而去除误匹配点。这两



图 7 用原始 SURF 算法、文献 [20] 算法和本文算法对 3 组不同图像进行配准

种算法能够正确匹配不同光照环境下的微光与红外图像。但前者较为复杂,在配准图像时,用时间复杂度换取配准精度,因此运行时间长;后者在边缘图像中进行特征点定位,不仅可以提高配准精度,而且还缩减了运行时间。实验结果表明,经过改进的 SURF 算法在执行速度、配准精度等方面都有明显改善。

由于 16 维描述子的引入,改进型 SURF 算法的维数降低;将 60° 扇形改为 30° ,使主方向更加精确;基于边缘检测与二次筛选特征点,关键点的数量大大减少,然而却使关键点的正确率得到提高。描述子维数的降低会加大误匹配率,但主方向和关键点的正确率增大,使误匹配率降低。主方向的精确度是以时间作为代价换取来的。由于描述子的维数降低,运行时间并没有增加,因此运行时间和配准精度等在本文算法中是互补的甚至是改善的。而且从仿真实验中可以看出,本文算法可对图像变换进行准确配准,因而具有很强的适应性。

针对微光与红外图像在配准过程中由于两类图像的差异导致图像配准速度慢、准确率低等问题,本文提出了一种基于 SURF 算法的改进措施。我们不仅对原始 SURF 算法作了两个简单改进,而且在使用 SURF 算法进行图像匹配方面也进行了改进。首先,由于红外图像与微光图像在细节、灰度等方面极为不同,对双光谱图像进行了边缘提取。本文并没有采用传统的单一边缘提取方式来操作两种不同的图像,而是根据多模态图像的特点,采用不同的边缘检测方式提取出了两者的共同特征。其次,用改进型 SURF 算法进行了特征点检测,而且基于两级筛选精确定位特征点,得到了准确的匹配模型。四步改进措施及实验结果表明,本文算法能够满足图像配准中的正确率要求,大大节省了配准算法的运行时间,为解决微光与红外图像配准问题提供了一种新的思路,因此具有可行性和有效性。但在实时性要求较高的场合,本文算法还有待进一步改进。

近几年国内外有大量学者研究了 SURF 算法的改进问题,但是将 SURF 算法用于红外与微

光图像配准的相对较少,而且将改进后的 SURF 算法用于红外与微光图像配准的则更少。很多研究人员直接采用将边缘检测和 SURF 算法配合使用的方法在可见光与红外图像的配准方面取得了不错的成效,但对红外与微光图像的配准效果却不理想。本文采用两种边缘算法分别对微光图像和红外图像进行了边缘检测,然后使用改进型 SURF 算法进行了特征点提取。结果表明,本文算法能够更准确地检测边缘和更精确地提取图像特征点,进而实现红外与微光图像的良好配准。本文通过实验验证了改进型 SURF 算法的可行性和实用性。

参考文献

- [1] Zitova B, Flusser J. Image Registration Methods: A Survey [J]. *Image & Vision Computing*, 2003, **21**(11): 977-1000.
- [2] Dai X, Khorram S. A Feature-based Image Registration Algorithm Using Improved Chain-code Representation Combined with Invariant Moments [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(5): 2351-2362.
- [3] Nagel J H. Registration of High-resolution Images of the Retina [C]. *SPIE*, 1992, **1652**: 310-322.
- [4] Fang Y, Yamada K, Ninomiya Y, et al. Comparison between Infrared-image-based and Visible-image-based Approaches for Pedestrian Detection [C]. Columbus: IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium, 2003.
- [5] Choi O, Kweon I S. Robust Feature Point Matching by Preserving Local Geometric Consistency [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2009, **113**(6): 726-742.
- [6] Lowe D G. Object Recognition from Local Scale-invariant Features [C]. Kerkyra: IEEE International Conference on Computer Vision, 1999.
- [7] Bay H. SURF: Speeded up Robust Features [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2006, **110**(3): 404-417.
- [8] 宋智礼. 图像配准技术及其应用的研究 [D]. 上海: 复旦大学, 2012.
- [9] Valgren C, Lilienthal A J. SIFT, SURF and Seasons: Long-term Outdoor Localization Using Local Features [C]. Freiburg: European Conference on Mobile Robots, 2007.

(下转第 48 页)