基于局部显著特征的快速图像配准方法*

陈广居[1,2]，马志强[1]，单　勇[1]，张晓燕[1]
（1. 空军工程大学 电讯工程学院，西安 710077；2. 94750 部队，福建 连城 366200）

摘　要：针对 SIFT 算法在进行图像配准时存在提取特征点数目大、无法精确控制、运算速度慢、配准点精度不高的问题，提出一种基于局部显著特征的快速图像配准方法。该方法首先对原始图像和待配准图像进行降采样，对降采样图像分别提取 SIFT 特征点，并对特征点运用改进的 K-means 聚类算法进行聚类；然后利用聚类结果筛选聚类区域，在各聚类区域提取显著特征点进行粗匹配；最后利用显著特征点在原始图像中定位显著区域，对所得显著区域进行精配准。实验结果表明，该方法减少了图像匹配时间，控制了特征点数量，在保证匹配准确度的同时，有效地提高了特征匹配的效率。

关键词：尺度不变特征变换；改进 K-means 聚类算法；显著特征点；显著区域
中图分类号：TP391.4　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2012)11-4370-05
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.096

Fast image registration method based on local salient feature

CHEN Guang-ju[1,2], MA Zhi-qiang[1], SHAN Yong[1], ZHANG Xiao-yan[1]
(1. *Institute of Telecommunication Engineering*, *Air Force Engineering University*, *Xi'an* 710077, *China*; 2. *Unit* 94750 *of PLA*, *Liancheng Fujian* 366200, *China*)

Abstract: Aiming at the problems such as large number of feature points, difficulty in accurate control, low computation speed and registration accuracy in SIFT algorithm, this paper presented a fast image registration method based on local salient feature. In the algorithm, it firstly down sampled the original input and reference images to reduce spatial resolution, then extracted the SIFT feature points from the down sampled images and clustered by the improved K-means algorithm. Subsequently, it obtained the clustered regions by filtering the above clustered results, extracted and matched the salient feature points coarsely in the clustered regions. Finally, it located the salient regions according to the matched salient point pairs and matched to achieve accurate registration. Experiment results show that the method can reduce the matching time, control the number of the feature points, and also improve the efficiency significantly when keeping a higher matching precision.

Key words: scale invariant feature transform(SIFT); improved K-means algorithm; salient feature; salient region

0　引言

在图像处理领域，图像配准是图像分析和处理的基本问题，是对同一场景的两幅或多幅图像在空间上进行最佳匹配的过程。图像配准技术最早应用于计算机视觉，在图像融合、图像拼接、图像重建、图像检索、目标识别与跟踪等领域得到了广泛的应用[1]。

目前，图像配准算法主要分为基于灰度特性的方法和基于特征匹配的方法两类。前者方法简单，但是计算量很大，且对具有较大旋转和光照差异等情况的图像较为敏感，限制了其在实际中的应用；后者是目前图像配准最常用的方法，已经成为该领域的研究热点。该方法的关键环节即特征提取是图像配准的重要前提[2]，通过提取角点、直线、边缘、模板或轮廓等特征，并将这些特征进行参数描述，利用参数并通过对应关系实现图像间的变换，克服了灰度算法的许多缺点，成为图像配准的主要方法。常用的特征匹配算法有 Harris 角点匹配[3]、SUSAN点匹配[4]等，但这些方法不适用于尺度和旋转变化的情况。

近年来，基于图像局部不变特征变换的方法得到了较快的发展。其中，基于尺度不变特征变换(SIFT)[5,6]方法由于其优良的尺度和旋转不变性以及对光照和视角变化的鲁棒性和稳定性而备受关注，成为国内外特征匹配研究领域的热点。该算法能提取稳定的特征，以处理两幅图像之间在发生平移、旋转、仿射变换、视角变换、光照变换情况下的匹配问题，匹配能力较强。但 SIFT 算法计算复杂，速度较慢。针对这些问题，国内外学者提出了一系列改进算法。例如 Ke 等人提出 PCA-SIFT 改进算法[7]，采用主成分分析法以减少特征描述符的维数，降低了计算复杂度；SURF[8]方法降低了计算量，适用于图片分辨率变化较大的情况；GLOH[9]方法增强了特征描述子的独特性。但在复杂场景下以及模糊和光照变化下，上述算法效果欠佳。杨涛等人[10]将多尺度 Harris 角点和 SIFT 描述子相结合，提出了基于场景复杂度与不变特征的实时图像配准算法，获得了很好的准确度；刘健等人[11]将对数极坐标变换与图像分块处理相结合对 SIFT 图像配准算法进行改进，也获得了不错的效果；

收稿日期：2012-03-29；**修回日期**：2012-05-13　　**基金项目**：陕西省自然科学基金资助项目(2010JM8014)；中国博士后科学基金资助项目(20100471838)；中国博士后特别基金资助项目(201104787)

作者简介：陈广居(1982-)，男，河北枣强人，硕士研究生，主要研究方向为视频分析理解(cgjat253@yahoo.com.cn)；马志强(1968-)，男，山东威海人，副教授，硕士，主要研究方向为图像处理、多媒体技术、军事宽带通信网；单勇(1976-)，男，河南睢县人，讲师，博士，主要研究方向为视频分析理解；张晓燕(1970-)，女，陕西西安人，副教授，博士(后)，主要研究方向为数字图像、多媒体技术.

雷小群等人[12]利用几何约束和双向匹配从特征点匹配精度上对 SIFT 算法进行了改进;Zhu 等人[13]通过从对特征点进行过滤以及并行化匹配过程两方面对 SIFT 进行改进,大大提高了算法效率。Mikolajczyk 等人[9]针对不同场景,对光照变化、旋转、缩放、分辨率差异、模糊、压缩等情况,就 11 种典型描述子(如 SIFT、LBP、PCA_SIFT、GLOH、微分描述子、不变距描述子等)进行了性能评估,结果表明 SIFT 描述子的性能最优。

鉴于 SIFT 性能的优越性,本文采用 SIFT 进行特征提取,提出基于局部显著特征的快速图像配准方法。为了减少特征提取时间,首先对图像进行预处理,得到降采样图像;对降采样图像进行 SIFT 特征提取,得到初始特征点;为了提高匹配效率、减少匹配时间,对提取出的初始特征点进行聚类,并根据聚类结果进行聚类分区;为了进一步提高匹配效率,采用图像信息熵对聚类分区进行筛选,去掉无匹配区域,得到具有对应关系的聚类分区,只进行对应聚类区域特征点的匹配操作,同时挑选出显著特征点;以显著特征点为中心,在原始图像和待配准图像中定位显著区域;最后对挑选出来的显著区域进行 SIFT 精配准。

1　算法设计

图像配准的关键是图像特征点的提取和匹配,本文基于局部显著特征的快速图像配准方法的基本流程如图 1 所示。主要分为以下几个步骤:

a)将参考图像和待匹配图像进行图像增强,分别降采样,同比例缩小图像尺寸,以减少特征提取时间;

b)将得到的降采样图像分别进行 SIFT 特征提取;

c)采用基于改进的 K-means 聚类算法对特征点进行聚类;

d)通过聚类结果进行聚类分区,并利用图像信息熵对聚类分区进行筛选,裁剪掉无匹配区域,得到具有对应关系的聚类分区;

e)分别进行对应聚类区域内特征点的粗匹配,挑选出显著特征点;

f)在原始参考图像和待配准图像中分别以显著特征点为中心选择显著区域;

g)对得到的显著区域进行 SIFT 精匹配。

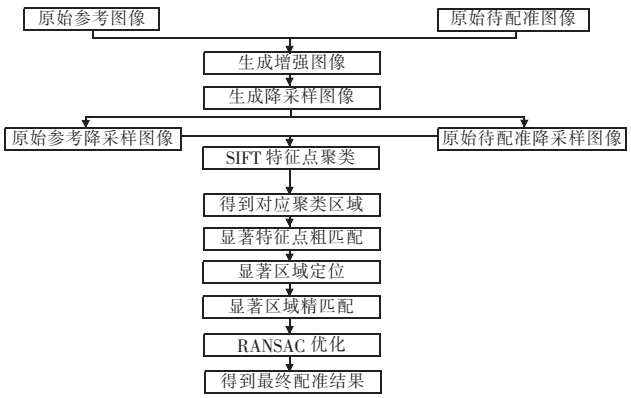


图 1　基于局部显著特征的快速图像配准方法

由于本文算法对图像进行了降采样处理,同时引入了显著特征点匹配和显著区域精匹配等方法,本文在保证匹配精度的前提下,有效地减少了 SIFT 特征提取和特征点匹配的时间,同时降低了 SIFT 特征的误匹配率。

1.1　SIFT 特征匹配

1.1.1　图像预处理

由于拍摄环境以及摄像系统误差等影响造成的图像质量问题,使得 SIFT 算法提取的特征点错配严重。为此,本算法首先对原始参考图像和待配准图像利用直方图均衡化进行整体对比度增强,使图像特征更加突出;为了降低计算量,分别对原始参考图像和待配准图像进行隔行隔列降采样处理。

1.1.2　SIFT 算法

SIFT 特征匹配算法是一种稳定的局部特征匹配算法,SIFT 特征匹配算法主要包括以下五个步骤。

1)尺度空间极值检测

首先将图像表示为尺度空间,图像的尺度空间 $L(x,y,\sigma)$ 定义为尺度可变高斯函数 $G(x,y,\sigma)$ 与图像 $I(x,y)$ 的卷积,可用式(1)表示:

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)*I(x,y) \tag{1}$$

其中:$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-(x^2+y^2)}/2\sigma^2$,$(x,y)$ 是空间坐标,σ 是尺度坐标。

为了有效地在尺度空间检测到稳定的关键点,Lowe[6]提出了利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成的高斯差分尺度空间(DOG scale-space)检测极值点。

$$D(x,y,\sigma)=[G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma)]*I(x,y)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma) \tag{2}$$

其中:k 为固定系数。DOG 算子计算简单,是尺度归一化的 LOG 算子的近似。

每个采样点通过与它同一尺度的 8 个邻域像素及上下相邻尺度图像的 9×2 个邻域像素(共 26 个邻域点)进行比较,确定局部极值,作为候选关键点。

2)精确定位特征点

由于 DOG 算子对噪声较为敏感,且会产生较强的边缘效应,为了增强匹配的稳定性,提高抗噪能力,必须对上一步得到的候选关键点进行筛选,去除不稳定边缘响应点和低对比度点,最终确定关键点。

为了去除低对比度点,将 $D(x,y,\sigma)$ 泰勒展开为二次项

$$D(x)=D+\left(\frac{\partial D^{\mathrm{T}}}{\partial x}\right)x+\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}\frac{\partial^2 D}{\partial x^2}x \tag{3}$$

式中:$D(x)$ 是 DOG 的计算结果。

对式(3)求导,可得

$$\hat{x}=-\left(\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2}\right)\frac{\partial D}{\partial x} \tag{4}$$

将式(4)代入式(3)可得

$$D(\hat{x})=D+\frac{1}{2}\left(\frac{\partial D^{\mathrm{T}}}{\partial x}\right)\hat{x} \tag{5}$$

若 $|D(\hat{x})|\geqslant 0.03$,则该点对比度满足要求,应当保留;若 $|D(\hat{x})|<0.03$,则认为该点是低对比度的点,应该剔除[6]。

由于 DOG 在横跨边缘的地方存在大的主曲率,因此,要剔除不稳定边缘响应点,就是要检测主曲率是否小于某个阈值。首先给出一个 2×2 的 Hessian 矩阵:

$$H=\begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \tag{6}$$

D 的主曲率和 Hessian 矩阵的特征值成正比,令 α 为 H 的最大特征值,β 为 H 的最小特征值,且 $\alpha=r\beta$,则

$$\mathrm{tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta$$
$$\mathrm{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{yy})^2 = \alpha\beta$$
$$\frac{\mathrm{tr}(H)^2}{\mathrm{Det}(H)} = \frac{(\alpha+\beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta+\beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r} \tag{7}$$

由式(7)可知,当 α 与 β 相等时,即 $r=1$ 时,$\frac{\mathrm{tr}(H)^2}{\mathrm{Det}(H)}$最小,通过$\frac{\mathrm{tr}(H)^2}{\mathrm{Det}(H)} < \frac{(r+1)^2}{r}$检测主曲率是否在某阈值 r 下。

3)指派特征点方向

为了使算子具备旋转不变性,计算关键点邻域像素的梯度方向分布为每个关键点指派方向。点(x,y)处梯度的模值和方向计算如下:

$$m(x,y) = \sqrt{[L(x+1,y)-L(x-1,y)]^2 + [L(x,y+1)-L(x,y-1)]^2}$$
$$\theta(x,y) = \arctan\left[\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)}\right] \tag{8}$$

其中:L 所用的尺度为每个关键点各自所在的尺度。

计算以关键点为中心的邻域窗口内像素点的梯度方向,形成梯度直方图。直方图的峰值代表该关键点的主方向,把具有主峰值 80% 能量的峰值方向作为该关键点的辅方向。因此,一个关键点会被指定具有多个方向(一个主方向和多个辅方向),这可以增强匹配的鲁棒性。

4)建立特征点描述子

为了确保旋转不变性,将高斯图像坐标轴旋转为关键点的主方向。取以关键点为中心的 4×4 子区域,在每个子区域计算 8 个方向的梯度向量直方图,最终形成 $4\times4\times8=128$ 维的 SIFT 特征向量。此时 SIFT 特征向量已经去除了尺度、旋转等几何因素变化的影响。接着对 128 维特征向量进行归一化,可进一步去除光照变化带来的影响。

5)特征向量匹配

经过以上步骤生成 SIFT 特征向量后,采用关键点特征向量的欧氏距离作为关键点的相似性判定度量,对图像进行特征向量匹配。首先提取一幅图像的某个关键点,然后在另外的图像中找出与该点欧氏距离最近的前两个关键点,利用最近距离与次近距离的比值进行特征点匹配,若该比值小于某个阈值,则接受这一对关键点,认为它们是匹配点。

1.2 改进的 K-means 算法对特征点聚类

对 SIFT 特征点进行聚类,就是将特征点分组成为多个类或簇,基本思想是使同一类特征点之间具有较高的相似度,而使不同类中的特征点具有较大差别。各图像中提取的特征点的数量和位置是不同的,在进行特征匹配时,为了只对具有相近物理意义的特征进行比较,本文根据 SIFT 特征点的物理坐标位置对特征点进行聚类,从而将特征点进行区域划分,在对应区域中进行特征匹配,以提高特征点匹配效率。为了提高时效性,本文采用简单、快速的 K-means 算法对特征点进行聚类。用距离来表示特征点间的相似程度,越相似特征点间的距离越小。特征点之间的距离在本文中采用曼哈顿距离,假设有 n 个特征点,每个特征点是 2 维特征向量,以 d_{ij}来表示第 i 个特征点$X_i=(x_{i1},x_{i2})$和第 j 个特征点 $X_j=(x_{j1},x_{j2})$之间的距离,则

$$d(X_i,X_j) = |x_{i1}-x_{j1}| + |x_{i2}-x_{j2}| \tag{9}$$

针对 K-means 算法对初始聚类中心敏感的问题[14],本文引入 DENCLUE[15]算法中影响函数和密度函数概念,提出一种优化初始聚类中心的方法,该方法得到的初始聚类中心分布比较合理,而且剔除了孤立点对初始聚类中心的影响,可得到较好的聚类效果。

特征点集合中某点的密度定义为其他特征点对其影响的总和。本文中采用如下定义的距离影响函数:

$$f(X,Y) = \frac{1}{d(X,Y)} \tag{10}$$

式(10)表示特征点 Y 对 X 的影响程度,其中 $d(X,Y)$ 为特征点 X 与 Y 的距离,则对应的密度函数为

$$f^D(X) = \sum_{i=1}^{n}\frac{1}{d(X,X_i)} \tag{11}$$

通过式(11)可计算出各特征点的密度,该密度值反映了特征点的全局密集程度。显然,特征点密度越大,代表该特征点周围越紧凑,说明以该点作为聚类中心更有利于目标函数的收敛。

改进的 K-means 聚类的具体过程如下:

a)建立特征点密度集合。假设 Ω 为 n 个特征点的集合,其中 $\Omega=\{X_1,X_2,\cdots,X_n\}$,每一个元素 X_i 为一个特征点,对每个特征点利用式(11)进行密度计算,得到密度集合:

$$D = \{f^D(X_1), f^D(X_2), \cdots, f^D(X_n)\} \tag{12}$$

b)依据特征点的密度集合,把特征点的密度由大到小排列,把最大者$f^D(X_i)$对应的特征点作为第一个初始聚类中心 X_{o1}。为剔除孤立点,设定阈值 λ,把密度值小于该阈值的特征点视为孤立点。

c)为准确选择出周围样本分布比较密集、距离现有聚类中心较远的特征点作为下一个聚类的最佳中心,本文提出计算各点的比值函数 f 如式(13)所示,选择使 f 最大的点 X_i 作为下一个聚类的最佳中心,然后把它加到初始聚类中心。

$$f = \max\left(\frac{f^D(X_i)}{f(X_{oj},X_i)}\right) \tag{13}$$

d)计算剩余特征点和当前聚类中心的 f,找出与聚类中心 f 最大的点,把它加入到聚类中心。

e)重复步骤 c)和 d)直到找到 k 个聚类中心为止。k 值的确定应综合考虑图像内容复杂度及计算复杂度。原则上内容丰富图像的聚类个数应大于内容欠丰富图像,且 k 值的选取不应过小,以便筛选出无匹配区域,得到对应聚类区域,而过大的聚类个数将增大计算复杂度。

f)以这 k 个点作为初始聚类中心,利用 K-means 算法聚类。最终得到 k 个聚类中心 $X_{o1},X_{o2},X_{o3},\cdots,X_{ok}$ 和 k 个聚类 $C_1,C_2,C_3,\cdots,C_k$。

1.3 显著区域匹配

由于 SIFT 算法提取的特征点较多,其在匹配的过程中需要对所有特征点进行全局搜索,耗时过长,且存在明显错配,影响了配准精度;同时由于旋转、缩放等因素影响,导致待配准的两幅图像在覆盖范围上可能是不一致的,非重叠区域可能不存在正确的匹配,若直接对这两幅图像进行匹配,必然会影响匹配效率,增加误匹配概率。

为了克服这些困难,本文对 SIFT 算法的匹配策略进行了改进:a)对图像依据聚类结果进行分区,在匹配开始前利用图像熵对所得聚类分区进行过滤,因为图像熵可以作为图像局部区域信息的尺度标准[16],所以分别计算原始图像和待配准图像各聚类区域的图像熵值,并进一步利用该熵值对两幅图像的非重叠区域进行大致筛选,去掉无匹配区域,得到对应的聚类分区,将特征点匹配的搜索范围限定在对应的分区中,SIFT 算法只针对这些对应聚类分区内的特征点进行匹配;b)鉴于匹

配特征点在图像中的相对距离具有一致性,利用特征点间的密度对应关系自适应地选择匹配点对。

设 E_i、F_i 为参考图像和待配准图像对应的两个聚类分区,从这两个分区中提取的特征点集合为 $T_{E_i}=\{X_j\}_i$,$T_{F_i}=\{Y_j\}_i$,经过特征匹配后得到匹配点对集合为 $M_{EF_i}=\{X_j,Y_j\}_i$。在各聚类分区内分别计算匹配特征点密度,并按照匹配特征点密度由大到小进行排序得到特征点密度集合为 $f_m^D(T_{E_i})=\{f^D(X_1),f^D(X_2),f^D(X_3),\cdots,f^D(X_m)\}_i$,$f_n^D(T_{F_i})=\{f^D(Y_1),f^D(Y_2),f^D(Y_3),\cdots,f^D(Y_m)\}_i$,其中,对得到的密度建立一一对应关系:

$$f^D(X_1)\leftrightarrow f^D(Y_1),\ f^D(X_2)\leftrightarrow f^D(Y_2),\cdots,\ f^D(X_m)\leftrightarrow f^D(Y_m) \quad (14)$$

为了增强匹配的鲁棒性,根据需要可以按照密度对应关系进一步选取匹配特征点密度大的匹配点对作为最终匹配点。本文中把降采样图像的最终匹配点称为显著特征点。

接下来要通过上面各聚类中提取的显著特征点来对原始参考图像和原始待配准图像进行显著区域的准确定位,进而实现精确配准。该部分主要分为五个步骤来完成:

a)在得到的匹配特征点中,依据其在各聚类内的密度,分别选择一定数量($k_1,k_2,k_3,\cdots,k_k$)的显著特征点。由于大部分正确的匹配点以簇的形式存在,错误的匹配点常出现在远离特征点密集区域[17],因此在各聚类中提取密度较大的特征点,这样既能保证所选择的特征点分布密集且去除错误匹配点,又因是在不同聚类进行选择,可以保证所提取的特征点分布均匀。

b)利用坐标在原始参考图像和原始待配准图像中对得到的显著特征点进行定位,采用形态学膨胀算子对提取的离散显著特征点进行膨胀运算,得到相应的图像区域。

c)将得到的区域的最小外接矩形作为显著区域。

d)分别对两幅图像中的显著区域利用 SIFT 算法提取特征点并进行匹配,为了进一步提高匹配的准确性,使用 RANSAC[18] 进行优化。

e)利用图像的匹配点对实现图像的精确配准。

2　实验结果及分析

分别利用原始的 SIFT 配准算法和本文的改进算法对图像进行配准并分析配准结果。实验是在 Inter Pentium Dual-Core E5200 2.5 GHz 处理器、1 GB 内存的硬件环境下进行的,仿真实验环境是 Windows XP 下的 MATLAB 7.10。实验中选用 70 对从不同角度拍摄的具有不同放缩比例、不同旋转角度和视角变化的相同场景图像作为实验所需数据。限于篇幅,其中一组图像如图 2 所示,图像大小为 640×480。将该组两幅图像分别记为原始参考图像和原始待配准图像。

(a) 原始参考图像　　(b) 原始待配准图像

图 2　原始图像

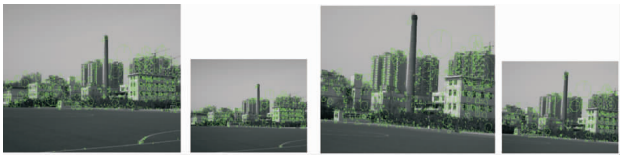
通过对图像预处理,得到原始参考降采样图像和原始待配准参考图像,分别对原始图像和处理后的图像进行特征提取,提取结果如图 3 所示。通过对特征提取结果的仔细观察,可以得出:

a)不同尺度的主要特征都被保留了,而楼房上的许多次要特征在降采样图上都消失了。

b)SIFT 算法提取的特征点非常多,即使进行了降采样,获取的特征点数量也很大。原始参考图像和原始待配准图像的特征点分别为 1 226 和 1 699 个,降采样处理后的参考图像和待配准图像的特征点分别为 456 个和 554 个。

c)图像通过降采样处理减少了特征点的提取时间。对原始参考图像和原始待配准图像进行特征提取的时间分别为 1.074 s 和 1.295 s,对降采样处理后的图像进行特征提取的时间分别为 0.325 s 和 0.353 s。

d)由于特征点数量多,导致匹配时搜索范围大,会增加匹配时间和错匹配的概率,而且实际配准中通常不需要那么多匹配点对,在选择需要的匹配点对时,往往使选择的点对集中在一块区域,因此有必要对匹配区域进行划分,同时对特征点进行筛选。



(a)原始参考图像特征提取与原始参考降采样参考图像特征提取　　(b)原始待配准图像特征提取与原始待配准降采样图像特征提取

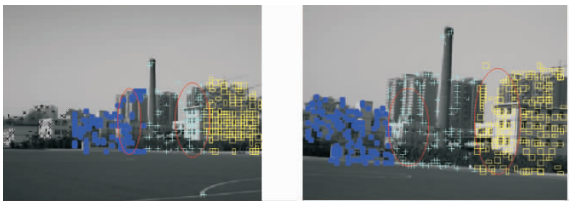
图 3　原始图像和降采样图像特征提取

利用改进 K-means 算法对原始参考降采样图像和原始待配准降采样图像的特征点进行聚类的结果如图 4 所示。经实验验证,设置原始参考降采样图像特征聚类个数 $k=7$,原始待配准降采样图像特征聚类个数 $k=6$,利用图像熵对所得聚类分区进行筛选,图 4(a)左侧聚类分区为无匹配区域,对此分区进行过滤,对剩下的 6 个聚类分区建立对应关系。为了分析 k 值对匹配的影响,减小 k 值取聚类个数分别为 4 和 3,聚类结果如图 5 所示。虽然其可以过滤掉无匹配区域,但无法对聚类分区建立准确的对应关系,从而无法得到精确的分布密集的显著特征点,如图中椭圆区域所示,特征分布密集点不在对应分区内,显然此聚类结果的匹配准确度较差。同样,较大的聚类个数不仅会增加计算复杂度,还会影响后续显著区域的均匀分布,影响匹配精度。

(a) 原始参考降采样图像特征聚类　　(b) 原始待配准降采样图像特征聚类

图 4　降采样图像特征聚类

对图 4(a)和(b)分别在各自的匹配区域内进行匹配,同时利用密度大小进行匹配特征点选取得到分布比较密集的显著特征点,对显著特征点进行匹配的结果如图 6 所示。可以看出,经过显著特征点的粗匹配,剔除了绝大多数误匹配点,且匹配点对在各聚类区域内分布比较集中,减小了误匹配概率,同时由于是在不同的聚类区域进行匹配,大大减少了匹配时间。



(a) 原始参考降采样图像特征聚类 (b) 原始待配准降采样图像特征聚类

图 5 降采样图像特征聚类

根据得到的显著特征点,在原始参考图像和原始待配准图像中对显著区域进行定位的结果如图 7 所示。可以看出,随着镜头的变化,图像中的内容出现了平移、旋转以及尺度变化,但对于两幅图像,显著区域的定位结果是一致的。

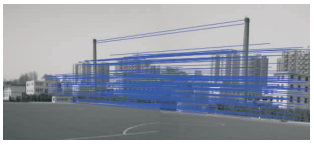
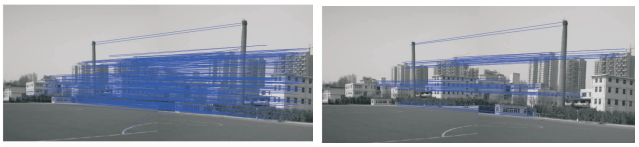


图 6 显著特征点匹配

图 7 显著区域

利用文中提出的改进算法与原始 SIFT 算法分别对以上两幅图像进行配准,图 8 为图像配准效果对比。由图 8(a)可以看出,原始的 SIFT 算法匹配结果中存在多个错误匹配,在一些纹理复杂区域(如背景楼房)产生了大量的特征点,这些冗余特征点的存在是出现误匹配现象的主要原因。另外,在一些无匹配区域(近景操场)提取了错误的特征点,也导致了误匹配。图 8(b)为本文算法的配准结果图,可以看出,匹配结果主要集中在两幅图片的共有显著区域内,由于显著区域是在不同聚类中进行的选择,因此分布比较均匀,使提取出的显著区域具有独立的代表性。



(a) SIFT 的匹配效果 (b) 本文算法的匹配效果

图 8 图像配准效果对比

表 1 通过误匹配率、准确率和所用平均时间四个指标对两种方法进行了比较。其中,误匹配率 $W_{\text{ratio}} = Nu_w/Nu_t$,$Nu_w$ 为错误匹配图像对,Nu_t 为总的图像对;准确率 $R_{\text{ratio}} = Nu_r/Nu_t$,$Nu_r$ 为正确匹配图像对;所用平均时间 $T_{\text{average}} = T_t/Nu_t$,$T_t$ 为处理图像对总时间。从表 1 中可以看出,由于原始 SIFT 算法提取了大量的特征点,且匹配是在全局进行搜索,导致所用时间较多;相反本文算法所用时间大约为原始 SIFT 算法的 21%,所用时间明显低于原始 SIFT 算法,可见本文算法的复杂度远低于原始算法,速度更快,效率更高;在误匹配率和准确率方面,本文算法均优于原始 SIFT 算法。在实际操作中本文算法配准点数量还可以根据显著区域的选择进行控制,完全能够达到配准的要求。

表 1 图像配准综合效果比较

算法	W_{ratio}/%	R_{ratio}/%	T_{average}/s
SIFT	10.79	89.21	4.78
本文算法	4.29	95.71	1.02

3 结束语

本文提出的基于局部显著特征的图像配准方法既保持了原算法的尺度和旋转不变性等优点,又提高了精度,降低了计算复杂度,提高了速度,在特征匹配上具有较好的时效性。采用针对原始图像进行降采样处理的方法减少了特征点提取所需的时间;借助于图像熵进行聚类分区筛选,同时对得到的对应聚类区域进行特征匹配,将匹配点的搜索范围降低,在减少匹配时间的同时,极大地减小了误匹配的发生。本文算法的另一创新之处就是通过在不同聚类区域中挑选分布密集的局部显著特征匹配点,以及在原始图像中对显著区域的定位匹配,在减少特征点描述和匹配时间的同时,使得两幅图像的匹配特征点能够均匀分布,为后续的图像几何纠正进一步提高了精度。本文算法需事先确定聚类数目,因此,如何使算法获得更好的自适应性和鲁棒性是下一步研究的重点。

参考文献:

[1] 王田甲, 刘国荣. SIFT 改进算法在图像配准中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2011,28(5):184-188.

[2] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey [J]. Image and Vision Computing,2003,21(11):977-1000.

[3] HARRIS C G,STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]//Proc of the 4th Alvey Vision Conference. 1988.

[4] SMITH S M,BRADY J M. SUSAN:a new approach to low level image processing [J]. Journal of Vision,1997,23(1):45-78.

[5] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proc of International Conference on Computer Vision. 1999: 1150-1157.

[6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.

[7] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT:a more distinctive representation for local image descriptors [C] //Proc of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004:511-517.

[8] BAY H, TUVTELLARS T, Van GOOL L. SURF:speeded up robust features [C]//Proc of the European Conference on Computer Vision. 2006:404-417.

[9] MIKOLAJCZYK K,SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2005,27(10):1615-1630.

[10] 杨涛,张艳宁,张秀伟,等. 基于场景复杂度与不变特征的航拍视频实时配准算法[J]. 电子学报,2010,38(5):1069-1077.

[11] 刘健,张国华,黄琳琳. 基于改进 SIFT 的图像配准算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2010,36(9):1121-1124.

[12] 雷小群,李芳芳,肖本林. 一种基于改进 SIFT 算法的遥感影像配准方法[J]. 测绘科学, 2010,35(3):143-145.

[13] ZHU Zhi-wen, SHEN Zhan-feng, LUO Jian-cheng. Parallel remote sensing image registration based on improved SIFT point feature[J]. Journal of Remote Sensing,2011,15(5):1024-1031.

[14] CHATURVEDI A. K-modes clustering [J]. Journal of Classification,2008,18(1):35-55.

[15] 谢从华,朱峰,王立军,等. 基于密度聚类的医学图像分割 DCMIS [J]. 计算机应用研究,2007,24(2):167-169.

[16] 陈硕,吴成东,陈东岳. 基于视觉显著性特征的快速场景配准方法 [J]. 中国图象图形学报,2011,16(7):1241-1247.

[17] 王存睿,张庆灵,段晓东,等. 基于尺度聚类仿射过滤的图像拼接算法[J]. 东北大学学报:自然科学版,2011,32(7):917-921.

[18] 曲天伟,安波,陈桂兰. 改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用[J]. 计算机应用,2010, 30(7):1849-1852.