

改进 SIFT 算法在图像数据相似性匹配中的应用研究

张德全¹ 董世存²

(92493 部队 98 分队 葫芦岛 125000)¹ (江苏自动化研究所 连云港 222061)²

摘 要 针对基本 SIFT 算法在效率和准确性上的不足,通过减少提取特征点主方向以及降低在生成描述子时的重叠运算复杂度,从行列两方面缩小特征点匹配的搜索范围,提高了算法的执行效率,增加了相似性匹配的匹配准确率,使其在月球图像数据库匹配的应用中取得了较好的效果。

关键词 尺度不变特征变换(SIFT)特征点,图像匹配,特征提取
中图法分类号 TP319 文献标识码 A

Application Research on Comparability Matching for Image-Data Based on Enhanced SIFT Algorithm

ZHANG De-quan¹ DONG Shi-cun²

(The 98th branch of Unit 92493 PLA, Huludao 125000, China)¹

(Jiangsu Automation Research Institute, Lianyungang 222061, China)²

Abstract For the deficiencies on efficiency and accuracy of the SIFT(Scale Invariant Feature Transform)algorithm, improvement was made by two ways, in which one is to reduce the overlap computation on major direction and generation of description, and the other is to shrink the search coverage of feature point match. The experiment on the match of moon image database gives a preferable result, in which the real-time performance and matching accuracy are improved.

Keywords Scale invariant feature transform(SIFT) feature point, Image matching, Feature extraction

遥感(RS)和地理信息系统(GIS)作为近代信息技术发展的产物,正在经历一场翻天覆地的变化。遥感影像数据作为一种信息丰富、覆盖面广、经济、便捷的空间数据载体,已经朝着多平台、多分辨率、多时相、多层面、多种传感器、多角度、多光谱的方向发展。大量的遥感影像数据,为环境监测、灾害管理、森林预警、农情监测、城市规划等众多领域日益广泛的应用创造了非常有利的前提条件^[1-5]。然而,如何从爆炸性增长的大型遥感影像数据库中快速浏览和高效检索到感兴趣的目标仍然是一件繁琐、艰难的工作,已经成为遥感影像信息提取和共享的瓶颈。

基于内容的图像检索技术为从大型遥感影像数据库中快速浏览和高效检索感兴趣的目标影像提供了新的契机,而作为图像处理的一个基本问题,图像匹配是实现图像检索的关键所在,它源自于多个领域的很多实际问题,用于衡量不同图像间的相似程度。

标准的 SIFT 特征匹配算法是 David G. Lowe 在 1999 年发表的^[6]、2004 年总结完善的一种计算机视觉算法^[7],它在空间尺度中寻找极值点,以提取图像中的位置、尺度、旋转不变量等局部性特征。该算法匹配能力较强,提取的特征稳定,具有独特性、多量性、高速性和可扩展性等特点,在物体辨识、机器人地图感知与导航、影像缝合、3D 模型建立、手势辨识、影像追踪和动作比对等诸多方面都得到了广泛的应用。

然而 SIFT 算法的核心——SIFT 特征描述子在处理时因为占用时间长而严重影响了它的匹配性能,而且存在着多

维特征描述符计算复杂、匹配准确率不高等问题,难以满足时效性和准确性要求较高的应用场合^[8-10]。因此,本文针对其在效率和匹配准确性等方面的不足,从图像匹配的策略和 SIFT 算法过程两个方面进行了改进,通过在月球探测数据相似性匹配中的应用证明,改进算法在一定程度上降低了误匹配率,具有较好的实时性,达到了较好的应用效果。

1 SIFT 算法分析

标准 SIFT 算法用于提取一幅图像特征向量的过程主要有以下几个步骤^[7]:

Step 1 在尺度空间中检测极值点,搜索所有尺度上的图像位置,通过高斯微分函数来识别潜在的对于尺度和旋转不变的感兴趣点,初步确定关键点位置和所在尺度;

Step 2 关键点定位,在 step1 中确定的每个候选位置上,通过一个拟合精细的模型来精确确定关键点的位置和尺度,同时去掉对比度低的关键点和不稳定的边缘响应点;

Step 3 关键点方向确定,依据图像的局部梯度向量,为 step2 中的每个关键点位置指定一个或多个方向,随后所有的变换操作都相对于该点的方向、尺度和位置进行,从而使算子具备旋转不变性,然后再通过幅度归一化处理,使算子具备光照不变性;

Step 4 SIFT 特征向量生成,即对于上述的每一个关键点,将其邻域内选定尺度上测得的图像局部梯度变换成一种表示。

张德全(1975—),男,硕士,工程师,主要研究方向为实时数据处理、指挥显控, E-mail: 147385002@qq.com; 董世存(1979—),男,硕士生,工程师,主要研究方向为图像处理、指挥自动化。

2 针对金字塔构建的改进

为了便于分析,首先将 SIFT 特征提取算法进一步细分为以下 5 个步骤:

- 步骤 1 建立高斯金字塔(Gauss Pyramid);
- 步骤 2 生成差分金字塔(DOG Pyramid);
- 步骤 3 在临域中查找候选特征点;
- 步骤 4 精确定位特征点,剔除不稳定点;
- 步骤 5 确定特征点方向,提取特征描述符。

采用实测分辨率为 512×512 的月球图像数据对 SIFT 算法进行实验,记录获取 SIFT 特征点所需的运算时间,过程中通过单步调试的形式对原匹配过程中的以上每个操作步骤进行跟踪,最后得到每一步的匹配时间,如表 1(单位:秒)所列。

表 1 高斯金字塔的建造过程的每一个步骤与时间的关系

金字塔阶次	步骤 1	步骤 2	步骤 3	步骤 4	步骤 5
-1	10.48	3.78	3.95	0.20	24.52
0	NULL	NULL	1.14	0.015	7.44
1	NULL	NULL	0.16	0.014	2.61
2	NULL	NULL	0.031	0	0.58
3	NULL	NULL	0	0	0.078
总计	10.48	3.78	5.29	0.22	35.42

步骤 1、步骤 2 在运算初始时生成,在以后的其它各阶计算中不会再次执行,所以后面阶段的运算时间为空。通过对表 1 的观察可以发现,原算法在高斯金字塔的构造和描述子的生成这两个步骤上费时较多,特别是在 -1 阶的构造上花费时间最多。

在实时采集系统中,获取的图像数据量通常都比较大,在这种情况下将其放大一倍进行处理,算法的运算量将会大大增加,不仅性能的提高受限,而且增加了系统内存的负荷,所以本文结合实际应用,在新算法中将 -1 阶的运算去除。

原算法在提取特征点主方向以及在生成描述子时需要在更大的邻域范围内运用相同的算式,这两次运算存在了重叠。为了便于区分已进行过运算的像素与未进行过运算的像素,对原数据结构进行改进,增加一个标志位。如果标志位为 '1',说明该点已完成模值、方向的运算,不再重复计算,直接利用之前计算的结果,从而提高了效率。

3 在特征点的匹配过程中的改进

3.1 原匹配过程

基于双目视觉^[11]得到的两幅图像可以看作是单个相机平移了相当于瞳孔距离拍摄到的左右两幅图像 I_1 和 I_2 ,在使用 SIFT 算法分别对两幅图像检测后,左右图像都会检测到大量的特征点,而每个特征点都用 128 维的特征向量来表示:

$$[N_1, des_1, loc_1] = SIFT(I_1)$$

$$[N_2, des_2, loc_2] = SIFT(I_2)$$

其中, N_1, N_2 分别是 I_1, I_2 中的特征点的数目, des_1, des_2 分别是 I_1, I_2 中特征点的描述子, loc_1, loc_2 分别是 I_1, I_2 中特征点的位置信息。

在原先的 SIFT 匹配算法中,要判断 I_1 的第 i 个特征点 $des_1(i, 1:128)$ 是否在 I_2 有匹配的特征点,要对 I_1 中的第 i 个特征点与 I_2 中所有的 N_2 个特征点 $des_2(1:N_2, 1:128)$ 求欧氏距离 $D(i, 1:N_2)$,然后将其按照由小到大的顺序排列成为新的 $D'(i, 1:N_2)$,记录目前排在 $D(i, 1)$ 的原来 $D(i, j)$ 的序

号 j ,设定特征点选择率 d ,当 $D(i, 1) < d \times D(i, j)$ 时,即认为 I_1 中的特征点 $des_1(i, 1:128)$ 和 I_2 中的特征点 $des_2(j, 1:128)$ 是相互匹配的。

3.2 改进后的匹配过程

在原匹配算法中判断 I_1 中第 i 个特征点是否与 I_2 中某个特征点匹配,要计算 I_1 中第 i 点与 I_2 所有 N_2 个特征点的欧氏距离并排序。这需要计算 1×128 向量和 $128 \times N_2$ 向量的积($1 \times N_2$ 维的向量),并对该向量排序。当计算 I_1 中所有 N_1 个特征点的匹配关系时,需要重复如上操作 N_1 次,当 N_1 和 N_2 都很大时,计算将相当耗时,算法效率很低。因此,考虑从以下两个方面进行改善:

首先,水平平移相机获得的左右图像 I_1 和 I_2 ,其对应匹配特征点的行坐标在理论上是相同的。考虑实际操作时有误差,给定一个误差范围 δ ,若 δ 中特征点 $des_1(i, 1:128)$ 的行坐标为 $loc_1(i, 1)$,则 I_2 中对应特征点 $des_2(j, 1:128)$ 的行坐标 $loc_2(j, 1)$ 应该在区间 $[loc_1(i, 1) - \delta, loc_1(i, 1) + \delta]$ 内,这样, I_2 中可能匹配点 $des_2(j, 1:128)$ 的搜索行范围由所有行 $[N_1, N_2]$ 缩小至 $loc_2(j, 1) \in [loc_1(i, 1) - \delta, loc_1(i, 1) + \delta]$,而 δ 的取值一般小于 30,如此搜索行范围将大大缩小。

其次,对于水平平移相机获得的左右图像 I_1 和 I_2 ,根据双目成像光学理论,同一场景点在左图 I_1 上的列坐标为 y_1 ,在右图 I_2 上的列坐标为 y_2 。若将 I_1 和 I_2 在同一坐标尺度下重叠,则 $y_2 < y_1$ 一定成立。

在此理论下,若 I_1 中特征点 $des_1(i, 1:128)$ 的列坐标为 $loc_1(i, 2)$,则 I_2 中对应特征点 $des_2(j, 1:128)$ 的列坐标 $loc_2(j, 2)$ 必然在区间 $[1, loc_1(i, 2)]$ 内。

改进的算法从行列两方面减少了特征点匹配的搜索范围,提高了算法的效率,以 512×512 的月球遥感图像为例,设 δ 为 30,则行范围由 $[1, 512]$ 到 $[i - 30, i + 30]$,缩小 8 倍的搜索范围,算法效率必然有较大提升。

4 图像匹配算法的策略改进

由于存在一些可以提取出很多特征点的图像,而且特性较为复杂,使得关键点的匹配情况变得复杂,经常会出现一些错误匹配的情况。本文针对这一情况,先使用图像不变矩的方法针对目标图像对图像库中的图像进行大致的匹配,选出可能能够正确匹配的部分图像,再根据 SIFT 算法在该部分图像组成的数据库中对图像进行精细匹配,从而得出正确的匹配结果。

图像的矩描述是指用灰度分布的各阶矩来描述区域及其灰度分布特性,任意图像的 7 个不变矩的定义如下:

$p+q$ 阶中心矩:

$$\mu_{p,q} = \sum_{(x,y) \in R} (x-x_c)^p (y-y_c)^q$$

标准化中心矩:

$$\eta_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{0,0}^\gamma}, \text{ 其中 } \gamma = \frac{p+q+2}{2}$$

$$\varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$\varphi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\begin{aligned} \varphi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \varphi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned}$$

其中部分不变矩的物理意义:

- 0 阶矩: 面积(二值图像), 质量(灰度图像)
- 1 阶矩: 灰度中心
- 2 阶矩: 惯性矩, 主轴, 图像椭圆
- 3 阶矩: 投影扭曲
- 4 阶矩: 投影峰值

我们将通过以上 7 个公式对图像数据库中的图像进行计算, 得出图像库中每张图像的不变矩, 再与目标图像的不变矩进行比较, 得出不变矩差值的平均数, 设定选择门限, 当平均数低于选择门限时, 选择该图像以备下一步的 SIFT 特征匹配。

使用这种方法从理论来讲, 就是通过不变矩来缩小使用 SIFT 算法的频次, 在一定程度上减少 SIFT 算法本身计算效率低带来的影响, 从而提高匹配效率, 并且由于不变矩是图像的整体特征, 因此当图像差别较大时, 不变矩会有较大不同, 可以首先排除局部特征复杂的图像所造成的错误匹配, 为后面的 SIFT 算法的匹配建立相对稳定的图像库, 使匹配的准确性进一步提升。

5 实验结果与分析

我们针对月球遥感影像数据进行了图像相似性匹配验证, 本文使用的图像库是 Clementine 探月卫星所拍摄到的月球图像数据, 将整个月面的图像先分为 0—4 五层, 每一层图像包含整个月面, 层代表不同的分辨率。上一层图像的分辨率为下一层图像的 1/4, 也就是说, 下一层图像是上一层图像的局部。再将每一层的图像切成大小相等的一组图像, 就得到了 5 组分辨率不同的月球图像数据库。其中, 第 0 层的图像数据的分辨率最低, 第 4 层的图像数据分辨率最高, 整个实验以该数据库为基础, 分成两组来分别验证在效率以及匹配准确性方面的改进。

5.1 效率改进测试实验

表 2 算法的时间对比

实验名称	改进前时间(分)	改进后时间(分)
原图像匹配	139	60
旋转 45 度的图像匹配	135	52
旋转 90 度的图像匹配	138	60
旋转 180 度图像匹配	135	56
平行移动 20% 图像匹配	135	52
平行移动 50% 图像匹配	138	57
竖直移动 50% 图像匹配	146	70
前一层局部图像匹配(800 张)	40	12
前两层局部图像匹配(200 张)	17	5
两倍降采样图像匹配	139	48
四倍降采样图像匹配	138	60
加入 1 倍噪声图像匹配	135	52
加入 2 倍噪声图像匹配	130	44
加入 5 倍噪声图像匹配	136	57

为了验证改进算法在效率方面的提升, 选择月球图像数

据库中整个第 3 层月球图像数据库中的 3200 张图片, 作为匹配难度和准确性衡量的标准——选择率设定为 0.7, 输出查询结果中的最大图像数量定为 20, 实验得出改进前与改进后算法的时间对比, 如表 2 所列。

改进前后算法执行的时间变化曲线如图 1 所示。

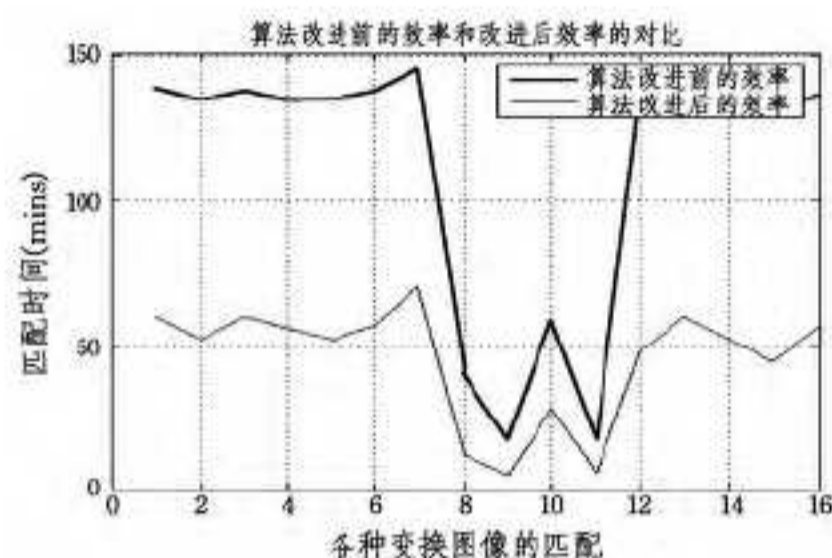


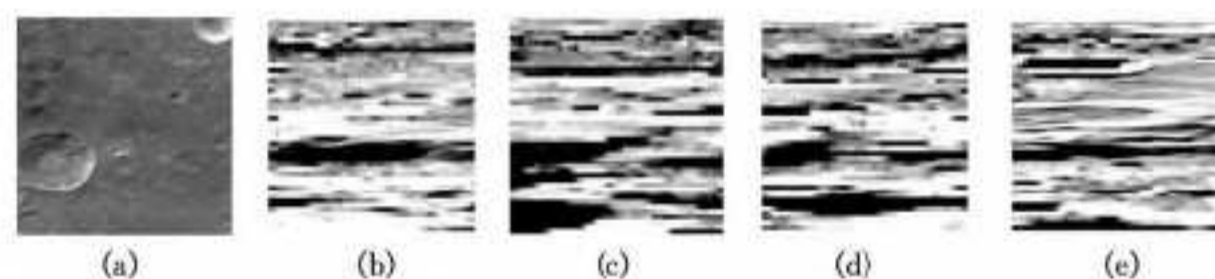
图 1 算法的效率改进

通过这组实验证明, 在能够得到正确匹配结果的前提下, 改进后的算法在效率方面可以在原来的基础上提高 3 倍左右。

5.2 匹配准确性改进实验

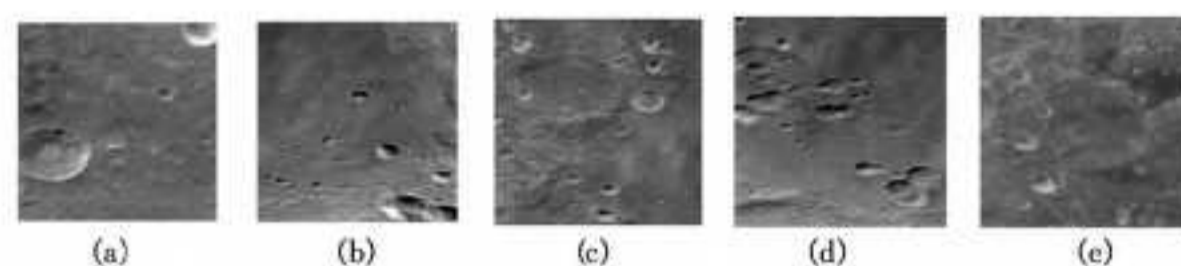
为了验证改进算法在匹配准确性方面的提升, 仍然选择月球图像数据库中整个第 3 层月球图像数据库中的 3200 张图片, 作为匹配难度和准确性衡量的标准——选择率设定为 0.7, 输出查询结果中的最大图像数量定为 20, 实验中改进前的匹配图像如图 2(a)–(e) 所示, 改进后的匹配图像如图 3(a)–(e) 所示。

实验表明, 使用改进后的算法对图像进行改进可以较好地抵抗由于极点图像关键点的复杂性而带来的图像错误匹配, 使匹配过程更为稳定。



从(a)–(e)依次为第 1—第 5 匹配图像

图 2 改进前的匹配图像



从(a)–(e)依次为第 1—第 5 匹配图像

图 3 改进后的匹配图像

结束语 本文针对标准 SIFT 算法存在算法效率较低和匹配率不高的两个问题, 从高斯金字塔构建过程和特征点匹配过程两方面对算法本身进行了改进, 去除了不必要的重叠运算, 缩小了行列匹配的搜索范围, 通过引入图像特征——不变矩的概念, 从匹配策略上进行了进一步改进。通过两组对比实验, 验证了算法的改进效果, 证明了先使用图像不变矩对图像进行选择, 再用 SIFT 进行精细图像匹配的策略的有效性, 较好解决了效率低和匹配不精确这两个问题。

参考文献

- [1] 贾博, 姜挺, 郭丽, 等. SIFT 和相关系数在嫦娥一号月球影像匹配中的应用[J]. 测绘科学技术学报, 2009, 26(5): 363-366

(下转第 146 页)

步长有可能破坏匹配结果,如导致有些点的无法匹配或错误匹配。如图6所示,我们通过实验发现跳跃式生长步长为2时基本不会影响匹配结果,而步长为3时有些区域将生长不出来,如第4幅图的植物叶子,同时有些区域出现错误的匹配,如第2幅图的桌子。实验也表明,跳跃式生长将步长设为2时明显提高了计算速度(见图7)。

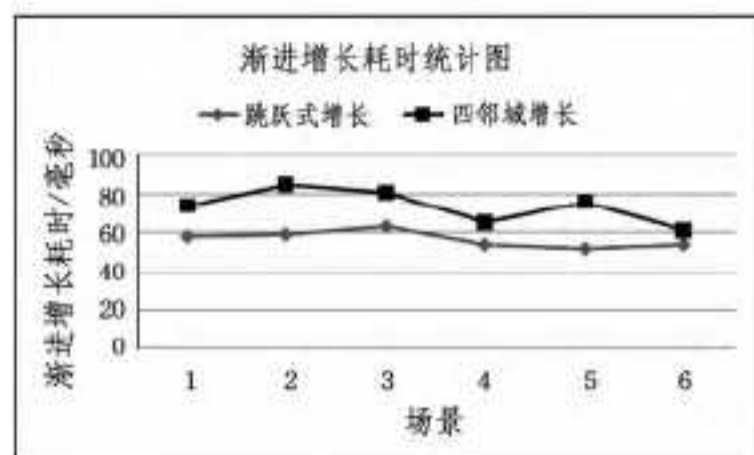


图7 渐进生长耗时统计图

4.3 渐进可靠点生长去除非法点

如图8所示,渐进可靠点生长的方法显著地去除了平面上的非法点,使得视差图更加平滑整洁。定量地统计匹配的非非法点率表明,相比原来的结果渐进可靠点生长的方法减少了一半的非非法点(见表2)。

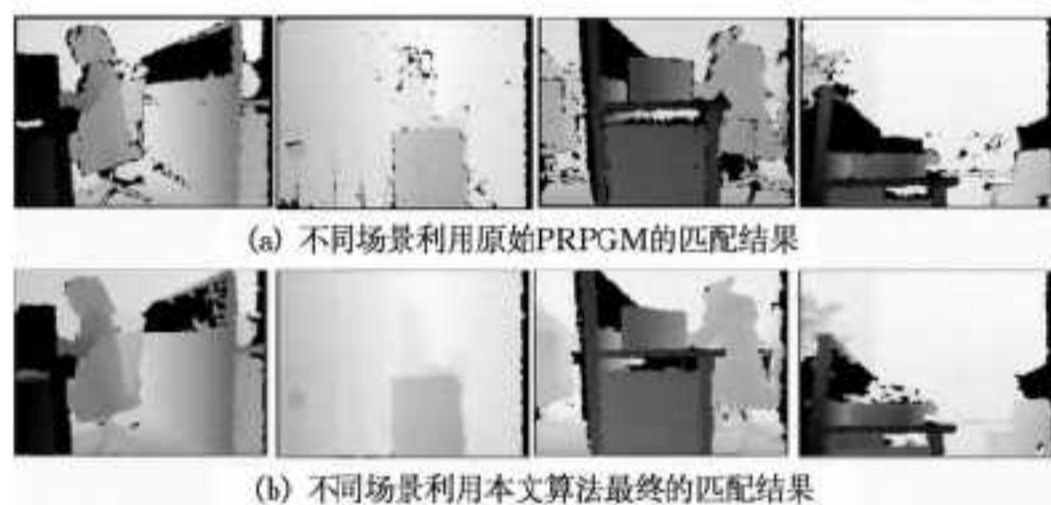


图8 原始PRPGM和本文算法最终结果对比图

表2 不同算法非法点率的比较(4个场景分别对应图7所示的4幅图像,单位:%)

方法	1	2	3	4
PRPGM	14.96	2.30	14.24	14.80
本文方法	7.23	0.10	7.21	7.51

结束语 首先,速度方面,我们从种子点选取和可靠点生长两个方面改进了PRPGM算法,成倍地加快了计算速度,达到了实时匹配。具体地,对于前者不再遍历整个图像而是划分格网,然后从中选取种子点,对于后者实施跳跃式的生长。这两个改进都是基于一个由我们的实验表明的事实,即散斑图的立体匹配中绝大多数的点是由极少数的可靠点生长得到的。

其次,在后处理方面我们设计了一种渐进可靠点生长的

非法点处理算法,将PRPGM算法中的非法点率降低了一半。

另外,本文的研究是基于散斑图的立体匹配开展的,但是从马尔计算机视觉关于立体匹配的理论分析也应该适用于可见光图像的匹配,这也是我们下一步的研究内容。

参考文献

- [1] Javier G. Three-dimensional mapping and range measurement by means of projected speckle patterns [J]. Applied Optics, 2008, 47(16):3032-3040
- [2] Freedman B, Shpunt A, Machline M, et al. Depth mapping using projected patterns: US, 20100118123 [P]. 2010-05-13
- [3] 亚历山大, 施庞特, 泽夫, 扎勒夫斯基. 利用散斑图案的三维传感, 中国, 200780016625 [P]. 2009-07-29
- [4] 亚历山大, 施庞特, 泽夫, 扎勒夫斯基. 三维传感的深度变化光场, 中国, 200780009053 [P]. 2009-08-05
- [5] 泽夫, 扎勒夫斯基, 亚历山大, 施庞特, 雅维尔, 加西亚, 等. 用于物体重现的方法和系统, 中国, 200680038004 [P]. 2008-10-15
- [6] Wang G J, Yin X W, Pei X K, et al. Depth estimation for speckle projection system using progressive reliable points growing matching [J]. Applied Optics, 2013, 52(3):516-524
- [7] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(3):7-42
- [8] El-Hakim S F, Beraldin J A, Blais F. A comparative evaluation of the performance of passive and active 3-d vision system [C] // Proc. SPIE. Canada, NRC 39160, 1995:14-25
- [9] Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications [M]. New York: Springer, 2010
- [10] Zhang L. Automatic Digital Surface Model (DSM) Generation from Linear Array Images [D]. Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology Zurich, 2005
- [11] Marr D, Poggio T. A computational theory of human stereo vision [C] // Proc of the Royal Society of London. London, Royal Society, 1979:301-328
- [12] 石春琴. 随机光照双目立体测量系统中的若干关键问题研究 [D]. 南京, 南京航空航天大学, 2011
- [13] Hirschmüller H, Scharstein D. Evaluation of stereo matching costs on images with radiometric differences [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31(9):1582-1599
- [14] 舒志龙, 阮秋琦. 一种二维均值滤波快速算法及应用 [J]. 北方交通大学学报, 2001, 25(2):22-24
- [7] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110
- [8] 王国美. SIFT特征匹配算法研究 [D]. 贵阳, 贵州大学计算机学院, 2007
- [9] Ke Y, Sukthankar R. Pca-sift: a more distinctive representation for local image descriptors [C] // Computer Vision and Pattern Recognition, 2004
- [10] Ledwich L, Williams S. Reduced SIFT Features for Image Retrieval and Indoor Localization [C] // Australian Conference on Robotics and Automation. Canberra, Australia, 2004
- [11] 叶波, 陆雪松, 张素, 等. 基于互信息图像匹配中的局部极值问题研究 [D]. 上海, 上海交通大学生物医学仪器研究所, 2007

(上接第124页)

- [2] 李晓明. 基于SIFT特征的遥感影像自动匹配 [D]. 北京, 北京理工大学机电工程学院, 2006
- [3] 甘哑莉. 频率域基于梯度预处理的互相关图像匹配方法 [D]. 长沙, 国防科技大学信息系统与管理学院, 2007
- [4] 许晓帆, 杜江. 面向景象匹配辅助导航的SIFT图像配准算法 [J]. 电子设计工程, 2013, 21(18):139-141
- [5] 李彤斐, 杨马英. 足球机器人视觉目标识别的PCA-SIFT算法 [J]. 江南大学学报, 自然科学版, 2013, 12(5):601-606
- [6] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece (September 1999). 1999:1150-1157