

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2020.05.012

基于权重阈值的图像匹配方法

丁苏楠,张秋菊

(江南大学机械工程学院,江苏无锡 214122)

摘要:针对尺度不变特征变换(SIFT)算法在低照度情况下存在匹配特征点数目少,会丢失部分重要信息的问题,课题组提出先对图像进行预处理,即增强对比度,提高亮度,使特征信息更明显,特征点更充足,再使用SIFT算法提取特征点;针对SIFT算法因特征描述符维数过多导致耗时长,实时性差的问题,课题组提出一种新的特征点描述方式,降低了描述符维数,提高了算法运行速度;最后,针对SIFT算法匹配过程中对描述符所有维度设置统一阈值易造成误匹配的问题,课题组提出一种权重阈值的方法,对距离特征点不同位置的种子点设置不同的阈值,提高匹配正确率。实验表明:与SIFT算法以及PCA-SIFT算法相比,改进的算法匹配精度提高了10%~20%;同时,匹配时间也有所提高。该算法既有效提高了匹配正确率,又缩短了算法运行时间。

关键词:图像处理;尺度不变特征变换算法;分层阈值;MATLAB;图像匹配

中图分类号:TP391.41 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2020)05-0067-07

Image Registration Method Based on Weight Threshold

DING Sunan, ZHANG Qiuju

(School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

Abstract: Focusing on the issue of the fewer number of feature points and partial important information loss under low illumination of the scale-invariant feature transform (SIFT) algorithm, a method of image pre-process was proposed, which is to enhance the contrast and improve the brightness for the more obvious feature information and the more abundant feature points before extracting the feature points by SIFT algorithm. Secondly, aiming at the time-consuming and poor real-time problems of the SIFT algorithm caused by the excessive feature descriptor dimension, a new feature point description method was proposed, which reduces the descriptor dimension and improves the running speed of the algorithm. Finally, for the problem of mismatching easily caused by setting uniform threshold for all dimensions of the descriptors in the SIFT algorithm registration process, a weight threshold method was proposed to improve the registration rate by setting different thresholds for the seed points at different positions of the feature points. Experimental results show that, compared with the SIFT algorithm and the PCA-SIFT algorithm, the algorithm registration accuracy is improved by 10%~20%, and the matching time is also improved. The algorithm can effectively improve the registration accuracy and shorten the running time of the algorithm.

Keywords: image processing; SIFT (scale-invariant feature transform); hierarchical region; MATLAB; image registration

图像匹配是指将不同成像设备、不同时间获取的2幅或多幅图像进行相似度分析的过程^[1],是计算机视觉领域中最重要技术之一,目前被广泛地应用在目标识别、三维重建以及SLAM(simultaneous localization and mapping)等场合^[2-3]。

常见的图像匹配有基于灰度和基于特征的2种方法^[4]。基于灰度的图像匹配是用一个滑动窗口(掩模)在目标图像上进行遍历^[5],利用相似度准则计算目标图像与模板图像之间的相似度。由于此方法没有对图像进行预处理等复杂的操作,而是直接利用图像

收稿日期:2020-03-09;修回日期:2020-05-14

基金项目:国家自然科学基金:新型仿生柔性腕手构型与抓取操控性能研究(51575236)。

第一作者简介:丁苏楠(1994),男,江苏南通人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、机器视觉。E-mail:dingsunan@126.com

的灰度值来衡量图像的相似度,因此具有操作简单、匹配率高的特点,但是运算量大,耗时长。基于特征的匹配方法是在目标图像中提取点、线、面等特征单元^[6],利用点、线、面等特征进行匹配,从而比前者具有匹配快速的优势。目前使用最广泛的一种图像匹配方法是哥伦比亚大学的 Lowe 教授在 1999 年提出并于 2004 年完善的尺度不变特征变换算法(SIFT)^{[7],[8]}⁹⁸。从 Mikolajczyk 等^[9]的验证来看,SIFT 算法具有很好的鲁棒性,能够适应图像的不同尺度、不同光照和不同的旋转角度,并且具有仿射不变性和高匹配精度^[10]。但 SIFT 算法也存在一定不足:描述符维数过多从而导致该算法耗时长,实时性差。针对这个问题,Ke 等^[11]提出了一种基于主成分分析法(PCA)对 SIFT 算法得到的特征向量进行线性降维的方法,能够有效地减少算法所耗时间。不过由于该方法需在前期训练大量图像且不同种类的图像得到的效果差异较大,因此该算法泛化能力较弱。叶雨晴等利用 K-means 法对每个特征描述符聚类分析^[12],将相近的数据归为一类作为新的描述符,从而达到降维的目的,提高算法的运行速度,但该算法并没有考虑到噪声的问题,因此某种程度上降低了匹配精度。许刚等利用余弦相似度代替原本的欧氏距离作为计算 2 个特征向量相似度的准则^[13],降低了匹配误差,提高了匹配精度。但该方法加大了算法的运算量,因此匹配速度相对较慢。程德强等针对 SIFT 算法描述符维数过高以及匹配过程中距离比难以设置最优的问题,提出了一种基于分层阈值的自适应阈值方法^[14],该方法提高了 SIFT 算法的泛化能力,但算法匹配所耗时间较长。

因此,为了提高算法匹配效率并提高算法普适性,课题组提出了一种基于权重阈值的图像匹配方法。首先,采用 MSRCR 算法^[15]对图像进行增强,然后利用 SIFT 算法提取图像中的特征点并对其进行描述,通过分层降低特征向量的维数,最后基于变形后的描述符对距离特征点不同位置的种子点设置不同的距离比。实验结果证明,基于权重阈值的图像匹配方法能够有效地提高算法效率并具有很好的鲁棒性。

1 SIFT 匹配算法简介

SIFT 算法是 Lowe 在 2004 年提出并完善的一种图像匹配算法,包括 5 个步骤。

1) 尺度空间的建立

利用高斯卷积核函数构造尺度空间(尺度空间是真实存在的),经 Lindeberg 等研究发现实现尺度变换的唯一线性变换核^[16]即高斯卷积核,公式为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (1)$$

尺度空间 $L(x, y, \sigma)$ 定义为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

式中: $G(x, y, \sigma)$ 为高斯卷积核函数; $I(x, y)$ 为输入的二维图像;*代表卷积运算; σ 表示尺度空间因子。

2) 极值点的检测

通过尺度空间的建立构造高斯金字塔,将高斯金字塔每组相邻两层相减构造高斯差分(DOG)金字塔。DOG 算子模型如下:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, t\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, t\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

式中 t 为比例系数。

在构建的 DOG 金字塔中检测极值点,通过遍历的方法,将每个采样点与其同层邻域 8 个点以及上下两层各 9 个点,共计 26 个点进行比较,验证其是否为极值点,若为极值点,则为潜在特征点。

3) 特征点精确定位

获得潜在特征点后,剔除其中的低对比度特征点和边缘响应点来对特征点进行提纯。通过求取 DOG 函数泰勒展开式(式 4)的极值,并舍弃极值绝对值小于 0.03 的特征点,以排除低对比度点^[8]¹⁰²。

$$D(x) = D + \left(\frac{\partial D}{\partial x}\right)^T x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (4)$$

利用特征点处的 Hessian 矩阵性质来排除边缘响应点。

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 D_{xx} 表示 DOG 金字塔中某一尺度的图像在 x 方向求导 2 次。

4) 特征点方向分配

对特征点邻域作梯度直方图,每 10° 为一等份,最终直方图最高点相应的角度即为特征点的主方向,达到峰值 80% 的角度为辅方向。

5) 描述子的建立

Lowe 提出将特征点的邻域划分为 4×4 的子区域,每个子区域包含 8 个方向,因此每个特征点可以用 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维向量表示。

2 算法改进

2.1 图像预处理

在图像获取的过程中,由于文中采用的光源为自然光,在低照度的情况下会导致采集的图像特征不清晰,从而影响后续算法的效率。因此在对图像提取特

征前,需要对图像进行预处理。在保证图像不失真的前提下对图像进行增强,提高图像对比度,减少因亮度不一带来的差异。

课题组在对图像利用 SIFT 算法提取特征前,先利用带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 (MSRCR) 对图像进行预处理。传统的图像增强算法只能增强图像的某一个特征,MSRCR 可以在动态范围压缩、增强边缘和颜色恒常达到平衡,因此广泛地应用于宽动态图像增强,水下图像增强,雾天图像增强以及低照度图像增强等^[17]。

根据 Retinex 理论,一幅图像 $I(x, y)$ 是由入射光分量 $L(x, y)$ 和反射光分量 $R(x, y)$ 2 部分组成, $R(x, y)$ 表示了物体的反射性质,即图像的内在属性,应最大程度的保留,而 $L(x, y)$ 表示入射光图像,决定了图像像素所达到的动态范围,应尽量去除。因此对于低照度的图像而言,只需将图像中的入射光分量去除,只保留反射光分量即图像的内在属性就能使图像得到增强,使图像变得明亮。首先对式(6)两边同时取对数,然后令 $R(x, y)$ 为 $\lg R(x, y)$ 。Retinex 理论发现入射光分量 $L(x, y)$ 可以通过对图像数据 $I(x, y)$ 进行高斯模糊而得到。Retinex 理论中图像的构成如图 1 所示。

$$I(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y); \quad (6)$$

$$R(x, y) = \lg I(x, y) - \lg L(x, y); \quad (7)$$

$$R(x, y) = \lg I(x, y) - \lg [F(x, y) * I(x, y)]. \quad (8)$$

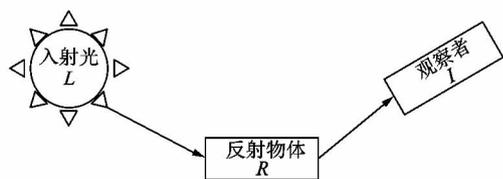


图 1 Retinex 理论中图像的构成

Figure 1 Image composition in Retinex theory

MSRCR 计算公式如下^[18]:

$$R_i(x, y) = C_i(x, y) \sum_k^K \omega_k \{ \lg I(x, y) - \lg [F_k(x, y) * I(x, y)] \}. \quad (9)$$

其中:

$$C_i(x, y) = \beta [\lg [\alpha I_i(x, y)] - \lg [\sum_{i=1}^N I_i(x, y)]]; \quad (10)$$

$$F_k(x, y) = \lambda e^{-\frac{(x^2+y^2)}{c^2}}. \quad (11)$$

式中: i 表示通道数; $C_i(x, y)$ 表示第 i 个通道的彩色恢复因子; $F(x, y)$ 表示中心环绕函数; K 表示高斯中心

环绕函数的个数, K 通常为 3, 且有 $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 1/3$, $k \in [1, 3]$; β 表示增益常数; α 表示受控制的非线性强度; c 表示高斯环绕尺度, 用于控制选取的邻域范围; λ 表示归一化常数。

对 $F(x, y)$ 的 x 和 y 进行二维积分后, 应满足

$$\iint F(x, y) dx dy = 1. \quad (12)$$

从式(8)可以看出, MSRCR 利用高斯函数 $F(x, y)$ 与原图像 I 做卷积来估计出图像中的入射光分量, 进而引入 $C_i(x, y)$ 来调整原图像中各颜色通道的比例解决在图像增强过程中图像失真的问题。

课题组首先采用 MSRCR 算法对图像进行增强, 弥补了 SIFT 算法在低照度情况下丢失部分重要信息的不足, 提高了图像的亮度, 对比度和清晰度, 从而提高算法的鲁棒性和匹配准确性。

2.2 简化特征描述符

在特征点的邻域中, 靠的近的像素点与中心像素点的相关性要比远处的高, 即距离近的像素点给予特征点的唯一权重要比其他像素更多; 相反, 距离特征点的距离越远, 像素给予的权重越小。正因如此, 课题组提出了一种新的区域结构用于生成特征描述符, 如图 2 所示。距离中心特征点近的点与其相关性高, 因此将其细分为 4 个扇形, 远离中心特征点的点, 相关性低, 因此将其分为 2 个环形。

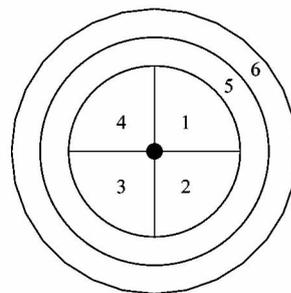


图 2 $2 \times 2 + 2$ 个子区域

Figure 2 $2 \times 2 + 2$ subregions

本部分改进的 SIFT 算法主要步骤如下:

1) 基于原始 SIFT 算法构建尺度空间、检测极值点以及极值点精确定位, 然后如图 2 所示, 以特征点为中心, 确定一个半径为 8 个像素点的邻域, 利用梯度直方图确定主要方向。

2) 每个特征点的邻域由 4 个扇形和 2 个环形区域组成, 共有 6 个种子点, 然后利用梯度直方图确定各个种子点的梯度大小和方向, 经高斯加权后分为 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° 和 360° 共 8 个方向。

3) 4个扇形种子点从右上方开始编号,顺时针方向依次为1,2,3,4,2个环形种子点由内而外依次为5,6。经步骤2)可知,每个种子点包含了8个方向信息,因此特征向量的维数为 $4 \times 8 + 2 \times 8 = 48$ 维。

本部分主要的改进就是将原SIFT算法中描述符维数从128维降低到48维。匹配过程的最后一步即将参考图中的某一特征点与目标图像中每一个特征点进行相似度计算,相似性最高的那点即为最终的对应匹配点。假设参考图像中含有600个特征点,待匹配图像中含有400个特征点,那么原SIFT算法在这一步的运算量为 $600 \times 400 \times 128^2 = 3.932 \times 10^9$,经改进后为 $600 \times 400 \times 48^2 = 5.530 \times 10^8$,可以看出经优化后明显地提高算法运行速度。

2.3 基于权重阈值的特征点匹配

在SIFT算法匹配过程中,对于参考图像中的每一个特征点,寻找其与目标图像中欧氏距离最近的2个特征点,通过判断最近欧氏距离与次最近欧氏距离比值是否低于一个预设阈值,若是,则认为正确匹配点,否则为错误匹配点。根据Lowe的实验,当阈值为0.8时,可以消除90%的误匹配点,同时失去5%的正确匹配点。随着阈值的降低,误匹配点越来越少,正确匹配率会越来越高,同时匹配点数也会越来越少。当阈值降低到0.3时,可以完全消除误匹配点,但同时失去了很多正确匹配点。最近欧氏距离与次最近欧氏距离的比值象征着匹配对的独一无二性,比值越低,代表2个特征点越相似;相反地,比值越高,代表着在待匹配图像中可能存在不止一个特征点与其匹配。因此阈值的确定显得尤为重要。在Lowe的论文中显示,阈值在0.6~0.8之间最佳。经实验验证,笔者取初始阈值为0.7。

匹配过程中,在特征点的邻域中,距离中心特征点越近的像素点与中心特征点的相关性越高;相反地,距离越远的像素点与中心特征点的相关性越低。而在原SIFT算法匹配过程中,对于邻域中的16个种子点采用相同的匹配阈值,即给予距离中心特征点不同位置的种子点相同的权重,这样易产生一些误匹配点。所以笔者提出了一种基于分层阈值的匹配方法。上一小节中提到,将特征点的邻域分为4个扇形和2个环形区域,即生成 $32 + 8 + 8$ 维特征描述符,在匹配过程中,对于前4层的32维,第5层的8维以及第6层的8维分别处理,经过实验验证,当步长 d 为0.04时,效果最佳,即对前32维阈值取0.7,中间8维阈值取 $0.7 \times (1 + 0.04) = 0.728$,最后8维阈值取 $0.7 \times (1 + 0.04 \times$

$2) = 0.756$ 。

匹配的具体步骤为:首先,计算参考图中某一特征点前32维特征向量与待匹配图像中特征点的前32维特征向量最近欧氏距离与次最近欧氏距离的比值 r_1 ;如果小于预设的0.7,再计算其中间8维特征向量的比值 r_2 ;如果小于0.728,最后计算后8维特征向量的比值 r_3 ;如果小于0.756,则认为正确匹配点;否则,匹配失败。这种方法给予不同种子点不同的阈值,可以移除更多的误匹配点。程序流程图如图3所示。

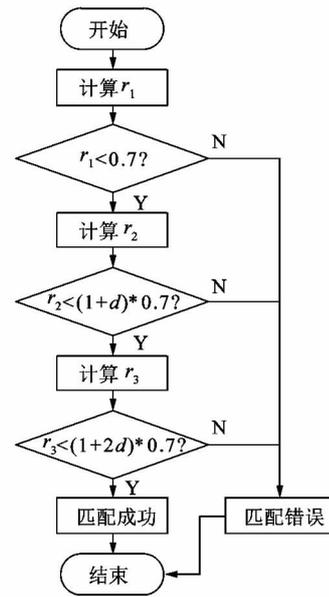


图3 匹配流程图

Figure 3 Matching flowchart

3 实验结果与分析

3.1 不同高斯白噪声下各算法的表现

实验中PC配置:CPU为3.6GHz,内存为8GiB,实验环境为MATLAB R2016a。为了保证算法的普适性,课题组进行了大量的实验验证,包括对图像添加不同方差的高斯白噪声,在旋转以及变化尺度等处理下,分别采用传统的SIFT算法、PCA-SIFT算法以及改进算法进行图像匹配,从匹配对数、匹配正确率和匹配所耗时间进行对比分析。

图4(a)为原始图像,图4(b)中包含了996个特征点。对原始图像添加不同方差的高斯白噪声如图5所示(图题中 σ 表示标准差),实验中 σ 取10,20,40和80。图6为图5所对应下的特征提取,特征点个数分别为1204,1341,1179和994。改进的SIFT算法对不同方差高斯白噪声的匹配结果如图7所示。与SIFT算法和PCA-SIFT算法的比较如表1所示。从表中可以看出当高斯白噪声越来越多,3种算法的正确

匹配率都在下降,但改进算法在面对不同高斯白噪声时匹配正确率是最高的,同时匹配所耗时间也是最短的。

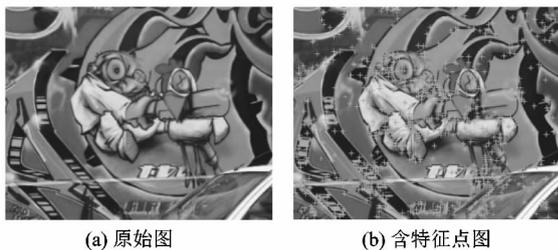


图4 原始图和含特征点图

Figure 4 Original map and feature point map

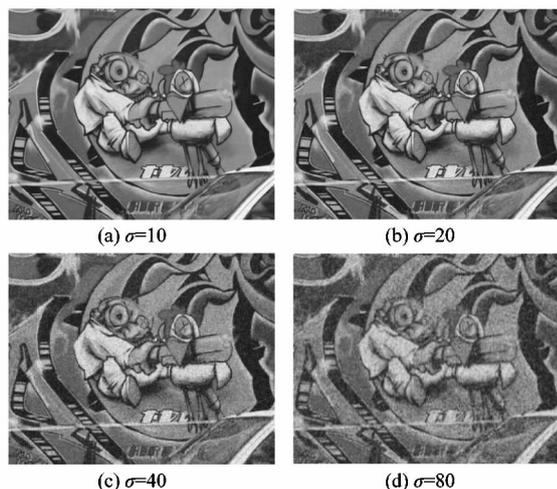


图5 带高斯白噪声的图像

Figure 5 Image with white Gaussian noise

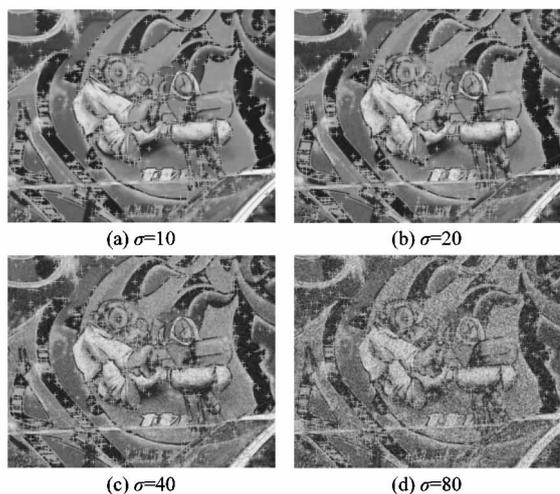


图6 带高斯白噪声图像特征提取

Figure 6 Feature extraction of Gaussian white noise image

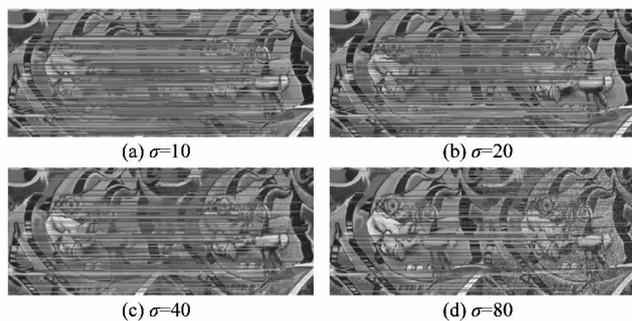


图7 改进算法下图像匹配

Figure 7 Image matching with improved algorithm

表1 不同噪声下各算法表现

Table 1 Performance of each algorithm under different noise

算法	匹配对数				正确匹配对数				匹配正确率/%				匹配所耗时间 T/s			
	$\sigma=10$	$\sigma=20$	$\sigma=40$	$\sigma=80$												
SIFT	782	638	536	186	587	432	321	98	75.1	67.7	59.9	52.7	11.22	9.58	8.55	5.26
PCA-SIFT	626	506	388	151	483	348	242	88	77.2	68.8	62.3	58.3	7.63	6.45	5.27	4.14
改进算法	563	415	279	105	501	355	223	80	88.9	85.5	79.9	76.2	6.31	5.29	4.28	3.22

3.2 旋转和尺度变化下各算法的表现

图8(a)为原始图像进行旋转30°以及缩放处理后得到的图像,图8(b)为其特征点分布图,共1 001个特征点。图9为利用改进算法对其进行特征匹配的效果图。改进算法与SIFT算法和PCA-SIFT算法的比较如表2所示。从表2可以看出改进算法的表现更佳。

3.3 光照变化下各算法的表现

在匹配场景中很难保证每张图像的光照亮度是一致的,可能存在低照度情况下设备依旧要正常运行的

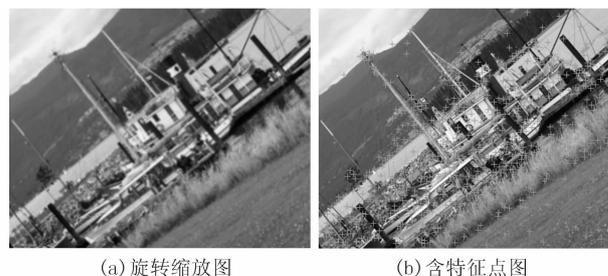


图8 旋转缩放图和其含特征点图

Figure 8 Rotated scaled map and its feature point map

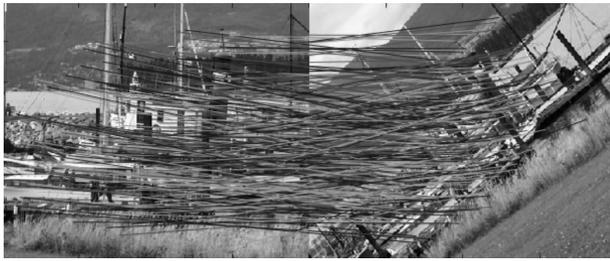


图 9 改进算法特征匹配图

Figure 9 Map of improved algorithm feature matching

表 2 旋转和尺度变化下各算法表现
Table 2 Performance of each algorithm under rotation and scale changes

算法	表现			
	匹配对数	正确匹配对数	匹配正确率/%	匹配所耗时间 T/s
SIFT	363	297	81.8	7.76
PCA-SIFT	328	263	80.2	5.34
改进算法	305	269	88.2	3.55

情况,因此对不同光照下各算法的匹配效果的比较显得尤其重要。用改进算法对图像进行了预处理,发现对低照度情况下可能出现的特征不清楚有显著效果。图 10(a)为原始图像,图 10(b)中含 707 个特征点。图 11 为图 10 在不同光照变化下的 2 幅图像,分别含有 597 和 277 个特征点。图 12 所示分别为 2 种亮度下的特征提取,图 12(b)为图 11(b)的图片经改进算法预处理后得到的图片,可以看出,经预处理得到的图片亮度明显提高,因此特征更为明显。图 13 为改进算法对图像在不同光照下进行特征匹配的结果。改进算法与 SIFT 算法和 PCA-SIFT 算法的比较如表 3 所示,从表 3 中可以看出改进算法的表现最好。

从表 1 和表 3 强光部分数据可知:SIFT 算法虽然提取到的特征点数最多,但同样的,误匹配点数也最多,因此匹配精度较低,并且耗时最长。PCA-SIFT 算法主要是对 SIFT 中的特征向量进行线性降维处理,提高匹配速度,与 SIFT 算法的匹配精度相差不大。而课

表 3 光照变化下各算法表现

Table 3 Performance of each algorithm under illumination variation

算法	强光				弱光			
	匹配对数	正确匹配对数	匹配正确率/%	匹配所耗时间 T/s	匹配对数	正确匹配对数	匹配正确率/%	匹配所耗时间 T/s
SIFT	392	316	80.6	5.22	146	90	61.6	4.46
PCA-SIFT	347	284	81.8	4.31	99	67	67.7	4.03
改进算法	325	281	86.5	2.56	289	247	86.3	2.57



(a) 原始图 (b) 含特征点图

图 10 原始图和其含特征点图

Figure 10 Original map and its feature point map



(a) 强光图像 (b) 弱光图像

图 11 不同光照下的图像

Figure 11 Images under different lighting conditions



(a) 强光图像特征提取 (b) 弱光图像特征提取

图 12 不同光照下图像特征提取

Figure 12 Image feature extraction under different lighting conditions



(a) 强光下特征匹配 (b) 弱光下特征匹配

图 13 改进算法特征匹配

Figure 13 Improved algorithm feature matching

题组提出的优化算法能够消除更多的误匹配点,因此匹配精度是3者中最高的,匹配准确率比SIFT算法以及PCA-SIFT算法高出大概10%~20%;且通过对特征向量降维简化计算复杂度,因此算法消耗时间较短。从表3弱光部分数据可知:对于低照度图像,改进算法提取的特征数目高于SIFT算法;匹配精度高于SIFT算法以及PCA-SIFT算法;所耗时间最短。这也是改进算法的另一大优势。

4 结语

针对传统SIFT算法在低照度情况下出现的特征点数少、匹配精度低,描述符维数高导致计算复杂度高以及在匹配过程中使用固定阈值导致的误匹配点对多的实际情况,课题组提出了一种基于权重阈值的图像匹配方法。首先采用MSRCR算法对图像进行预处理,增强图像,提高图像亮度;然后采用SIFT算法进行特征提取,利用分层重新划分种子点实现降维;最后采用权重阈值进行特征匹配。实验结果证明课题组改进的算法在保证鲁棒性的前提下,图像匹配精度大大提高,算法所耗时间也有所减少,尤其是对低照度图像,效果更佳。

参考文献:

- [1] 杨高朝. 基于特征提取的点云自动配准优化研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(16): 163-168.
- [2] 冯文斌, 刘宝华. 改进的SIFT算法图像匹配研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(3): 200-205.
- [3] ZHAI You, ZENG Luan. A SIFT matching algorithm based on adaptive contrast threshold [C]//2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet). Xianning: IEEE, 2011: 1934-1937.
- [4] 舒付祥, 孙继银. 一种基于灰度特征的图像匹配算法设计与研究[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(9): 101-102.
- [5] 蒋萌. 基于双目视觉的目标识别定位及机器人抓取研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018: 31-32.
- [6] 南飞艳. 基于SIFT特征匹配的双目视觉图像识别定位系统研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2010: 21-22.
- [7] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999: 1150-1157.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] MIKOLAICZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [10] 高健, 黄心汉, 彭刚, 等. 一种简化的SIFT图像特征点提取算法[J]. 计算应用研究, 2008, 25(7): 2213-2215.
- [11] KE Yan, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE, 2004: 506-513.
- [12] 叶雨晴, 邱晓晖. 基于SIFT与K-means的图像复制粘贴篡改检测[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(6): 121-124.
- [13] 许钢, 林园胜, 江娟娟, 等. 改进型SIFT立体匹配算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(6): 134-138.
- [14] 程德强, 白春梦, 郭昕, 等. 基于分层区域的自适应图像配准算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 199-206.
- [15] 梅英杰, 宁媛, 陈进军. 融合暗通道先验和MSRCR的分块调节图像增强算法[J]. 光子学报, 2019, 48(7): 124-135.
- [16] 耿庆田, 赵浩宇, 王宇婷, 等. 基于改进SIFT特征提取的车标识别[J]. 光学精密工程, 2018, 26(5): 1267-1274.
- [17] 王浩, 王含宇, 杨名宇, 等. Retinex图像增强在GPU平台上的实现[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(4): 623-629.
- [18] 李焱峰, 何小海, 吴小强. 改进的带色彩恢复的多尺度Retinex雾天图像增强算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(10): 2996-2999.

西门子在中国实行灵活工作模式

西门子宣布在中国实行以灵活工作为核心的未来工作模式。面对不断变化的市场环境和数字化时代的来临,企业比以往更需要具备韧性和适应力。为应对疫情和保证安全社交距离,灵活工作凸显出众多优势,并具有很高的可行性。因此,西门子股份公司管理委员会决定在全球推行全新工作模式,支持全球各地员工在合理可行的情况下实现每周平均两到三天的灵活工作,并将其作为公司在疫情期间及疫后的永久标准。在中国,这一全新模式将使员工实现更加灵活、高效和低碳的工作方式。

“西门子引领灵活工作模式的转型,意味着我们信任员工,赋能员工以最灵活高效的方式创造佳绩,也彰显了公司文化的与时俱进及领导力的强大行动力。”西门子大中华区总裁兼首席执行官赫尔曼(Lothar Herrmann)表示,“我们相信,通过这一创新协作方式及西门子全面的先进数字化技术和解决方案,我们将能够更好地服务于遍布中国各行各业的客户及合作伙伴,树立数字化转型新标杆。”