

# 一种二次阈值调整 SIFT 算法

卫保国 张海曦

(西北工业大学电子信息学院 西安 710129)

**摘要** SIFT 算法因其良好的特征提取和匹配效果得到了广泛的应用,但在光照不足和模糊条件下其效果不能令人满意,为此提出了一种基于全局信息和局部信息的自适应 SIFT 算法。利用图像的对比度信息得到初始阈值,使该阈值适应光照不足和模糊图像,根据周围特征点分布情况来对阈值进行二次调整以控制特征点数目及分布,并改进了误匹配剔除方法。实验结果表明,改进后的 SIFT 算法不仅能很好地适应低光照和模糊图像,而且可以调节特征点数目,降低簇效应。

**关键词** SIFT, 阈值, 图像匹配

**中图分类号** TP301 **文献标识码** A

## Twofold Adjusted Threshold SIFT

WEI Bao-guo ZHANG Hai-xi

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract** SIFT has been widely used for its good performance on feature extraction and matching. However, effects under conditions of insufficient illumination and blur are not so satisfactory. We proposed an adaptive threshold selection method based on global and local information. First, initial threshold can be obtained according to image contrast, thus it's adapted to insufficient illumination and image blur. Second, in order to control the number and distribution of feature points, the threshold is adjusted secondly according to feature points distribution. Finally, the mismatch removing method has also been improved. Experiment results show that the improved SIFT algorithm is not only well adapted to low light and image blur, but also can adjust feature point numbers and reduce clustering effects.

**Keywords** SIFT, Threshold, Image matching

SIFT(Scale Invariant Feature Transform)算子因具有旋转不变性、尺度不变性,并且对仿射变化视角变化以及光照变化具有部分不变性而成为一种经典的特征匹配算法,并且广泛应用于图像匹配、配准和拼接等领域<sup>[1,2]</sup>。但是 SIFT 算法也存在着许多缺陷,如运算量大,运算耗时长;对仿射变化效果较差,对光照不足和模糊等图像不能获得足够多匹配对等。为此人们对 SIFT 算子做出了许多改进,如 SURF、PCA-SIFT 等算子<sup>[3,4]</sup>大大减少了计算特征向量所需计算量,提高了 SIFT 的运算效率;A-SIFT<sup>[5]</sup>对图像仿射变化有较好的效果。然而迄今为止,人们对 SIFT 的改进大多侧重于特征向量的表示方式以及向量维数的降低等方面,很少涉及到改善特征点的选取方面。研究表明<sup>[6]</sup>,传统算法提取的特征点极易产生簇效应,一定程度上会导致误匹配的产生,影响匹配的效率和分布广泛且均匀的特征点能够对后续的匹配起到改善作用。传统 SIFT 算法采用固定阈值剔除不稳定特征点,但此固定阈值不能随图像自身特性的变化而改变,因此很难适用于所有的图像。尤其在光照不足和图像模糊等情况下,传统的 SIFT 算法无法获取足够数目的特征点,间接导致匹配对数目的减少,从而使匹配效果下降,而根据图像本身信息对

阈值进行适当的调整,保留足够多数目的特征点能够很好地提升匹配效果。为此,You ZHAI 和 Luan ZENG 提出基于归一化图像熵的自适应阈值<sup>[7]</sup>,其针对光照不足的情况有较好的效果,但对模糊图像失效。

在匹配方法方面,Lowe 提出利用欧氏距离表示特征向量间差异性,若欧氏距离最小的匹配对与次小的匹配的比值小于某阈值,则该匹配对被认为是正确匹配对。但是由于图像中相似区域的存在及全局信息的缺失,导致该方法经常会有误匹配点产生。针对误匹配现象,国内外也做了许多研究,文献[8]提出了 RANSAC 算法,该算法可以有效地估计内点与外点,剔除误匹配,但其计算量较大,并且没有考虑到特征点分布信息;文献[9]中加入了全局信息来提高匹配的准确率,但只是改进其特征向量,并未针对匹配算法。

针对传统 SIFT 对光照不足和模糊图像效果较差的缺点,本文提出一种改进的自适应阈值 SIFT 算法。利用图像的对比度信息得到初始阈值,使初始阈值适应光照变化和模糊,同时根据每个特征点周围特征点分布情况对阈值进行二次调整以调节特征点数目。本算法可以在一定程度上改善特征点的分布,抑制簇效应的产生;在特征点匹配方面,根据特

到稿日期:2013-07-16 返修日期:2013-11-03

卫保国(1970—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉、机器学习, E-mail: wbg@nwpu.edu.cn; 张海曦(1989—),男,硕士生,主要研究方向为特征提取、图像处理。

征点的空间分布信息有效地剔除误匹配,提高了匹配效率。实验结果表明,该算法能一定程度地改善光照不足和模糊图像的匹配效果,同时也能一定程度地抑制簇效应。

## 1 SIFT 算法简介

Lowe 在前人研究的基础上,于 1999 年提出了 SIFT 算子<sup>[1]</sup>并于 2004 年修改完善<sup>[2]</sup>。算法将斑点检测及特征矢量生成、匹配结合在一起,主要包括以下步骤:高斯尺度空间的构建,DOG 空间的构建,特征点的检测,不稳定特征点的移除,主方向的确定、特征向量的构建以及特征点匹配。

1. 高斯尺度空间金字塔的构建,主要通过高斯函数  $G(x, y, \sigma)$  与图像  $I(x, y)$  进行卷积来实现,即:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (1)$$

符号  $\otimes$  表示两个函数进行卷积,  $G(x, y, \sigma)$  为二维高斯函数,  $\sigma$  表示尺度参数,二维高斯函数表示如下:

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

2. DOG 空间的构建主要通过相邻两个尺度空间的图像相减来实现:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

构建 DOG 空间的目的在于获取高斯拉普拉斯方法 LoG 的一种近似。

3. 得到 DOG 空间后,将每一个像素点与其周围 26 个点进行比较,若该点为极大值或极小值点,则该点可被初步定义为一个特征点。

4. 在初步检测到特征点之后,需要对特征点进行删减。Lowe 提出主要从 3 个方面进行删减:首先是通过拟合三维二次函数精确定位特征点,并剔除位置偏移较大的点;然后将其与给定阈值(0.03)进行比较,剔除响应值小的点;最后利用 Hessian 矩阵对边缘点进行剔除。

5. 得到特征点后,为实现特征向量的旋转不变性,需要根据特征点的局部图像结构获取一个主方向。首先计算每个特征点的幅角和幅值:

$$m(x, y) =$$

$$\sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \text{atrctan}\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (5)$$

然后利用直方图对特征点邻域内的像素梯度和幅角进行统计,选取其峰值作为主方向。

6. 特征向量主要通过特征点周围  $16 \times 16$  的区域进行确定,首先对该区域采用高斯加权,然后将该区域划分为 16 个  $4 \times 4$  的子区域,对每个子区域计算 8 个方向的梯度强度信息,得到  $4 \times 4 \times 8 = 128$  个数据,并以此构建 128 维特征向量。

7. 最后通过计算 128 维特征向量间的欧氏距离来表示特征向量的匹配程度。当两个特征向量的欧氏距离最小且最小欧氏距离与次最小欧氏距离的比值小于 0.6 时,就认为该匹配对为正确匹配对,否则就认为是错误匹配对并剔除。

## 2 改进的 SIFT 算法

### 2.1 传统 SIFT 算法分析

Lowe 在 SIFT 的步骤 4 中提出去除响应值较小的特征

点,并设定阈值为 0.03。然而,固定的阈值并不能适应任何情况,例如在光照不足和模糊的情况下,传统的 SIFT 算法获取的特征点数目较少,不能很好地满足匹配的要求。图 1 所示分别为传统 SIFT 算子对同一图像在白天和黑夜情况下的效果及同一图像清晰和模糊的结果。

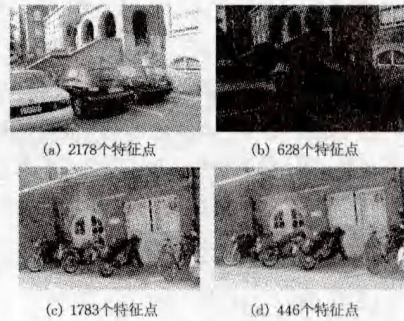


图 1 不同图像 SIFT 特征点结果

根据图 1 可以发现,在普通的条件下,SIFT 算法能够保留足够数目的特征点,但是在光照不足和模糊的条件下,保留的特征点数目大大降低,后续匹配的效果随之减弱。这是因为构建的 DoG 空间是 LoG 变换的一种近似,而 LoG 变换属于斑点检测的一种,在光照不足和模糊情况下,特征点与周围细节间差异减弱,斑点检测的效果减弱,特征点检测能力降低,获得的特征点数目降低,匹配效果减弱。因此对于这些图像,传统的算法提出的固定阈值不能满足图像匹配的需要,通过适当地改变阈值保留更多特征点,能够有效地提升后续的匹配效果。

另一方面,特征点的分布和数目难以控制,当特征点数目较多时,运算量大大提高,运算效率降低,而当特征点数目较少时,后续的匹配过程不能得到足够数目的匹配对,匹配效果差。不仅如此,有时特征点容易大量聚集在某些区域,形成簇效应,导致误匹配的产生。上述不足的原因在于整幅图像采用了固定的阈值,不能随图像局部特征点分布情况而变化,特征点数目和分布无法调节。

### 2.2 改进的自适应 SIFT 算法

针对光照不足的情况,首先想到的方法是对灰度直方图均衡进行预处理,然而通过实验发现灰度直方图均衡对特征点的获取并无改善作用。文献[7]的方法根据整个图像的熵来进行阈值的修改,对光照变化有较好的效果,但是对模糊图像失效;而且文献[7]中阈值不能根据特征点的局部信息而变化,无法改善特征点分布不均匀的问题。为此本文提出一种结合图像对比度及图像特征点分布的自适应二次阈值调整算法,根据图像的全局和局部信息,对 SIFT 算法第 4 步中的响应阈值进行自适应调整修改。对于光照不足和模糊图像,本算法能够提升其匹配效果,对于正常光照和清晰图像,本算法能保留传统算法的效果,并改善簇效应,同时对特征点数目有一定的调节作用。

如前所述,由于细节差异的减弱导致 DoG 响应的降低,进而导致特征点数目的减少。为此应当选取一种能够有效表示图像细节差异性的参数作为改变阈值的依据。本文提出利用共生灰度矩阵的对比度特性作为改变阈值的依据,该对比度特性不仅能较好地适应光照变化,同时对清晰度变化也有较好效果。

灰度共生矩阵是一种通过研究灰度对的空间相关特性来描述纹理的常用方法,它主要是通过通过对图像上某特定距离的两像素分别具有某灰度的状况进行统计得到的。定义  $f(x, y)$  为一幅二维数字图像,其大小为  $M \times N$ ,灰度级别为  $N_g$ ,灰度共生矩阵定义为:

$$P(i, j) = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N \mid f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \quad (6)$$

$\#(x)$  表示集合  $x$  中的元素个数,  $P$  为  $N_g \times N_g$  的矩阵,若  $(x_1, y_1)$  与  $(x_2, y_2)$  间距离为  $d$ ,两者与坐标横轴的夹角为  $\theta$ ,就可以得到各种间距及角度的灰度共生矩阵  $P(i, j, d, \theta)$ 。

对比度属于灰度共生矩阵的一种统计特性,计算公式如下:

$$CON = \sum_{n=0}^{k-1} n^2 \left\{ \sum_{|i-j|=n} P(i, j) \right\} \quad (7)$$

对比度一方面随图像光照亮度值变化加快而增大,对于光照充足的图像该值较大,而对于光照不足的图像该值较小;另一方面也可以表示图像的清晰度,对于模糊图像对比度较小,对于清晰图像对比度增大。因此根据该对比度确定的初始阈值能够随光照和模糊变化而变化。本算法首先计算整幅图像的灰度共生矩阵。灰度共生矩阵中的参数可以有多种选择,但是本文的设定完全可以满足需求。本文将灰度级设定为 16,而角度  $\theta$  设置为 0,距离  $d$  设定为 1。然后根据式(7)求得对比度  $CON$ ,以此确定初始阈值  $threshold_0$ :

$$threshold_0 = (con / (con + 0.01)) * 0.01 + 0.02 \quad (8)$$

通过实验发现对于模糊图像和光照不足的图像,  $CON$  的值较小,对于普通图像,  $CON$  一般大于等于 1,因此可以通过  $CON / (CON + 0.01)$  来对初始阈值进行调整,对于普通图像,  $CON / (CON + 0.01)$  趋近于 1,初始阈值趋近于 0.03,而对于光照不足和模糊图像(其  $CON$  值一般在 0~1 之间),初始阈值能够随图像整体的对比度变化在 0.02~0.03 之间变化,而对于普通图像(对比度较大),其初始阈值维持在 0.03。

初始阈值确定后,还需要进一步对阈值进行改进,因为初始阈值只考虑了图像的整体信息,不能调节特征点分布并改善特征点簇效应。我们结合特征点分布信息对阈值进行二次调整,在一定程度上改善特征点分布,以抑制簇效应产生。对于一幅尺寸为  $M \times N$  的图像,检测每个特征点周围  $M/20 \times N/20$  范围内的特征点,然后根据每个检测到的特征点与选定特征点的距离  $r_i$  设置权值  $T_i = (M + N - 40r_i) / (M + N)$ ,这样给定特征点周围特征点分布参数  $T$  即为  $\sum (M + N - 40r_i) / (M + N)$ ,然后以此分布参数为参考对阈值进行二次调整,可获得最终阈值  $threshold$ :

$$threshold = threshold_0 + 0.01 * \log_2 \left( \frac{\sum (M + N - 40r)}{(M + N)} \right) \quad (9)$$

采用对数函数的原因在于利用对数函数的性质对阈值范围进行限制。当分布参数  $T/2 < 1$  时,  $\log$  函数的值小于 0,且函数变化速度较快,阈值会在较大范围内分布;而当  $T/2 > 1$  时,阈值会相应增大,但是函数变化速度变慢,一定程度上抑制阈值的增加,避免过大的阈值导致特征点数目不足。

另外为防止  $threshold$  变得过大或过小,需要对阈值进行抑制:

$$threshold =$$

$$\begin{cases} \max(threshold_0/2, 0.01) & threshold < \max(threshold_0/2, 0.01) \\ threshold & \max(threshold_0/2, 0.01) < \\ & threshold < 2 * threshold_0 \\ 2 * threshold & threshold > 2 * threshold_0 \end{cases} \quad (10)$$

根据特征点的分布参数,按照式(9)对阈值进行二次调整。由于  $\log$  函数的特性,当分布参数  $T/2$  大于 1 时其值大于 0,而分布参数值小于 1 时其值小于 0。因此可以通过分布参数  $T/2$  的大小变化对阈值进行增大或减小处理。当周围特征点分布密集且与选定特征点距离小时,  $T/2$  的值大,当大于 1 时,会相应地增大阈值,而当周围特征点分布稀疏时,  $T/2$  的值会相应地减小,当  $T/2 < 1$  时,  $\log$  函数的值为负,从而减小阈值。另一方面,依据式(10),特征点的阈值限定在  $(2 * thresh, \max(0.01, thresh/2))$  区间内,避免阈值过高或过低。采用上述方法对阈值改进后,根据对比度值得到的初始阈值对光照和模糊变化有较好的效果,并且通过采用周围特征点的分布参数  $T$  对阈值进行二次调整,在周围特征点多的情况下自动地提高阈值,特征点保留的几率降低,在特征点分布较少的区域,阈值会相应地降低,特征点保留的几率增大,从而能够减少簇效应和信息丢失等现象的产生。同时当特征点数目多时会自动地抑制特征点数目,而当特征点数目少时会减少阈值保留特征点,起到调节特征点数目的功能。

### 2.3 改进的基于全局特征的误匹配剔除算法

在匹配过程中, Lowe 提出利用欧氏距离表示特征向量间差异性,若欧氏距离最小的匹配对与次小匹配对的比值小于 0.6,则该匹配对被认为是正确匹配对。但是因为图中相似区域的存在,这种方法极易产生误匹配。文献[9]提出了一种利用特征点空间分布构建全局向量剔除误匹配的算法,取得了较好的效果。但当初始匹配对较多时,算法效果会受到影响。初始匹配对较多时,误匹配存在的数目也多,所得直方图中正确匹配点和错误匹配点的误差参数差距较小,正确匹配对容易被剔除,阈值难以确定。本文针对这种情况对算法做出了改善,算法步骤如下:

(1) 首先利用 Lowe 提出的原始算法得到初始匹配对,数目为  $N$ 。

(2) 对每一对初始匹配对,将两个特征点分别作为对应图像的原点,并以每个特征点计算的主方向为 X 轴正方向,然后逆时针旋转  $90^\circ$  作为 Y 轴正方向构建坐标系。

(3) 对每个特征点构建的新坐标系进行分割,以  $45^\circ$  为标准平均分为 8 个区间,并按逆时针方法依次设定为 1~8。

(4) 根据新坐标系,计算其余初始匹配对特征点在该坐标系下所处区间,并依此构建全局向量,特征向量的维数为  $N$ 。

(5) 对一对初始匹配对,分别计算各个特征点的全局向量后,将全局向量相减,得到误差向量,对误差向量的每一项  $error$  (若  $error > 5$ , 则取  $8 - error$ ) 计算  $2^{|error|}$ ,然后将各项求和得到总误差  $Error$ 。

(6) 设定阈值  $k * N$  ( $k$  一般在 2~3 之间),按照上述过程对所有初始匹配进行误差向量计算,并得到总误差  $Error$ ,若总误差  $Error$  小于设定阈值,则该匹配对为正确匹配对,否则认定是误匹配对并剔除。

### 3 实验结果及分析

本文提出的算法通过阈值调整自适应地保留 SIFT 算法的特征点,并且结合特征点分布的信息剔除误匹配。图 2、图 3 分别示出了利用文献[7]的算法和本文算法对模糊和黑暗图像进行处理的效果对比。



图 2 文献[7]自适应阈值算法(a)与本文算法(b)对光照不足图像处理结果

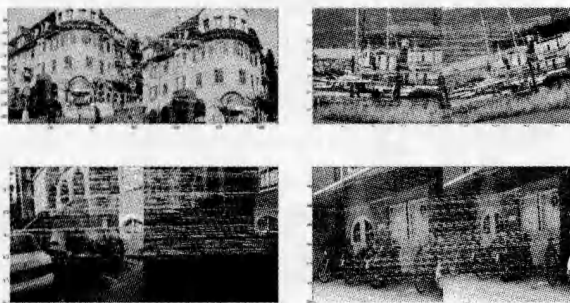


图 3 文献[7]自适应阈值算法(a)与本文算法(b)对模糊图像处理结果

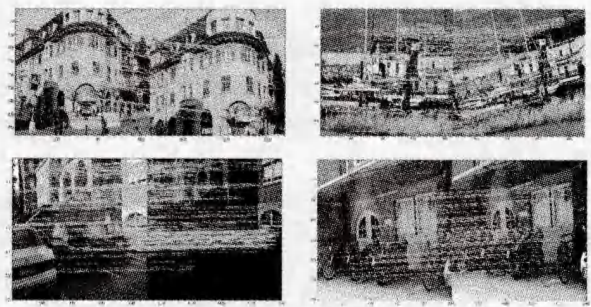
通过图 2 可以看出在光照不足条件下,两种改进 SIFT 算法都能自动地保留多的特征点。但是与文献[7]提出的自适应算法相比,本文提出的自适应 SIFT 算法得到的特征点分布得更加均匀,保留了更多的信息量。同时随着光照的减弱,文献[7]提出的自适应 SIFT 算法的阈值会大大降低,可能会导致特征点数目剧增的情况发生,然而本文采用的二次调整的策略会自适应地对特征点数目进行调节,当特征点增多时相应地会在二次调整时增大 SIFT 的阈值,对特征点的数目进行抑制。

通过图 3 比较可以发现,针对模糊图像,文献[7]提出的自适应阈值算法对模糊图像的改善不大,这是因为模糊图像的熵值较清晰图像变化不大,故文献[7]提出的自适应阈值算法的阈值变换也不大,因此该算法对模糊图像效果不明显。本文采用的共生灰度矩阵的对比度能够很好地表示光照和清晰度的变化,以该对比度为参考设置初始阈值并结合局部信息对阈值进行二次调整,可以使阈值很好地适应各种图像,从而获得较好的效果。

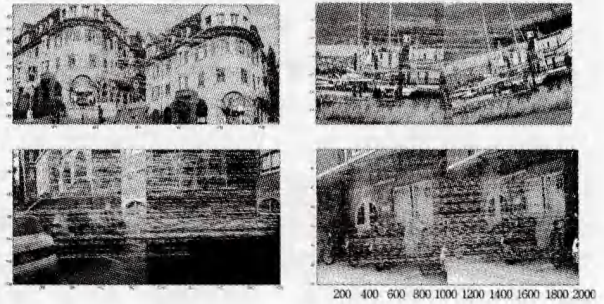
图 4 分别使用传统算法、文献[7]提出的自适应阈值算法和本文提出的算法对 4 组不同图像进行图像匹配,具体数据如表 1 所列。



(a) 传统 SIFT 算法匹配



(b) 文献[7]自适应阈值算法匹配



(c) 改进自适应阈值算法匹配

(左上:视角及尺度变化,右上:仿射变化,左下:普通光照和低光照,右下:清晰和模糊)

图 4 不同图像匹配结果

表 1 不同方法的匹配结果比较

		Image1	Image2	Image3	Image4
传统 SIFT 算法	初始匹配对	128	397	251	221
	正确匹配对	101	279	238	172
	运算耗时	38.4s	147.5s	13.4s	10.9s
文献[7]自适应阈值 SIFT 算法	初始匹配对	139	428	425	245
	正确匹配对	104	284	402	192
	提升	3.0%	1.8%	68.9%	11.6%
	运算耗时	42.6s	162.7s	23.0s	13.7s
改进自适应阈值 SIFT 算法	初始匹配对	136	322	405	318
	正确匹配对	107	242	385	284
	提升	5.9%	-13.3%	61.7%	65.1%
	运算耗时	51.5s	137.4s	20.6s	14.1s



图 5 两幅图像代表特征点选取

表 2 图 5 中不同点阈值变化

		Point1	Point2	Point3	Point4
图 5(a)	初始阈值 threshold0	0.0296	0.0296	0.0296	0.0296
	二次调整后阈值 threshold	0.0314	0.0264	0.0275	0.0364
	响应	0.0325	0.0271	0.0304	0.0337
图 5(b)	初始阈值 threshold0	0.0283	0.0283	0.0283	0.0283
	二次调整后阈值 threshold	0.0297	0.0255	0.0264	0.0329
	响应	0.0294	0.0257	0.0287	0.0315

通过表 1 可以看出,本文提出的自适应算法和文献[7]提出的自适应阈值算法对普通图像的效果与原始算法相当。但是本文提出的算法较另外两种算法对特征点数目有调节作

用,对于第一幅图像,本文提出的算法适当地提升了匹配对数目,而对于第二幅图像,普通算法和文献[7]的算法都得到大量的特征点,本文的算法通过阈值的二次调节在保持匹配效果的同时适当减少了特征点数目,使运算量降低,运算效率提高。

为了考察本文阈值调整的有效性,在同一场景不同光照的两幅图像(见图5)中选取4个对应位置的特征点,其阈值变化和DoG响应于表2中。由表2可以看出,对于普通图像,本文采用的初始阈值较Lowe提出的固定阈值无太大变化,对匹配效果影响不大,改进算法主要通过二次调整对特征点分布及数目进行调节。另一方面,文献[7]提出的自适应阈值算法仅仅对光照不足图像有较好的效果,对模糊图像改进不大;并且在计算过程中,由于整幅图像采用了同一阈值,簇效应现象没有得到改善。而本文提出的自适应阈值算法针对光照不足和模糊情况都能获得更多的正确匹配对,且特征点分布较文献[7]提出的算法更加均匀。针对这两种特殊图像,本文提出的初始阈值对匹配效果有较明显的影响,可以有效地提升匹配对数目,而后续的二次阈值调整也可以在一定程度上对特征点数目进行改善调节。

表1实验结果可以表明,本文提出的自适应算法针对模糊图像和光照不足图像都能自动地保留更多数目的特征点,后续匹配过程中能够得到更多的正确匹配对;而对于普通图像,其效果与传统SIFT相当,但由于二次阈值调整的影响,对特征点数目有一定的调节作用,簇效应也会得到改善,特征点分布更加均匀。本文自适应阈值SIFT采用二次阈值调整策略,使阈值能够根据图像自身信息与周围特征点分布信息进行调整,证明了本算法的有效性。

**结束语** 本文分析了传统SIFT算法中固定阈值产生的影响,指出传统SIFT算法在光照不足和模糊情况下会出现效果减弱以及簇效应等缺陷,然后结合图像的对比度信息和特征点分布信息提出了自适应阈值二次调整算法,并且采用结合特征点分布信息的方法对误匹配点进行剔除。最后本文将改进算法应用到图像匹配中,并且与其他算法进行比较,证实了改进算法在光照不足和模糊情况下的有效性,同时对不

同种类的图像都能够自动地调节特征点数目及分布,证明了算法的有效性。今后的研究将侧重于对误匹配剔除算法以及实时性的改进,使算法能够满足实时匹配的需求。

## 参 考 文 献

- [1] Lowe D. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceeding of ICCV. Piscataway, NJ, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 1999, 2: 1150-1157
- [2] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant key-point [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110
- [3] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded up Robust Features [C]//European Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006: 404-417
- [4] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA, 2004: 511-517
- [5] Morel J M, Yu G S. A-SIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison [J]. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Image Sciences, 2009, 2(2): 438-469
- [6] Song R, Szymanski J. Well-distributed SIFT features [J]. Electronics Letters, 2009, 45(6): 308-310
- [7] Zhai You, Zeng Luan. A SIFT matching algorithm based on adaptive contrast threshold [C]//International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. Xianing, China, 2011: 1934-1937
- [8] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395
- [9] Li Peng, Yan Han-bing, Cui Gang, et al. Image local invariant features matching using global information [C]//International Conference on Information Science and Technology. Hubei, China, 2012: 627-633
- [10] Wang L, Zhou G, Xu Y, et al. An enhanced Pareto-based artificial bee colony algorithm for the multi-objective flexible job-shop scheduling [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 60(9-12): 1111-1123
- [11] Omkar S N, Senthilnath J, Khandelwal R. Artificial Bee Colony (ABC) for multi-objective design optimization of composite structures [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11: 489-499
- [12] Junqing L, Quanke P, Kaizhou G. Pareto-based discrete artificial bee colony algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problems [J]. Int J Adv Manuf Technol, 2011, 55: 1159-1169
- [13] 施展, 陈庆伟. 基于 QPSO 和拥挤距离排序的多目标量子粒子群优化算法 [J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 540-547
- [14] 毕晓君, 王艳娇. 加速收敛的人工蜂群算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(12): 2756-2761
- [15] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [16] Akay B, Karaboga D. Parameter tuning for the artificial bee colony algorithm [C]//International Conference on Computer and Computational Intelligence. 2009: 608-619
- [17] 刘衍民, 赵庆祯, 牛奔. 基于 E 占优的自适应多目标粒子群算法 [J]. 控制与决策, 2011, 21(1): 90-95
- [18] Yen G G, Leong W F. Dynamic multiple swarms in multiobjective particle swarm optimization [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2009, 39(4): 890-911

(上接第259页)