

文章编号 1004-924X(2017)01-0188-10

## 自适应变尺度特征点提取方法

屈玉福<sup>1\*</sup>, 刘子悦<sup>1</sup>, 江云秋<sup>2</sup>, 周 丹<sup>1</sup>, 王一帆<sup>1</sup>

- (1. 北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100083;
2. 宇航智能控制技术国家级重点实验室, 北京 100854)

**摘要:** 为了提高特征点匹配速度, 设计了一种自适应变尺度构造图像金字塔的特征点提取方法。该方法采用 FAST 特征点数量作为尺度空间信息量的度量, 利用相邻两层模糊图像的信息量差作为金字塔分层依据, 通过调整尺度参数, 使相邻图像间的细节特征均匀变化; 并使用匹配点数量阈值控制金字塔的高度, 设计利用“边匹配, 边构造”的图像匹配策略来提高特征匹配的效率和。最后, 将所设计方法与 SIFT、FAST、ASIFT 三种特征提取方法进行比较。实验结果表明: 所设计方法在变尺度条件下的正确匹配率可以达到 43.59%, 与 SIFT 相比提高了 25.51%, 提取的特征点在目标经历各种光照、角度等变化之后仍能正确表示目标。本文所设计方法根据目标图像特点自适应选择参数, 不需要人工调整就可获得理想的匹配效果, 能适应各种变化条件下的特征提取和匹配工作, 并能提高特征提取和匹配效率。

**关键词:** 尺度空间; 特征提取; 特征匹配; 高斯图像

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172501.0188

## Self-adaptative variable-metric feature point extraction method

QU Yu-fu<sup>1\*</sup>, LIU Zi-yue<sup>1</sup>, JIANG Yun-qiu<sup>2</sup>, ZHOU Dan<sup>1</sup>, WANG Yi-fan<sup>1</sup>

- (1. School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China;
  2. National Key Laboratory of Science and Technology on Aerospace Intelligence Control, Beijing 100854, China)
- \* Corresponding author, E-mail: qyf@buaa.edu.cn

**Abstract:** A feature point extraction method for self-adaptative variable-metric constructing image pyramid is proposed to accelerate the feature matching. In this method, number of FAST feature points is adopted as information content quantization in scale space representation and pyramid hierarchy is carried out according to the information difference of blurred images in the neighboring layers. By adjusting scale parameters, Uniform change of detail feature in neighboring images is realized, number threshold of matching points is used to control the height of pyramid and matching efficiency is improved by applying matching instruction strategy named “matching and constructing at the same time”. Last, The contrast experiment is implemented between proposed method and three detection methods-SIFT, FAST, and ASIFT. The experiment results indicate that correct matching rate of the method can reach 43.59% under various scales. It increase by 25.51% compared with

收稿日期: 2016-06-30; 修订日期: 2016-08-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51675033; No. 51105027)

SIFT. Feature points can still show the targets correctly after they underwent all kinds of changes in lights and angles. The method referred to in the paper selects parameters adaptively according to the feature of target image. It can obtain ideal matching effects without manual adjustment and adapt to feature extraction and matching in various changeable conditions in high efficiency.

**Key words:** scale space; feature detection; feature matching; Gaussian Image

## 1 引言

基于图像局部特征的检测算子因具有良好的不变性和鲁棒性,被广泛应用于计算机视觉领域。特征提取是特征匹配和识别的关键步骤,直接影响着匹配和识别的精度和速度。好的局部特征提取方法能够大大降低后续特征描述和匹配的复杂度,因此如何准确提取合理、有效的局部特征并使其适应图像目标的视角、光照以及距离等变化,成为特征提取方法的关键。

1977年Moravec<sup>[1]</sup>开始研究角点特征提取,从那时起,有关图像局部特征提取的研究已开展了接近40年。不论是早期出现的Harris<sup>[2-3]</sup>、SUSAN(Small Univalued Segment Assimilating Nucleus)<sup>[4]</sup>等基本的角点提取方法,还是目前流行的各类高效角点(FAST<sup>[5-6]</sup>、ORB(ORiented Brief)<sup>[7]</sup>、斑点(SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)<sup>[8]</sup>、SURF(Speeded-Up Robust Features)<sup>[9]</sup>、区域(MSERs(Maximally Stable Extremal Regions)<sup>[10]</sup>)特征提取方法,都把局部特征的高重复性和各种环境下的若干不变性作为其性能优化的重点。然而,在实际应用环境中目标相对传感器的距离常常会发生变化<sup>[11]</sup>,因此有关特征提取尺度不变性的研究尤为重要,其中,尺度不变性的实现依赖于以尺度空间理论为基础的多尺度表示法。为了能使特征点提取有尺度不变性,国内外学者提出了各种保持尺度不变性的方法。Lindeberg在20世纪90年代系统地给出图像特征提取的尺度选择理论<sup>[12]</sup>。与此同时,Lindeberg也指出尺度空间理论对应于图像的缩放变换,通过改变尺度参数,对同一物体得到不同的缩放比例,最终实现尺度不变性<sup>[13]</sup>。

David G. Lowe于1999年将尺度空间运用到高效SIFT局部特征检测方法中,实现了局部不变性特征与尺度空间的一次重要结合<sup>[14-15]</sup>。2011年,YU G等在SIFT基础上提出了具有完全仿射不变性的ASIFT(Affine-SIFT)方法<sup>[16]</sup>。

这些特征检测算子都采用高斯尺度空间表示方法,它们的图像细节与尺度参数有关,且呈非均匀分布,不会随尺度参数的变化而变化。局部不变性特征点提供了一种具有统计意义的图像内容表述,即图像内容信息在一定程度上可通过特征分布和密集度来反映<sup>[17]</sup>。而尺度空间技术是对原图像的一种简化,不可避免地会引起图像信息的丢失。基于上述内容,由细节分布的非均匀性与尺度空间特性可知,不同尺度空间的分层方式可能会得到不同的图像信息,采用简单的尺度空间分层处理会导致某些层出现特征冗余或丢失<sup>[12]</sup>,因此在尺度空间上对信息进行量化度量十分重要。

本文基于尺度空间理论<sup>[13]</sup>和Marr视觉理论<sup>[18]</sup>,定义了一个新的尺度空间信息量度量方法,并在典型的高斯尺度空间中证明了该方法满足尺度空间信息量的基本要求;以信息量作为图像金字塔<sup>[19]</sup>的分层依据,设计了一种自适应尺度特征点提取方法,实现图像高斯金字塔各层图像信息均匀变化,令图像细节和特征提取更有效。同时,为提高方法效率,本文应用一种“边匹配,边构造”的图像匹配策略,令求取图像信息量的中间结果直接参与特征点匹配,通过设定最优匹配点个数控制图像金字塔的高度。

## 2 方法实现

### 2.1 尺度空间的信息量度量方法

作为图像的一种多尺度表达方式,尺度空间具有因果性<sup>[20-21]</sup>,即随着尺度的增大图像会逐渐平滑和简化,因此尺度空间中图像的信息量随着尺度的增加而减少。考虑到特征点的分布和密集度在一定程度上可以反应图像内容,因此本文提出以图像特征点的数量作为度量图像视觉特征信息量的方法。FAST特征点提取方法采用直接分析特征点组成的Segment-Test<sup>[22]</sup>方法来定义特征点,这与信息量的含义不谋而合,因此本文中采用FAST特征点数量作为尺度空间图像信息量

度量。FAST 特征点检测的基本原理见公式(1):

$$S_{p \rightarrow q} = \begin{cases} d, I(q) \leq I(p) - \epsilon_d \text{ (darker)} \\ s, I(p) - \epsilon_d \leq I(q) \leq I(p) + \epsilon_d \text{ (similar)}, \\ b, I(p) + \epsilon_d \leq I(q) \text{ (brighter)} \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $p$  为候选点,  $q$  为以  $p$  为中心、 $r$  个像素为半径的圆弧上的任意一点,  $I(\cdot)$  为像素点的灰度值。当 Segment-Test 算子中灰度值全部大于或全部小于  $p$  点灰度值的点组成的最长连续圆弧像素个数  $N$  大于设定门限  $n$  时, 即连续处于 darker 或 brighter 状态的像素点数目不小于  $n$  时, 则认为  $p$  是一个特征点。

对于任意离散图像  $I$ , 令  $P$  为图像  $I$  检测到的 FAST 特征点集合, 则:

$$P = \{p \in P | N \geq n\} \quad (2)$$

于是, 离散图像  $I$  的信息量就可以定义为  $E = |P|$ , 其中  $|\cdot|$  表示集合中元素的数量。

下文中, 在典型的 SIFT 高斯金字塔<sup>[19]</sup> 尺度空间中对采用 FAST-g<sup>[23]</sup> 特征点数量作为尺度空间图像信息量度量的方法进行数值测试, 以验证其是否满足尺度空间因果性对信息量度量方法提出的要求。输入图像如图 1 所示。



(a) Butterfly 图像(分辨率: 495 × 328)<sup>[24]</sup>  
(a) Butterfly image(resolution: 495 × 328)<sup>[24]</sup>



(b) Graffiti 图像(分辨率: 800 × 640)<sup>[25]</sup>  
(b) Graffiti image(resolution: 800 × 640)<sup>[25]</sup>



(c) Adam 图像(分辨率: 640 × 480)<sup>[16]</sup>  
(c) Adam image(resolution: 640 × 480)<sup>[16]</sup>

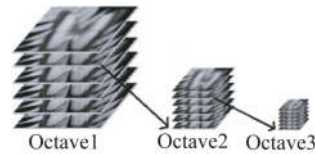
图 1 输入图像

Fig. 1 Input images

图 2 是利用 SIFT 方法对输入图像 (a) Butterfly 构造高斯金字塔的结构示意图及生成的系列尺度模糊图像, 其中组数  $O=3$ , 每组的层数  $S=6$ , 初始尺度  $\sigma_0=1.6$ <sup>[19]</sup>。尺度参数  $t=\sigma^2$ ,  $\sigma^2$  是高斯函数方差<sup>[17]</sup>。为了满足图像反走样的需要, 对图 1(a) 进行  $\sigma=0.5$  的高斯平滑处理, 然后将其作为第一组的首层图像<sup>[19]</sup>。金字塔同一组模糊图像的分辨率相同, 用于生成相邻两层模糊图像的高斯函数尺度间比例系数为  $k$ ,  $\sigma_{s+1}=k\sigma_s$ , 此时  $\sigma_s$  为相对尺度参数。从图 2(c) 可以看出, 随着尺度参数成比例的变化, 输入图像 (a) 逐渐模糊, 尺寸较小的斑点逐渐合并、消失。



(a) 输入图像 Butterfly 截图<sup>[24]</sup>  
(a) Input Butterfly image<sup>[24]</sup>



(b)



(b)(c) Butterfly SIFT 高斯金字塔示意图

其中  $O=3, S=6, \sigma_0=1.6$

(b) and (c) Smoothed versions of Butterfly image in SIFT, where  $O=3, S=6, \sigma_0=1.6$

图 2 SIFT 方法中的高斯图像金字塔

Fig. 2 Overview of SIFT LoG(Laplace of Gaussian) pyramid

本文分别统计了图 1 中 3 幅不同输入图像 Octave1 中 6 幅图像的信息量  $E$ 。将尺度空间模糊图像信息量  $E$  与图像所处的尺度参数  $\sigma$  的关系绘制成图 3,其中  $\sigma$  为绝对尺度参数<sup>[13]</sup>。可以看出,3 幅图像的视觉信息量先剧烈减少,然后又平缓递减趋于零,与视觉理论和直观的基础上提出的尺度空间信息量度量要求一致。上述结果说明利用 FAST 特征点作为尺度空间信息量度量的方法是可行的,为实现尺度的自适应选择提供了一种可靠的分层依据。

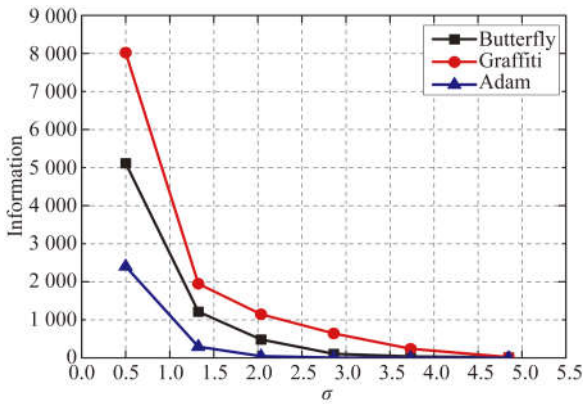


图 3 SIFT 图像金字塔第一组 6 幅模糊图像信息量与绝对尺度参数  $\sigma$  的关系图

Fig. 3 Information content versus located scale of six continuous blurred images in the first group of the SIFT pyramid

### 2.2 基于高斯金字塔的尺度自适应方法

针对 SIFT<sup>[26-27]</sup> 仅对尺度参数做简单处理所带来的问题,本文设计了一种尺度自适应方法,该方法利用 FAST 方法提取的特征点作为图像的多尺度空间信息量度量模型,通过相邻两层模糊图像的信息量差判断图像因尺度变化所导致的细节变化程度,为高斯函数  $\sigma$  值的调整提供依据,使相邻图像间细节特征呈现均匀变化。

本文参照 SIFT 方法思想,构造 O 组 S 层金字塔。为叙述方便,本文只介绍  $o=0$  组各层模糊图像的生成方法,其余各组操作方式相同,其余组的首层图像  $L(x, y, \sigma(o, 0))$  需要通过上一组的第 S 层图像  $L(x, y, \sigma(o-1, S-1))$  进行以 2 为步长的降采样得到。尺度参数自适应方法主要步骤如下:

Step1:利用公式(1)、(2)求取首层模糊图像  $L_0$  的信息量,记为  $\text{inf}_0$ ,其中  $L_0 = I, I$  为经过反走样处理的输入图像;

Step2:使用尺度参数为  $\sigma_{s+1}$  的高斯函数  $G_{s+1}$  对  $L_s$  进行平滑得到  $L_{s+1}$ ,其中  $s \in [0, S-2]$ ,当  $s=0$  时,  $\sigma_{s+1} = \sigma_0$ ,即  $\sigma_0$  为初始值;

Step3:利用公式(1)、(2)求取  $L_{s+1}$  的信息量,记为  $\text{inf}_{s+1}$ ;

Step4:计算相邻两层模糊图像的信息量差  $\text{diff\_inf}_s = \text{inf}_s - \text{inf}_{s+1}, s \in [0, S-2]$ ;

Step5:确定  $\sigma_{s+1}$  值。设相邻两层模糊图像信息量差的阈值为  $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$ ,如果  $\epsilon_1 \leq \text{diff\_inf}_s < \epsilon_2$ ,则说明此时  $\sigma_{s+1}$  能够保证相邻图像的细节均匀变化,则  $s = s+1$ ,转向 Step2,否则分为以下 3 种情况分别讨论,其中,  $\sigma_{s+1}[i]$  和  $\text{diff\_inf}_s[i]$  表示调整过程中  $\sigma_{s+1}$ 、 $\text{diff\_inf}_s$  的不同取值,  $i \geq 1$ :

(1)如果  $\text{diff\_inf}_s[i] < \epsilon_1$ ,则应逐步增大  $\sigma_{s+1}$  值,  $\sigma_{s+1}[i+1] = \sigma_{s+1}[i] + 0.1$ ,转向 Step2;若  $\text{diff\_inf}_s[i] \geq \epsilon_2$ ,则应减小  $\sigma_{s+1}$  值,使  $\sigma_{s+1}[i+1] = 0.5 \times \sigma_{s+1}[i]$ ,转向 Step2;

(2)一旦  $\sigma_{s+1}[i-1]$  变化为  $\sigma_{s+1}[i]$  的过程中,信息量差由  $\text{diff\_inf}_s[i-1] < \epsilon_1$  变为  $\text{diff\_inf}_s[i] \geq \epsilon_2$ ,或者由  $\text{diff\_inf}_s[i-1] \geq \epsilon_2$  变为  $\text{diff\_inf}_s[i] < \epsilon_1$ ,则有  $\sigma_{s+1}[i+1] = \frac{1}{2}(\sigma_{s+1}[i-1] + \sigma_{s+1}[i])$ ,转向 Step2;

(3)在(2)的基础上,若  $\text{diff\_inf}_s[i+1] < \epsilon_1$ ,则  $\sigma_{s+1}[i+2] = \frac{1}{2}(\sigma_{s+1}[i+1] + \max(\sigma_{s+1}[i-1], \sigma_{s+1}[i]))$ ,转向 Step2;若  $\text{diff\_inf}_s[i+1] \geq \epsilon_2$ ,则  $\sigma_{s+1}[i+2] = \frac{1}{2}(\sigma_{s+1}[i+1] + \min(\sigma_{s+1}[i-1], \sigma_{s+1}[i]))$ ,转向 Step2;遍历所有层。

其中,如何确定阈值  $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  是关键。 $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  可以将每组相邻两层图像信息量控制在合理范围内。在理想状态下,当前层图像信息量在上一层图像的基础上减少  $\epsilon_1 = \text{diff\_inf}_s = \frac{\text{inf}_0}{S}$ ,则最终模糊图像的信息量减少至  $\frac{\text{inf}_0}{S}$ ;极端情况下,最后一层模糊图像信息量为 0,则每层图像信息量减少为  $\epsilon_2 = \text{diff\_inf}_s = \frac{\text{inf}_0}{S-1}$ ,因此认为信息量差  $\text{diff\_}$

$\text{inf}_s$  在  $[\epsilon_1, \epsilon_2)$  范围内是合理的。

初始尺度参数  $\sigma_0$  的取值大小关系到构造整个金字塔的时间复杂度,图 4 是实验测定的每组在不同采样频率  $S$  下,首层图像设定不同的  $\sigma_0$  时,构造下一层模糊图像  $L_1$  所需的计算次数。图 4 曲线上两个谷值分别记为  $\sigma_{0\min}$  和  $\sigma_{0\max}$ ,其中  $\sigma_{0\min} < \sigma_{0\max}$ 。初始尺度选为  $\sigma_{0\min}$  或  $\sigma_{0\max}$  时,  $L_1$  计算量最小;由尺度空间图像信息量的因果性可知,  $\sigma_{0\min}$  对应相邻两层模糊图像信息量差  $\text{diff\_inf}_s$  在理想情况下变化时的尺度值,因此本文选择  $\sigma_{0\min}$  为最优初始尺度参数。当  $\sigma_0 \in [0.1, 0.5)$  时,  $S$  的取值对计算量影响不大;然而当  $\sigma_0 \in [0.5, 2]$  时,随着  $S$  的增加,计算量也增大。容易证明,随着  $S$  的增大,  $\text{diff\_inf}_s$  的允许范围  $[\epsilon_1, \epsilon_2)$  逐渐缩小,这会使确定每层模糊图像尺度值  $\sigma_{s+1}$  时的计算次数增加。

本文令  $S=6, \sigma_0=0.5$ ,统计第一组图像信息量与所处绝对尺度参数的关系,对 Graffiti 和 Adam 图像金字塔也进行相同的计算。结果如图 5 所示。同图 3 的 SIFT 金字塔相比,利用尺度自适应方法对 3 幅图像进行平滑,其过程更加均匀细腻,相邻两层模糊图像间的信息量变换均匀,尺度选择更加合理。合理的分层也为提取特征点提供了可靠保证。

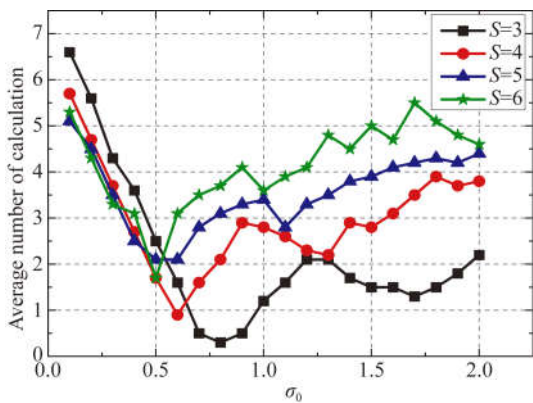


图 4 尺度自适应方法构造下一层模糊图像  $L_1$  的计算量同  $S$  和  $\sigma_0$  的关系

Fig. 4 Relationship between  $\sigma_0$  and average calculated amount required for determining next scale  $\sigma_1$  at different sampling frequencies  $S$

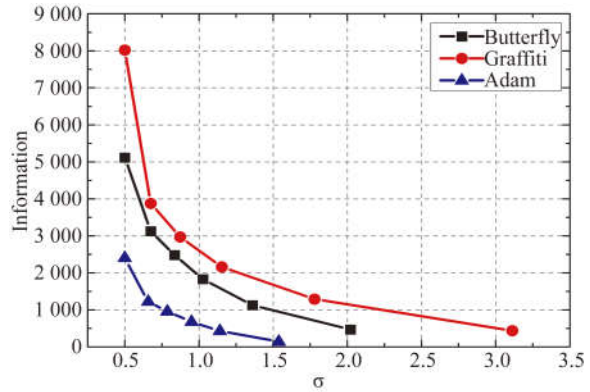


图 5 模糊图像信息量与所处绝对尺度参数  $\sigma$  的关系图  
Fig. 5 Information content of blurred image varies with absolute scale parameter  $\sigma$  for three input images

### 2.3 “边匹配边构造”高斯金字塔高度终止条件确定

为避免构造金字塔消耗过多时间,本文提出一种自适应控制图像金字塔高度的方法。利用求取图像信息量的中间结果——FAST 特征点,直接描述并参与特征点匹配,同时通过设定匹配点个数阈值控制图像金字塔的高度,来提高效率。设待匹配图像经高斯模糊处理后的灰度图像为  $I$ ,图像金字塔模糊图像为  $L(x, y, \sigma(o, s))$ ,其中  $o \in [0, O-1], s \in [0, S-1]$ ,当  $o=0, s=0$  时,  $L(x, y, \sigma(0, 0)) = I$ ;当  $o \neq 0, s=0$  时,  $L(x, y, \sigma(o, 0))$  是  $L(x, y, \sigma(o-1, S-1))$  进行以 2 为步长的降采样得到的。组数  $O$  的取值是由高斯尺度空间金字塔顶层图像的最小像素决定的,对于尺寸为  $\text{width} \times \text{height}$  的灰度图像  $I$ ,设顶层图像的最小像素为  $2^n, n \in [0, \log_2 \min(\text{width}, \text{height}) - 1]$ ,则金字塔组数  $O$  的计算公式为:

$$O = \log_2 \min(\text{width}, \text{height}) - n \quad (3)$$

设特征点集合为  $P$ ,各层模糊图像的 FAST 特征点集合  $P(o, s)$ ,匹配点集合为  $P_{\text{Match}}$ ,阈值为  $N_{\text{Match}}$ ,则方法流程如图 6 所示。

以往方法都是在完整的图像金字塔上进行特征点匹配,而本文方法采用“边匹配,边构造”,其可以保证在得到足够数量的正确匹配点对时,金字塔的构造就停止,从而既充分发挥了图像金字塔降低图像处理运算的复杂度、减少计算量的优点,又可以最大限度地避免金字塔量化导致的图像自下而上变得越来越粗糙。

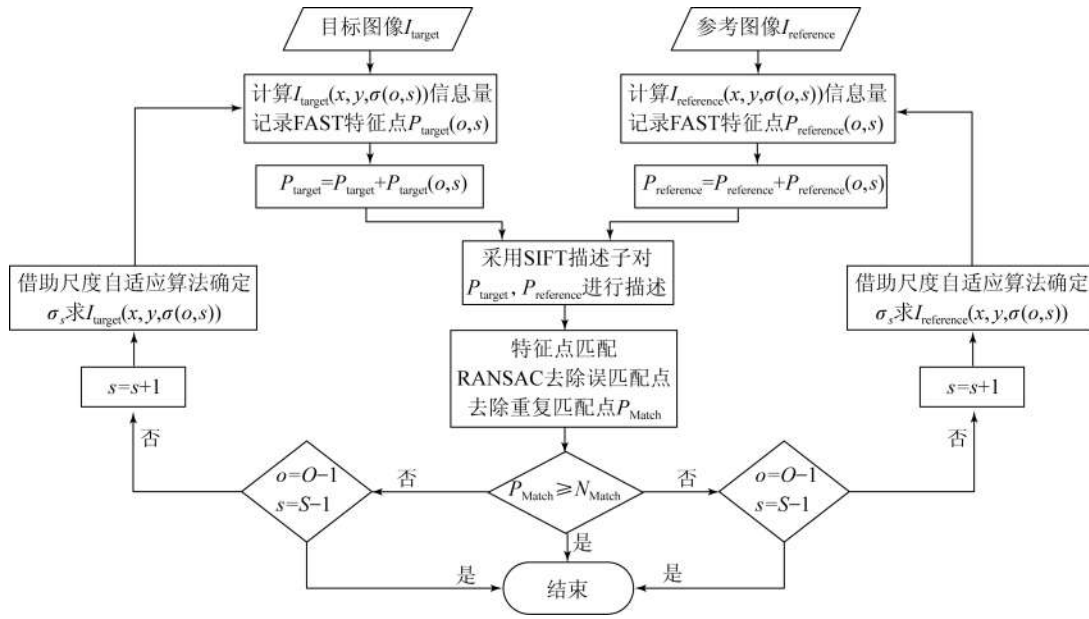


图 6 金字塔构造方法流程图

Fig. 6 Flow chart of pyramid construction method

对于匹配点对数量阈值  $N_{Match}$  的确定<sup>[16]</sup>, 本文认为图像间正确匹配点对数超过 20 即可认定其匹配是合理的<sup>[17]</sup>。通过计算待匹配图像间的匹配分数对 SIFT、SURF 算子进行比较评价。匹配分数定义为两幅图像间正确的匹配对数量与两幅图像中检测到的较少的斑点数量之比, 匹配分数越大, 说明算子鉴别力越好。在一定的变换条件下, SIFT、SURF 对结构型图像的匹配分数能够保持在 40% 左右, 而超过一定范围时, 其匹配分数将降到 10% 左右; 但 SIFT 和 SURF 对模糊具有良好的鲁棒性, 匹配分数可以保持在 70%。由于待匹配图像间的差异无法预知, 且 FAST 特征点数量多、分布性好, 本文通过大量实验发现取图像金字塔首层模糊图像信息量的 25% 至 30% 作为匹配点个数阈值  $N_{Match}$  时, 既可以保证匹配结果的可靠性, 又能保证匹配时间的合理性。

### 3 实验结果

为验证本文方法的性能, 本文将其和另外 3 种目前最具代表性的特征提取方法 (SIFT、FAST、ASIFT) 进行了比较和评价。统一采用 SIFT 描述子对目标图像和参考图像中提取的特征进行描述, 然后以特征向量的欧式距离作为相似性度量, 利用最近邻距离比值法进行特征点匹

配, 最后采用 RANSAC (RANDOM Sample Consensus) 随机抽样一致性方法消除误匹配点<sup>[28]</sup>。作为一种通用的特征提取方法, 本文方法的参数一旦设定后在整个实验过程中保持不变。自适应图像金字塔顶层图像的最小像素个数取为 32, 组数  $O$  由公式(3)确定; 文献[19]的实验结果指出金字塔每组的采样频率为 3 时, 提取特征点的重复率最高, 且计算复杂度小, 结合图 3 的测试结果, 本文实验过程中取每组采样频率  $S=3$ , 此时  $\sigma(o, 0) = \sqrt{2}/2$ ; 匹配点个数的阈值  $N_{Match}$  由公式(4)确定:

$$N_{Match} = 0.25 \times \min(|P_{left}(0, 0)|, |P_{right}(0, 0)|). \tag{4}$$

在实验中, 作为比较的 SIFT 特征提取算子、FAST 特征提取算子及特征描述部分采用的 SIFT 描述子都是基于 OpenCV 中相关方法代码得到, 其参数已进行优化。ASIFT 演示方法利用文献[16]提供的演示程序。为了叙述方便, 以下分别称几种方法为本文方法、SIFT 方法、FAST 方法和 ASIFT 方法。

#### 3.1 尺度变换

为了证明本文图像目标尺度变换比其他局部特征提取方法具有更好的不变性, 设计了如下实验。图 7(a)所示待匹配图像来自文献[16], 分辨率至少为  $480 \times 640$  以上, 目标图像和参考图像目

标包含建筑物、立体雕塑等,并存在一定的尺度差异。

本文将图 7(b)~(e)的匹配点对总数、正确匹配点对数、匹配率以及平均时间进行统计,结果如表 1 所示。图 7 及表 1 结果表明,SIFT 方法不能对目标图像和参考图像进行正确、有效的匹配,如图 7(c)所示;FAST 和 ASIFT 的匹配效果要优于 SIFT;但从 7(e)中可以看出,与 FAST 相比 ASIFT 的错误匹配更多,且 ASIFT 平均耗时较长;FAST 方法的匹配效果与本文方法类似,其匹

配速度快,但匹配点对数量和分布都不及本文方法;由图 7(b)可以看出,本文方法对以上 3 类目标的尺度变换有非常好的不变性,匹配正确率高,有效匹配点对数量多且分布好,本文方法的总体表现优于其他 3 种方法。本文方法中目标图像与测试图像相应的信息量统计结果如图 8 所示,其中  $\sigma$  是绝对尺度参数。值得注意的是在边匹配边构造策略下不同金字塔的高度有所不同。结果表明,图像细节得到了良好反映,且同一组中模糊图像的信息量呈现出均匀变化。

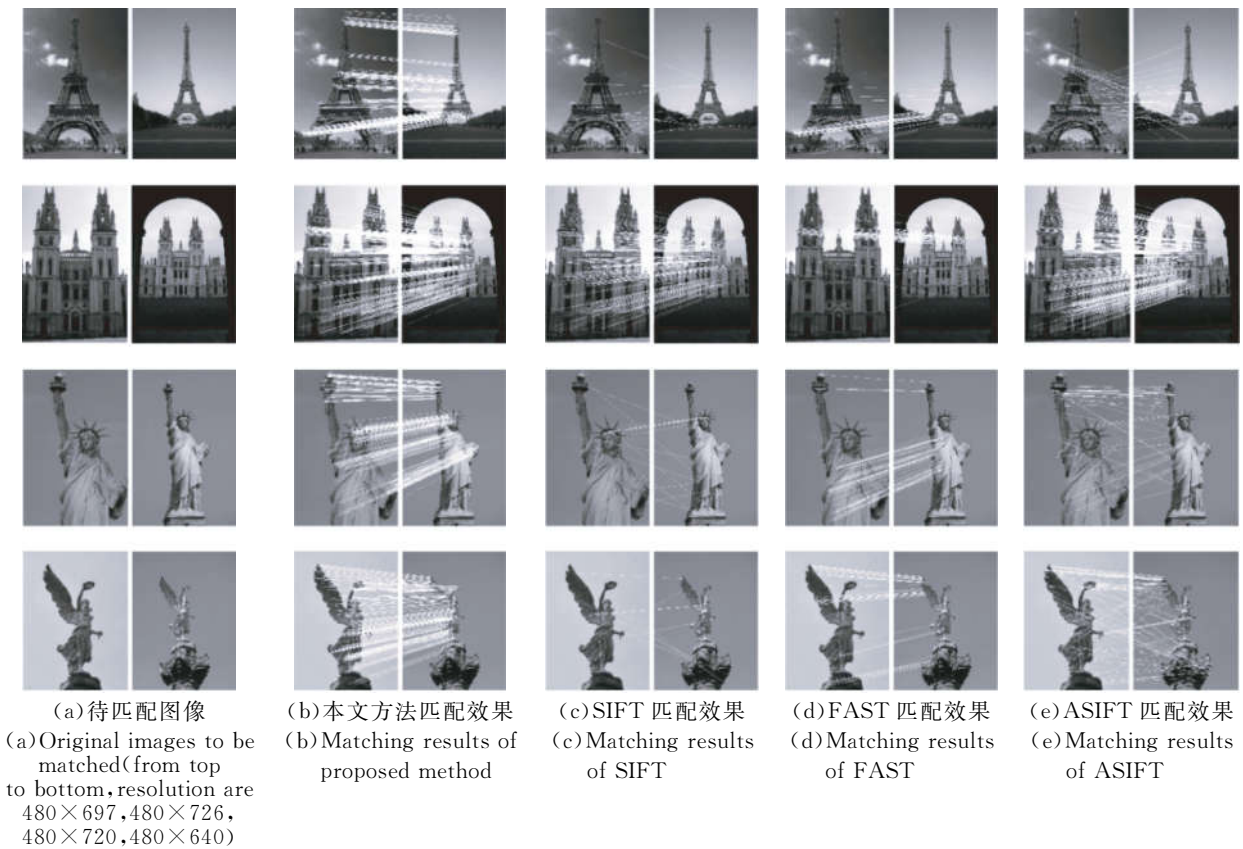


图 7 尺度变换下本文方法、SIFT、FAST、ASIFT 的匹配性能测试图  
Fig. 7 Performance test results of different methods under scale change

表 1 4 种方法对图 7(a)的匹配结果

Tab. 1 Matching results of Fig. 7(a) by four methods

方法	本文方法				SIFT				FAST				ASIFT			
图像	(b)	(g)	(l)	(q)	(c)	(h)	(m)	(r)	(d)	(i)	(n)	(s)	(e)	(j)	(o)	(t)
匹配总数	649	1 598	643	494	275	499	178	206	151	505	211	82	168	1 110	199	891
正确匹配	257	545	280	282	17	261	16	10	45	75	69	45	54	389	46	95
正确匹配率/%	39.60	34.11	43.55	57.09	6.18	52.30	8.99	4.85	29.80	14.85	32.70	54.88	32.14	35.05	23.12	10.66
平均匹配率/%	43.59				18.08				33.06				25.24			
平均时间/s	0.93				0.85				0.79				2.42			

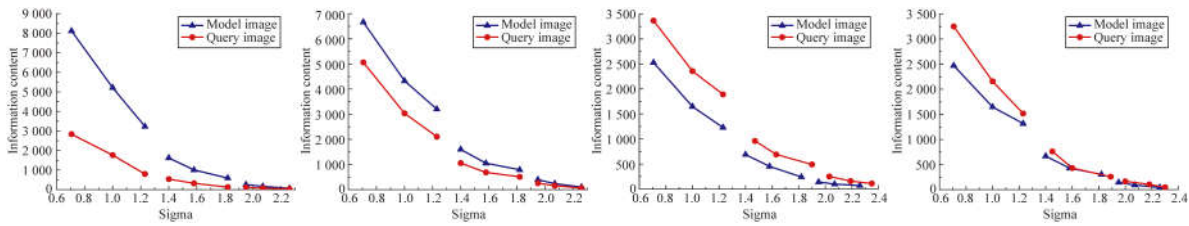


图 8 本文方法中目标与测试图像(图 7(b))的模糊图像信息量

Fig. 8 Information content of blurred image for objects and test images in proposed method

### 3.2 标准数据库综合测试

本节利用 Mikolajczyk 标准数据集<sup>[29]</sup>在视角、光照、模糊以及 JPEG (Joint Photographic Experts Group)压缩 4 个角度对本文方法以及其他方法进行评估。变形情况逐步恶化的 5 对图像用于测试,实验参数与前文实验部分相同。每种方法得到的正确匹配对数如图 9 所示。由图 9 可知,4 种方法中,本文方法正确匹配对数最多,匹配效果最好。

从图 9 还可以看出,4 种方法对模糊均具有鲁棒性,其中本文方法和 ASIFT 比 SIFT 和 FAST 得到的正确匹配对数更多。在不同光照条

件下,本文方法、FAST 以及 ASIFT 得到的正确匹配数是 SIFT 的 10 倍左右。在视角变化匹配中,本文方法和 ASIFT 表现突出,但 SIFT 和 FAST 的鲁棒性此时则非常有限。对于压缩变换,SIFT 表现依然较差,而其他 3 种方法均得到了足够的正确匹配对数。总体而言,对于复杂变化条件下的目标匹配,本文方法比另外 3 种方法(SIFT、FAST、ASIFT)检测到的匹配点对更多,具有更高的匹配准确率,具有绝对优势。这说明本文方法对环境变化的适应性强,能够胜任复杂变化条件下的特征提取和匹配工作。

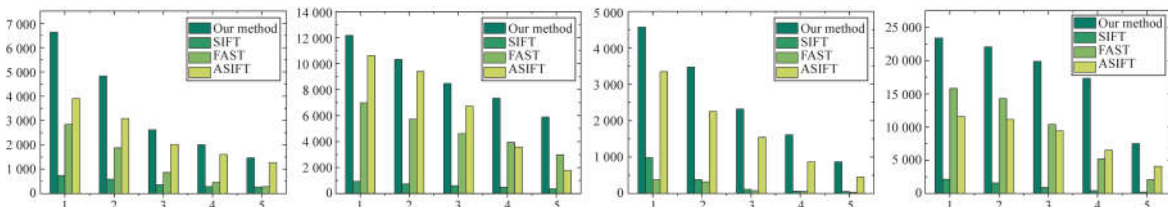


图 9 标准数据集 4 种不同条件下本文方法、SIFT、FAST、ASIFT 的正确匹配对数

Fig. 9 Number of correct matched logarithm achieved by proposed method, SIFT, FAST and ASIFT under four types of distortions, namely blur, light, viewpoint and JPEG compression, in the standard Mikolajczyk database

## 4 结 论

本文设计了一种利用自适应变尺度构造图像金字塔的特征点提取方法。该方法采用 FAST 特征点数量作为尺度空间图像信息量的度量,并在典型的高斯尺度空间中证明其可满足从视觉理论和直观基础上提出的尺度空间信息量的基本要求,利用相邻两层模糊图像的信息量差来判断图像因尺度变化而导致的细节变化程度,从而调整

参数  $\sigma$ ,使相邻图像间细节特征呈现均匀变化。使用匹配点数量阈值控制金字塔的高度,提高方法效率。实验结果表明,利用自适应变尺度金字塔提取的特征点在变尺度条件下的正确匹配率可以达到 43.59%,与 SIFT 相比提高了 25.51%,目标经历各种光照、视角等变化后所提取的特征仍能正确表示目标,匹配效果明显优于其他 3 种方法。运算过程中本文方法根据目标图像特点自适应选择参数,不需要人工参与就可获得理想的匹配效果。

## 参考文献:

- [1] MORAVEC H P. Rover visual obstacle avoidance [C]. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2014:785-790.
- [2] HARRIS C. A combined corner and edge detector [C]. *Alvey Vision Conference*, 1988:147-151.
- [3] SIRISHA B, SANDHYA B. Evaluation of distinctive color features from harris corner key points [C]. *3rd IEEE International Advance Computing Conference (IACC), Ghazicbad, INDIA 2013*, 2013:22-23,FEB.
- [4] LUO Z. Survey of corner detection techniques in image processing [J]. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 2013, 2(2):2277.
- [5] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1):105-119.
- [6] 王飞宇, 邸男, 贾平. 结合尺度空间 FAST 角点检测器和 SURF 描绘器的图像特征 [J]. *液晶与显示*, 2014, 29(4):598-604.
- WANG F Y, DI N, JIA P. Image features using scale-space FAST corner detector and SURF descriptor [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4):598-604. (in Chinese)
- [7] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al.. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [J]. *2011 International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2011:2564-2571.
- [8] 聂海涛, 龙科慧, 马军, 等. 采用改进尺度不变特征变换在多变背景下实现快速目标识别 [J]. *光学精密工程*, 2015, 23(8):2349-2356.
- NIE H T, LONG K H, MA J, et al.. Fast object recognition under multiple varying background using improved SIFT method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(8):2349-2356. (in Chinese)
- [9] ZHUANG Z, WANG H. A novel nonuniformity correction algorithm based on speeded up robust features extraction [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 73:281-285.
- [10] SALAHAT E N, SALEH H H M, SLUZEK A S, et al.. Architecture and method for real-time parallel detection and extraction of maximally stable extremal regions (MSERS), US:2016070970-A1 [P]. 2016.
- [11] 贾平, 徐宁, 张叶. 基于局部特征提取的目标自动识别 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(7):1898-1905.
- JIA P, XU N, ZHANG Y. Automatic target recognition based on local feature extraction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(7):1898-1905. (in Chinese)
- [12] LINDBERG T. *Scale-space Theory in Computer Vision* [M]. Springer Science & Business Media, 2013.
- [13] LINDBERG T. Feature detection with automatic scale selection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2):79-116.
- [14] 王灿进, 孙涛, 陈娟. 局部不变特征匹配的并行加速技术研究 [J]. *液晶与显示*, 2014, 29(2):266-274.
- WANG C J, SUN T, CHEN J. Speeding up local invariant feature matching using parallel technology [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2):266-274. (in Chinese)
- [15] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]. *IEEE International Conference on the Proceedings of the Seventh*, 1999, 2:1150-1157.
- [16] YU G, MOREL J M. ASIFT: an algorithm for fully affine invariant comparison [J]. *Image Processing on Line*, 2011, 1:2105-1232.
- [17] 王永明, 王贵锦. 图像局部不变性特征与描述 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- WANG Y M, WANG G J. *Image Local Invariant Features and Descriptors* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2010. (in Chinese)
- [18] MARR D. Representing visual information (A) [J]. *Journal of Optical Society of America*, 1977, 10(10):1400.
- [19] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(60):91-110.
- [20] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1990, 12(7):629-639.
- [21] GUICHARD F, MONASSE P. Fast computation of a contrast-invariant image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing A*, 2000, 11(3):121-123.
- [22] BIADGIE Y, SOHN K A. Feature detector using

- adaptive accelerated segment test [C]. 2014 *International Conference in Information Science and Applications (ICISA)*, 2014;1-4.
- [23] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2008, 32(1):105-19.
- [24] SUN J, THORPE C, XIE N H, *et al.*. Object category classification using occluding contours [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2010, 6453:296-305.
- [25] TUYTELAARS T, MIKOLAJCZYK K. Local invariant feature detectors: a survey [J]. *Foundations & Trends in Computer Graphics & Vision*, 2007, 3(3):177-280.
- [26] 李实秋,雷建军,周志远,等. 基于 SIFT 匹配的多视点立体图像零视差调整[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(2):764-768.
- LI SH Q, LEI J J, ZHOU ZH Y, *et al.*. Zero-disparity adjustment of Multiview stereoscopic images based on SIFT matching [J]. *Infrared and Laser Engineering*. 2015, 44(2):764-768. (in Chinese)
- [27] 赵爱翌,王宏力,杨小冈,等. 融合几何特征的压缩感知 SIFT 描述子[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(3):1085-1091.
- ZHAO A G, WANG H L, YANG X G, *et al.*. Compressed sense SIFT descriptor mixed with geometrical feature [J]. *Infrared and Laser Engineering*. 2015, 44(3):1085-1091. (in Chinese)
- [28] 赵春阳,赵怀慈. 多模态鲁棒的局部特征描述符[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(5):1474-1483.
- ZHAO CH Y, ZH H C. Multimodality robust local feature descriptors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(5):1474-1483. (in Chinese)
- [29] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C. A comparison of affine region detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 65(1):63-72.

#### 作者简介:



屈玉福(1976—),男,陕西靖边人,博士,硕士生导师,2001年,2004年于哈尔滨工业大学分别获得硕士、博士学位,2004~2006年在北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院从事博士后研究,主要从事光电检测技术与计算成像技术方面的研究。E-mail: qyf@buaa.edu.cn



刘子悦(1993—),女,北京人,硕士研究生,2014年于北京航空航天大学获得学士学位,主要从事目标识别、图像处理等方面的研究。E-mail: liuziyue008@126.com