文章编号：1000-8608(2019)02-0186-08

# 基于注意力选择的局部特征匹配方法

杨　燕[1,2]，胡小鹏*[1]，吴思宁[1]，王　凡[1]，刘培启[1]

（1.大连理工大学 电子信息与电气工程学部 计算机科学与技术学院，辽宁 大连　116024；
2.辽宁师范大学 计算机与信息技术学院，辽宁 大连　116029）

**摘要：**为提高局部特征匹配性能，提出了基于人类注意力选择机制的特征匹配方法.通过局部特征的显著度分析，优先选择区域显著的特征进行匹配，利用可靠的匹配点对进行三角区域约束，实现区域内重复特征的精确匹配.实验结果表明，通过逐步缩小对应匹配搜索区域的方法抑制由相似特征引起的匹配歧义性，兼顾了高匹配精度和查全率.

**关键词：**特征匹配；注意力选择；重复结构；三角约束

**中图分类号：**TP39　　**文献标识码：**A　　**doi：**10.7511/dllgxb201902011

## 0　引　言

局部特征的匹配能力在计算机视觉领域，如图像配准[1]、图像跟踪[2]和3D几何重建[3]等备受关注.研究人员致力于寻找参考图像和观测图像之间能够正确匹配的特征点对.由于局部描述子具有较好的适应场景变化的鲁棒性，通常选用这些描述子建立图像间的对应关系[4-5].然而，在包含重复结构的场景中，如城市建筑物景观，存在许多相似的目标特征或者重复结构，局部特征匹配具有歧义性.为提高匹配精度，人们提出为现有匹配标准设置严格的阈值[6-7]，排除可能匹配错误的点对.然而，这样做降低了匹配查全率[7]，特别是对于重复特征而言，因存在匹配歧义，无法满足严格的匹配标准，找到对应的匹配点对.因此，在实际应用中，针对包含重复结构的场景，挖掘重复特征的匹配潜力，找到更多的可靠匹配点对成为目前的一个研究热点[8].

通常基于特征的匹配过程包含3个步骤：(1)特征点检测；(2)特征描述；(3)建立特征之间的对应关系.可靠的特征点检测是特征描述的先决条件.特征点重复检测率越高，特征匹配的可靠程度越大[9].目前，特征点检测方法众多，为比较不同特征点检测方法的稳定性，文献[10]对10种特征点检测方法的性能进行了比较.实验表明，基于尺度空间的特征点检测方法性能最佳.当视角和光照发生较大变化时，上述特征点检测算法性能将快速下降.在局部特征点检测基础上，人们提出了许多用于图像匹配和识别的特征描述方法[11-14]，如SIFT[11]、DAISY[13]等.这些特征通常对不同场景变化具有鲁棒性，如尺度变化、光照变化和仿射变换不变性等.为提高特征描述子的表达能力，人们还提出了许多基于深度学习的方法[15-16].文献[15]提出了一种深度神经网络架构，用于特征点检测和发现稳定的方向用于特征描述.文献[16]提出一种称为FCSS(fully convolutional self-similarity)的特征描述子，该描述子包含语义信息，对场景同类目标外观和形状变化具有较强的特征不变性.为提高图像匹配性能，文献[17]提出一种自适应选择最优特征描述子的方法，根据目标外观特点选取描述能力最强的特征进行匹配.虽然在提高局部特征不变性和表达能力方面的研究成果较多，技术相对成熟，但是当匹配场景中包含大量重复模式(例如纹理和结构)时，如何消除重复或相似特征的匹配歧义，降低误匹配率仍然是提高特征匹配性能所要解决的难题.

**收稿日期：**2018-11-09；　**修回日期：**2019-01-20.
**基金项目：**辽宁省教育厅科技研究资助项目(L201683682)；国家自然科学基金资助项目(21676048).
**作者简介：**杨　燕(1981-)，女，博士生，讲师，E-mail：xuemeng62038216@163.com；胡小鹏*(1966-)，男，博士，教授，E-mail：xphu@dlut.edu.cn.

为提高匹配精度，人们通常通过寻找唯一匹配点对的策略降低误匹配率. 文献[11]提出了一种最近邻比值匹配方法(Ratio-Match)，用以判定最相近的两组匹配点对是否具有歧义性. 最近邻比值越小，匹配歧义性越低，找到唯一正确匹配点对的可能性越大. 如果最近邻比值趋近于 1，表明与当前特征存在两个可匹配的相似特征，匹配错误的可能性大大提高. Arnfred 等提出了 Self-Match 方法和 Mirror-Match 方法[18]. 他们认为参考图像和观测图像中的匹配特征相似度应该大于参考图像内部与当前特征最相近的特征之间的相似度. 然而，Self-Match 方法无法去除来自观测图像的匹配歧义性. Mirror-Match 方法同时利用参考图像到参考图像和观测图像的最近邻比值匹配判定当前特征匹配的可靠性. 当两个最近邻均来自观测图像时，Mirror-Match 等价于 Ratio-Match；当第一最近邻来自观测图像，第二最近邻来自参考图像时，Mirror-Match 等价于 Self-Match；当第一最近邻来自参考图像，无论第二最近邻来自哪幅图像，均认为匹配失败. 为寻找唯一匹配点对，文献[19]提出基于 Ratio-Match 的双向匹配方法，最近邻比值匹配在参考图像到观测图像和观测图像到参考图像两个方向进行计算，如果双向匹配点对吻合则认为当前匹配点对是唯一且非歧义的. 上述方法均致力于提高非重复特征的匹配精度，难以为具有特征相似性的重复特征找到正确的匹配关系. 为找到更多正确的匹配点对，文献[19]提供了一种解决方案，即在双向最近邻比值匹配的基础上进行三角约束(triangle constraint，TC)匹配. 由于该方法在三角约束区域内实施了最近邻匹配，并未考虑匹配歧义的存在，虽然找到了更多正确的匹配点对，但也会引入误匹配点对，特别是当匹配场景中包含大量重复特征时，匹配精度下降幅度较大. 文献[20]提出了一种两步配准方法，沿着缩小的搜索空间计算图像内部的特征显著度，以寻找更多的非歧义匹配点对. 实验表明，该缩小搜索空间的方法在降低匹配歧义性方面是有效的. 但是该方法也存在不足之处，即其要求初始对齐待匹配的包含城市建筑重复结构的场景图像.

为同时兼顾高匹配精度和查全率，本文面向包含重复结构的复杂场景，提出一种鲁棒的局部特征匹配方法，以实现降低重复特征匹配歧义性的同时获取更多正确匹配点对的目的. 为兼顾高匹配精度，找到更多的正确匹配点对，本文遵循人类的注意力选择机制[21]，对局部特征进行显著性分析，优先选择区域显著特征进行匹配，实现一种基于显著性分析的三角约束特征匹配方法.

## 1　基于注意力选择的局部特征匹配方法

### 1.1　区域特征的显著度分析

本文利用显著度描述局部特征之间的差别. 特征显著度越大，匹配精度越高[11]. 根据生物视觉的中心-环绕机制[22-23]，当前局部特征的显著度可受感兴趣区域内其他特征的影响. 区域内其他特征对当前特征的区辨能力既具有抑制作用，又具有增强作用. 通过改变区域范围可以实现区域特征对当前特征的抑制作用和增强作用的相互转换. 由于特征显著度与其所在区域密切相关，本文提出了一种区域特征显著度定义，如下：

$$S_{\Omega}(\boldsymbol{f}_k)=\frac{\min\limits_{\boldsymbol{f}_j,\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_{\Omega},j\neq k}(\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_j\|)}{\max\limits_{\boldsymbol{f}_j,\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_{\Omega},j\neq k}(\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_j\|)} \tag{1}$$

式中：$S_{\Omega}(\cdot)$表示区域特征的显著性量度. $\boldsymbol{F}_{\Omega}$ 表示感兴趣区域 $\Omega$ 内的特征集. $\boldsymbol{f}_j$ 和 $\boldsymbol{f}_k$ 表示特征集 $\boldsymbol{F}_{\Omega}$ 中的第 $j$ 个和第 $k$ 个特征向量. $\|\cdot\|$表示特征之间的欧氏距离. 显然，特征显著度越大，说明当前局部特征与区域内的其他特征差别越大，局部特征在感兴趣区域内的区辨能力越强，找到唯一正确的匹配概率越高；反之，特征显著度越低，说明在感兴趣区域内存在与当前局部特征相似的特征，匹配时易于产生来自场景自身重复结构的匹配歧义，误匹配概率较高. 本文为区分显著特征和重复特征，为式(1)设置一个阈值 $\beta$，分别得到以下两个特征集合：显著特征集合 $\boldsymbol{F}_{\Omega}^{\mathrm{s}}$ 和重复特征集合 $\boldsymbol{F}_{\Omega}^{\mathrm{r}}$.

$$\boldsymbol{F}_{\Omega}^{\mathrm{s}}=\{\boldsymbol{f}_k\mid\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_{\Omega},S_{\Omega}(\boldsymbol{f}_k)>\beta\} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{F}_{\Omega}^{\mathrm{r}}=\{\boldsymbol{f}_k\mid\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_{\Omega},S_{\Omega}(\boldsymbol{f}_k)\leqslant\beta\} \tag{3}$$

为提高重复特征的显著度，关键问题在于为特征 $\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_{\Omega}^{\mathrm{r}}$ 确定一个区域来抑制周围特征对当前重复特征的相似干扰. 对于给定区域，本文将优先选择区域显著特征进行特征匹配，以获取可靠的匹配点对.

根据生物视觉的中心-环绕机制[22-23]，本文利用圆形区域表示特征邻域，区域半径可根据下式预先估计：

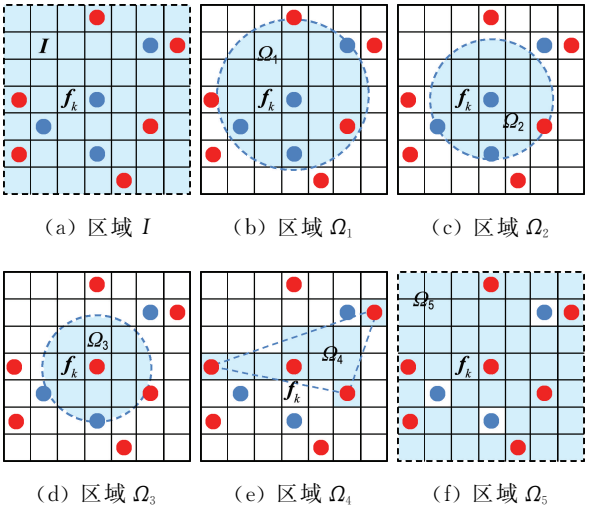
$$R(\boldsymbol{f}_k)<\min_{\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{r}},\boldsymbol{f}_j\in\boldsymbol{F}_\Omega^{r'}}(\|\boldsymbol{l}_{\boldsymbol{f}_k}-\boldsymbol{l}_{\boldsymbol{f}_j}\|)$$

$$\text{s.t. }\boldsymbol{F}_\Omega^{r'}=\left\{\boldsymbol{f}_j\left|\frac{\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_j\|}{\max\limits_{\boldsymbol{f}_i\in\boldsymbol{F}_\Omega,i\neq k}(\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_i\|)}<\beta,\right.\right.$$

$$\left.\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{r}},\boldsymbol{f}_j\in\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{r}},j\neq k\right\}\tag{4}$$

式中：在区域 $\Omega$ 内，$\boldsymbol{f}_k$ 表示重复特征集 $\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{r}}$ 中的第 $k$ 个特征，$\boldsymbol{f}_j$ 表示在该区域与 $\boldsymbol{f}_k$ 相似的所有特征构成的集合 $\boldsymbol{F}_\Omega^{r'}$ 中的第 $j$ 个特征，$\boldsymbol{f}_i$ 表示该区域内的特征集 $\boldsymbol{F}_\Omega$ 中非 $\boldsymbol{f}_k$ 的第 $i$ 个特征. $R(\boldsymbol{f}_k)$ 表示当前重复特征 $\boldsymbol{f}_k$ 的显著区域半径，该半径小于特征 $\boldsymbol{f}_k$ 和与其相似特征 $\boldsymbol{f}_j$ 之间的最小空间位置 $\boldsymbol{l}_{\boldsymbol{f}_k}=(\boldsymbol{x}_{\boldsymbol{f}_k},\boldsymbol{y}_{\boldsymbol{f}_k})$ 和 $\boldsymbol{l}_{\boldsymbol{f}_j}=(\boldsymbol{x}_{\boldsymbol{f}_j},\boldsymbol{y}_{\boldsymbol{f}_j})$ 之间的欧式距离.

如图 1 所示，相同特征 $\boldsymbol{f}_k$ 在不同阴影区域 $I$、$\Omega_1$、$\Omega_2$、$\Omega_3$、$\Omega_4$ 和 $\Omega_5$ 内的特征显著度不同. 图(a)～(f)中，重复特征和显著特征分别用蓝色实心圆点和红色实心圆点标记. 其中，在图(a)～(c)中的区域 $I$、$\Omega_1$ 和 $\Omega_2$ 内，$\boldsymbol{f}_k$ 为重复特征，存在多个与 $\boldsymbol{f}_k$ 相似的特征；在图(d)～(f)中的区域 $\Omega_3$、$\Omega_4$ 和 $\Omega_5$ 内，不存在与 $\boldsymbol{f}_k$ 相似的特征，$\boldsymbol{f}_k$ 转换为显著特征，且特征 $\boldsymbol{f}_k$ 的显著区域形状并不规则.




(a) 区域 $I$　(b) 区域 $\Omega_1$　(c) 区域 $\Omega_2$

(d) 区域 $\Omega_3$　(e) 区域 $\Omega_4$　(f) 区域 $\Omega_5$

图 1　相同特征在不同区域内的特征显著度示例

Fig. 1　Illustration of different saliency for the same feature in different regions

## 1.2　基于注意力选择的局部特征匹配策略

由 1.1 可知，如果特征匹配发生在对应特征的显著区域，则找到特征唯一匹配关系的概率较高. 然而，在特征匹配前，如何预先确定匹配特征的对应显著区域成为一个难点.

为克服上述困难，本文借用文献[19]中提出的三角约束思想来逐步确定对应的特征匹配区域. 在这些对应匹配区域内，分别进行参考图像和观测图像内的特征显著度分析，优先选择对应三角约束区域内的显著特征进行匹配. 为提高匹配精度，本文提出了一种基于特征显著度分析的匹配量度 $M(\cdot)$，如下所示：

$$M(\boldsymbol{f}_k,\boldsymbol{f}_j')=\min_{\boldsymbol{f}_k\in\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}},\boldsymbol{f}_j'\in\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}}(\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_j'\|/\min(\max_{\boldsymbol{f}_i\in\boldsymbol{F}_\Omega}\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_i\|,\max_{\boldsymbol{f}_l\in\boldsymbol{F}_{\Omega'}}\|\boldsymbol{f}_k-\boldsymbol{f}_l\|))\leqslant\lambda\tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}$ 分别表示参考图像和观测图像对应匹配区域 $\Omega$ 和 $\Omega'$ 内显著特征集. $\boldsymbol{f}_k$ 和 $\boldsymbol{f}_j'$ 分别表示 $\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}$ 中的第 $k$ 个和第 $j$ 个特征. $\boldsymbol{F}_\Omega$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega'}$ 分别表示参考图像区域 $\Omega$ 和观测图像区域 $\Omega'$ 内的特征集. $\boldsymbol{f}_i$ 和 $\boldsymbol{f}_l$ 分别表示特征集 $\boldsymbol{F}_\Omega$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega'}$ 中的第 $i$ 个和第 $l$ 个特征.

为挖掘重复特征的匹配潜力，找到更多的可靠匹配点对，本文提出了一种基于注意力选择的迭代特征匹配策略. 通过缩小特征匹配区域的方法，抑制相似特征对当前重复特征的影响，并以迭代的方式进行区域特征匹配，具体算法如下：

**输入：** 参考图像 $I$ 和观测图像 $I'$ 的特征集合 $\boldsymbol{F}_I$ 和 $\boldsymbol{F}_{I'}$，显著特征集合 $\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}}\subseteq\boldsymbol{F}_I$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}\subseteq\boldsymbol{F}_{I'}$；第 $i$ 个对应区域 $\Omega_i$ 和 $\Omega_i'$ 内的特征集合 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}$，显著特征集合 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$，且 $\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}}=\bigcup\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$，$\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}=\bigcup\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$；图像特征匹配集合 $\boldsymbol{M}$ 和区域特征匹配集合 $\boldsymbol{M}^i$，且 $\boldsymbol{M}=\bigcup\boldsymbol{M}^i$；初始情况下，$\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}}=\varnothing$，$\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}=\varnothing$，$i=1$，$\Omega_i=I$，$\Omega_i'=I'$，$\boldsymbol{F}_{\Omega_i}=\boldsymbol{F}_I$，$\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}=\varnothing$，$\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}=\boldsymbol{F}_{I'}$，$\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}=\varnothing$，$\boldsymbol{M}=\varnothing$，$\boldsymbol{M}^i=\varnothing$.

**步骤 1**　根据式(1)，对参考图像和观测图像区域 $\Omega_i$ 和 $\Omega_i'$ 内的特征集 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}$ 分别进行特征的显著度分析，选取显著特征分别组成显著特征集合 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$.

**步骤 2**　判定所有新生成的显著特征集 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$ 或者 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$ 是否均为空，如果所有显著特征集 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$ 或者 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$ 为空，则执行步骤 6；否则，更新显著特征集 $\boldsymbol{F}_\Omega^{\mathrm{s}}=\bigcup\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega'}^{\mathrm{s}}=\bigcup\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$，执行步骤 3.

**步骤 3**　根据式(5)计算区域 $\Omega_i$ 和 $\Omega_i'$ 内 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i}^{\mathrm{s}}$ 和 $\boldsymbol{F}_{\Omega_i'}^{\mathrm{s}}$ 的特征相似度，找到区域对应的匹配点对，

组成区域特征匹配集合 $\boldsymbol{M}^i$.

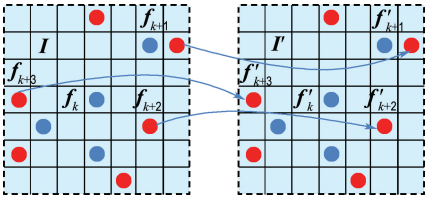
**步骤 4**　判定特征匹配集合 $\boldsymbol{M}^i$ 是否为空. 如果 $\boldsymbol{M}^i$ 不为空，则更新匹配集合 $\boldsymbol{M}$ 且 $\boldsymbol{M}=\cup\boldsymbol{M}^i$，执行步骤 5；如果 $\boldsymbol{M}^i$ 为空，则执行步骤 6.

**步骤 5**　更新 $i$ 的值为 $i=i+1$；根据已有匹配集合 $\boldsymbol{M}$ 构建三角约束，为重复特征重新定义对应的匹配区域 $\Omega_i$ 和 $\Omega_i'$，执行步骤 1.

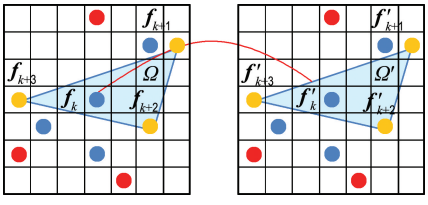
**步骤 6**　结束.

**输出：**　匹配集合 $\boldsymbol{M}$.

由此可知，本文的特征匹配以显著特征为指导，匹配策略与人类视觉搜索的注意力选择机制[21]相似，要求在较大的感兴趣区域内优先选择显著特征进行匹配，然后利用已有匹配集合进行三角约束，再确定较小的搜索区域，即在对应的三角约束区域内寻找显著特征进行匹配. 为说明区域对特征显著度和匹配的影响，图 2 给出了一个两步区域特征匹配示意图.




(a) 基于较大对应区域 $I$ 和 $I'$ 的特征匹配




(b) 基于较小对应区域 $\Omega$ 和 $\Omega'$ 的特征匹配

图 2　区域特征匹配示意图

Fig. 2　Illustration of regional feature matching

由图 2 可知，本文通过显著特征匹配点对确定三角约束区域，能够起到抑制区域外相似特征对区域内特征的匹配干扰，提升当前特征在区域内的显著度和找到可靠匹配点对的概率. 图 2 中，待匹配显著特征和重复特征分别利用红色实心圆点和蓝色实心圆点表示，已匹配显著特征用黄色实心圆点表示. 在较大的区域 $I$ 和 $I'$ 内，如图2(a)所示，显著特征 $\boldsymbol{f}_{k+1}$、$\boldsymbol{f}_{k+2}$、$\boldsymbol{f}_{k+3}$ 和 $\boldsymbol{f}'_{k+1}$、$\boldsymbol{f}'_{k+2}$、$\boldsymbol{f}'_{k+3}$ 如果匹配成功，则根据对应匹配特征 $\boldsymbol{f}_{k+1}$、$\boldsymbol{f}_{k+2}$、$\boldsymbol{f}_{k+3}$、$\boldsymbol{f}'_{k+1}$、$\boldsymbol{f}'_{k+2}$、$\boldsymbol{f}'_{k+3}$ 可以确定对应的三角约束区域 $\Omega$ 和 $\Omega'$，如图 2(b)所示. 在这些较小的约束区域内，特征 $\boldsymbol{f}_k$ 和 $\boldsymbol{f}'_k$ 成为显著特征. 显然，如果这两个特征满足匹配条件，则由它们确定的匹配关系是唯一的. 此外，值得注意的是，匹配区域 $I$、$\Omega$ 和 $I'$、$\Omega'$ 分别具有包含关系，即 $\Omega\subseteq I$ 和 $\Omega'\subseteq I'$.

## 2　实验结果

在匹配过程中，本文将显著特征选择和基于三角约束区域的迭代特征匹配紧密结合，提出了一种基于注意力选择的特征匹配方法. 基于现有公开数据库，通过与现有方法对比，验证了本文方法的有效性.

### 2.1　实验数据

本文提出的特征匹配策略适用于所有局部特征. 以 SIFT 特征匹配为例，选用 Oxford 数据库[5]和 Murals 数据库[24]，对本文方法进行匹配性能测试. 上述数据库共包含 16 种场景，48 组真实拍摄的场景匹配图像，其中匹配图像包含光照变化、尺度变化、焦距变化、视角变化和图像压缩等情况，并且匹配图像之间的对应关系已知，用单应矩阵表示. 图 3 给出了 16 种匹配场景的参考图像.

本文基于公开数据库，对现有方法和本文方法在匹配精度 $P$ 和查全率 $R$ 两方面进行匹配性能评价，相关计算公式如下：

$$P=\frac{N_{\mathrm{c}}}{N_{\mathrm{c}}+N_{\mathrm{inc}}} \tag{6}$$

$$R=\frac{N_{\mathrm{c}}}{N_{\mathrm{c}}^{\mathrm{r}}} \tag{7}$$

其中 $N_{\mathrm{c}}$、$N_{\mathrm{c}}^{\mathrm{r}}$ 和 $N_{\mathrm{inc}}$ 分别表示正确匹配特征点对数量、实际正确匹配特征点对数量和错误匹配特征点对数量.

### 2.2　匹配方法性能比较

基于三角约束的特征匹配方法首先需要在参考图像和观测图像之间进行特征的初始匹配以实现后续的区域约束匹配. 为寻找可靠的初始匹配点对，文献[19]提出利用双向最近邻比值(biRatio-Match)方法寻找唯一匹配点对作为初始匹配点对. 类似可选的双向匹配标准还包括双向 Self-Match(biSelf-Match)方法和双向 Mirror-Match(biMirror-Match)方法[18]. 为证明本文提出的匹配方法优于现有方法，本文为所有方法设置相同

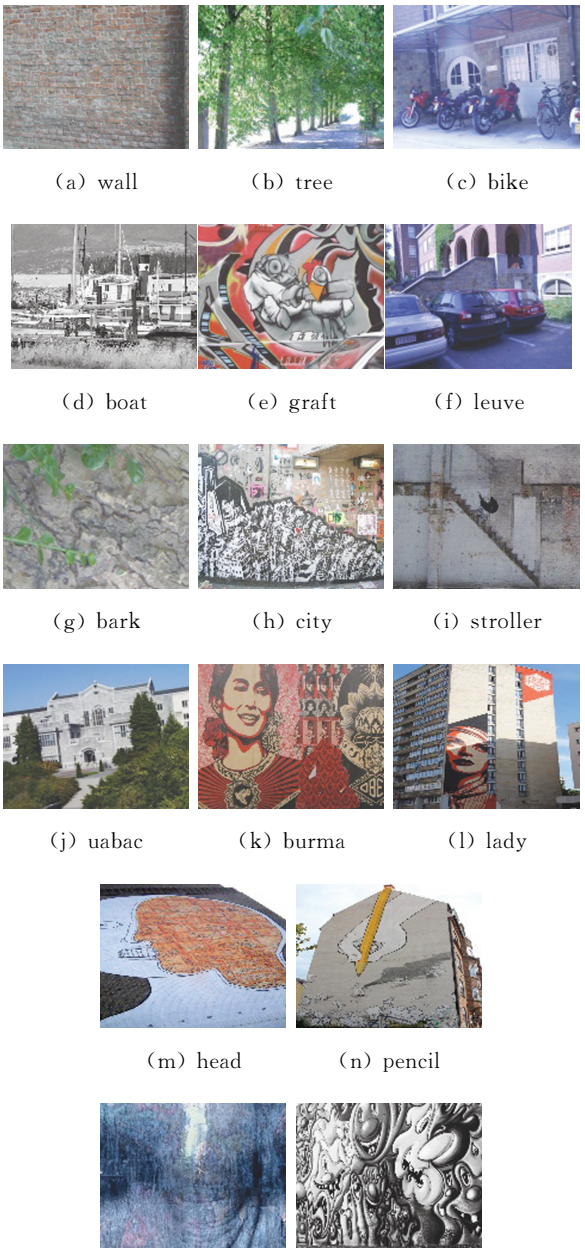
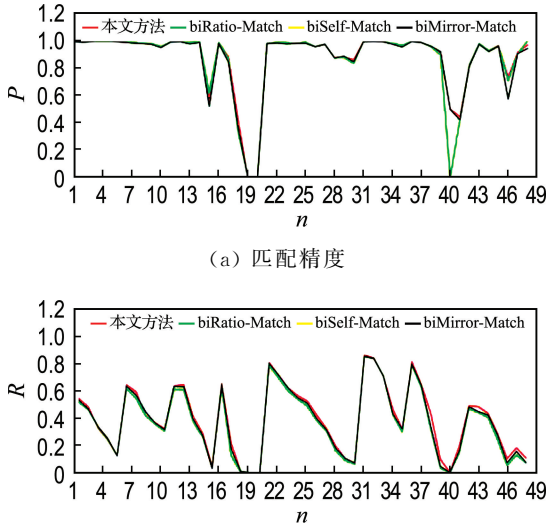



图 3 Oxford 数据库[5]和 Murals 数据库[24]中不同场景的参考图像示例

Fig. 3 Illustration of the reference images from different scenes in Oxford dataset[5] and Murals dataset[24]

的匹配阈值 0.7 进行比较. 与现有的基于双向匹配的方法相比,本文提出的匹配方法将在兼顾匹配精度的前提下,大幅提升匹配查全率. 然而,如图 4 所示,$n$ 组匹配场景实验结果表明,本文方法在查全率方面的提高较为有限.

本文发现特征匹配查全率提升有限的原因在于无法保证 3 个显著特征匹配点对确定的三角约束区域内一定存在可提升显著度的重复特征,即三角约束的有效性无法保证,这与场景显著特征数量和分布密切相关. 如果满足匹配条件的显著特征数量少,且较为分散,则三角约束区域较大,区域抑制相似特征的干扰作用较小,重复特征匹配无法满足严格的匹配标准或者产生误匹配. 此外,该实验还表明基于三角约束的特征匹配性能与初始特征匹配性能密切相关. 如图 4 所示,利用 biSelf-Match、biMirror-Match 和本文提出的匹配方法存在 4.17%的概率无法找到可靠的初始匹配点对,而利用 biRatio-Match 方法存在 6.25%的概率.




(a) 匹配精度

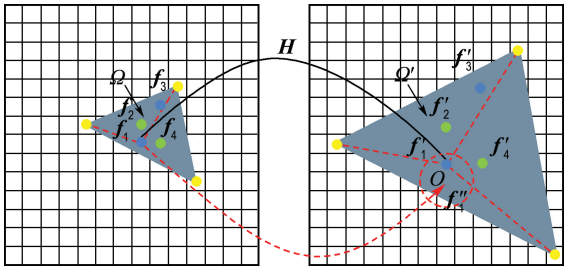
(b) 匹配查全率

图 4 不同图像匹配方法比较结果

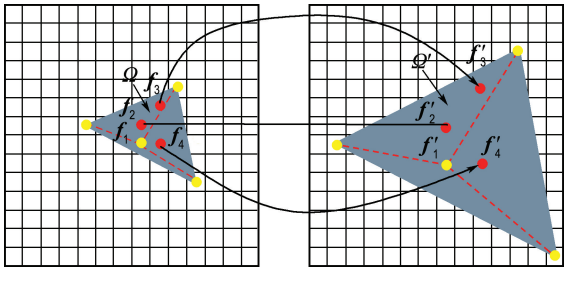
Fig. 4 Comparison results of different image matching methods

为兼顾匹配精度并进一步提升匹配查全率,本文提出在较大的三角约束区域内的重复特征集合中随机选择一个具有最大显著区域半径的重复特征进行投影匹配,以执行后续的三角约束并为显著区域半径小的重复特征提供更多的匹配成功机会. 本文假设具有较大显著区域半径的重复特征可匹配成功的概率较大. 由式(4),本文可预先在显著度分析中计算每个特征的显著区域半径. 对位于参考图像约束区域的重复特征而言,其到观测图像对应位置的投影关系可根据 3 对匹配显著特征点对进行估算. 本文设定对应投影误差在 4 个像素内,即在观测图像内,重复特征搜索匹配特征的区域为以投影位置为中心的 9×9 邻域内.

重复特征的显著区域半径越大，在指定投影区域内存在匹配歧义的可能性越小. 为明确本文提出的假设，图 5 给出了相关重复特征区域匹配前后步骤图示. 由图可知，参考图像区域 $\Omega$ 内特征 $f_1$ 的成功匹配将为其他特征的成功匹配提供机会. 对应特征匹配区域 $\Omega$ 和区域 $\Omega'$ 是由 3 组显著特征匹配点对确定的三角约束区域. 其中，显著特征匹配点对或者已匹配特征点对利用黄色实心圆点表示，对应特征匹配区域利用蓝色阴影表示. 区域 $\Omega$ 和区域 $\Omega'$ 内的重复特征分别利用蓝色和绿色实心圆点表示，其中颜色相同的特征表示互为相似特征，如 $f_1$ 和 $f_3$ 或者 $f'_1$ 和 $f'_3$ 互为相似特征，但与 $f_2$ 和 $f_4$ 或者 $f'_2$ 和 $f'_4$ 并不相似. 如图 5(a) 所示，区域 $\Omega'$ 内的蓝色阴影圆点表示区域 $\Omega$ 内特征 $f_1$ 的投影位置 $f''_1$. 以 $f''_1$ 为中心，半径为 4 个像素的红色圆形虚线内的阴影区域表示特征 $f_1$ 的投影误差邻域. 特征 $f_1$ 到 $f'_1$ 的投影关系利用单应矩阵 $\boldsymbol{H}$ 表示，该矩阵可由 3 组显著特征匹配点对确定. 在三角区域 $\Omega$ 内，重复特征 $f_1$ 和 $f_3$ 的显著区域半径大于重复特征 $f_2$ 和 $f_4$ 的半径. 如果特征 $f_1$ 匹配成功，特征 $f_2$、$f_3$ 和 $f_4$ 将在如图 5(b)中所示的较小三角虚线区域内变成显著特征，匹配成功的可能性大大提高.




(a) 匹配前

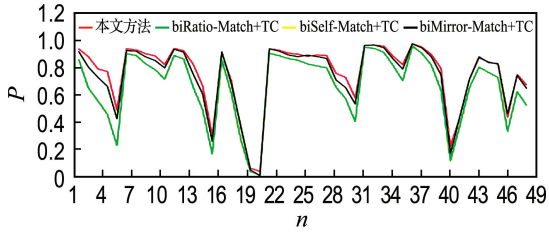



(b) 匹配后

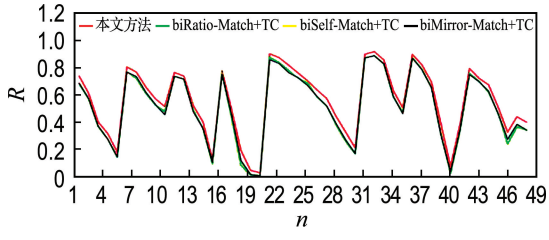
图 5　重复特征区域匹配前后步骤图示

Fig. 5　Illustration of two steps of regional feature matching of repetitive features

为证明本文提出的匹配策略是有效的，与其他可扩展为基于三角约束的匹配方法相比较，具体方法包括 biRatio-Match＋TC、biSelf-Match＋TC 和 biMirror-Match＋TC. 实验结果如图 6 所示. 由图 6 可知，在大多数场景匹配情况下，本文方法与其他方法相比能同时提高匹配精度和查全率. 这说明本文以特征显著度为指导迭代进行三角约束匹配，能够提高特征在区域内的显著度，并在一定程度上消除因匹配歧义产生的误匹配.




(a) 匹配精度




(b) 匹配查全率

图 6　不同三角约束匹配方法的比较结果

Fig. 6　Comparison results of different matching methods based on the triangle constraint

## 2.3　复杂度分析

本文提出的基于注意力选择的特征匹配方法在区域特征的显著度分析中比较耗时，适用于一些不要求实时匹配的应用，如图像配准[1]，作为特征匹配的预处理过程. 在不考虑该过程的计算复杂度情况下，本文与现有匹配方法 Ratio-Match[11]、Self-Match 和 Mirror-Match[18] 进行了计算复杂度比较，如表 1 所示.

表 1　计算复杂度比较

Tab. 1　Calculation complexity comparison

| 方法 | 复杂度 |
|---|---|
| 本文方法 | $O(n' \log m)$ |
| Ratio-Match | $O(n \log m)$ |
| Self-Match | $O(n \log nm)$ |
| Mirror-Match | $O(n \log(n+m))$ |

在表 1 中，$n$ 和 $m$ 分别表示参考图像和观测图像内参与匹配的特征点数量，$n'$ 表示在参考图像中选择的显著特征匹配点数. 显然，本文提出的匹配方法由于提供了预先选择显著特征参与匹配的机制，可以结合实际平台的计算能力和需求选择特定数量的特征参与匹配，特别当匹配场景包含大量重复结构，即 $n' \ll n$ 时，本文方法的计算效率较高.

为兼顾高匹配精度和查全率，本文借用了三角约束的匹配思想[19]，与现有基于双向匹配的三角约束方法 biRatio-Match＋TC、biSelf-Match＋TC 和 biMirror-Match＋TC 也进行了计算效率方面的比较. 在相同的测试平台上，即 CPU 为 Intel Core i7-4510U@2.00 GHz，内存为 4 GB，面向相同的匹配数据集[5,24]，统计了相关方法在 MATLAB 运行环境所需的平均运行时间，如表 2 所示. 由表 2 可知，本文方法的平均运行时间最少，计算效率优于其他方法.

表 2 平均运行时间比较结果

Tab. 2 Comparison results of average running time

| 方法 | 平均运行时间/s |
|---|---|
| 本文方法 | 8.91 |
| biMirror-Match＋TC | 10.03 |
| biSelf-Match＋TC | 10.34 |
| biRatio-Match＋TC | 9.57 |

## 3 结 语

本文遵循人类视觉搜索和注意力选择机制，提出了一种基于区域特征显著度分析的迭代三角约束匹配方法. 为挖掘重复特征的匹配潜能，本文将特征的显著度分析与三角区域约束紧密结合，通过显著特征的三角约束区域抑制重复特征之间的相互影响，消除了匹配歧义，降低了误匹配概率. 实验结果表明，本文方法能够在匹配精度和查全率之间进行很好的折中，具有较优的匹配性能.

## 参考文献：


[1] FAN Jianwei, WU Yan, WANG Fan, *et al*. New point matching algorithm using sparse representation of image patch feature for SAR image registration [J]. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 2017, **55**(3):1498-1510.

[2] DEMCHEV D, VOLKOV V, KAZAKOV E A, *et al*. Sea ice drift tracking from sequential SAR images using accelerated-KAZE features [J]. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 2017, **55**(9):5174-5184.

[3] SCHMID B J, ADHAMI R. Building descriptors from local feature neighborhoods for applications in semi-dense 3D reconstruction [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2018, **27**(11):5491-5500.

[4] LINDEBERG T. Image matching using generalized scale-space interest points [J]. **Journal of Mathematical Imaging and Vision**, 2015, **52**(1):3-36.

[5] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, *et al*. A comparison of affine region detectors [J]. **International Journal of Computer Vision**, 2005, **65**(1/2):43-72.

[6] KUSHNIR M, SHIMSHONI I. Epipolar geometry estimation for urban scenes with repetitive structures [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2014, **36**(12):2381-2395.

[7] MANNING C D, SCHÜTZE H. **Foundations of Statistical Natural Language Processing** [M]. Massachusetts: The MIT Press, 1999.

[8] MANANDHAR D, YAP K H. Feature repetitiveness similarity metrics in visual search [J]. **IEEE Signal Processing Letters**, 2017, **24**(9):1368-1372.

[9] ISCEN A, TOLIAS G, GOSSELIN P H, *et al*. A comparison of dense region detectors for image search and fine-grained classification [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2015, **24**(8):2369-2381.

[10] AANÆS H, DAHL A L, PEDERSEN K S. Interesting interest points-A comparative study of interest point performance on a unique data set [J]. **International Journal of Computer Vision**, 2012, **97**(1):18-35.

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

[12] MOREL J M, YU Guoshen. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison [J]. **SIAM Journal on Imaging Sciences**,

2009，**2**(2)：438-469.

[13] TOLA E，LEPETIT V，FUA P. DAISY：an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**，2010，**32**(5)：815-830.

[14] MORAGO B，BUI G，DUAN Ye. An ensemble approach to image matching using contextual features [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**，2015，**24**(11)：4474-4487.

[15] YI K M，TRULLS E，LEPETIT V，*et al*. LIFT：Learned invariant feature transform [J]. **Lecture Notes in Computer Science**，2016，**9910 LNCS**：467-483.

[16] KIM S，MIN D，HAM B，*et al*. FCSS：Fully convolutional self-similarity for dense semantic correspondence [C] // **Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，CVPR 2017**. Honolulu：IEEE，2017.

[17] HU Yuanting，LIN Yenyu. Progressive feature matching with alternate descriptor selection and correspondence enrichment [C] // **Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. Las Vegas：IEEE Computer Society，2016.

[18] ARNFRED J T，WINKLER S. A general framework for image feature matching without geometric constraints [J]. **Pattern Recognition Letters**，2016，**73**：26-32.

[19] GUO Xiaojie，CAO Xiaochun. Triangle-constraint for finding more good features [C] // **IEEE Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition**. Istanbul：IEEE，2010：1393-1396.

[20] MORAGO B，BUI G，DUAN Y. 2D matching using repetitive and salient features in architectural images [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**，2016，**25**(10)：4888-4899.

[21] WOLFE J M，HOROWITZ T S. Five factors that guide attention in visual search [J]. **Nature Human Behaviour**，2017，**1**(3)：0058.

[22] XING J，HEEGER D J. Measurement and modeling of center-surround suppression and enhancement [J]. **Vision Research**，2001，**41**(5)：571-583.

[23] CANNON M W，FULLENKAMP S C. Spatial interactions in apparent contrast：individual differences in enhancement and suppression effects [J]. **Vision Research**，1993，**33**(12)：1685-1695.

[24] ARNFRED J T，WINKLER S，SÜSSTRUNK S. Mirror match：Reliable feature point matching without geometric constraints [C] // **Proceedings - 2nd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition，ACPR 2013**. Naha：IEEE Computer Society，2013：256-260.

# Matching method of local feature based on attention selection

YANG Yan[1,2]，HU Xiaopeng[*1]，WU Sining[1]，WANG Fan[1]，LIU Peiqi[1]

（1. School of Computer Science and Technology，Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering，Dalian University of Technology，Dalian 116024，China；
2. School of Computer and Information Technology，Liaoning Normal University，Dalian 116029，China）

**Abstract**：To improve the matching performance of local features，a feature matching method based on human attention selection mechanism is proposed. Based on the saliency analysis for local features，to achieve the accurate matching of repetitive features in region，the most salient local features are prefered to be matched and the robust correspondences are found to perform the following triangle constraint. The experimental results show that the reduction of the matching region is effective for reducing the matching ambiguities of local feature. The matching performance including both the matching precision and the recall rate is improved，especially for the scenes with repetitive structures.

**Key words**：feature matching；attention selection；repetitive structure；triangle constraint