

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)07-1241-07

论文索引信息: 陈硕, 吴成东, 陈东岳. 基于视觉显著性特征的快速场景配准方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(7): 1241-1247

基于视觉显著性特征的快速场景配准方法

陈硕, 吴成东, 陈东岳

(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 视觉显著性特征是模拟生物视觉注意力选择机制的一种具有较好的鲁棒性与不变性的视觉特征。基于视觉显著性特征提出了一种快速的场景配准方法。该方法采用调幅傅里叶变换构造视觉显著性映射;通过对显著特征局部极值特性以及信息丰度的分析,实现显著点的粗定位、预选择与可置信度排序;通过图像形态学操作,实现了显著场景区域的生长与合并。在此基础上,提出了 SSIFT(saliency scale invariant feature transform)算法,从而减少了场景分类算法的计算量。利用本文方法对美国南加州大学的场景数据库进行测试,实验结果表明这种方法提取的 SSIFT 特征对于图像的平移、旋转以及光照等变化具有良好的不变性;与经典 SIFT 算法相比,该方法在计算速度上具有明显的优势,并在识别率上也略优于 SIFT 算法。

关键词: 场景分类;视觉显著性特征;视觉注意力选择;图像熵;尺度不变特征变换(SIFT)

Rapid scene registration method based on visual saliency

Chen Shuo, Wu Chengdong, Chen Dongyue

(College of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004 China)

Abstract: Visual saliency is a type of visual feature simulating visual attention selection mechanism in biological system, and has better robustness and invariance. A rapid scene registration method based on visual saliency is proposed in this paper. Firstly, the method adopts amplitude modulation fourier transform to construct saliency map; then rough location, pre-selection and reliability order of salient points are achieved by analyzing the extremal properties and information richness of saliency feature; morphological operation is used for salient scene region growing and merging on the image. On this basis, SSIFT algorithm is proposed, which can largely reduce the computational cost of scene registration. University of Southern California scene dataset is used to test the presented method, the experimental results indicate that the method has good invariance under image scalings, rotations, translations and lighting variations. Compared with classical SIFT algorithm, the method works at higher speed and has higher recognition rate.

Keywords: scene classification; visual saliency feature; visual attention selection; image entropy; scale invariant feature transform

0 引言

场景分类技术^[1-2]是计算机视觉与模式识别领域研究的热点,可应用于图片数据库检索与数据挖掘、视觉机器人导航等多个计算机视觉领域。目前,场景分类方法^[3]大致可分为两类,一类是传统的基

于目标^[4]的场景分类方法;另一类是构造图像的场景内容表征,通过内容表征来实现分类^[5-6]。基于目标的分类方法忽略了场景目标间的拓扑关系,而且目前的目标识别技术水平还不能满足场景分类的要求。因此,基于场景内容的分类方法的研究具有广阔的前景。

随着智能机器人的提出和发展,结合注意力选

收稿日期:2011-01-27;修回日期:2011-04-11

基金项目:国家自然科学基金项目(60874103,61005032);教育部基本科研业务费培育种子基金项目(90404001)。

第一作者简介:陈硕(1983—),男,东北大学模式识别与智能系统博士研究生,主要研究方向为生物视觉系统建模、计算机视觉及场景分类等。E-mail:chenshuoneu@yahoo.com.cn。

择机制的计算机视觉逐渐成为当前的研究热点,人们越来越关注如何建立和发挥注意力选择模型,以进一步提升机器人视觉的感知能力^[7]。基于视觉注意的图像处理技术具有广阔的应用前景,例如:场景理解、运动区域检测、图像数据挖掘、智能监控和目标识别等。由于对人类视觉系统(HVS)研究十分有限,现有注意力选择模型的普遍适用性还达不到理想要求。注意力选择模型的建模方式主要有两类,分别为自底向上和自顶向下。自底向上方式的典型代表有1998年Itti基于Koch和Ulman的神经生物学框架提出的多特征多尺度视觉显著度图^[8-9],该方法能够量化出图像本身对人类视觉系统的刺激程度,并具有尺度不变性,但由于采用center-surround算子导致该方法时效性较差,并且参数的选择直接影响显著图效果;2007年Hou等人^[10]基于谱残余(SR)算法,该方法结构简单,计算速度快,对参数的依赖性低,但在颗粒噪声敏感性以及彩色图像处理方面还有一些缺陷,2010年Chen等人^[11-12]对谱残余方法进行了改进,提出了调幅傅里叶变换的算法框架,并较好地解决了SR算法的噪声敏感性问题。以上的大多数视觉注意力算法研究工作都是针对生物视觉系统建模或通用视觉数据挖掘技术研究而展开的。

近年来,基于局部不变量描述符(local invariant descriptor)的方法作为场景内容被成功应用于场景配准及分类。David^[13]提出尺度不变特征转换(SIFT),然后用兴趣点的测度值作为图像特征进行匹配。Mikolajczyk^[14]在SIFT的基础上于2004年提出了尺度和仿射不变量的兴趣点检测GLOH算法。Tao和Grosky^[15]将图像边缘的角点作为特征点,然后利用Delaunay三角形记录形状特征来描述图像的形状。在现有局部特征描述算法中,SIFT特征具有较高的独特性并能取得较好的识别效果,但提取

SIFT特征会消耗大量的计算时间;此外实验结果表明利用一部分显著的特征向量就可以实现等效的识别结果。因此,如果能够准确地找到这些显著的特征点将可以有效地减少计算时间,同时降低SIFT特征的误匹配率。鉴于显著性特征在计算速度和不变性方面的优势,提出了基于显著性特征的快速视觉场景分类算法。实验结果表明该方法提取的SSIFT特征对于图像的平移、旋转以及光照等变化具有良好的不变性;与SIFT算法相比,该方法在计算速度上具有明显优势,并在识别效果上也略优于SIFT算法。

1 场景分类框架设计

基于注意力选择模型的快速场景配准方法主要分为以下几个阶段:

1) 采用调幅傅里叶变换来构造视觉显著性映射,目的是在得到显著性信息的同时忽略那些不显著的背景信息等;

2) 对该显著性映射进行尺度自适应高斯滤波^[16]来得到信息丰富的视觉显著图,同时减少基于显著度的局部极值点,这样可以降低区域选取的难度和时间消耗;

3) 利用显著图中局部极值点邻域信息熵来对这些极值点进行重新排列,将排在前面的极值点作为显著的场景区域的中心;

4) 通过形态学膨胀算子和连通区域合并实现场景显著区域的定位;

5) 针对显著区域进行SIFT关键匹配点的选取,基于场景区域代表性分析进行关键匹配点的筛选与排序,并进行SSIFT特征的提取;

6) 通过计算SSIFT特征向量的欧氏距离来对图像进行匹配,并应用于动态场景配准。

基于该方法的场景配准框架如图1所示。

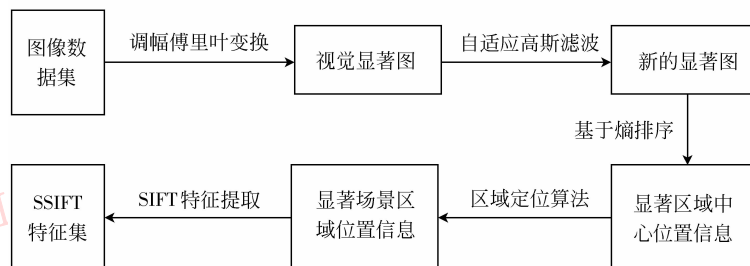


图1 基于注意力选择模型的快速场景配准框架

Fig. 1 Framework of rapid scene classification based on attention selection model

2 显著场景区域检测

图像的特征是用来表示图像信息并应用于图像的分类及检索。本文通过调幅傅里叶变换,自适应高斯滤波,熵优先策略选取兴趣点及兴趣区,梯度直方图提取特征等步骤来实现显著场景区域检测。

2.1 基于尺度自适应高斯滤波的显著图提取

采用调幅傅里叶变换(AMFT)中的相位傅里叶变换来获取显著性映射。其基本原理是对图像经傅里叶变换之后对得到的幅度谱进行调整,再根据相位谱进行傅里叶反变换,从而得到显著性映射。具体如下式:

$$S(x,y) = g(x,y,\sigma) * \|F^{-1}[\exp(i \cdot P(u,v))]\| \quad (1)$$

式中:假设输入图像为 $I(x,y)$; $A(u,v)$ 为其傅里叶变换得到的幅度谱; $P(u,v)$ 为其傅里叶变换得到的相位谱; $g(x,y,\sigma)$ 是一个高斯滤波器; F^{-1} 是傅里叶反变换; $S(x,y)$ 是经过相位傅里叶变换得到的显著性映射。

图像的幅度谱展示了傅里叶变换之后每个正弦分量的大小,相位谱则展示这些正弦分量的位置,根据相位信号恢复的图像对应着图像中边缘变化剧烈及无规律纹理区,人的视觉系统恰好对这些区域感兴趣。因此用相位信息来对图像进行恢复能够得到模拟人眼的视觉显著图。该方法对图像的幅度谱进行了调整,调整的趋势是使不同频率的幅值更加接近。

文中对幅度谱进行了归一化处理。这种注意力选择机制可以准确地找到图像中的显著区域。基于调幅傅里叶变换的视觉显著图提取结果如图2所示。通过显著图可以看到人眼感兴趣的信息。这



(a) 原始图像 (b) AMFT 变换得到显著图

图2 视觉显著图提取

Fig. 2 Visual saliency map extracting

里将显著图中基于显著度的局部极值点称为显著点。

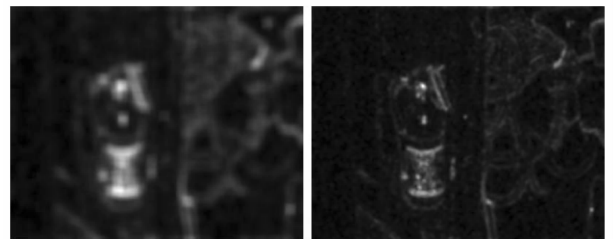
为了获取丰富的图像信息,采用尺度可变高斯滤波器 $g(x,y,\sigma)$ 对显著图进行平滑。 (x,y) 是空间坐标, σ 为尺度参数。 σ 取值较大时,平滑作用较大,去噪效果较好,但会突出边缘移位现象。 σ 取值较小时,高斯滤波器的频带较窄,信号边缘的定位精度较高,但平滑作用较小,去除噪声能力较差。因此, σ 的选取对于显著图的效果非常重要。定义尺度自适应高斯滤波器为

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi |I(x,y) - M(x,y)|^2} e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2|I(x,y) - M(x,y)|^2}} \quad (2)$$

式中 $M(x,y)$ 为当前滤波器窗口中心点 (x,y) 的局部灰度均值,窗口大小为 $M \times N$ 。根据式(3)可以求出 $M(x,y)$ 的值,该尺度自适应高斯滤波器采用经典高斯滤波器的窗口大小参数(3×3 像素)。

$$M(x,y) = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=x-(m+1)/2}^{x+(m+1)/2} \sum_{j=y-(m+1)/2}^{y+(m+1)/2} I(i,j) \quad (3)$$

尺度自适应与非自适应高斯滤波的效果对比如图3所示。滤波器窗口中心点像素值与局部灰度均值差的绝对值就可以作为 σ 进行自适应高斯滤波, σ 与图像的平滑程度成反比,通过调整 σ 可以在去噪的同时有效地保证了图像的边缘信息。如图4所示,通过尺度自适应与非自适应高斯滤波得到图像信息在3维空间上的对比结果表明尺度自适应高斯滤波在保留了有效地极值点的同时降低了极值点的数目,这样可以提高接下来显著区域提取算法的效率同时增强鲁棒性。



(a) 自适应高斯滤波效果 (b) 非自适应高斯滤波效果

图3 自适应与非自适应高斯滤波效果对比

Fig. 3 Comparison of adaptive and non-adaptive methods

2.2 基于熵优先策略的显著场景区域中心检测

熵最早是由鲁道夫·克劳修斯提出,并应用在

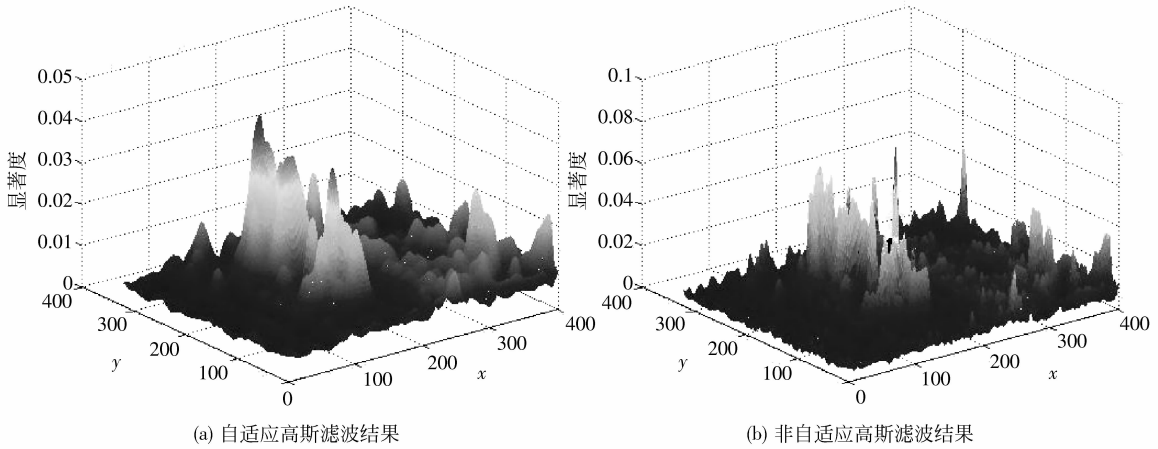


图 4 自适应与非自适应高斯滤波结果在 3 维空间上对比

Fig. 4 Comparison of adaptive and non-adaptive methods in three-dimensional space

热力学中。后来,克劳德·艾尔伍德·香农第 1 次将熵的概念引入到信息论中来。在信息论中,矢量 \mathbf{v} 的信息熵定义为

$$H(\mathbf{v}) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (4)$$

式中,矢量 \mathbf{v} 为集合 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 假定 $x_i \in v$ 的概率为 $p_i = p(x_i)$ 。将信息熵的概念引入数字图像处理中,以像素灰度值范围为 $[0, 255]$ 为例, $0 \sim 255$ 级灰度视为 256 个随机事件,具有不同灰度的像素在图像中是随机出现的,出现的概率是相互独立的,假设具有灰度 j 的像素点在图像中出现的概率为 p_j 。图像熵表示为图像灰度级集合的比特平均数,描述了图像信源的平均信息量,因此可以将图像熵作为图像局部区域信息状态的尺度。根据前面提取的视觉显著图,可以利用显著度阈值提取图像的 N 个显著点,但是通过这种方法找到的显著点通常集中在显著性最强的区域如图 5(a) 所示,红色圆点代表显著度排名靠前的点,这样的结果对于图像场景理解来说效果并不理想。

熵优先策略的思想是将显著点的局部熵作为该显著点场景代表性的衡量标准。基于显著图的熵优先策略首先可以根据显著图预选择显著点以降低特征的待搜索空间;但是提取出来的这些显著点数目很大并且有些过于集中,因此需要对这些显著点进一步筛选以提高它们的有效性和信息丰度。采用熵优先策略对显著点进行筛选并粗定位显著场景区域中心位置,主要通过以下 3 个步骤来实现该策略:

1) 根据显著度提取显著图中局部极值点集合

$$\mathbf{O} = \{(x, y) \mid (x, y) = \operatorname{argmax}(I(x, y))\} \quad (5)$$

$$(x, y) \in \Phi(x, y)$$

式中, $\Phi(x, y)$ 是以点 (x, y) 为中心的局部区域, $I(x, y)$ 是点 (x, y) 的灰度值。

2) 然后求出集合 \mathbf{O} 中点的在 Φ 上的图像熵 $E(x, y)$, 根据 $E(x, y)$ 对集合 \mathbf{O} 中的点进行重新排序, 得到有序集合

$$P(x_1, y_1) = \operatorname{argmax}(E(x, y))$$

$$P(x_i, y_i) = \operatorname{argmax}_{(x, y) \in \Gamma} (E(x, y)) \quad (6)$$

$$(x, y) \in \Phi, \Gamma = \bigcup_{i=1}^{i-1} X_m$$

式中: $P(x_1, y_1)$ 是集合 \mathbf{P} 中第 1 个元素; $P(x_i, y_i)$ 为集合 \mathbf{P} 中第 i 个元素 ($i > 1$)。

3) 在集合 \mathbf{P} 中取前 N 个点作为显著的场景区域的中心。

由于图像熵可以作为图像局部区域信息的尺度标准, 因此可以假设同一区域在相同尺度下的图像熵应该大致相同。为了使不同图像中相同区域尺度一致, 采用熵的极大值策略进行尺度匹配并求出与尺度对应的区域大小

$$\Phi = \operatorname{argmax}(E(\Phi_i)) \quad (7)$$

式中, Φ 的初始范围为 3×3 到 10×10 步长为 1 的像素集合, 记为 Φ_i 。基于熵优先策略的显著场景区域中心定位方法的实验结果如图 5(b) 所示, 红色圆点代表基于熵优先策略提取的区域中心点。可以看出这些区域中心点更能覆盖到图像的大多数显著区

域。其中 Φ 取 5×5 区域, N 为 50。

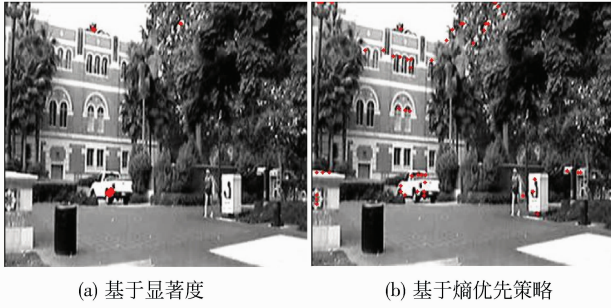


图 5 显著的场景区域中心检测方法对比

Fig.5 Comparison of salient regional center detection methods

2.3 显著的场景区域定位及特征提取

基于熵优化策略提取出显著的场景区域中心点集合,接下来要通过这个中心点集合来对这些显著的场景区域进行精确定位,该部分主要分 4 个步骤来完成:

1) 利用形态学膨胀算子对这些离散的中心点进行膨胀运算,得到相应的图像区域,某些区域之间会存在连通现象,这个膨胀系数为整幅图像的 $1/40$;

2) 对连通的区域进行合并,将得到的无连通最小外接矩形作为场景显著区域,接下来计算区域内熵的值;

3) 根据上一步计算得到的熵值对两幅图像中的场景区域进行裁剪,即被裁剪掉的是在另外一幅图中无匹配区域;

4) 从场景显著区域中提取 SSIFT 特征。

图 6 所示为显著的场景区域定位结果示例,3 幅图像属于同一场景。可以看出随着镜头的变化,图像中内容也出现了平移、旋转以及尺度等变化;对于不同距离的图像,显著的场景区域定位结果基本一致。通过区域的熵值进行粗匹配可以将无匹配区域的区域过滤掉,从而有效地提高特征匹配的效率。

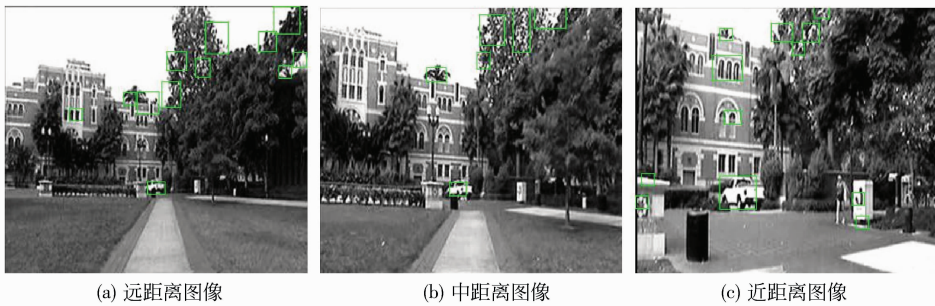


图 6 显著的场景区域定位

Fig.6 Salient scene regions extracting

为了提高显著场景区域匹配的准确性,首先对这些区域提取 SIFT 特征点,然后求出这些 SIFT 特征点的强度值。强度低于阈值的 SIFT 特征点将被去除,同一图像中所有显著场景区域符合强度要求的 SIFT 特征统一作为该图像的 SSIFT(saliency scale invariant feature transform) 特征。特征点 $I_c(x, y)$ 的强度值为

$$T_c(x, y) = \sum_{k=c-1}^{k=c+1} \sum_{i=x-1}^{i=x+1} \sum_{j=y-1}^{j=y+1} [I_c(x, y) - I_k(i, j)] \quad (8)$$

式中 c 为该特征点在 DoG 尺度空间的尺度值。

计算该特征点和它同尺度的 8 个相邻点和上下相邻尺度对应的 9×2 个点共 26 个点的累计方差是为了得到该特征点在尺度空间和 2 维图像空间的显著程度,如图 7 所示黑色点代表点 $I_c(x, y)$,其他点

是与其相邻的 26 个点组成的点集。接下来就可以利用图像的 SSIFT 特征实现场景配准。

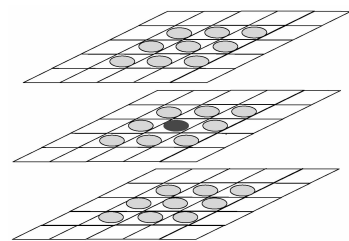


图 7 显著的场景区域选取

Fig.7 Salient scene regions extracting

3 实验结果与分析

实验从 3 个方面来检验本文提出的基于注意力

选择模型的快速场景配准方法的意义,首先是验证注意力选择模型对于图像的平移、旋转以及光照等变化具有良好的不变性,其次是证明基于熵优先策略的区域选择方法的有效性,最后证实提取出的 SSIFT 特征的准确性。

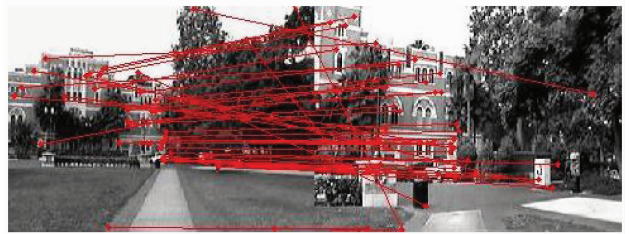
实验是在 Inter Core(TM)2 2.66 GHz 处理器,2 G 内存的硬件环境下进行,开发环境是 Windows XP 下的 Matlab2008。实验中用到的样本库是美国南加州大学标准场景数据集,该数据集共有 375 个视频片段,这些视频主要集中 3 个校园场景,将这些视频文件进行分帧存储之后就得到实验所需数据,部分数据集如图 8 所示。



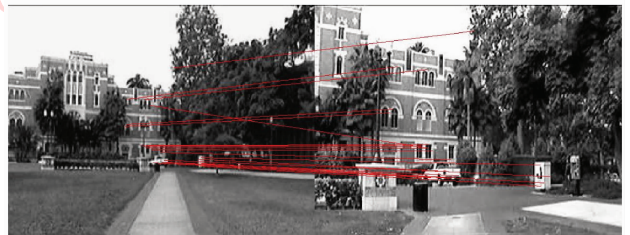
图 8 场景数据集

Fig. 8 Scene dataset

利用本文提出的场景特征提取方法采用欧氏距离匹配策略来对样本集进行配准并分析配准结果。该应用可推广到面向大型建筑灾难救援中的图像信息采集及分析,可根据采集到的图像信息来分析建筑内各区域的情况。通过计算两幅图像的特征向量间的欧氏距离来判断显著的场景区域是否匹配,当两幅图中存在匹配的场景区域时就认为这两幅图属于同一场景。图 9 为场景配准效果对比,由图 9(a)可以看出,SIFT 匹配结果中存在多个错误匹配,并且一些背景区域也产生了大量的特征点,这些冗余特征点的存在也是出现误匹配现象的原因之一。由图 9(b)可以看出:SSIFT 匹配结果主要集中在两幅图片共有的显著场景区域内;由于实验数据为视频文件,所以相邻帧图像的显著区域基本一致,这样就保证了显著区域的一致性;此外熵优先策略在一定程度上解决了视觉显著点过于集中的缺点,使提取出的显著场景区域具有独立的代表性。



(a) SIFT 的匹配效果



(b) 本文方法的匹配效果

图 9 场景配准效果对比

Fig. 9 Comparison of SIFT and SSIFT

表 1 通过准确率、误匹配率、缺匹配率和平均时间 4 个指标对比了 SIFT 特征、GLOH 特征、Harris 角点和本文方法应用于场景配准的性能。其中,准确率 = 匹配准确的图像对/总的图像对,误匹配率 = 匹配错误的图像对/总的图像对,缺匹配率 = 1 - 准确率 - 误匹配率。可以看出,本文方法在准确率、误匹配率和缺匹配率 3 项指标中略强于其他方法,而在平均计算时间上明显低于其他方法。

表 1 场景配准综合结果比较

Tab. 1 Performance comparison of scene registration

| 方法 | 性能对比 | | | |
|--------|-------|--------|--------|--------|
| | 准确率/% | 误匹配率/% | 缺匹配率/% | 平均时间/s |
| SIFT | 90.13 | 7.25 | 2.62 | 6.36 |
| GLOH | 90.59 | 5.91 | 4.50 | 4.71 |
| Harris | 71.66 | 12.12 | 16.22 | 3.68 |
| 本文方法 | 98.53 | 1.42 | 3.89 | 1.56 |

本文方法既考虑了图像的全局信息又考虑了局部信息,通过视觉显著图提取有效地剔除了冗余信息,从整体的角度降低了耗时,同时将显著的场景区域凸现出来。采用熵优先策略选取了显著图中局部显著区域,这些区域较好地覆盖了图像中显著的信息。运用了时频结合的方法提取了图像的局部特征,该特征具有良好的容错性及一定的平移、方向、尺度等不变性,实验结果表明利用该特征能够有效地实现图像的场景配准。本文方法采用相位谱对原图像进行重建,并且不依赖参数设定,因此在时效性

上优于准确性较高的其他方法,基本满足了实验预期要求。

4 结 论

提出的基于注意力选择模型快速场景配准方法能够准确、快速地分割出具有场景代表性的图像区域,并且提取的 SSIFT 特征继承了 SIFT 特征对角度、光照、平移和尺度等因素具有较好不变性,同时在特征匹配上具有较好的时效性。实验证明该方法无须人工干预,具有较好的适应性和鲁棒性。基于多特征融合的配准策略将会进一步提高场景配准的准确性和稳定性,因此,基于图像内容的特征选择机制将是接下来进一步研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] Yuan Jinhui, Li Jianmin, Zhang Bo. Scene understanding with discriminative structured prediction [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [2] Pan Y, Hou X, Liu C. A hybrid approach to detect and localize texts in natural scene images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 1-15.
- [3] Roth S, Black M. On the spatial statistics of optical flow [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 2005: 42-49.
- [4] Lu Sijun, Zhang Jian. Detecting unattended packages through human activity recognition and object association [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(8): 2173-2184.
- [5] Yi Tao, William I. Grosky. Delaunay triangulation for image object indexing: a novel method for shape representation [C] // Proceedings of the International Society for Optical Engineering. Bellingham, WA, USA: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1999: 631-642.
- [6] Anna Bosch, Andrew Zisserman. Scene classification using a hybrid generative/discriminative approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(4): 712-727.
- [7] Chen Dongyue, Zhang Liming, Weng Juyang. Spatio-temporal Adaptation in the unsupervised development of networked visual neurons [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(6): 992-1008.
- [8] Song Dongjin, Tao Dacheng. Biologically inspired feature manifold for scene classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1): 174-184.
- [9] Siagian C, Itti, L. Rapid Biologically-inspired scene classification using features shared with visual attention [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 300-312.
- [10] Hou Xiaodi, Zhang Liqing. Saliency detection: a spectral residual approach [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 2438-2445.
- [11] Chen D Y, Han P, Wu C D. Frequency spectrum modification: a new model for visual saliency detection [C] // Proceedings of the 7th International Symposium on Neural Networks. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2010: 90-96.
- [12] Guo C L, Ma Q, Zhang L M. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [13] David G L. Distinctive Image features from Scale-Invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [15] Krupke W F. Properties of an unstable confocal resonator laser system [J]. IEEE Journal of Quantum Electronics, 1969, 5(12): 575-586.
- [16] Wang Zhenhua, Dou Lihua, Chen Jie. An adaptive Gaussian filter with scale adjustable [J]. Optical Technique, 2007, 3(32): 395-397. [王振华, 窦丽华, 陈杰. 一种尺度自适应调整的高斯滤波器设计方法 [J]. 光学技术, 2007, 3(32): 395-397.]