

基于改进 FREAK 的增强现实实时注册算法

李晶皎¹, 赵越^{1,2}, 王爱侠¹, 李贞妮¹, 杨丹¹¹(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819)²(渤海大学 大学基础教研部, 辽宁 锦州 121013)

E-mail: zy_ky7777@126.com)

摘要: 为提高增强现实实时注册的鲁棒性, 针对 FREAK 特征描述符的特点, 提出一种 IFREAK 特征描述符. 该描述符是基于 FREAK 描述符的取样模型基础上考虑了空间结构的描述符. IFREAK 描述符中, 每一感受野对存储多个位, 位数取决于参数. 相比于 FREAK 描述符的存储方式, IFREAK 描述符提高了特征点匹配的精度. 在 IFREAK 描述符基础上本文提出一种改进的增强现实实时注册算法. 实验表明, 本文提出的 IFREAK 特征描述符的匹配度在大多数场景下优于 FREAK 描述符及其他描述符. 本文提出的基于 IFREAK 的增强现实实时注册算法具有更强的鲁棒性.

关键词: FREAK; 感受野; 描述符; 增强现实**中图分类号:** TP391**文献标识码:** A**文章编号:** 1000-1220(2016)01-0173-05

Real-time Registration Algorithm of Augmented Reality Based on Improved FREAK

LI Jing-jiao¹, ZHAO Yue¹, WANG Ai-xia¹, LI Zhen-ni¹, YANG Dan¹¹(College of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)²(College Basic Teaching & Research Department, Bohai University, Jinzhou 121013, China)

Abstract: In order to improve the robustness of Real-time registration of augmented reality, this paper proposed IFREAK feature descriptor. It was proposed for the characteristic of FREAK feature descriptor. The descriptor was based on sampling pattern of FREAK descriptors and it was considered the spatial structure. In IFREAK descriptor, every receptive field pair stored multiple bits, and the number of the bits depended on the parameters. Compared with FREAK descriptor storage, IFREAK descriptor improves the accuracy of feature points matching. Based on FREAK feature descriptor, the paper proposed an improved real-time registration methods of augmented reality. Experimental results show that, in most scenes, matching of the proposed descriptor is better than matching of FREAK descriptor and others. The proposed algorithm has stronger robustness.

Key words: FREAK; receptive field; descriptor; augmented reality

1 引言

增强现实 (Augmented Reality, 简称为 AR), 是通过计算机系统将虚拟的物体、场景或信息等叠加到现实世界中, 从而达到了对现实的“增强”^[1,2]. 对于增强现实应用来说, 当对运动物体进行跟踪注册虚拟信息时, 只有做到快速而准确, 才能使增强现实的效果更加真实^[3,4]. 利用自热特征点进行跟踪注册的增强现实方法一般会用到特征匹配^[5,6], 而传统高维度浮点数类型的特征描述子已经无法满足增强现实的要求^[7], 因此, 需要深入研究更适合增强现实应用的特征描述符.

Edward 等人于 2006 年提出了 FAST (Features from Accelerated Segment Test) 算法, 检测角点的速度非常快, 但对于光照变化和尺度变化的适应性较低. Michael Calonder 等人 2010 年提出了 BRIEF 特征描述符^[8], 采用了直接比较灰度值的方法, 且描述符是二进制串, 因此速度快, 实时性好, 但其不具有旋转不变性. 卢鸿波等 2013 年提出了一种旋转不变的二

进制局部描述符 (RMBD)^[9], 该描述符按旋转不变的方式选取采样点并对进行灰度值比较, 比较结果的二进制串作为描述子. 实现了很好的旋转不变性, 同时也满足尺度和光照的不变性, 但其运算速度略慢. Alexandre Alahi 等 2012 年提出了 FREAK (Fast Retina Keypoint) 方法^[10]. 该描述符是一种模拟人类视网膜的二进制描述符, 采用由粗到精、扫视搜索的匹配方法. 在能够满足实时性要求的同时, 对旋转变化、光照变化、模糊、尺度变化等均具有较好的适应性. 王建勇等人于 2014 年在 FREAK 的基础上提出了 CS-FREAK^[11] 描述符方法. 该描述符将 FREAK 描述符的 8 层视网膜模型减少到 5 层, 增加了中心对称采样点的领域强度信息. 该方法的实时性和鲁棒性在 FREAK 基础上均有小幅改善. 但在对注册精度要求更高的场景, 注册鲁棒性仍然不能达到理想效果.

为进一步提高增强现实注册的鲁棒性, 本文提出了一种改进的 FREAK 特征描述符方法, 并在此方法上提出了一种改进的增强现实实时注册算法.

收稿日期: 2014-09-29 收修改稿日期: 2015-01-08 基金项目: 国家自然科学基金项目 (60970157) 资助; 沈阳市科技局项目 (F12277181) 资助; 中央高校基础科研青年教师创新基金项目 (N130404004) 资助. 作者简介: 李晶皎, 女, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为模式识别, 嵌入式; 赵越 (通信作者), 女, 1979 年生, 博士研究生, 讲师, 研究方向为增强现实; 王爱侠, 女, 1974 年生, 讲师, 博士研究生, 研究方向为模式识别, 嵌入式; 李贞妮, 女, 1982 年生, 博士研究生, 讲师, 研究方向为视频处理、异步片上网络; 杨丹, 女, 1979 年生, 博士, 讲师, 研究方向为模式识别.

2 改进的增强现实实时注册算法

基于自然特征的增强现实注册包括特征点提取、特征点匹配、计算摄像机位姿、虚拟物体渲染注册等过程。而本文提出的是对视频帧的增强现实实时注册,算法流程图如图1所示。

本文算法主要包括以下几个步骤:

1) 输入视频流,读取视频帧并对视频帧进行预处理,包括去噪处理及灰度处理。

2) 使用 FAST 算法对视频帧进行特征点检测

3) 利用改进的 FREAK 描述符对已经检测到的特征点进行特征点描述。

4) 利用汉明距离将检测到的特征点与基准图像进行特征点匹配。

5) 对已匹配的特征点对利用 PROSAC^[12] 算法剔除误匹配点。

6) 计算摄像机位姿。

7) 渲染注册虚拟物体。

8) 视频结束则整个注册过程完成,否则读取视频下一帧,返回到步骤(1),重复以上步骤。

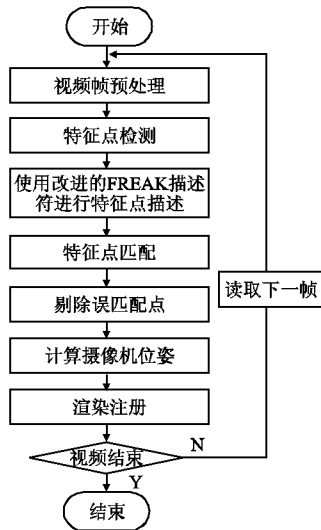


图1 本文算法流程图
Fig.1 Flowchar of the algorithm of this paper

3 FREAK 描述符

3.1 视网膜采样模型

FREAK 描述符是 Alexandre Alahi 等人在 2012 年提出的,灵感来自人类视网膜的成像结构。图2给出了 FREAK 描述符的采样点结构。每一个圆表示应用于相对应的采样点的高斯核标准差。对于各种描述符来说,对每一个采样点,都需要对其进行高斯平滑处理,以降低其对噪声的敏感性。BRIEF 和 ORB^[13] 对块中所有点使用相同的内核。而 FREAK 描述符为了匹配视网膜模型,对于每一个与 BRISK^[14] 相似的采样点使用不同大小的高斯核。与 BRISK 不同的是 FREAK 内核的大小随着采样点与中心点的距离的增长呈指数变化,并且具有重叠感受野。

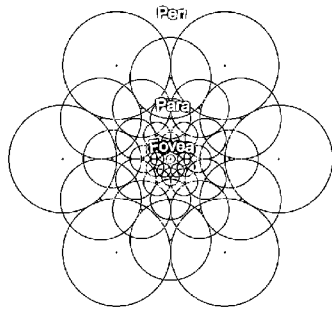


图2 FREAK 描述符的采样点结构
Fig.2 Illustration of the FREAK sampling pattern

由观察图2可以看出,这种结构在相应的感受野的分布上是与人眼的视网膜神经节细胞相似的。通过实验观察到,改变高斯核的大小相对于对数极坐标视网膜模型来说可以获得

更好的性能。原因可能是图1中呈现的重叠,更多的信息被捕获,冗余增加从而获得了更多的辨别力。考虑在感受野 A, B, and C 中测得的 I_i 的强度:

$$I_A > I_B, I_B > I_C, \text{ and } I_A > I_C \quad (1)$$

如果感受野没有重叠,那么后面的测试 $I_A > I_C$ 没有增加任何判别信息。然而,如果感受野是重叠的,部分新信息能够被编码。通常,增加冗余允许我们使用更少的感受野,这种冗余也存在于视网膜的感受野中。

3.2 由粗到精的描述符

通过二值化感受野对之间的与之对应的高斯核差分来构建二进制描述符 F。换句话说, F 是一个由一系列 1 位高斯差分 (DoG) 组成的二进制串。

$$F = \sum_{0 \leq a < N} 2^a T(P_a) \quad (2)$$

其中, P_a 表示一对感受野, N 是描述符的长度,即感受野对的数目。若感受野的总数量为 S , 则 $N = C_S^2$; α 表示二值描述符的二进制左移移位值,并且

$$T(P_a) = \begin{cases} 1 & \text{if } (I(P_a^{r1}) - I(P_a^{r2})) > 0, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (3)$$

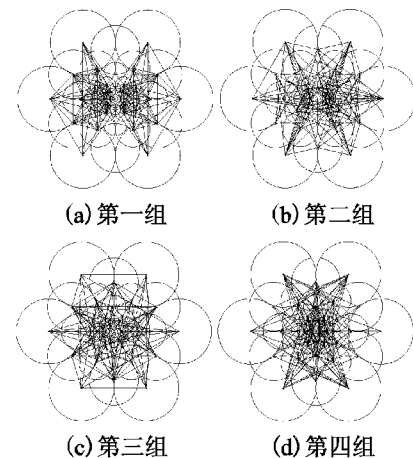


图3 由粗到精的分析图

Fig.3 Analysis chart which is from coarse to fine

其中, $I(P_a^{r1})$ 表示感受野对 P_a 中第一个感受野的图像信息,采用的图像信息为图像的灰度之和或区域均值, $r1$ 和 $r2$ 分别表示进行灰度对比的两个感受野。

进一步需要从已有感受野对中获得高方差和非相关性的对比对。很明显,有一种结构存在于所选择的对里。自动启用了高斯差分的由粗到精的顺序。图3显示了通过把所选择的对分成四组(每组 128 对)的图示。通过实验观察到,第一个 512 对是最相关的,加入更多对并不提高效率。由于沿着全球梯度的模型的方向选择对称的结构,第一组主要包括外围感受野,而最后一组主要涉及的是高度中心区域。这与人眼的行为相似,首先用中心凹周的感受野去估计感兴趣目标的位置。然后,在更为密集的感受野的小凹区域进行验证。尽管所使用的特征选择算法是一种启发式的,但它似乎很符合人类视网膜模型的理解。匹配步骤利用了 FREAK 描述符由粗到精的结构优点。过去十年中,由粗到精的策略经常被用在目标检测与匹配的探索中^[15,16]。

3.3 扫视搜索

人类在看场景时是不固定的. 他们的眼睛四处移动被称为扫视. 视网膜细胞所呈现出的拓扑结构是这种动作的一个原因. 正如前面的阐述, 小凹捕获了高分辨率的信息是因为它的高密度感受器. 因此, 它在识别与匹配目标中起了至关重要的作用. 中心凹周围区域捕获较少的详细信息, 比如, 低频观察. 因此, 他们被用来编译感兴趣目标的位置的初步估计.

通过用几个步骤分析描述符来模拟扫视搜索. 首先搜索 FREAK 描述符表示粗信息的前 16 字节. 如果该距离小于阈值, 则进一步继续比较后面的字节来分析更精确的信息. 结果是, 执行级联比较加速了匹配的步聚. 随着我们的 FREAK 描述符的前 16 字节被搜索, 超过 90% 的后面的信息被丢弃. 注意, 这里选择了 16 个字节为第一阶梯以符合硬件要求. 比较 1 个字节或者 16 个字节几乎相当于因特尔处理器上的单指令和多数据 (SIMD) 指令, 因为是并行执行的操作.

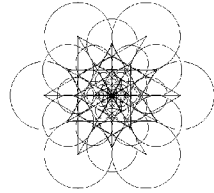


图 4 中心对称的感受野对

Fig. 4 Centro symmetric receptive field pair

3.4 方向

为了估计特征点的主方向, 和 BRISK 相似, 通过选择感受野对来总结估计局部梯度值, 且主要选择相对于中心对称的感受野对 (见图 4). 将此处的梯度值作为特征点的主方向.

设 G 是用以计算局部梯度的所有对的集合, 特征点主方向 O 计算如下:

$$O = \frac{1}{M} \sum_{P_{oi} \in G} (I(P_{oi}^1) - I(P_{oi}^2)) \frac{P_{oi}^1 - P_{oi}^2}{\|P_{oi}^1 - P_{oi}^2\|} \quad (4)$$

其中, M 是 G 中对数目, P_{oi}^j 是感受野的中心的二维向量.

相对于 BRISK 的几百对, 这里只选择 45 对. 此外, 在中心凹周围区域, 视网膜模型有更大的感受野, 比起 BRISK 在方向估计上允许有更多的错误. 因此, 离散化方向空间使得内存占用小于 BRISK 的 1/5 (大约 7M 比 40M).

4 改进 FREAK 描述符

为了提高特征点匹配的精度, 我们提出了一种新的描述符 IFREAK (Improved FREAK), 该描述符是基于 FREAK 描述符的取样模型改进而来的, 是一种考虑了空间结构的描述符. 如等式 (6) 所示, 在新的描述符中, 我们存储每一对感受野多个位, 位数取决于参数 S , 而不是像 FREAK 一样对于每一对感受野只存储一位. 注意, 通过选择 $S=1$, 由定义可知, 我们得到了最初的 FREAK 描述符.

4.1 取样

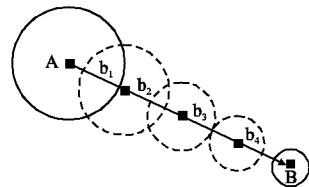


图 5 两个端点 A 和 B 间的位取样

Fig. 5 Sampling of bit between two endpoints A and B

4.2 对的选取

当考虑到取样点 A, B 点对, 如果在图像块区域 A 的均值比区域 B 的均值更暗, FREAK 描述符将获得一位. 在这些区域之间我们取多个位置, 而不是仅仅产生一个单独位, 如图 5 所示.

这个例子采用 $S=4$ 个样本. 每一个取样位置的位置和大小在两个端点 A 和 B 之间被以线性内插值替换. 如等式 (5) 和等式 (6) 所示, 计算一个单元位向量 $P_{A,B}$, A, B 表示一个取样对, 其中 $I(X)$ 表示某一图像区域 X 的灰度平均强度, 给定区域 X 的位置 x, y 和半径 σ . 每个位 b_i 表示一个当前点 v_i 和下一个点 v_{i+1} 的比较.

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{if } I(v_i) < I(v_{i+1}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$P_{A,B} = \sum_{i=1}^S 2^{i-1} b_i \quad (6)$$

对所有对 $(A, B) \in P$, 其中 P 是选出来的对的有序集 (参看 4.2), 结果位向量描述符是 $P_{A,B}$ 的级联, 我们用 F' 表示 IFREAK 的描述符.

$$F' = \sum_{0 \leq a \leq N} (2^a)^a P_{A,B}^a \quad (7)$$

其中, N 是选出来的感受野对的数目, 即 P 中对数目. $P_{A,B}^a$ 表示 P 中第 a 对的单元位向量.

4.2 对的选取

在比较中对顺序是固定的, 且是离线确定的, 类似于在 BRIEF 中的对的顺序是预先确定的. 为了找到区别最大的对, 我们在更大的范围使用一种相似于 FREAK 描述符的方法.

为了挑选出最好的对, 我们使用完整的 PascalVOC 2012^[17] 数据库做实验, 它包括 17125 个图像. 从这个数据库中我们提取超过 530 万个点, 这比 FREAK 作者使用的关键点的 100 倍还多. 这样可以得到区别最大的最好的对. 关键的观察是最有区别的对接近整个数据库的 0.5 的均值. 远离 0.5 均值的, 更偏离的对趋近于一定的值.

为了先得到最有区别的对, 与 FREAK 描述符选取对的步骤相似, 包括:

1) 建立大约 530 万个提取关键点的矩阵 D . D 的每一行对应一个提取关键点描述符. 由 43 个感受野组成大约一千个对, 这些对组成了每一个提取关键点的描述符.

2) 计算每一列的平均值 m_i . 为了有一个判别特征, 需要一个高方差. 0.5 的均值使得二进制分布得到最高方差, 均值与 0.5 的差值代表每一列的方差. 根据 $|m_i - 0.5|$ 的值进行从小到大的排序. 排序后这些均值分布规律呈现在图 6 中.

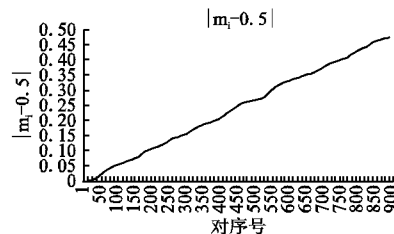


图 6 排序结果图

Fig. 6 Results of sort

3) 排序后, 保留 $|m_i - 0.5|$ 最小的列, 即方差最小的列, 设该列为 L .

4) 从剩余列中选择与保留的列 L 具有低相关性的列.

反复执行步骤 4, 直到达到预设维数 (我们的实验中, 维数设定为 128, 即取 128 个对) 停止. 从而得到了最有区别的 128 个对.

图,这个排序结果显示了在距离上的一种线性结构.最好的对的均值接近0.5(在Y轴上表示为0),区别最小的对的值接近0或1(在Y轴上表示为0.5).

5 实验结果与分析

我们在一个台式计算机上进行实验,用以评估我们的算法,其CPU主频为3.1GHz,内存为4GB,显卡为NVIDIA GeForce GT 630M.摄像头分辨率为640×480P/30Hz.

5.1 描述符的实验对比

我们采用标准的局部描述符测评数据库 Mikolajczyk^[18].这个数据库包括多个场景,平移变换,视角变化,模糊,缩放JPEG压缩.

在实验中,IFREAK 中的对数目减少到128对,用来匹配原来512位的FREAK描述符的大小.同时,增大关键点周围的检测区域(从22像素到44像素),由于我们不仅捕获(取样)端点而且也捕获他们之间的路径,这就需要更大的区域.

在这个测评里,评估了多个描述符,除了我们的IFREAK描述符,还包括下面的特征描述符:SIFT^[19],SURF^[20],ORB, BRISK, FREAK, CS-FREAK.所有这些在OpenCV 2.3中可用,并且在没有任何修改下运行.鉴于比较的公平性,均采用FAST算法进行特征点检测.

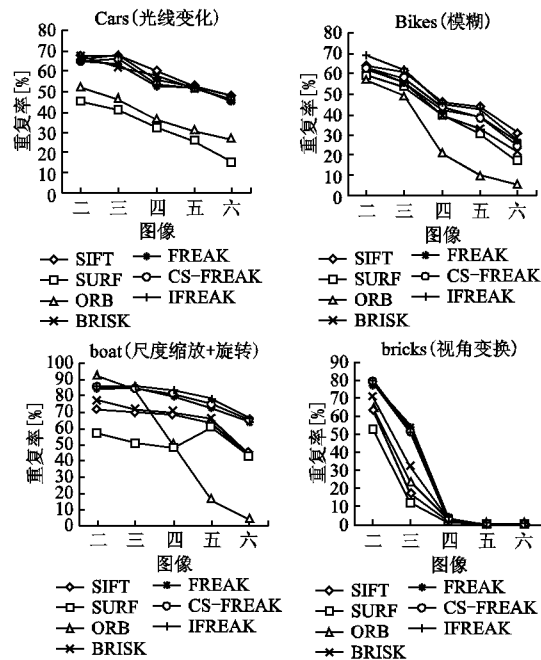


图7 各描述符在不同场景中的重复率比较

Fig. 7 Comparison of repeatability score of different descriptors in different scenes

对于特征点提取和匹配算法的评估指标有多种,包括重复率(Repeatability Score),对应区域的数量(Number of corresponding regions),匹配率(Matching score),正确的最近邻匹配数量(Number of correct nearest neighbour matches)^[21]等.这里,我们选取了重复率做为评估指标.图7分别为Cars, bikes, boat, bricks 四组场景的不同描述符的重复率.各场景均以第一幅图像为基准,横坐标表示图像对,图中显示为第二至

第六幅图像分别与第一幅图像的匹配程度.通过图7可以看出,在多个场景中我们的IFREAK描述符优于包括CS-FREAK在内的其他描述符,并且几乎总是比初始FREAK描述符实现的更好.这意味着该空间扩展通过取样多个位置而不是执行一个单一对的比较,提高了特征匹配的二进制描述符的精度.但它并不是总是能够达到更好的效果,主要是在视角大角度变化的情况.这是由于相比用简单的线性插值,透视投影改变像素的事实引起的,从而导致了性能较差.同时,当图像过于模糊的情况也无法达到较好的匹配效果.

表1 不同描述符对1000个关键点的描述提取的平均运行时间

Table 1 Average running time of different descriptors in description extraction of 1000 keypoints

Descriptor	Size[bytes]	Vector type	Run time[ms]
SIFT	128	integer	378.4
SURF	64	integer	99.1
ORB	32	binary	3.1
BRISK	64	binary	7.3
FREAK	512	binary	2.1
CS-FREAK	64	binary	2.05
IFREAK	128	binary	2.2

表1是不同描述符对1000个关键点的描述提取的时间对比.通过表1可以看出,ORB、BRISK、FREAK、CS-FREAK、IFREAK等二进制描述符比SIFT、SURF等非二进制描述符的处理速度快的非常多,更适合对实时性要求高的应用.而二进制描述符中,又以FREAK、CS-FREAK和IFREAK为最快.FREAK、CS-FREAK和IFREAK的处理速度约是SIFT的175倍,是SURF的46倍.

5.2 增强现实注册结果

实验视频序列为Book(长度为1137帧).视频序列中包括了环境光线的变换、模糊、距离的变换、旋转以及视角的变换.实验中渲染注册的是OpenGL生成的茶壶模型,图8为本

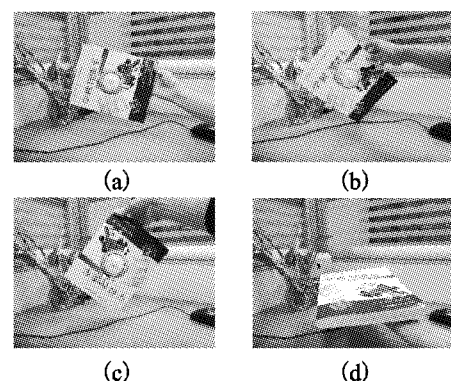


图8 本文算法应用于Book视频序列的增强现实注册结果

Fig. 8 Augmented reality registration results of the proposed algorithm used in video sequences

文算法的增强现实注册结果.从图8可以看出,大部分时候注册效果令人满意,但当图像特别模糊和视角变化较大(图8中(d))的情况,则很难进行注册.

下页表 2 是不同描述符下每帧图像的增强现实平均处理时间. 将本文提出的 IFREAK 与 FREAK、CS-FREAK 和

表 2 不同描述符的每帧图像的增强现实平均处理时间

Table 2 Average processing time of augmented reality of each frame in different descriptor

	IFREAK /ms	CS-FREAK /ms	FREAK /ms	ORB /ms
图像预处理	1.2	1.2	1.2	1.2
特征点检测和描述	3.8	3.0	3.1	4.5
匹配	2.6	3.3	2.9	2.3
位姿计算	10.6	10.6	10.6	10.6
OpenGL 绘图	1.22	1.22	1.22	1.22
总时间	19.42	19.32	19.02	19.82

ORB 进行比较, 本文提出的 IFREAK 的每帧图像处理的总时间约为 19.42ms, 大约为 51fps, 可以很好地满足实时性要求. 其他三个描述符的处理时间大致相同, 均能满足实时性要求.

6 结 论

通过对比试验可以看出, 本文提出的 IFREAK 特征描述符的匹配度在大多数场景下(除大尺度视角变化及严重模糊)优于 FREAK 描述符及其他描述符, 且处理时间几乎与 FREAK 描述符相差无几. 因此, 本文提出的基于 IFREAK 的增强现实实时注册算法是一种具有更强鲁棒性的增强现实实时注册算法.

References:

- [1] Azuma R, Baillot Y, Behringer R, et al. Recent advances in augmented reality [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2001, 21(6): 34-47.
- [2] Sun Yuan, Chen Jing. Mobile augmented reality technology applied on mobile phone platform [J]. Computer Science, 2012, 39(6A): 493-498.
- [3] Li Yan, Yin Dong. AR tracking and registration method based on TLD algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(9): 2062-2067, 2072.
- [4] Luo Bin, Wang Yong-tian, Shen Hao, et al. Overview of hybrid tracking in augmented reality [J]. ACTA Automatica Sinica, 2013, 39(8): 1185-1201.
- [5] Xiao Hui, Lu Kui. Study and implementation of sift natural features-based augmented reality system [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(5): 244-246, 263.
- [6] Huang Shi-hua, Chen Yi-min, Lu Yi-jun, et al. Natural feature matching method based on machine learning [J]. Computer Engineering, 2010, 36(20): 182-184.
- [7] Wu Yin-chu, Ma Rong. Image feature extraction and matching of color-based scale-invariant feature transform [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(4): 1024-1026.
- [8] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]. In Proc. of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2010: 778-792.
- [9] Lu Hong-bo, Sun Yuan, Zhang Zhi-min. Binary local descriptor based on rotative matching [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(10): 1315-1321.
- [10] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P, et al. FREAK: fast retina key-point [C]. In Proc. of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012: 510-517.
- [11] Wang J, Wang Xue-mei, Yang Xiao-gang, et al. CS-FREAK: An improved binary descriptor [J]. Communications in Computer and Information Science, THE 8th Conference on Image and Graphics Technologies and Applications(IGTA), 2014, CCIS 437: 129-136.
- [12] Chum O, Metas J. Matching with PROSAC-progressive sample consensus [C]. In Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005: 220-226.
- [13] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. In Proc. of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2011), 2011: 2564-2571.
- [14] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R, et al. Brisk: binary robust invariant scalable keypoints [C]. In Proc. of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2011), 2011: 2548-2555.
- [15] Fleuret F, Geman D. Coarse-to-fine face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 41(1/2): 85-107.
- [16] Alahi A, Vandergheynst P, Bierlaire M, et al. Cascade of descriptors to detect and track objects across any network of cameras [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(6): 624-640.
- [17] Everingham M, Van Gool L, Williams C K I, et al. The PASCAL visual object classes challenge 2012 (VOC2012) results [EB/OL]. <http://www.pascalnetwork.org/challenges/VOC/voc2012/workshop/index.html>, 2012.
- [18] Everingham M, Van Gool L, Williams C K I, et al. The PASCAL visual object classes challenge 2012 (VOC2012) results. Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [19] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]. In Proc. of Proceedings of the 1999 7th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 1999: 1150-1157.
- [20] Bay V, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: speeded up robust features [C]. In Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2006: 404-417.
- [21] Mikolajczyk K. A comparison of affine region detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1/2): 43-72.

附中文参考文献:

- [2] 孙 源, 陈 靖. 智能手机的移动增强现实技术研究 [J]. 计算机科学, 2012, 39(6A): 493-498.
- [3] 李 炎, 尹 东. 基于 TLD 的增强现实跟踪注册方法 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(9): 2062-2067, 2072.
- [4] 罗 斌, 王涌天, 沈 浩, 等. 增强现实混合跟踪技术综述 [J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1185-1201.
- [5] 肖 慧, 陆 奎. 基于 SIFT 自然特征的 AR 系统研究和实现 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(5): 244-246, 263.
- [6] 黄诗华, 陈一民, 陆意骏, 等. 基于机器学习的自然特征匹配方法 [J]. 计算机工程, 2010, 36(20): 182-184.
- [7] 吴寅初, 马 戎. 基于彩色信息的尺度不变特征变换图像特征点提取与匹配 [J]. 计算机应用, 2011, 31(4): 1024-1026.
- [9] 卢鸿波, 孙 愿, 张志敏. 采用旋转匹配的进制制局部描述子 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1315-1321.