

基于显著性检测的增强现实混合跟踪注册方法

高凡一^{1,2}, 党建武^{1,2*}, 王阳萍^{1,2**}

¹兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;

²甘肃省人工智能与图形图像处理工程研究中心, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对增强现实系统在复杂环境中跟踪注册稳健性不足以及特征搜索空间大的问题, 提出一种结合显著性检测的混合跟踪注册方法。首先, 利用均值漂移迭代运算预测候选目标位置, 建立峰值位于目标中心的二维高斯函数, 生成融合中心先验的视觉显著图; 然后, 提取目标显著性特征, 采用均值漂移算法进行跟踪; 另外, 根据相似度量系数判断是否利用形变多样相似性匹配算法重定位目标; 最后, 构建多尺度空间的快速定向二进制描述算法进行局部目标区域的特征检测, 来匹配计算得到的注册参数, 完成虚实融合。实验结果表明, 本方法能有效解决目标跟踪算法在背景杂波、目标遮挡、目标丢失情况下跟踪不稳定及目标检测准确度不高等问题, 使增强现实系统更具稳定性。

关键词 机器视觉; 目标跟踪; 增强现实; 显著性检测; 均值漂移; 形变多样相似性; 算法

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.241504

Hybrid Tracking Registration of Augmented Reality Based on Saliency Detection

Gao Fanyi^{1,2}, Dang Jianwu^{1,2*}, Wang Yangping^{1,2**}

¹School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

²Gansu Provincial Engineering Research Center for Artificial Intelligence and Graphics & Image Processing, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract This study proposes a hybrid tracking registration method based on saliency detection for solving the insufficient robustness of tracking registration in a complex environment and the huge feature-searching space of the augmented reality system. Based on this method, the mean-shift iteration is initially employed to predict the candidate target position. Subsequently, a two-dimensional Gaussian function is constructed with a peak at the target center, and a visual saliency map of the fusion center prior is generated. Next, the target salient feature is extracted, and the mean-shift algorithm is applied to tracking. Furthermore, the similarity measurement coefficient is used to determine whether to utilize the deformation diversity similarity-matching algorithm for relocating the target. Finally, we construct a multiscale-space fast directional binary description algorithm that performs the feature detection and matching calculation with respect to the local target area to obtain the registration parameters, and the virtual-real fusion is completed. The experimental results demonstrate that the proposed method effectively solves the problems of tracking instability and low accuracy of target detection by using the target-tracking algorithm in the cases of background clutter, target occlusion, and target loss, improving the stability and robustness of the augmented reality system.

Key words machine vision; target tracking; augmented reality; saliency detection; mean shift; deformable diversity similarity; algorithm

OCIS codes 150.0155; 150.1135; 150.1488

1 引言

在增强现实系统中, 往往需要对运动目标叠加虚

拟信息, 以提升人们对客观事物的感知。例如在机械装配维修中, 为运动的机械部件添加虚拟装配提示文字或图像, 以辅助用户操作等^[1], 类似的应用广泛适

收稿日期: 2019-04-29; 修回日期: 2019-05-27; 录用日期: 2019-06-13

* E-mail: dangjw@mail.lzjtu.cn; ** E-mail: 13519311970@163.com

用于教育、医学、军事等各个领域^[2]。增强现实系统一般包括光学系统、三维跟踪注册和实时交互等内容^[3]，而跟踪注册实现了虚拟信息与真实环境的配准与融合，是增强现实技术实现的关键和难点。

目前运动目标的跟踪注册问题，大多数都是基于特征点的跟踪与匹配策略，该策略采用基于特征点的跟踪方式实现^[4]，如光流法^[5]。但是该方法受噪声影响大，尤其是在复杂环境中，特征点检测不稳定。目标移动可能会造成特征点丢失且无法找回的问题，那么在长时间的跟踪中，误差的累积将无法保证跟踪注册的持续稳定性，从而导致虚拟模型注册失败。均值漂移算法^[6-8]是一种基于区域的生成类跟踪算法，该方法运算简单快速，具有边缘遮挡、目标旋转、形变不敏感等诸多优势。Vojir 等^[7]提出尺度自适应均值漂移算法，在均值漂移算法中加入了尺度估计机制，并引入背景加权(BRW)区分目标和背景区域，提高了跟踪器的性能，但是长时间跟踪易丢失的问题没有得到很好的解决；刘斌等^[9]基于四通道不可分小波的目标区域分割提高了均值漂移算法对噪声干扰、目标形变、尺度变化的跟踪效果，但是没有充分考虑受遮挡情况；胡威^[10]结合卡尔曼滤波和帧差法减少了均值漂移算法的匹配迭代次数和快速运动目标丢失的问题，但是在复杂背景下跟踪准确率还有待提高。在目标的特征检测方面，熟悉的特征检测算法有尺度不变特征变换(SIFT)^[11]、快速稳健特征(SURF)^[12]等，虽然 SIFT 和 SURF 可以检测出大量稳定可靠的特征点，但是计算复杂，达不到增强现实系统实时性的要求。而二进制描述(ORB)^[13]算法，在计算速度方面，比 SIFT 高出 2

个数量级，比 SURF 高出 1 个数量级，且效果不亚于另外两种算法。

在目标跟踪方面，上述方法已经进行了很大的改进，但它们仅从噪声干扰、目标丢失等某一方面去完善，因此整体的跟踪效果仍可提高，且针对基于特征点跟踪与匹配的跟踪注册方法，尤其在一些复杂场景中，目标跟踪检测的准确率不高，甚至受严重遮挡以后特征点跟踪失败所存在的问题的影响，本文将改进的基于区域的跟踪方法与基于局部特征点检测方法相结合，首先将显著性检测运用到目标跟踪框架中，并利用均值漂移算法的运算机制预测中心位置，生成结合中心先验的显著图，有效降低非目标背景区域的影响；其次引入形变多样相似性匹配(DDIS)机制，如果目标丢失，则使用模板匹配重新定位目标以继续跟踪，提高连续跟踪的稳定性；然后得到准确的待注册目标区域，并缩小特征检测空间，此时对局部目标区域采用改进尺度不变性的 ORB 算法进行特征点检测与匹配，并采用随机抽样一致性(RANSAC)^[14]算法优化特征匹配质量；最后计算得到注册参数完成三维注册。利用本文方法对视频序列图像进行测试，通过实验验证，表明本文方法提高了跟踪精度，并有效解决目前跟踪注册方法中误差累计导致模型注册渲染失败的问题。本文方法在保持实时性的同时，跟踪注册效果更加稳定。

2 混合跟踪注册

本文混合跟踪注册主要分为 4 个部分，显著性检测模块、均值漂移算法跟踪模块、DDIS 目标重定位模块和三维注册模块，图 1 为整个算法的框架。

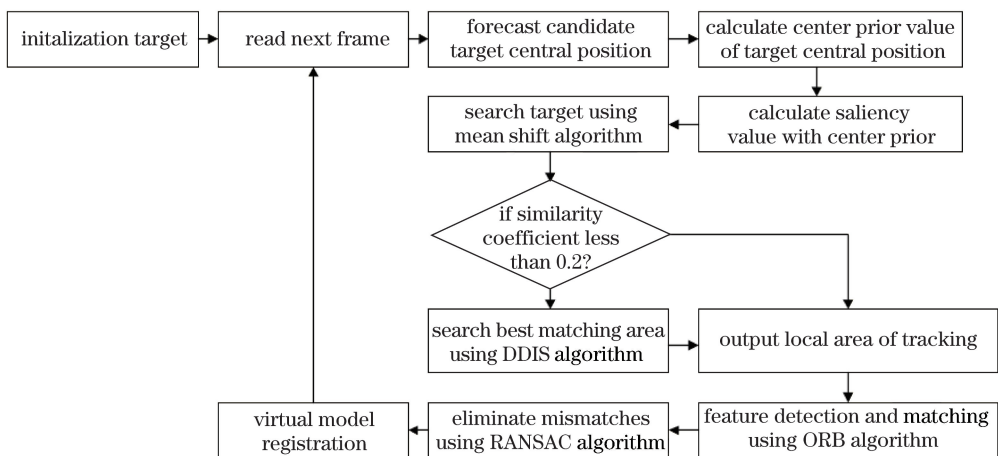


图 1 混合跟踪注册算法整体框架

Fig. 1 Overall framework of mixed tracking registration algorithm

2.1 基于中心先验的显著性检测

2.1.1 显著性检测算法

视觉注意机制能够对输入的图像序列进行有选择的处理,为目标跟踪算法筛选出有用信息,并且能够降低信息处理的计算量,从而提高信息处理的效率。

HC 算法^[15]是一种基于全局颜色对比度的显著性检测算法,一个像素的显著值是通过与图像中的所有其他像素的色差来定义的。视频序列图像 I 中每一个像素点表示为 I_k , I_k 为第 k 个像素点,其显著值定义为

$$S(I_k) = \sum_{\forall I_{ki} \in I} D(I_k, I_{ki}), \quad (1)$$

式中: $D(I_k, I_{ki})$ 为像素 I_k 和 I_{ki} 在 $L^*a^*b^*$ 空间的颜色距离度量, I_{ki} 为第 ki 个像素点。(1)式可以按照像素顺序展开为

$$S(I_k) = D(I_k, I_1) + D(I_k, I_2) + \dots + D(I_k, I_N), \quad (2)$$

式中: N 为图像 I 的像素数。由于忽略了空间关系,在这种定义下具有相同值的像素具有相同的显著值,那么对(2)式进行重排,使得具有相同颜色值 c_e 的像素归到一起,得到每个颜色的显著值,即

$$S(I_k) = S(c_1) = \sum_{j'=1}^{m'} f_e D(c_1, c_e), \quad (3)$$

式中: c_1 为像素 I_k 的颜色值; c_e 为某一类相同颜色值; m' 为图像中所含的颜色总数; f_e 为在 c_e 图像 I 中出现的概率; e 为某一颜色种类。

2.1.2 融合中心先验的显著性检测

在实际场景中,由于复杂背景的影响,目标区域可能不是唯一生成的显著区域,从而会影响目标跟

踪注册的质量,为此本文将中心先验与显著性检测融合,得到更加合理的显著图。而传统的中心先验理论以人的经验(重要的景物通常会位于视野的中央)作为图像显著性检验的先验知识,但是其更多地强调图像中心部分,会导致偏离中心的目标区域检测效果的下降^[16],因此基于采用均值漂移算法得到的目标预测位置来估计显著性目标区域,建立一个峰值位于候选目标预测中心位置 y_k 的二维高斯模型来定义中心先验值^[17],即

$$S'_{ic}(I_k) = \exp - \left(\frac{x_{I_k} - x}{2\delta_x^2} - \frac{y_{I_k} - y}{2\delta_y^2} \right), \quad (4)$$

式中: (x_{I_k}, y_{I_k}) 为图像的像素点坐标 (x, y) 为候选目标时预测得到的中心位置坐标; δ_x 和 δ_y 分别为水平和垂直的方差。

另外,为避免预测位置误差累计导致的中心偏差,在计算中心先验值时进行校正,即

$$S_{ic}(I_k) = \begin{cases} S'_{ic}(I_k), & B \geq \epsilon \\ 1, & B < \epsilon \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $S_{ic}(I_k)$ 为校正后的中心先验值; B 为由目标模型与候选模型计算得到的相似度量值; ϵ 为相似度量阈值。

本文通过相乘的方式将 2.1.1 节中得到的显著图与中心先验图进行融合,从而得到以目标预测中心位置形成的图像显著值,表达式为

$$S_i(I_k) = S(I_k) \cdot S_{ic}(I_k). \quad (6)$$

采用基于均值漂移算法得到目标预测位置的方法来估计较为可靠的显著区域,滤除由复杂背景引起的非目标区域的噪声,并且突出目标区域的显著性特征,显著性检测效果如图 2 所示。

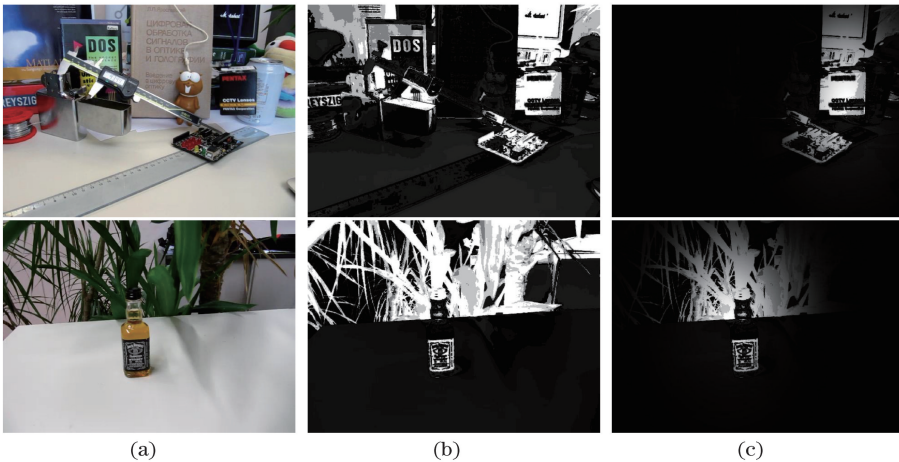


图 2 结合中心先验的显著性仿真结果。(a)原图像;(b)全局显著图;(c)中心先验显著图

Fig. 2 Simulation results of saliency combined with center prior. (a) Original image; (b) global saliency map; (c) saliency map with center prior

2.2 结合显著性检测的均值漂移算法

均值漂移算法^[6-8]是一种基于密度梯度上升的无参数估计方法。它采用目标的颜色直方图作为描述特征,利用相似度量函数计算目标模型和候选目标模型的相似性,通过不断迭代均值漂移向量使得算法收敛于目标的真实位置,从而达到跟踪的目的。然而其会受到相似颜色背景的干扰,导致无法得到正确的搜索目标。而采用 2.1 节的方法来检测目标显著性,可以均匀地突出目标,有效筛选显著信息,因此,本文将基于中心先验的显著性检测算法融合到均值漂移算法的框架中。对视频序列进行显著性检测,根据(6)式中计算得到的显著值,采用统计直方图的方法来描述目标模型,那么在初始帧的目标搜索框中,目标模型特征值 $u=1, \dots, m$ 的概率描述为

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \delta[b(x_i) - u], \quad (7)$$

式中: C 为归一化常数,使得所有特征值的概率和为 1; $k(\cdot)$ 为核函数,其作用是对各点加权以消除不同大小目标计算时的影响; x_0 和 x_i 分别为初始化搜索窗口的中心像素坐标和窗口内第 i 个像素坐标; $\delta[b(x_i) - u]$ 用来判断目标区域的 x_i 处的颜色值是否属于特征值 u ; $b(x_i)$ 为目标区域的 x_i 处的像素特征值; h 为核函数窗口大小,决定着权重分布;其他参数同目标模型描述。

同样地,假设在当前帧中,候选目标区域内以 y_k 为中心,候选目标模型特征值 $u=1, \dots, m$ 的概率描述为

$$p_u = C \sum_{j=1}^n k \left\| \frac{y_k - x_j}{h} \right\|^2 \delta[b(x_j) - u], \quad (8)$$

式中: y_k 和 x_j 分别为候选目标区域的中心像素坐标和第 j 个像素坐标;其他参数同目标模型描述。

利用 Bhattacharyya 系数计算目标模型 q_u 与候选模型 $p_u(y_k)$ 的相似性,具体定义为

$$U[q, p(y_k)] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_k) q_u}, \quad (9)$$

式中: $U[q, p(y_k)]$ 为 q_u 和 $p_u(y_k)$ 的 Bhattacharyya 系数,几何意义为单位向量余弦函数值; q 和 $p(y_k)$ 为目标特征模型和候选特征模型; q_u 和 $p_u(y_k)$ 为目标与候选目标不同特征值的直方图模型。 $\hat{U}(y_k)$ 的取值范围为 $[0, 1]$, 取值越大,此时的候选区域模型与目标模型相似度越高,候选区域越接近真实目标区域。

2.3 DDIS 重定位

利用动态跟踪窗口,采用均值漂移算法来解决

连续目标跟踪的问题,但是当背景杂乱或目标遮挡时,会影响目标跟踪效果甚至丢失目标。因此,将第一帧图像选择的跟踪注册目标保存为模板图像,利用(9)式计算此时的相似系数,若小于阈值 0.2,则认为目标丢失,此时采用形变多样相似性模板匹配算法对目标进行遍历映射,重新搜索目标,然后继续采用均值漂移算法进行目标跟踪,实现连续、准确的跟踪,增强系统的完整性。

DDIS^[18]是一种依赖于局部外观和几何信息的新的模板匹配度量方法,它对背景杂波、目标形变和受遮挡情况具有稳健性。DDIS 包括外观和形变两个相似性度量部分。定义 P 为模板点集, $P = \{p_t\}_{t=1}^N$, 其中 p_t 为第 t 个模板内的点, N 为模板点集的总数; Q 为目标点集, $Q = \{q_g\}_{g=1}^M$, 其中 q_g 为第 g 个目标内的点, M 为目标点集的总数; $p_t, q_g \in R^d$, R 为模板点与目标点的集合, d 为维数。对于点集 Q 中任意一点 q_g , 定义其外观模型的最近邻为

$$p_t = \text{NN}^a(q_g, P) = \underset{p_t \in P}{\text{argmin}d}(p_t^a, q_g^a), \quad (10)$$

式中: $d(p_t^a, q_g^a)$ 为两者外观模型之间的距离; p_t^a 和 q_g^a 为图像块 p_t 和 q_g 的外观模型; p_t^l 和 q_g^l 为图像块 p_t 和 q_g 的空间位置坐标; NN^a 为点 $p_t \in P$, $q_g \in Q$ 在外观属性上的最近邻。

定义 $\kappa(p_t)$ 为 $q_g \in Q$ 属于模板点集 P 最近邻的数目,即

$$\kappa(p_t) = |\{q_g \in Q \mid \text{NN}^a(q_g, P) = p_t\}|. \quad (11)$$

定义 q_g 和其最近邻 p_t 之间的位置距离为 $r_g = d(q_g^l, p_t^l)$, 距离越大,意味着由 p_t 到 q_g 的形变程度越大。由外观距离和位置距离可以得到 DDIS 的解析式为

$$D_{Q \rightarrow P}^{\text{DDIS}} = c \sum_{q_g \in Q} \frac{1}{r_g + 1} \cdot \exp\{1 - \kappa[\text{NN}^a(q_g, P)]\}, \quad (12)$$

式中 c 为正项。特别地,当 q_g 的最近邻是唯一时,即 $\kappa[\text{NN}^a(q_g, P)] > 1$, 则指数项较小, q_g 的贡献也较小。另外, q_g 与其 NN^a 的空间位置距离越大,那么 r_j 越大,其贡献也越小。

2.4 基于多尺度的 ORB 目标特征检测

利用混合跟踪方法得到待注册目标区域,对目标区域进行尺度空间 ORB 特征检测,得到具有尺度不变性和旋转不变性的二进制描述子,采用汉明距离匹配以后通常还存在错误匹配,这时采用随机抽样一致性算法进一步剔除错误匹配,由此计算出

注册参数,完成虚拟信息的注册。

2.4.1 特征点提取与描述

ORB由FAST特征检测和BRIEF描述符组成,虽然能够很好地抵抗图像的缩放、仿射和旋转变换,但是不具有尺度不变性。因此首先构建8层尺度金字塔,由原始图像作为第一层,原始图像1.5倍采样作为第二层,然后分别进行2倍下采样并将这两个序列图像交叉放置。为了既能精确检测特征点又能提高运算速度,采用每层中仅有一张不同模糊程度的图像。对图像进行FAST特征检测,如图3(a)所示,用

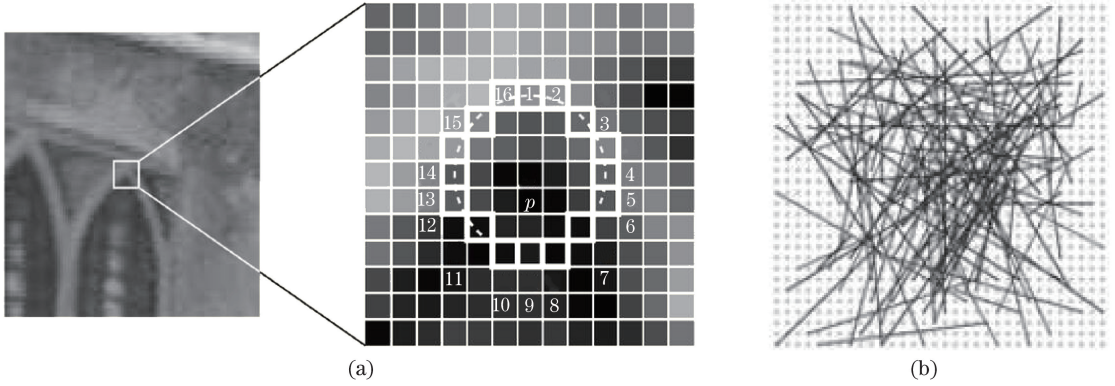


图3 特征提取示意图。(a) FAST特征检测;(b) BRIEF特征描述子

Fig. 3 Schematics of feature extraction. (a) FAST feature detection; (b) BRIEF feature descriptor

BRIEF是一种二进制描述子,对图像进行高斯滤波平滑处理以后,以某一特征点 p 为中心,选取 n' 个点,如图3(b)所示,通过二进制比较准则构建二进制串描述符,即

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) \geq q(y) \\ 0, & p(x) < q(y) \end{cases}, \quad (14)$$

式中: τ 被定义为一个二进制准则; $p(x)$ 和 $q(y)$ 分别对应点 x 和点 y 处的图像灰度值。以上过程重复 n' 次,得到长度为 n' 的一个二进制位,即

$$f_{n'}(p) = \sum_{1 \leq i \leq n'} 2^{i-1} \tau(p; x, y). \quad (15)$$

BRIEF描述子不具有旋转不变性,针对旋转性问题,ORB算法采用灰度质心法给每个特征点赋予方向信息,使描述向量具有旋转不变性,得到最终的描述子 $f_{n'}(p)$ 。

2.4.2 特征点匹配

采用汉明距离进行特征匹配,通过按位“异或”运算完成两个特征点的ORB描述符,得到两者的汉明距离。进行距离度量以后,仍旧存在着大量错误匹配,为提高注册精度,采用随机抽样一致性算法剔除错误匹配对,最终效果如图4所示,进而得到单应性矩阵并计算出相应的注册参数。

目标图像某一像素点 p' ,以半径 r 构造圆周,若圆周上存在 t' 个(一般取值为12)连续像素 q' ,则均满足

$$|I(p') - I(q')| > \gamma, \quad (13)$$

式中: $I(p')$ 为圆周中心像素的灰度值; $I(q')$ 为圆周上任意一像素点的灰度值; γ 为根据经验选取的阈值,则认为像素点 p' 为一个特征点。采用Harris响应函数对所有关键点进行排序,保留响应值大的前 T 个点。图像空间和相邻尺度空间的特征点通过二维二次函数插值和一维函数插值方式就可拟合出具有尺度不变性的特征点位置。

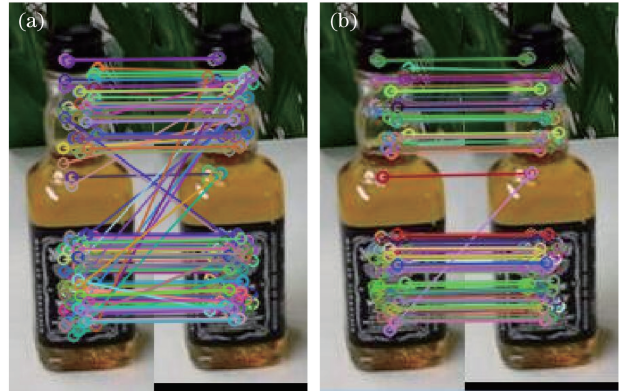


图4 特征匹配示意图。(a)汉明距离匹配;(b)剔除错误匹配

Fig. 4 Schematic of feature matching. (a) Hamming distance matching; (b) eliminating mismatches

3 实验结果与分析

本实验硬件配置为处理器 Intel(R)Core(TM)i7-6700 CPU,3.40 GHz,内存 32 G,Windows 7 操作系统,运行平台为 Matlab 2015b 和 Visual Studio 2015,基于 OpenCV 计算机视觉库和 OpenGL 图形库,摄像头为罗技 C270,手动标记目标在第一帧中的位置。

为验证算法的跟踪性能,将其与4种算法进行对比,具体包括尺度自适应均值漂移算法

(ASMS)^[6]、时空上下文跟踪算法(STC)^[19]、基于单一颜色特征的粒子滤波算法(PF)^[20]、基于角点的光流跟踪算法(LK)。其中,PF、ASMS是与本文方法类型一致的生成类目标跟踪算法,STC是与本文方法类型不同的判别类目标跟踪算法,LK是基于特征点跟踪的目标跟踪算法,它是目前增强现实跟踪注册中主流的跟踪算法。选取的视频数据集 Box 序列和 Liquor 序列分别包含背景杂波以及目标部分遮挡和完全遮挡的情况。

3.1.1 运动目标跟踪结果及分析

跟踪结果如图 5 所示,可以看出在 Box 序列中,PF 采用基于单一颜色特征方式,从 30 frame 以后产生错误跟踪,跟踪准确性差;ASMS 在 275 frame 以后丢失了目标;STC 在 260 frame 出现

跟踪漂移导致后续目标丢失;LK 在 300 frame 以后出现了较大的跟踪误差;而本文方法加入了中心先验的显著性检测,克服了相似背景的干扰,引入重定位模块后,提高了杂乱背景下的跟踪稳健性,仍能稳健地跟踪目标。在 Liquor 序列中,STC 表现次优;而 ASMS 和 PF 在 350 frame 左右都发生错误跟踪的情况;ASMS 采用单一颜色特征描述目标模型,在 355 frame 时,目标受部分遮挡,之后更是错误跟踪了另一个相似目标;LK 在 386 frame 时目标出界,以后更是无法重新找回目标;而本文算法整体跟踪情况良好,在 507 frame 时,目标被完全遮挡,此时相似系数小于阈值,采用 DDIS 搜索目标,重新定位目标,认为 509 frame 时寻找到目标并继续跟踪,提高了跟踪的稳定性。

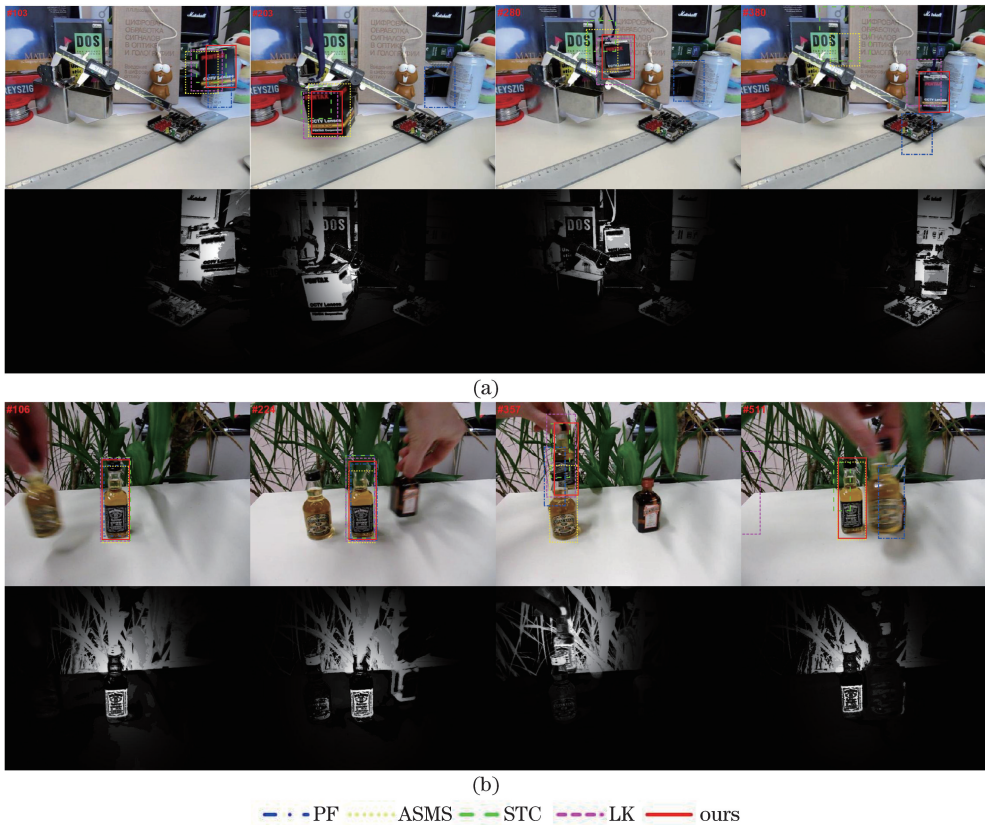


图 5 各算法的跟踪结果。(a) Box 序列;(b) Liquor 序列

Fig. 5 Tracking results of different algorithms. (a) Box sequence; (b) Liquor sequence

为更加直观地表示各跟踪算法的跟踪精度,采用中心误差^[21]进行定量分析,如图 6 和表 1 所示,在背景杂波的 Box 序列中,本文结合显著性检测的混合跟踪方法,取得最优跟踪结果,平均中心误差约 7.85212 pixel,远远优于其他 4 种方法;在目标遮挡变化的 Liquor 序列中,本文方法平均中心误差小于 STC,约为 6.51653 pixel,仍优于另外 2 种基于单一颜色特征的目标跟踪算法及基于角点的光流跟踪算

法。实验结果表明,本文混合跟踪方法在背景杂波、目标遮挡等可能导致目标丢失的情况下,均具有较好的跟踪效果。

3.1.2 算法时间对比与分析

表 2 为本方法与其他 4 种对比算法在 Box 序列和 Liquor 序列上的平均速度,可以看出,粒子滤波算法的速度总体上最慢,而本文方法相比较时空上下文算法、尺度自适应均值漂移算法及光流算法跟

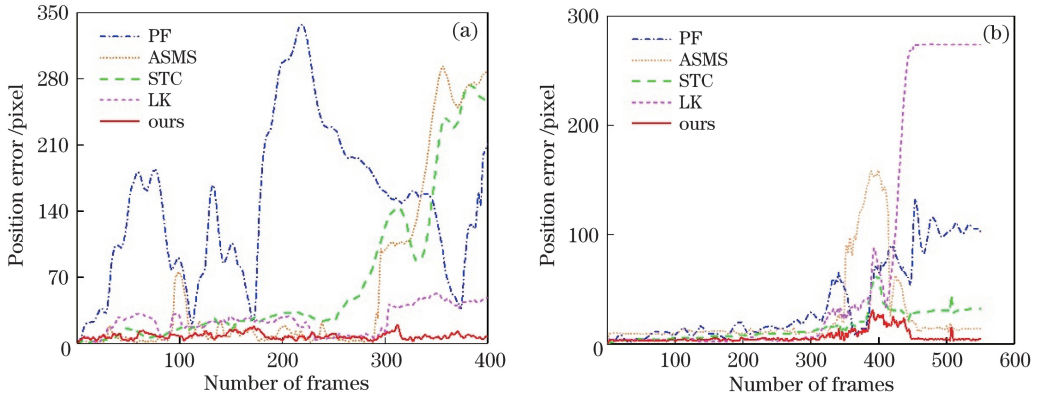


图 6 各算法的中心位置误差。(a) Box 序列;(b) Liquor 序列

Fig. 6 Central position errors of different algorithms. (a) Box sequence; (b) Liquor sequence

表 1 各算法平均中心误差

Table 1 Average central errors of different algorithms

pixel

Data set	PF	ASMS	STC	LK	Ours
Box	146.11100	61.06960	65.73240	23.97990	7.85212
Liquor	38.59540	27.25650	16.22620	70.19360	6.51653

表 2 各算法的平均速度对比

Table 2 Comparison of average tracking speeds of different algorithms

frame/s

Data set	PF	ASMS	STC	LK	Ours
Box	4.2	33.2	28.5	39.8	23.1
Liquor	7.1	31.8	32.7	40.2	26.4

踪,虽然运算速度相对较慢,但是加入了中心先验的显著性检测及重定位模块,准确性和稳定性有较大的提高,且基本满足实时性的需求。

3.2 运动目标的注册结果对比及分析

对视频每一帧场景进行渲染注册,将虚拟彩色立方体渲染到盒子和瓶子的正前方。截取 4 个不同阶段的跟踪注册情况,如图 7(a)所示,可以看出,随着帧数增加,渲染的彩色立方体偏移明显较大,且光流法在跟踪过程中,由于错误跟踪了一些特征点,因

此特征点出现误匹配,从而出现较大的注册误差。而在图 7(b)中,本文方法在待注册目标移动过程中,混合跟踪注册方法不易丢失目标,彩色立方体可较为准确地与待注册目标区域融合。在 Liquor 序列中,如图 8(a)所示,ORB 特征与光流法在 355 frame 目标受到部分遮挡以后,彩色立方体的姿态发生变化,随着图像帧数增加误差不断累积,当在 397 frame 时,目标超出边界以后已经无法正常渲染注册。而如图 8(b)所示,本文方法在受到遮挡以后

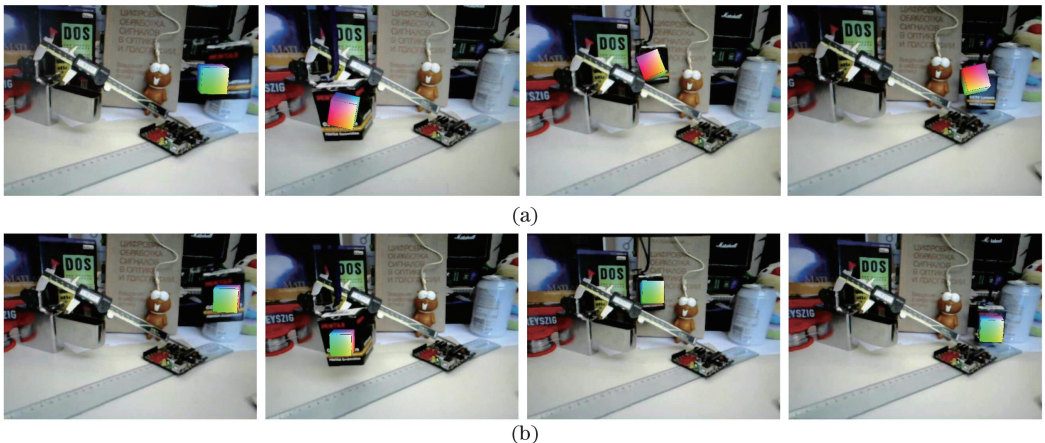


图 7 Box 序列跟踪注册结果。(a) ORB 特征与光流法;(b)本文方法

Fig. 7 Tracking registration results of Box sequence. (a) ORB feature and optical flow method; (b) proposed method

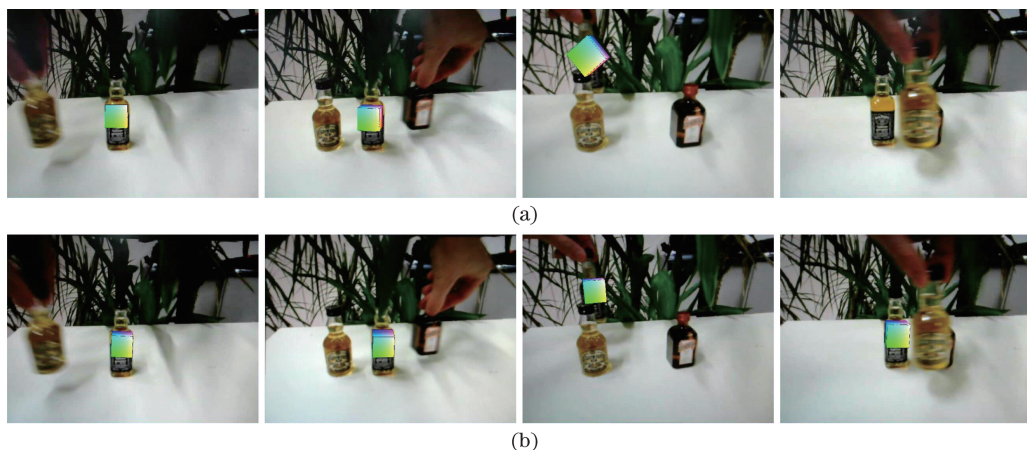


图 8 Liquor 序列跟踪注册结果。(a) ORB 特征与光流法;(b)本文方法

Fig. 8 Tracking registration results of Liquor sequence. (a) ORB feature and optical flow method; (b) proposed method

渲染注册也受到一定的干扰,但是在后续变化中,仍能保持彩色立方体放置在瓶子的正前方,不受影响。综上分析,本文增强现实跟踪注册方法有着更好的稳定性。

4 结 论

针对目前增强现实系统基于特征点的跟踪注册方法存在的问题,本文采用中心先验的显著性检测,抑制相似背景区域对运动目标的干扰,提高了均值漂移算法的跟踪准确性,并且结合 DDIS 算法,在目标丢失时重新初始化目标,保证了跟踪注册的稳定性和准确性。在跟踪到的待注册目标的基础上采用 ORB 算法进行特征检测,在保持尺度、旋转等不变的同时,确保运算速度和准确性。实验结果表明,本文增强现实混合跟踪注册方法在复杂背景下具有更好的精确性,在目标受遮挡或者目标丢失等长时间跟踪的场景中,依旧可以较为准确地进行注册,因此具有更好的稳定性。本文方法对纹理丰富的对象有很好的适用性,但是没有考虑到基于特征点方式对于弱纹理或者无纹理对象可能出现的跟踪注册失败的问题。下一步拟从轮廓特征的角度,研究无纹理物体的增强现实跟踪注册姿态求解问题。

参 考 文 献

[1] Wang Y, Zhang S S, Bai X L. A 3D tracking and registration method based on point cloud and visual features for augmented reality aided assembly system [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2019, 37(1): 143-151.

王月, 张树生, 白晓亮. 点云和视觉特征融合的增强现实装配系统三维跟踪注册方法[J]. 西北工业大学

学报, 2019, 37(1): 143-151.

- [2] Zhou Y, Yan D Y, Wang Y T, *et al.* A registration method in augmented reality [J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5(5): 430-433.
周雅, 闫达远, 王涌天, 等. 一种增强现实系统的三维注册方法 [J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(5): 430-433.
- [3] An Z, Xu X P, Yang J H, *et al.* Three-dimensional tracking registration method based on semantic object matching [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1212002.
安喆, 徐熙平, 杨进华, 等. 基于语义目标匹配的三维跟踪注册方法 [J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1212002.
- [4] Li Y, Yin D. AR tracking and registration method based-on TLD algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(9): 2062-2067, 2072.
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.
- [5] Zhang Z Y, Liu Y Y. Tracking and AR registration based on SURF and optical flow method [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(3): 166-170.
张志禹, 刘耀阳. 基于 SURF 与光流法的增强现实跟踪注册 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(3): 166-170.
- [6] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C] // Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2000 (Cat. No. PR00662), June 15-15, 2000, Hilton Head Island, SC, USA. New York: IEEE, 2000: 6651771.
- [7] Vojir T, Nohkova J, Matas J. Robust scale-adaptive mean-shift for tracking [J]. Pattern Recognition

- Letters, 2014, 49: 250-258.
- [8] Chu H X, Xie Z Y, Wang K J. An improved Camshift target tracking algorithm based on joint color-texture histogram[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(3): 145-152.
初红霞, 谢忠玉, 王科俊. 一种结合颜色纹理直方图的改进型 Camshift 目标跟踪算法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(3): 145-152.
- [9] Liu B, Zheng K K. Mean shift object tracking method based on four channel non-separable wavelets [J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2018, 35(1): 13-22.
刘斌, 郑凯凯. 基于四通道不可分小波的均值漂移目标跟踪方法[J]. 量子电子学报, 2018, 35(1): 13-22.
- [10] Hu W. A new Meanshift robust tracking method for fast-moving target [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(1): 140-143.
胡威. 一种新的 Meanshift 快速运动目标鲁棒跟踪方法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(1): 140-143.
- [11] Tong G F, Li Y, Liu N, *et al.* Mixed feature extraction and matching for large affine scene [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1115003.
佟国峰, 李勇, 刘楠, 等. 大仿射场景的混合特征提取与匹配[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1115003.
- [12] Chen B, Sun T Q, Liu A X. Influence of speckle noise on image registration based on feature point matching [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 121103.
陈波, 孙天齐, 刘爱新. 散斑噪声对基于特征点匹配的图像配准的影响[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 121103.
- [13] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [14] Fang W H, Chen X Y, Liu D. Fast calculation method for low dynamic carrier velocity based on improved Harris [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(4): 0415001.
方文辉, 陈熙源, 柳笛. 基于改进 Harris 的低动态载体速度的快速计算方法[J]. 光学学报, 2018, 38(4): 0415001.
- [15] Cheng M M, Zhang G X, Mitra N J, *et al.* Global contrast based salient region detection [C] // CVPR 2011, June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE, 2011: 409-416.
- [16] He C, Chen Z X, Liu C Y. Bottom-up image saliency target detection via bottom-up [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2016, 27(8): 886-892.
贺超, 陈振学, 刘成云. 自底向上的图像显著目标检测研究[J]. 光电子·激光, 2016, 27(8): 886-892.
- [17] Zhou S J, Ren F J, Du J, *et al.* Salient region detection based on the integration of background-bias prior and center-bias prior [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(5): 584-595.
周帅骏, 任福继, 堵俊, 等. 融合背景先验与中心先验的显著性目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(5): 584-595.
- [18] Talmi I, Mechrez R, Zelnik-Manor L. Template matching with deformable diversity similarity [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 1311-1319.
- [19] Zhang K H, Zhang L, Liu Q S, *et al.* Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning [M] // Fleet D, Pajdla T, Schiele B, *et al.* Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8693: 127-141.
- [20] Nummiaro K, Koller-Meier E, van Gool L. An adaptive color-based particle filter [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [21] Wu S D, Bao H, Zhang C B, *et al.* Particle filter tracking based on visual saliency feature [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(11): 934-942.
吴世东, 鲍华, 张陈斌, 等. 基于视觉显著性特征的粒子滤波跟踪算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(11): 934-942.