

高效的胃镜图像肿瘤跟踪算法

刘全胜¹, 江艳梅², 杨景超^{2*}, 马鹏程³

¹河北公安警察职业学院警务科研处, 河北 石家庄 050091;

²河北交通职业技术学院经济管理系, 河北 石家庄 050091;

³识途科技(广州)有限责任公司, 广东 广州 511458

摘要 根据胃镜下的肿瘤特征,利用基于加速稳健特征(SURF)的模板匹配跟踪算法对肿瘤进行跟踪,通过去除特征点的误匹配点,提高了跟踪定位精度。在基于 SURF 的匹配跟踪算法中,利用匹配特征点的聚类中心及包围特征点的最小圆位置,测量了每帧跟踪效果。对两组胃窥镜下病灶的视频帧进行跟踪实验,结果表明,改进的基于 SURF 的匹配跟踪算法具有较好的稳定性和跟踪精度。

关键词 机器视觉; 加速稳健特征; 模板匹配; 肿瘤; 跟踪

中图分类号 TN958.98

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.071504

Efficient Tumor Tracking Algorithm for Gastroscopy Image

Liu Quansheng¹, Jiang Yanmei², Yang Jingchao^{2*}, Ma Pengcheng³

¹Police Scientific Research Office, Hebei Vocational College of Public Security Police, Shijiazhuang, Hebei 050091, China;

²Department of Economic Management, Hebei Jiaotong Vocational and Technical College, Shijiazhuang, Hebei 050091, China;

³Situ Technology (Guangzhou) Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 511458, China

Abstract According to tumor features under gastroscopy, the template matching tracking algorithm based on speeded up robust features (SURF) are adopted to track the tumor image. Mismatching points of features are removed to improve the tracking accuracy. In matching tracking algorithm based on SURF, the clustering center of matching feature points and smallest circular position around the feature point are used to measure tracking effect of each frame. Video frames of two groups of gastroscopic lesions are regarded as experiment dataset for target tracking tests. Results show that the improved matching tracking algorithm based on SURF has good stability and tracking accuracy.

Key words machine vision; speeded up robust features; template matching; tumor; tracking

OCIS codes 150.1135; 150.6910; 280.3640

1 引言

肠道肿瘤是临床上比较多见的一类疾病,如小肠和大肠的良/恶性肿瘤。在肿瘤刚发生时,患者可能无症状或者症状很轻,这会影响医务人员诊断,进而导致患者错过最佳治疗期^[1]。结直肠癌在中国的发病率居肿瘤类第三位,中国结直肠癌病人的 5 年生存率只有 50%^[2]。而这类肿瘤需要借助胃镜、肠镜等仪器进行检测,因此,高效检测与定位肠道肿瘤,对医生给出相应治疗具有重要的意义。

目前,肠道肿瘤的主要检测手段是使用柔性胃镜末端镜头拍摄图像,并判断食道、胃以及十二指肠是否有溃疡或者息肉等病灶,然后通过镜体内工作腔道输送器械对病灶进行组织活检与手术治疗^[3]。而面向自然腔道微创介入方法,通过引入载体感知(如视觉信息等)降低内镜介入治疗机械操作对人体组织的接触力,降低手术对人体二次伤害的风险^[4]。进行胃镜下病变观察或手术时,存在以下问题:1) 肠壁与肿瘤颜色、纹理很相似,这对观察肿瘤造成困扰;2) 肠壁中镜头内肿瘤数量较多时,随着胃

收稿日期: 2018-09-14; 修回日期: 2018-10-18; 录用日期: 2018-10-30

* E-mail: 280573306@qq.com

镜头的晃动,肿瘤位置容易缺失,难以进行辨识;
3) 肠内肿瘤种类多,性状不明显时,对医生辨别恶性肿瘤的经验或者技能要求较高。因此,需要通过基于胃镜图像处理的方法,准确高效跟踪肿瘤的位置,提高医生诊断的效率和效果。

对视频目标进行跟踪时,可以通过提取 Context 特征并采用流行学习理论实现对行人的稳健跟踪^[5];也可以通过提取角点、局部二元模式(LBP)纹理描述子等进行车辆的检测与跟踪定位^[6];理论上,目标区域和背景区域相似时,跟踪目标在标记过程中会发生漂移,Possegger 等^[7]提出了基于颜色的稠密自由模型,并在目标跟踪方面取得了不错的效果。然而,在匹配跟踪中,特征提取是目标匹配的重要依据,尺度不变特征变换(SIFT)^[8]是图像匹配领域的经典特征,在图像保真^[9]、块匹配^[10]、物体识别和人脸识别^[11]等领域具有广泛应用,能够解决目标旋转、缩放、平移、光照影响以及目标遮挡等问题。由于视频跟踪对实时性要求较高,SIFT 特征提取需要花费较多的计算时间,难以满足实时性要求;而加速稳健特征(SURF)算法^[12]是 SIFT 的快速算法,其稳定性好。此外,多数基于模板匹配的跟踪算法要求目标与模板尺寸相同,而不同视角观察目标时目标大小并非完全一致,因此跟踪精度难以保证。另外,虽然部分特征提取算法可以提取较多的特征点,但这些特征点中有很多并不属于目标特征,尤其是像肿瘤这种相对较小的目标。因此,基于特征点的稳健目标跟踪算法是解决这些问题的重要手段之一。

对于视频跟踪算法的研究已经有一些公开的标准数据库,如视觉目标跟踪数据库(VOT),其包含

VOT14^[13]和 VOT13^[14]等。这些视频数据包包含多种光照变化情况、运动突变、相机晃动、目标形变、显著性比例与遮挡等目标跟踪的干扰因素,且已对目标完成了标注,该数据集对目标的跟踪也有相对完整的评估准则。然而,对于胃镜肿瘤的跟踪还没有相关的数据集,也没有统一的胃镜图像中肿瘤目标跟踪的评价准则。

为了解决上述问题,本文首先对网络公开的一段 600 帧的胃镜肿瘤检测视频进行标注,并构建实验数据集,制定针对胃镜肿瘤跟踪算法的评价准则;然后,针对胃镜中的肿瘤高效跟踪问题,提出一种基于 SURF 特征的快速有效的肿瘤跟踪算法,该算法通过提取视频帧中的感兴趣区域,减少了视频中无关信息的影响,利用模板匹配、SURF 特征提取以及引入去除误匹配等策略,构建基于有效特征点的自适应肿瘤目标匹配跟踪算法;最后,通过与 SIFT 特征、加入和未加入去除误匹配策略进行对比实验,分析评估跟踪算法的性能。

2 感兴趣区域提取

在进行跟踪前,需要去除视频图像内无关区域,并留下胃镜视野内感兴趣区域(ROI)。由于胃镜镜头内部采集的图像为圆形区域,故而截取圆形 ROI 作为研究分析的图像。

确定 ROI 的方法:根据视频界面显示属性[左侧为视频采集的时间、相机型号等信息,右侧为胃镜采集的内腔中含有肿瘤的图像,如图 1(a)所示]和所采集图像的颜色特征,找到镜头视野中心坐标(C_x, C_y)以及视野边界的长和宽,获取镜头视野内半径,进而设置相应的掩模图像,在原图像中获取 ROI,如图 1(b)所示。

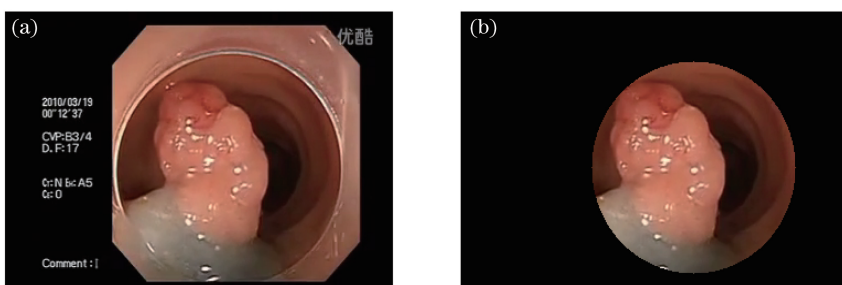


图 1 ROI 的获取过程。(a)视频界面;(b)获取的 ROI

Fig. 1 Acquisition process of ROI. (a) Video interface; (b) acquired ROI

3 肿瘤目标跟踪算法

肿瘤目标跟踪的主要流程为:1) 选取待跟踪的

目标模板 t 并提取特征模板,对每个视频帧 f 进行特征提取,获取 f 与 t 中匹配的特征点;2) 引入去除误匹配点策略,得到最终匹配的特征点;3) 利用最小圆

形区域包围正确匹配的特征点,对每一帧的肿瘤目标

进行有效跟踪,具体流程如图 2 所示。

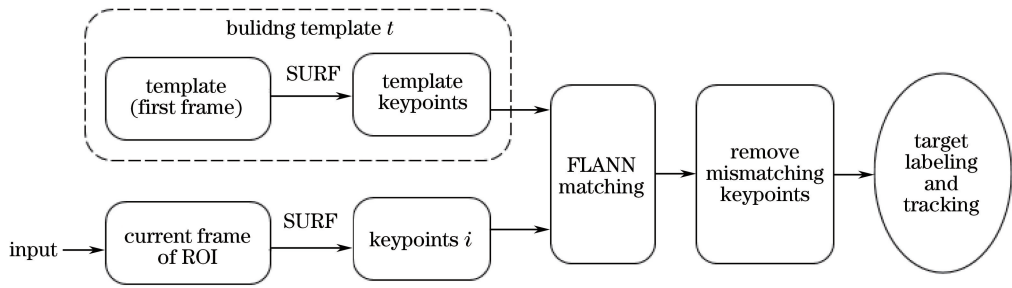


图 2 所提算法流程图

Fig. 2 Flow chart of proposed method

3.1 模板匹配法

在计算机视觉领域,目标跟踪算法在车辆、行人等跟踪方面具有广泛应用,但在医学肿瘤方向应用较少。本文将目标跟踪方法应用于胃窥镜视频中,运用模板匹配算法进行胃镜下肿瘤跟踪。在切除肿瘤的微创手术过程中,需要准确寻找肿瘤位置并进行标注,给医生或者医疗机器人辅助视觉以便于切除病灶。

模板匹配中,相关系数法是目标跟踪算法的经典方法之一。其思想为:在视频的一帧图像内,计算相关系数,找到相关系数最小的位置,根据模板大小确定当前帧跟踪的目标。利用模板匹配中差值平方和(SSD)^[15]与互相关性衡量模板与视频每帧目标之间的相似性。

1) SSD

$$d(u, v) = \sum_{x, y} [(f(x, y) - t(x - u, y - v))]^2, \quad (1)$$

式中: u, v 分别为模板的长和宽; f 和 t 分别为输入图像和模板图像; d 为欧氏距离平方; x, y 为当前坐标。(1)式可以展开为

$$d(u, v) = \sum_{x, y} f^2(x, y) - 2f(x, y)t(x - u, y - v) + t(x - u, y - v)^2, \quad (2)$$

式中: $\sum_{x, y} f^2(x, y)$ 为局部图像能量,近似为常数; $\sum_{x, y} t(x - u, y - v)^2$ 为常数。(2)式中中间项表示输入图片与模板之间的互相关性,即

$$c(u, v) = f(x, y)t(x - u, y - v). \quad (3)$$

互相关性度量图像和模板之间的相似程度, c 值越大, f 与 t 之间越相似,而 SSD 中, d 值越小,二者之间越相似。

2) 模板确定

模板大小通常根据经验确定,紧帖目标轮廓或

者包含太多背景模板都不合适,前者的模板太小,对目标的变化太敏感,很容易丢失目标;后者正相反,目标变化时,算法却没有响应。一般而言,目标所占模板的比例在 40%~60% 为佳。在模板匹配跟踪算法中,确定模板及其尺寸后,不管目标如何变化,标记的尺寸不会改变,始终保持与模板相同,这是该算法的不足,对所跟踪目标缺少标记的自适应性。因此,采用基于特征点的目标区域自适应提取,目标特征点的选取决定了目标区域提取的精确度,为了提高特征点的精确度,选取肿瘤占据约 80% 的模板,且模板尽可能精确(包含较少的非肿瘤的干扰因素)。

3.2 基于 SURF 的匹配算法

目前,效果较好的特征点算法有 SIFT 和 SURF 等。SURF 特征提取时,首先,对图像积分(盒式滤波器)构建 Hessian 矩阵;然后,根据 Hessian 矩阵判别式判断极值点,改变滤波器的尺度生成尺度空间,根据 Hessian 阈值初步确定特征点,插值确定精确特征点,并基于统计特征点领域内 Harr 小波特征选取特征点主方向;最后,根据主方向和对 Harr 小波响应的统计构造 SURF 特征点描述子。本文实验中,Hessian 的阈值为 800。

SURF 相较于 SIFT 特征具有一定的优势,两者主要有以下区别:1) SIFT 特征生成的第一个阶段,在尺度空间中保持高斯滤波器不变,而图像自身的尺寸变化,SURF 特征生成的尺度空间中,改变滤波器大小,而图像尺寸不变,能够提高速度和精度;2) 筛选极值点的过程中,SIFT 特征先抑制非极大值,再去除低对比度点和边缘点,SURF 则反之,先用 Hessian 矩阵确定极值点,再抑制非极大值,减少了极值点之间计算筛选的过程;3) 在描述子方向上,SIFT 特征可能会有多个方向,而 SURF 方向只有一个;4) 在描述子维度上,SIFT

特征是 128 维的特征向量,而 SURF 特征是 64 维的特征向量,在后续的匹配过程中,大量缩短了计算时间。因此,鉴于 SIFT 算法的计算复杂度高,不利于实时跟踪,本文采用稳健性较好的 SURF 算子作为特征匹配的特征描述子,并与 SIFT 算子的效果进行对比。

在视频的第一帧选取模板 t (同模板匹配算法),作为 SIFT/SURF 特征匹配的模板图像,随后,进行以下环节:

1) 如图 3 所示,针对图 1(b)的图像提取 SIFT/SURF 特征关键点。

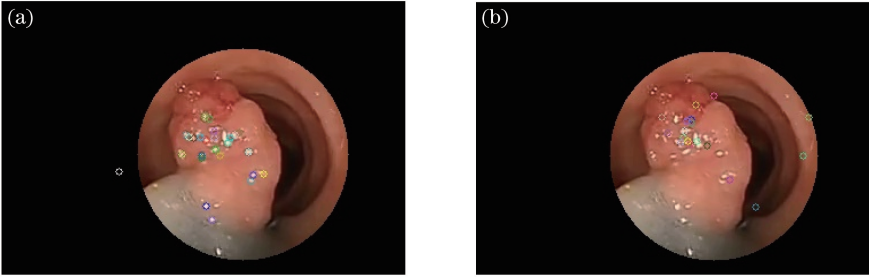


图 3 特征点提取(第 2 帧)。(a) SIFT;(b) SURF

Fig. 3 Feature point extraction (2nd frame). (a) SIFT; (b) SURF

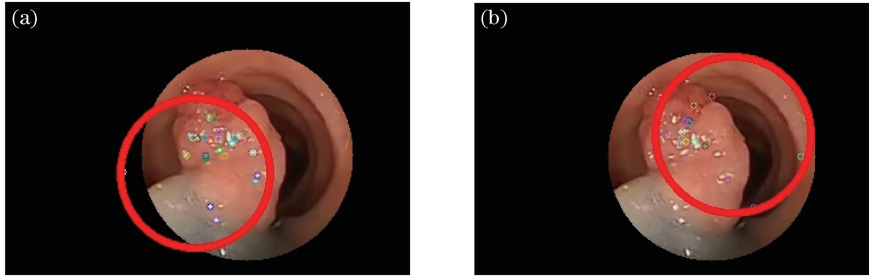


图 4 包含所有特征点的最小圆形区域。(a) SIFT;(b) SURF

Fig. 4 Smallest circular region containing all feature points. (a) SIFT; (b) SURF

3.3 基于 SURF 和去除误匹配点的跟踪算法

从图 1 可以看出,胃镜视频内,肿瘤和肠壁颜色、纹理以及亮度都很相近,这对特征提取匹配带来很大干扰,因此,视频帧中留下的匹配特征点存在一些误匹配。这对肿瘤的标记产生很大影响,会造成跟踪的肿瘤中包含过多的冗余信息,影响观测效果。所以改进 SURF 匹配算法跟踪,去除误匹配点。

将匹配点进行聚类,先找到质心(C_x, C_y),计算特征点到质心的距离,如果该距离在某个阈值外,由肿瘤自身的大小可知,该匹配点很可能是误匹配点。对如图 3 所示的特征点进行误匹配点去除后,再对留下的匹配点提取最小圆形区域,标记肿瘤位置,去除误匹配的标记区域如图 5 所示。图 4 所示为当前

2) 计算特征向量。

3) 利用快速近似最近邻搜索库(FLANN)算法匹配当前的特征点向量和第一帧模板图像中的特征点向量。

4) 快速计算当前特征点和第一帧模板图像中特征点的特征向量之间的最大和最小距离。

5) 提取当前特征点和第一帧模板图像中特征点匹配的距离小于 2 倍最小距离的特征点。

6) 如图 4 所示,提取包含 5) 中所有特征点的最小圆形区域,标记肿瘤位置。视频中每一帧都进行如上处理,最终实现肿瘤目标跟踪。

图像特征点与模板匹配提取的肿瘤最小圆形区域,图 5(a)和图 5(b)分别给出了基于 SIFT 和 SURF 特征点的肿瘤最小圆形区域。对比图 4 和图 5 可知,通过去除误匹配特征,剔除了肠壁上一些误匹配的特征点,使得匹配的特征点基本都是肿瘤上的特征点,从而提高了提取最小圆形区域(目标区域)的精度。由于最小圆形区域(跟踪目标)即为肿瘤所在的区域,因此,去除误匹配之后,最小圆形区域去除了肠壁等非肿瘤信息,使得跟踪的肿瘤区域更精确。去除误匹配的具体计算过程如下。

1) 计算质心

$$C_x = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n K_{xi}, \quad (4)$$

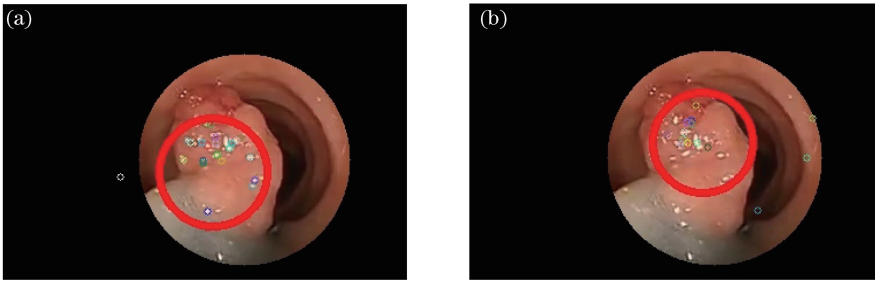


图5 去除误匹配点的最小圆形区域。(a) SIFT;(b) SURF

Fig. 5 Smallest circular region without mismatching points. (a) SIFT; (b) SURF

$$C_y = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n K_{yi}, \quad (5)$$

式中: (K_{xi}, K_{yi}) 为第 i 个匹配特征点坐标; n 为匹配特征点的个数。

2) 去除误匹配点

根据特征点的距离和距离阈值, 去除匹配错误的特征点, 具体算法过程为

```

 $D_{\text{dist}} = \sqrt{(K_{xi} - C_x)^2 + (K_{yi} - C_y)^2}, i = 1, 2, 3, \dots, \text{size of}(M_{\text{match\_kpt}})$ 
for  $D_{\text{dist}} > T_{\text{thresh}}$ 
delete  $(K_{xi}, K_{yi})$ ;
end
```

根据肿瘤自身的大小, 设定经验距离阈值 $T_{\text{thresh}} = 70$, $\text{size of}(M_{\text{match_kpt}})$ 表示当前帧与模板匹配的特征点数量。

4 实验结果及分析

4.1 数据库及评估标准

目前在乳腺肿瘤检测^[18]等研究方面已有一些数据集, 但胃窥镜肿瘤跟踪定位研究相对较少, 没有标准的肿瘤视频数据库和评估准则供研究者参考。本文采用网络公开的胃镜内视频评估以上算法性能: 第一组为胃窥镜下病灶手术的视频, 该视频包含大量干扰信息, 因此, 共截取视频中干扰相对较小的 30 帧图片; 第二组为胃窥镜下肿瘤检测视频, 共 600 帧图片。两组数据用来验证所提算法的稳健性和准确性。

在行人、车辆等目标跟踪的评估准则中, 利用跟踪的视频帧目标与标记真值之间的相关性度量算法的精确性(标记框覆盖目标的面积)和稳健性(重新初始化的次数)。本文借鉴现有的算法评估准则, 对比标记部分覆盖目标的比例, 当标记框内肿瘤覆盖面积大于当前帧肿瘤面积的 80%, 且标记框的面积不能大于当前帧肿瘤面积的 1.5 倍时, 认为能够准

确跟踪, 否则认为不能正确跟踪肿瘤。通过比较跟踪成功率评判算法的精确性, 并将处理每一帧的平均时间作为评判实时性的度量。

4.2 定性分析

实验采用 OpenCV 2.4.8, Visual Studio 2013 软件进行算法实验, 电脑配置为内存 4 GB, 64 位 Windows7 操作系统。

图 6 为一组胃窥镜下病变区域基于 SURF 特征去除误匹配的跟踪结果。其中图 6(a)为选取的模板; 图 6(b)为模板区域的 SURF 特征点; 图 6(c)~(f)分别为第 3 帧、第 7 帧、第 12 帧和第 18 帧病变区域的跟踪结果。为了清晰展示 SURF 特征的特性, 采用小圈表征 SURF 特征点, 大圈表示最小圆形区域, 即跟踪的目标区域。

由图 6(c)和 6(d)可知, 所提算法标记的最小圆形区域基本包含了病灶区域, 能够较好地跟踪视野内的病灶区域; 图 6(e)匹配的特征点不全面, 小部分病灶区域未标记, 但对跟踪效果影响较小; 图 6(f)视野范围变化较大, 且病灶形变较大, 正确匹配的特征点大量减少, 目标跟踪丢失较多, 影响跟踪效果。

为了方便描述, 对基于 SIFT/SURF 特征点直接匹配跟踪的算法简称为基于 SIFT/SURF 算法, 对引入去除误匹配点的基于 SIFT/SURF 跟踪算法简称为改进的 SIFT/SURF 算法。对上述 4 种方法利用 600 帧图像进行跟踪实验。由于视频帧中临近帧之间镜头移动微小, 不易察觉, 因此, 给出代表性视频段的连续三帧的实验结果, 如图 7 所示。

图 7 第 5~7 帧和第 105~107 帧中, 肿瘤未发生较大移动, 且与模板的尺寸相似, 因此能够完全跟踪。改进算法对肿瘤的标记更准确, 标记圆及其覆盖面积的比值更接近于 1。图 7 第 245~247 帧为含有运动模糊的视频帧, 依然能够精确跟踪标记肿瘤, 可见 SIFT/SURF 特征的稳健性较高, 有效克服了

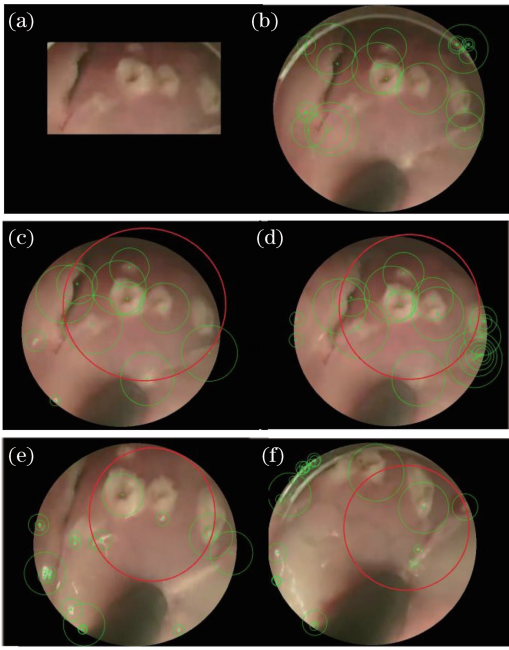


图 6 胃窥镜病灶区域部分跟踪结果图。(a)模板；
(b) SURF；(c)~(f)跟踪结果

Fig. 6 Part of tracking results for lesion region in gastroscopes.

(a) Template; (b) SURF; (c)~(f) tracking results

运动模糊对肿瘤跟踪的影响。图 7 第 328 ~ 330 帧为含有黑色介入工具的视频帧,介入工具属于干扰目标,在 SIFT 特征检测结果中明显具有较多特征点分布于介入工具上,标记圆也倾向于标记介入工具而非肿瘤;SURF 特征检测结果优于 SIFT 特征检测结果,说明 SIFT 特征比较敏感,对于基于特征点的肿瘤区域提取相比 SURF 干扰点较多。图 7 第 458 ~ 460 帧中,由于镜头的拉近,目标从小变大,此时仍然能够检测到肿瘤并跟踪,对比基于 SIFT 和 SURF 算法的跟踪效果,SURF 算法的跟踪精度更高,标记圆及其对肿瘤的覆盖面积比值更接近于 1。

整体来看,改进的 SURF 算法跟踪标记效果较好,SURF 特征对镜头内介入工具、亮斑点光等干扰的稳健性较好。

4.3 定量分析

对 600 幅图像的跟踪结果进行统计,按照评价标准对不同的方法进行比较,结果如表 1 所示。由表 1 可知,所提算法的跟踪正确率明显高于其他算法。在肿瘤区域跟踪中,SIFT 算法虽然可以提取更多的特征点,但是存在较多的非肿瘤部分的点,造成肿瘤区域选取过大,使得跟踪正确率低于 SURF 算法。而改进算法剔除了误匹配点,提

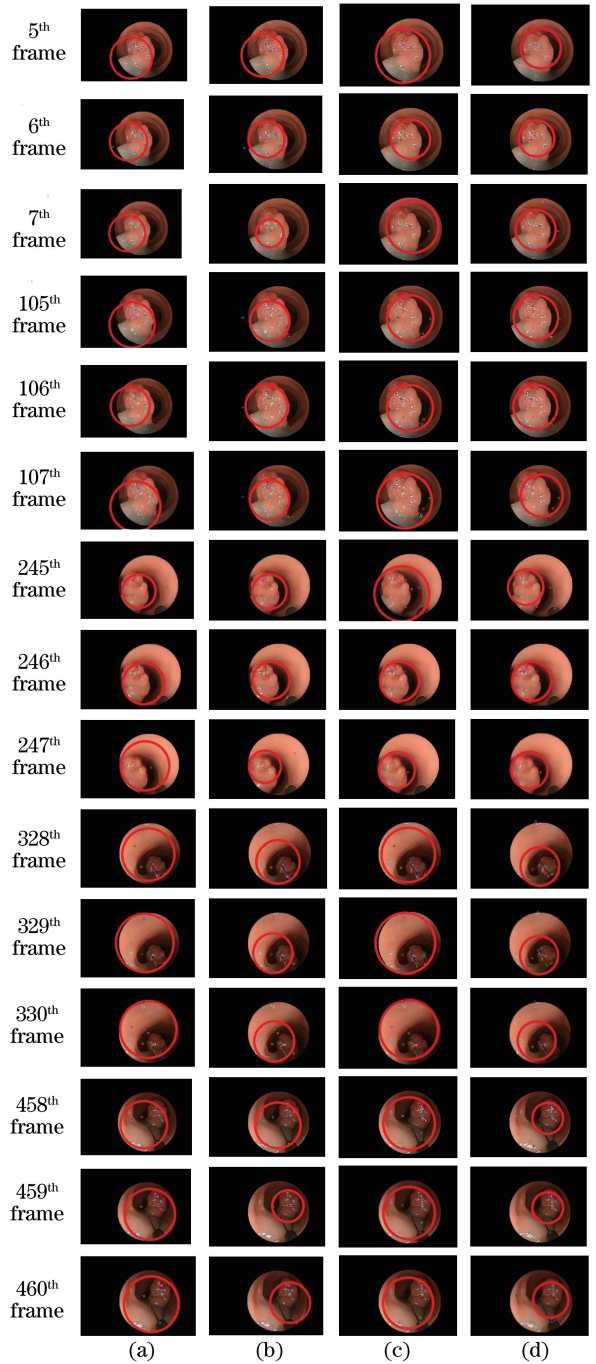


图 7 部分跟踪标记结果。(a) SIFT; (b)改进的 SIFT;
(c) SURF; (d)改进的 SURF

Fig. 7 Part of tracking mark results. (a) SIFT;
(b) improved SIFT; (c) SURF; (d) improved SURF

高了跟踪的正确率。处理每帧图像时,基于 SURF 算法的平均速度为基于 SIFT 算法的 3.2 倍。由于改进算法加入了误匹配剔除环节,其每帧处理的平均时间比未改进的时间有所增加,但是平均处理时间相差较小,不影响算法处理的实时性。因此,从精度和实时性方面考虑,所提算法明显优于其他方法。

表 1 不同算法的跟踪正确率比较

Table 1 Comparison of tracking accuracy of different algorithms

Method	Accuracy / %	Average time per frame / ms
SIFT	49.67	2.98
Improved SIFT	70.83	3.01
SURF	64.67	0.91
Improved SURF	90.17	0.92

5 结 论

所提模板匹配方法可以对光照变化较大的视频进行有效跟踪,而且速度快(本文视频中每帧耗时约为 1 ms),算法复杂度较小。当肿瘤缩小(镜头远离肿瘤)时,若标记的圆太大,则小圆形区域会找不到目标,基本停留在某处不动,此时不能正常跟踪肿瘤,若标记的圆太小,则能正常跟踪肿瘤;当肿瘤较大(镜头离肿瘤较近)时,不能标记出肿瘤的大致轮廓,只能给出肿瘤的一部分标记,不具有显著性。因此,所提算法在保证实时性的同时,可以提取更多能够覆盖肿瘤区域且更加稳健的特征点,加入肿瘤区域边界约束条件,从而精确完整地标记出肿瘤范围。此外,随着机器学习和深度学习的发展,可以利用更多的胃镜肿瘤检测数据构建检测数据集,通过手动或者深度网络(例如 U-net 网络)对肿瘤区进行特征提取、肿瘤区域检测和跟踪。

参 考 文 献

- [1] National Health and Family Planning Commission. Chinese colorectal cancer treatment and treatment regulations (2017 Edition) [J]. Chinese Journal of Frontier Medicine (Electronic Edition), 2018, 10(3): 1-21.
国家卫生计生委. 中国结直肠癌诊疗规范(2017年版)[J]. 中国医学前沿杂志(电子版), 2018, 10(3): 1-21.
- [2] Huang X, Zheng Y Y, Li F R. Immune cells target colon cancer cancer stem cells[J]. Chinese Journal of Immunology, 2017, 33(1): 156-160.
黄雪, 郑媛媛, 李富荣. 免疫细胞靶向治疗结肠癌肿瘤干细胞[J]. 中国免疫学杂志, 2017, 33(1): 156-160.
- [3] Li Y M, Hao S W, Yang Z D, et al. Robot-assisted master-slave system for gastroscope intervention [J]. Robot, 2016, 38(1): 107-114.
李言民, 郝思文, 杨臻达, 等. 主从式胃镜介入机器

人系统[J]. 机器人, 2016, 38(1): 107-114.

- [4] Li Y M, Liu H, Li G X, et al. In-vivo perception and flexible operation focused on minimally invasive intervention of natural orifice [J]. Chinese Science Bulletin, 2013, 58(S2): 175-180.
李言民, 刘浩, 李贵祥, 等. 面向自然腔道微创介入的在体感知与柔性操作[J]. 科学通报, 2013, 58(S2): 175-180.
- [5] Wang M. Research on pedestrian detection and tracking technology based on mobile vision platform [D]. Beijing: Graduate School of Chinese Academy of Sciences, 2012.
王敏. 基于移动视觉平台的行人检测与跟踪技术研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2012.
- [6] Lan K Y. Research on vehicle tracking technology based on feature detection [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2010.
兰昆艳. 基于特征检测的车辆跟踪技术的研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2010.
- [7] Possegger H, Mauthner T, Bischof H. In defense of color-based model-free tracking [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2113-2120.
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] Li Y, Zhou J, Cheng A, et al. SIFT keypoint removal and injection via convex relaxation[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2016, 11(8): 1722-1735.
- [10] Ardizzone E, Bruno A, Mazzola G. Copy-move forgery detection by matching triangles of keypoints [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(10): 2084-2094.
- [11] Li D, Zhou H L, Lam K M. High-resolution face verification using pore-scale facial features[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(8): 2317-2327.
- [12] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speeded up robust features [C] // European Conference on Computer Vision, 2006: 404-417.
- [13] Alahari K, Berg A, Hager G, et al. The thermal infrared visual object tracking VOT-TIR2015 challenge results[C] // IEEE International Conference on Computer Vision Workshop, 2015: 639-651.
- [14] Kristan M, Pflugfelder R, Leonardis A. et al. The visual object tracking VOT2014 challenge results[C] // European Conference on Computer Vision

- Workshop, 2014: 191-217.
- [15] Denpanis K G. Relationship between the sum of squared difference (SSD) and cross correlation for template matching [R]. York: York University, 2005: 1.
- [16] Chu J H, Wu Z R, Lü W, *et al.* Breast cancer diagnosis system based on transfer learning and deep convolutional neural networks [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(8): 081001. 褚晶辉, 吴泽蕊, 吕卫, 等. 基于迁移学习和深度卷积神经网络的乳腺肿瘤诊断系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(8): 081001.