

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107549

基于图像分割模型的执行末端视觉跟踪策略研究*

樊启高, 朱高文, 黄文涛, 贾捷, 张鹏松

(江南大学 物联网工程学院 无锡 214122)

摘要: 微操纵执行器末端位置的精确反馈在显微自动化操作中具有重要意义, 而现有研究无法克服在复杂干扰环境下执行器末端精确跟踪的问题。针对上述提到的问题, 提出一种基于语义分割模型的执行器末端位置检测跟踪方法。首先构建端到端的执行器图像语义分割模型, 其次利用轮廓拐点检测算法在分割出的掩模图像中跟踪执行器末端位置, 为了进一步提高算法在复杂环境中的跟踪精度及鲁棒性, 利用二维卡尔曼滤波算法对遮挡情况进行处理, 实现了执行器末端被遮挡时的位置跟踪。实验结果表明语义分割模型对执行器分割精度达到了 62.4%, 并且在复杂环境中对执行器末端位置跟踪的最大平均误差为 1.51 pixels, 为提升微末端执行器的操纵精度提供基础。

关键词: 语义分割模型; 轮廓拐点检测算法; 卡尔曼滤波算法。

中图分类号: TP391.41 TH74 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Research on vision tracking strategy of execution end based on image segmentation model

Fan Qigao, Zhu Gaowen, Huang Wentao, Jia Jie, Zhang Pengsong

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: The precise feedback of the end position of the micro-manipulation actuator is of great significance in the micro-automation operation, and the existing research cannot overcome the problem of accurate tracking of the end of the actuator in a complex interference environment. Aiming at the above mentioned problem, a method for detecting and tracking the end position of the actuator based on the semantic segmentation model is proposed. Firstly, an end-to-end semantic segmentation model of the actuator image is built. Secondly, the contour inflection point detection algorithm is used to track the end position of the actuator in the segmented mask image. In order to further improve the tracking accuracy and robustness of the algorithm in a complex environment, 2D Kalman filter algorithm is used to process the occlusion situation, and the position tracking is realized when the end of the actuator is occluded. The experiment results show that the semantic segmentation model can achieve the segmentation accuracy of 62.4% for the actuator, and the maximum average error of tracking the end position of the actuator in a complex environment is 1.51 pixels, which provides a basis for improving the manipulation accuracy of the micro end effector.

Keywords: semantic segmentation model; contour inflection point detection algorithm; Kalman filter algorithm

0 引言

当前, 显微操作技术已广泛应用于微装配与制造、细胞操作、离子通量测量等领域^[1-6]。然而, 许多与生物学相关的微操作如体外受精、显微注射、离子通量测量等, 目前都是人工操作。人工操作不仅费时, 而且需要熟练

的技能和丰富的经验, 普通的研究人员难以胜任, 自动化微操作技术已成为该领域的研究热点。

微操纵执行器末端的跟踪精度决定了自动化操作系统的操作精度。在过去的十几年中, 研究人员对微操纵器末端跟踪进行了大量的研究, Wason 等^[7]开发了一种多摄像头系统实现了自动多尖端的微装配。Ni 等^[8]附加了一个动态视觉传感器来跟踪微操纵执行器末端。然

收稿日期: 2021-03-01 Received Date: 2021-03-01

* 基金项目: 国家自然科学基金(51807079)、江苏省自然科学基金(BK20200623)、江苏省“六大人才高峰”高层次人才项目(GDZB-138)资助

而这些系统需要特殊的硬件,不适合显微操作实验的标准视觉系统。传统的图像处理技术如模板匹配、Hough变换、Canny边缘检测算法、光流法等也被用于跟踪微操纵器末端^[9-14]。然而,在显微成像中,微小的噪声都将被放大,当检测环境比较复杂时,以上跟踪算法容易出现跟踪失败^[15]。

微操纵执行末端跟踪也属于目标跟踪的范畴。早期的目标跟踪的方法主要是生成式跟踪算法,速度较慢且易受干扰^[15]。近年来研究人员开始把通信领域相关滤波(correlation filters, cf)的方法用于目标跟踪^[16-21],大大提升了算法的跟踪性能。文献[22]提出了一种基于双相关滤波器的尺度自适应跟踪算法,该算法通过将颜色名称特征、灰度特征以及方向梯度直方图特征进行特征融合,提升了对于目标表现变化的跟踪鲁棒性,并通过建立的尺度滤波器实现了目标跟踪的尺度自适应。文献[23]提出了一种快速判断尺度空间跟踪(fast discriminative scale space tracking, fdsst)与卡尔曼滤波结合的跟踪算法,通过利用 fdsst 和卡尔曼滤波算法之间的切换,可有效克服行人目标遮挡时的跟踪难题,提高跟踪算法的鲁棒性。然而,以上跟踪算法通常利用手工特征或预训练网络提取目标外观模型,无法做到端到端的训练。

为了提高复杂环境下微操纵执行器末端的位置跟踪精度,本文提出一种基于图像分割的执行器末端跟踪算法(image segmentation actuator end tracking, ISAET),该方法通过一种轻量化的端到端的执行器图像语义分割模型,实现图像中执行器区域的分割,并利用轮廓拐点检测算法准确检测出执行器末端,通过检测每一张掩膜图像实现实时跟踪末端。由于执行器末端被遮挡时易造成执行器末端跟踪精度降低,为了提高在复杂背景环境中的执行器末端跟踪的精度和鲁棒性,本文采用二维卡尔曼滤波器来改善这一问题。

1 算法设计

1.1 图像分割模型设计

复杂环境下对执行器进行图像分割具有一定的难度,深度学习凭借其端到端的模式和强大的计算能力,正广泛的应用于图像分割。本文结合深度学习思想设计了基于 segnet 网络结构的端到端的语义分割模型,如图1所示模型由编码器网络和解码器网络组成,结构简明左右对称。为了加快模型运行速度,本文对原始网络进行了轻量化处理,即减少了编码器网络中的卷积层和解码器网络中的对应的反卷积层。

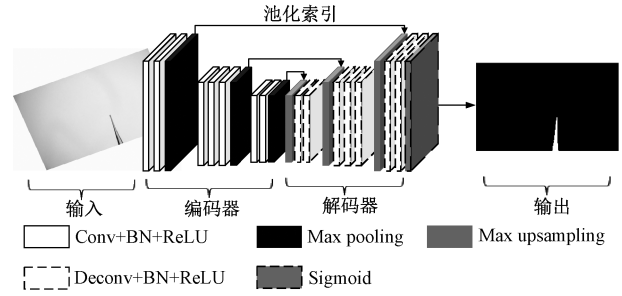


图1 图像分割模型结构图

Fig. 1 Structure diagram of image segmentation model

编码器网络主要由七层卷积核大小为 3×3 的卷积层(convolution, Conv)和三层池化层(max pooling)组成,在卷积层后添加批量归一化层(batch normalization, BN),用来减少内部协变量偏移提高网络速度和稳定性。线性整流函数(rectified linear unit, ReLU)为激活函数,ReLU是一种常用的激活函数,如果输入为正,它将直接输出输入,否则将输出零,具有较强的特征提取能力。池化层的核大小为 2×2 ,用于减小解码器的计算量提高特征提取的感受野。编码器的输入为 $240 \times 120 \times 3$ 的 RGB 图像,输出为 $26 \times 11 \times 64$ 的张量。

解码器网络和解码器网络呈中心对称,编码器的卷积层对应解码器中核大小为 3×3 的反卷积层(deconvolution, Deconv),编码器的池化层对应解码器的上采样层(max upsampling),因此解码器网络中有七层反卷积层,在解码器网络的输入层、第二层和第三层反卷积层以及第五层和第六层反卷积层之间添加核大小为 2×2 的上采样层,上采样层的作用在于恢复图像的尺度,反卷积层的作用在于细化像素语义特征最终输出分割的特征图。把 Sigmoid 作为激活函数,其表达式如式(1)所示。Sigmoid 返回的输出值在 0 到 1 范围之内,当 $\hat{y}$ 大于 0.6 时,则认为该像素属于执行器类别,反之则是背景类别。如式(2)模型采用二分类交叉熵作为损失函数,用于评估语义分割网络的预测值 $\hat{y}$ 与真实值 y 之间的一致程度,指导模型的训练。解码器网络的输入为编码器网络的输出,模型的输出为 $240 \times 120 \times 1$ 执行器掩膜图像。

$$\hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (1)$$

$$L = -[y \times \log(\hat{y}) + (1 - y) \times \log(1 - \hat{y})] \quad (2)$$

1.2 末端执行器检测

本文利用轮廓拐点检测算法识别执行器末端。通过图像语义分割模型获取二值化后的执行器掩膜图像,然后利用 sobel 边缘检测算法得到掩膜图像的执行器轮廓线,选取该轮廓线上任意一点 s_i ,定义点 s_i 的支撑区域。

$$D(s_i) = \{s_{i-k}, \dots, s_{i-1}, s_i, s_{i+1}, \dots, s_{i+k}\} \quad (3)$$

夹角 b 为支撑区域的支撑角,如图2所示。图2为局部放大轮廓示意图,黑色点为像素点。

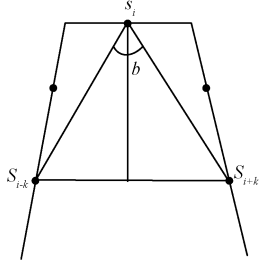


图2 执行器局部放大轮廓示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the partially enlarged outline of the actuator

在图2中 k 取值一般很小, s_i 、 s_{i-k} 和 s_{i+k} 的距离非常近。假设 $|s_{i-k}s_i| = |s_i s_{i+k}|$, 则:

$$\sin(b/2) = \frac{|s_{i-k}s_{i+k}|/2}{|s_{i-k}s_i|} = \frac{|s_{i-k}s_{i+k}|/2}{|s_i s_{i+k}|} =$$

$$\frac{|s_{i-k}s_{i+k}|}{|s_i s_{i+k}| + |s_{i-k}s_i|} \quad (4)$$

当 s_i 、 s_{i-k} 和 s_{i+k} 3 点成一条线时 $b = 180^\circ$,

$$\sin(b/2) = \frac{|s_{i-k}s_{i+k}|}{|s_i s_{i+k}| + |s_{i-k}s_i|} = \sin(90^\circ) = 1 \quad (5)$$

当 $b = 0$ 时,

$$\sin(b/2) = \frac{|s_{i-k}s_{i+k}|}{|s_i s_{i+k}| + |s_{i-k}s_i|} = \sin(0^\circ) = 0 \quad (6)$$

定义 $\text{jianrui}(s_i)$ 表示 b 的尖锐度。

$$\text{jianrui}(s_i) = 1 - \sin(b/2) = 1 - \frac{|s_{i-k}s_{i+k}|}{|s_i s_{i+k}| + |s_{i-k}s_i|} \quad (7)$$

遍历轮廓线的每一点,尖锐度最大的像素点即为拐点,也为检测出的执行器末端。

2 数据滤波算法设计

当执行器末端被遮挡时,ISAET 算法无法有效的跟踪目标,此时引入卡尔曼滤波算法,对执行器末端位置进行预测,在此期间不更新滤波器模型。首先对跟踪过程中的遮挡情况进行判定,令 (x_k, y_k) 、 $(x_{k|k-1}, y_{k|k-1})$ 为第 k 帧执行器末端的测量值和预测值, $d(k)$ 为二者之间的欧氏距离。

$$d(k) = \sqrt{(x_k - x_{k|k-1})^2 + (y_k - y_{k|k-1})^2} \quad (8)$$

如果 $d(k) > \text{threshold}$ (threshold 为无干扰条件下 $d(k)$ 的平均值),则认为目标在跟踪过程中受到了遮挡。

卡尔曼滤波器是一个递归的过程,主要包括预测和更新两个阶段,式(9)和(10)为执行器末端视觉跟踪系

统的状态方程和测量方程:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}_k$ 和 $\mathbf{Z}_k$ 为状态向量和测量向量; $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{H}$ 表示状态转移矩阵和测量矩阵; $\mathbf{W}_k$ 和 $\mathbf{V}_k$ 为状态噪声矢量和测量噪声矢量。

由于执行器末端可以看作匀速运动,故 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{H}$ 的值为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, Δt 为两个相邻帧之间的时间间隔,利用上一时刻系统状态的最优估计 $\mathbf{X}_{k-1|k-1}$, 预测当前系统当前的状态,预测结果为 $\mathbf{X}_{k|k-1}$, $\mathbf{X}_{k|k-1}$ 的定义如下:

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1|k-1} \quad (13)$$

k 时刻误差协方差矩阵可预测如下:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为预测的误差协方差矩阵, $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 为上一时刻状态向量的误差协方差矩阵最优估计, $\mathbf{Q}$ 为过程噪声的协方差矩阵。

计算 k 时刻的卡尔曼增益:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T)^{-1} + \mathbf{R} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{G}_k$ 为时刻的卡尔曼增益; $\mathbf{R}$ 为测量噪声。

则 k 时刻系统状态的最优估计:

$$\mathbf{X}_{k|k} = \mathbf{X}_{k|k-1} + \mathbf{G}_k(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\mathbf{X}_{k|k-1}) \quad (16)$$

更新 k 时刻系统误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k\mathbf{H})\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (17)$$

由于执行器末端的速度是恒定的,当其被遮挡时可采用卡尔曼滤波算法的线性预测值,近似末端在不可见时间内的运动。

综上所述,本文首先对执行器进行语义分割和拐点检测,然后对末端遮挡情况进行判定,当末端被遮挡时输出卡尔曼滤波器位置,否则就输出拐点检测的位置,从而实现复杂环境下执行器末端的跟踪。

3 实验结果及分析

3.1 数据集

本文的数据集是利用 CCD 相机对真实场景进行拍摄,得到 150 张有效图片,由于数据集图片数量比较少,需要进行数据增强提高网络的鲁棒性,增强网络对复杂场景下执行器分割能力。主要的操作就是对输入的图片进行平移、缩放、旋转、镜像,为了降低计算机内存损耗和

减少训练时长,图片进入分割网络之前需要对其进行预处理,将其尺寸转化为 240×120 。利用 labelme 对拍摄好的图片进行语义标注,标签类型为执行器和背景。labelme 基于多边形框对目标物体进行标注,标注时利用标注点和标注点之间的最短路径,得到能够较好贴合执行器轮廓的多边形。

3.2 模型评价指标

本文采用平均交并比(mean inetersection over union, mIoU)作为模型的唯一评价指标,其公式如下:

$$mIoU = \frac{1}{h+1} \sum_{i=0}^h \frac{s_{ii}}{\sum_{j=0}^h s_{ij} + \sum_{j=0}^h (s_{ji} - s_{ii})} \times 100\% \quad (18)$$

式中: $h+1$ 为类别的总数量; s_{ij} 表示真实情况为 i 类,被错误分为 j 类的像素个数; s_{ii} 表示真实情况为 i 类,也被分为 i 类的像素个数;同理 s_{ji} 表示真实情况为 j 类,实际被分为 i 类的像素个数。

3.3 训练参数选取

不同的训练参数对模型的分割精度有很大的影响,有必要对模型参数进行调优,本文采用控制变量法,通过分别改变迭代次数、批处理样本数量、和学习率来确定模型最优训练参数。

首先根据经验将批处理样本数量和学习率设为 4 和 0.01,将迭代次数从 2 000 逐步调整到 3 600 次,记录每一次的训练和验证精度,如图 3 所示,当迭代次数为 2 600 次时,模型验证精度最高。

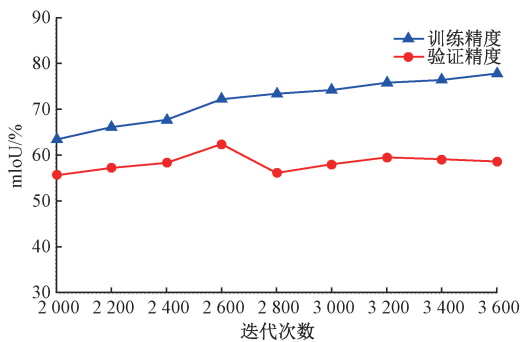


图3 不同迭代次数下的精度曲线

Fig. 3 Accuracy curves for different number of iterations

将迭代次数改为 2 600,学习率保持不变,逐步调整批处理样本数量,如图 4 所示,当批处理样本数量为 4 时模型验证精度达到最高。

保持批处理样本数量和迭代次数为 4 和 2 600,逐步调整学习率,如表 1 所示,当学习率为 0.01 模型验证精度最高。

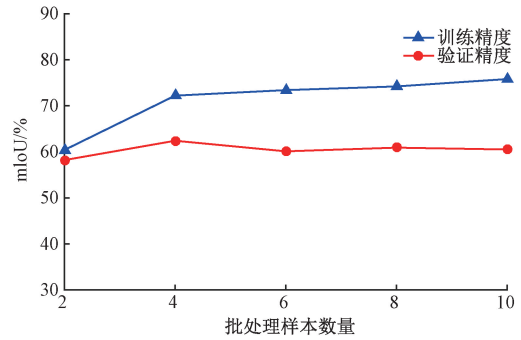


图4 不同批处理样本数量下的精度曲线

Fig. 4 Accuracy curves for different batch processing sample sizes

表1 不同学习率的训练和验证精度

Table 1 Training and verification accuracies for different learning rates

学习率	mIoU	
	训练精度/%	验证精度/%
0.01	72.2	62.4
0.005	68.3	61.7
0.001	66.1	60.2
0.000 5	58.7	44.3
0.000 1	38.6	33.9
0.000 05	31.5	26.1
0.000 01	19.7	21.8

由上述分析可知,学习率为 0.01,迭代次数为 2 600,批处理样本为 4 是本文的最佳训练参数。

3.4 微操纵执行器末端跟踪结果分析

本文通过自主开发的微操纵系统进行实验,系统实验设置如图 5 所示。微操纵系统包体视显微镜,实验是在 4 倍物镜明场模式下进行的,视场大小为 $1\,880.886\,\mu\text{m} \times 1\,213.445\,\mu\text{m}$ 。高精度三自由度微操纵器,该微操纵器最小步长为 $5\,\text{nm}/\text{步}$,每轴的工作范围为 $20\,000\,\mu\text{m}$ 。运动控制由专用的运动控制器控制,该控制器通过 USB 与主机相连。电动载物台安装在显微镜上,CCD 相机为机器人微操纵系统提供视觉反馈。

1) 定性评价

目前微操纵系统大多采用模板匹配跟踪执行器末端,为了验证本文所提算法的跟踪精度,我们将本文算法与基于灰度的模板匹配算法进行对比,并通过输出语义分割和拐点检测结果验证结合 3 个算法的合理性和必要性。

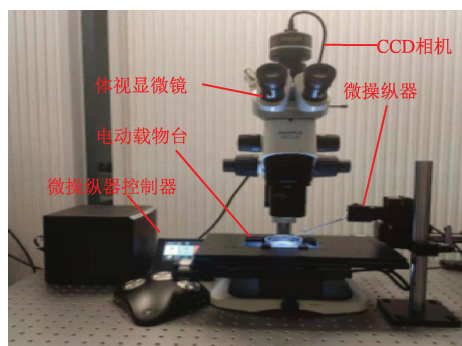


图5 系统实物图

Fig. 5 System picture

(1) 光照条件不一致

图6(a)表示未经过阴影区域时的语义分割结果,图6(b)表示未经过阴影区域时的拐点检测结果,图6(c)和(d)表示经过阴影区域时语义分割和拐点检测的结果。图7表示本文算法的和模板匹配的跟踪结果。

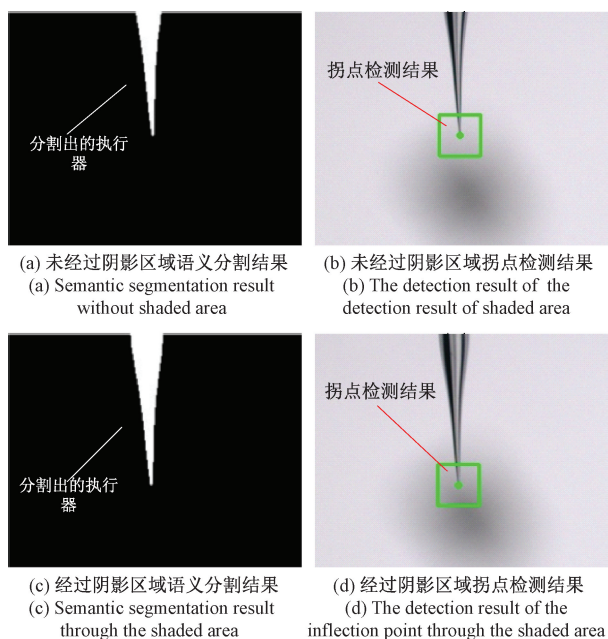


图6 语义分割和拐点检测结果

Fig. 6 Semantic segmentation and inflection point detection results

(2) 执行器被遮挡

本文有意将一些污染物引入到显微镜视场内,形成对末端的遮挡。图8(a)和(b)表示执行器末端未被遮挡时的语义分割和拐点检测结果,图8(c)和(d)表示执行器末端被遮挡时语义分割和拐点检测结果,由图8可知当末端被遮挡时其是无法被分割出来的。图9表示在末端被遮挡时模板匹配算法和本文算法的最终跟踪效果,

由图9可知当末端被遮挡时,本文算法模型依然可以准确获得执行器末端的位置。这是因为引入了卡尔曼滤波器,其预测了遮挡发生时执行器末端的运动。

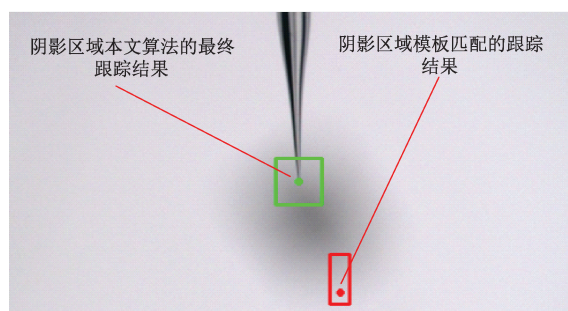


图7 经过阴影区域时本文算法和模板匹配的跟踪结果

Fig. 7 The tracking results of the proposed algorithm and template matching when passing through the shaded area

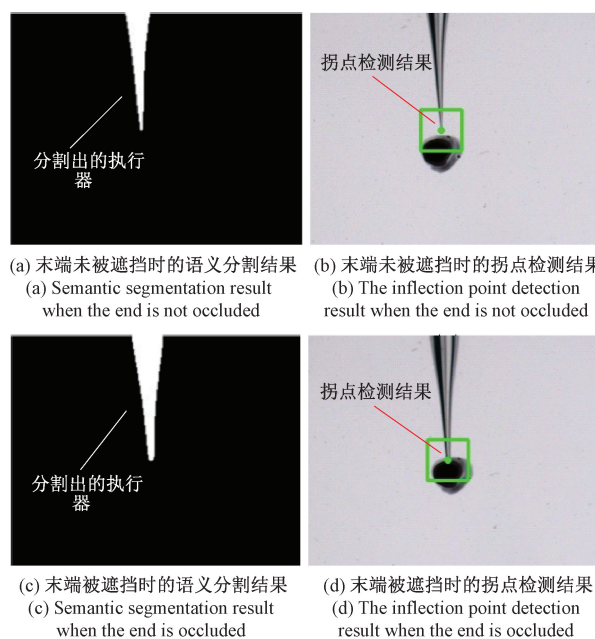


图8 语义分割和拐点检测结果

Fig. 8 Semantic segmentation and inflection point detection results

(3) 末端遮挡和光照条件不一致同时存在

图10(a)和(b)表示末端未进入混合干扰区域时语义分割和拐点检测结果,图10(c)和(d)表示末端进入混合干扰区域时执行器的语义分割和拐点检测结果,正如图10所示,当执行器末端运动到污染物和光照不均匀的混合场景中,拐点检测得到的末端位置是不准确的,需要通过卡尔曼预测得到末端的准确位置。图11表示当执行器末端运动到污染物和光照不均匀的混合场景时,模板匹配算法和本文算法的最终跟踪效果,由图11可知当执行器末端运动到混合干扰场景时,模板匹配算法已无法有效跟踪末端。

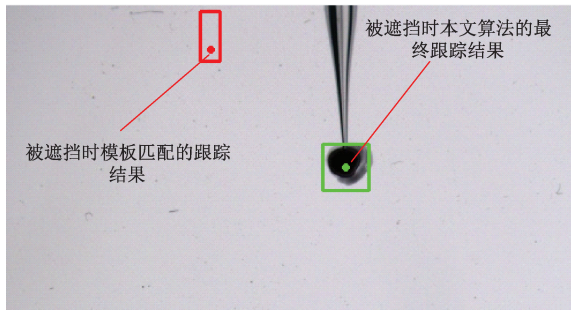


图9 末端被遮挡时本文算法和模板匹配的跟踪结果
Fig. 9 The tracking results of the proposed algorithm and template matching when the end is occluded

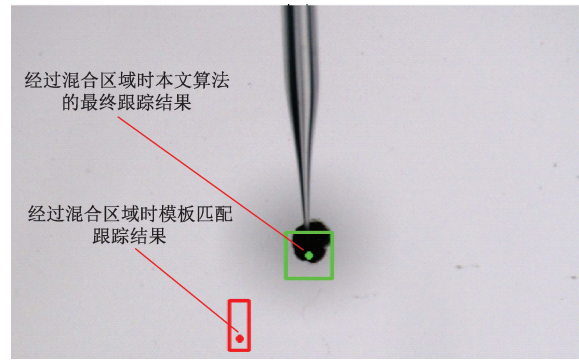


图11 经过混合区域时本文算法和模板匹配的跟踪结果
Fig. 11 The tracking results of the proposed algorithm and template matching when passing through a mixed area

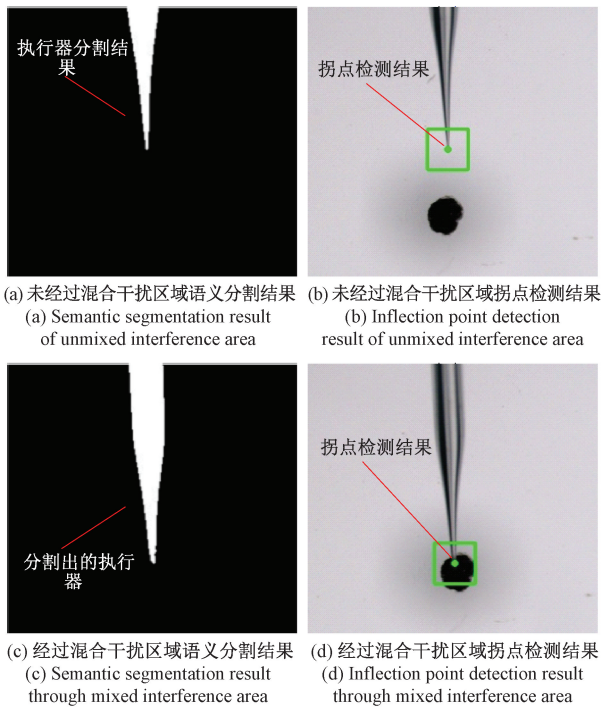


图10 语义分割和拐点检测结果

Fig. 10 Semantic segmentation and inflection point detection results

2) 定量评价

在本节中,本文定量地评估了在4种不同场景下,基于特定轨迹的跟踪性能,该轨迹由4个直线路径段组成。

(1) 无干扰环境

在此环境下显微镜视场内无污染物,使用显微镜的内置照明,使光强保持均匀,基于灰度的模板匹配和本文算法都在此场景下进行了测试。如图12所示在此环境下两种算法产生的跟踪路径是相似的。

图13显示了两种不同的跟踪方法对方形轨迹4段路径的误差。基于语义分割模型的视觉跟踪算法具有最低的平均误差(1.17 pixel),模板匹配平均误差为1.75 pixel。与我们基于视觉的1 pixel的控制公差相比,

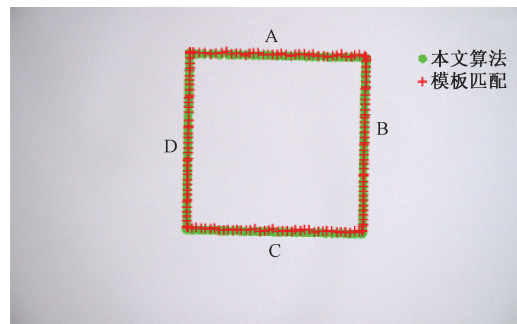


图12 无干扰环境下各算法的跟踪路径

Fig. 12 Tracking paths of various algorithms in a non-interference environment

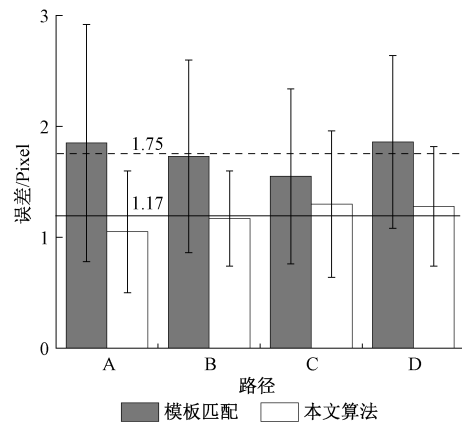


图13 无干扰环境下的跟踪误差

Fig. 13 Tracking errors in a non-interference environment

这个误差是微不足道的,所有的跟踪方法在无干扰场景中都会有很好的跟踪效果。

(2) 光照条件不一致

如图14所示,不均匀的光照条件会对模板匹配的跟踪性能产生不利影响。模板匹配跟踪的错误主要集中在路径C上,当执行器末端运动到阴影部分时,模板匹配算法的跟踪位置将会产生偏移,造成跟踪失败。

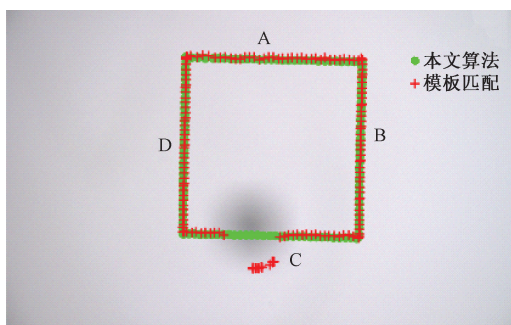


图 14 光照条件不一致时各算法的跟踪路径

Fig. 14 The tracking paths of various algorithms when the lighting conditions are inconsistent

如图 15 所示,在光照不均匀的情况下,本文算法和模板匹配的总平均误差分别为 1.22 和 13.89 pixel,在路径 C 段的模板匹配的平均误差为 51.25 pixel 远远大于其在无干扰环境下 C 段的平均误差。

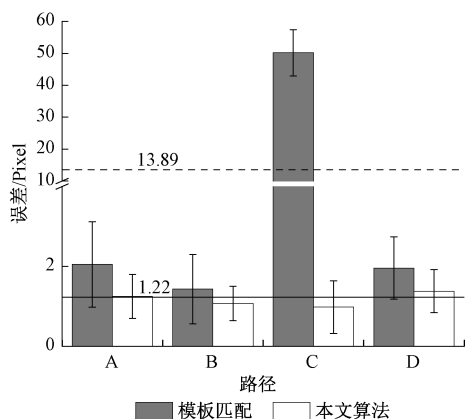


图 15 光照条件不一致时各算法的跟踪误差

Fig. 15 The tracking errors of various algorithms when the lighting conditions are inconsistent

(3) 执行器末端被遮挡

场景中的污染物会严重中断模板匹配,如图 16 所示,在模板匹配的跟踪过程中,路径 B 区域和 C 区域与实际的线性路径存在错位。这是一个合理现象,因为区域遮挡直接破坏了基础模板和潜在匹配块之间的模板匹配过程。

在污染物遮挡的影响下,本文算法的总体平均误差为 1.40 pixel,模板匹配的跟踪总体平均误差为 29.02 pixel。如图 17 所示,很明显当使用模板匹配跟踪末端时,遮挡会造成明显的误差峰值。

(4) 多种干扰因素同时存在

为了进一步验证本文算法的有效性,本文将不均匀光强和污染物组合在一起组成混合复杂环境。如图 18

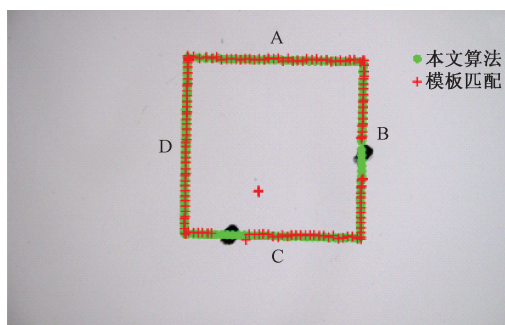


图 16 执行器末端被遮住时各算法的跟踪路径

Fig. 16 The tracking paths of various algorithms when the end of the actuator is occluded

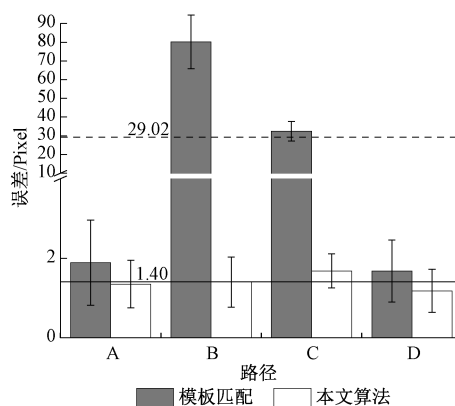


图 17 执行器末端被遮住时的跟踪误差

Fig. 17 Tracking errors when the end of the actuator is occluded

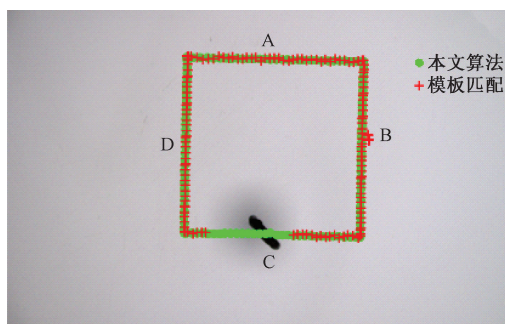


图 18 多种干扰条件下各算法的跟踪路径

Fig. 18 Tracking paths of various algorithms in multiple interference conditions

所示,C 段所在的区域不均匀光强和污染物同时存在,当执行器末端运动到 C 段时,模板匹配的跟踪路径是不连续的,其反馈的位置与实际位置偏差很大。

如图 19 所示,在多种干扰条件下模板匹配算法在 C 段的平均误差为 131.45 pixel,总体平均误差为 32.83 pixel。本文算法的总体平均误差为 1.51 pixel。

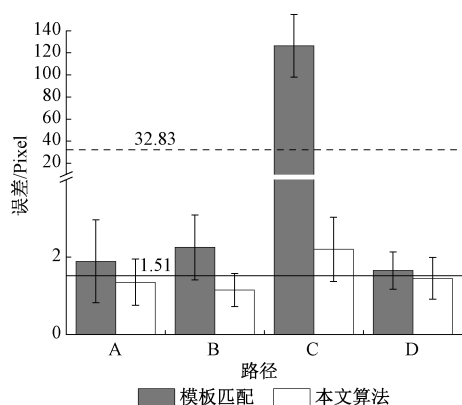


图19 多种干扰条件下的跟踪误差

Fig. 19 Tracking errors in multiple interference conditions.

4 结 论

本文提出了基于语义分割模型的视觉跟踪算法,当成功分割出执行器区域后,利用基于尖锐度的轮廓拐点检测算法识别出执行器末端,通过对每一张掩膜图像的检测实现了执行器末端的实时跟踪,利用引入的卡尔曼滤波算法解决了末端被遮挡时出现的跟踪漂移的问题。该方法的主要优点就是可以实时鲁棒跟踪执行器末端,不受周围环境的影响,这是未来进行复杂微操作任务的基础。实验表明相比于模板匹配算法,本文算法在复杂环境中具有更高的跟踪精度,能够有效地解决末端在运动过程中因光照、遮挡等因素造成的跟踪失败的问题。

参考文献

- [1] LUXARDI G, REID B, FERREIRA F, et al. Measurement of extracellular ion fluxes using the ion-selective self-referencing microelectrode technique [J]. Journal of Visualized Experiments, JoVE, 2015(99): e52782.
- [2] LIU X, SHI Q, WANG H, et al. Automated fluidic assembly of microvessel-like structures using a multimicromanipulator system [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(2): 667-678.
- [3] KIM E, MASARU T, HASEGAWA A, et al. Construction of hepatic-lobule-like 3-D vascular network in cellular structure by manipulating magnetic fibers[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2019, 25(1):477-486.
- [4] ZHAO Q, QIU J, FENG Z, et al. Robotic label-free precise oocyte enucleation for improving developmental competence of cloned embryos[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, DOI: 10.1109/TBME.2020.3036494.
- [5] DAI C S, ZHANG Z R, LU Y C, et al. Robotic manipulation of deformable cells for orientation control[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(1): 271-283.
- [6] PU H Y, LIU N, YU J S, et al. Micropipette aspiration of single cells for both mechanical and electrical characterization[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 66(11): 3185-3191.
- [7] WASON J D, WEN J T, GORMAN J J, et al. Automated multiprobe microassembly using vision feedback[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(5): 1090-1103.
- [8] NI Z J, BOLOPION A, AGNUS J, et al. Asynchronous event-based visual shape tracking for stable haptic feedback in microrobotics [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(5): 1081-1089.
- [9] SUN Y, NELSON B J. Biological cell injection using an autonomous microrobotic system [J]. International Journal of Robotics Research, 2002, 21 (10-11): 861-868.
- [10] KASAYA T, MIYAZAKI H T, SAITO S, et al. Image-based autonomous micromanipulation system for arrangement of spheres in a scanning electron microscope[J]. Review of Scientific Instruments, 2004, 75(6): 2033-2042.
- [11] BECATTINI G, MATTOS L S, GALDWELL D G. A fully automated system for adherent cells microinjection[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 18(1): 83-93.
- [12] DONG X K, SONG P F, LIU X Y. Automated robotic microinjection of nematode worm caenorhabditis elegans [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 18(2):850-859.
- [13] YANG L J, PARANAWITHANA I, TAN U X, et al. Automatic vision-guided micromanipulation for versatile deployment and portable setup[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15 (4): 1609-1620.
- [14] PAN F, CHEN S X, JIAO Y, et al. Automated high-productivity microinjection system for adherent cells[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5 (2): 1167-1174.
- [15] 孟磊, 杨旭. 目标跟踪算法综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(7): 1244-1260.

MENG L, YANG X. A survey of object tracking algorithms [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(7): 1244-1260.

- [16] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 2544-2550.
- [17] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [18] 郭玲. 基于核相关滤波器的多尺度目标跟踪[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(4): 79-84.
- GUO L. Multi-scale object tracking based on kernel correlation filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(4): 79-84.
- [19] 江南. 基于动态自适应相关滤波的复杂场景目标跟踪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 140-147.
- JIANG N. Visual target tracking algorithm based on dynamic adaptive filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 140-147.
- [20] 谢煜, 黄俊, 李旭. 基于上下文感知与自适应响应融合的相关滤波跟踪算法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(4): 816-822.
- XIE Y, HUANG J, LI X. Correlation filter tracking algorithm based on context-aware and adaptive response fusion [J]. Journal of Chinese Mini-Micro Computer Systems, 2021, 42(4): 816-822.
- [21] 丁锦杰, 谢维信, 李勇锋, 等. 专注学习时空关系的相关滤波跟踪算法[J]. 信号处理, 2021, 37(6): 1113-1123.
- DING J J, XIE W X, LI Y F, et al. Correlation filter tracking algorithm focusing on learning spatio-temporal relationship [J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(6): 1113-1123.
- [22] 韩晓微, 王雨薇, 谢英红, 等. 基于双相关滤波器的多通道尺度自适应目标跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 73-81.
- HAN X W, WANG Y W, XIE Y H, et al. Multi-channel scale adaptive target tracking based on double correlation filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 73-81.
- [23] 余铎, 王耀南, 毛建旭, 等. 基于视觉的移动机器人目标跟踪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 227-235.
- YU D, WANG Y N, MAO J X, et al. Vision-based object tracking method of mobile robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 227-235.

作者简介



樊启高, 2008 年于中国矿业大学获得学士学位, 2013 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为江南大学副教授, 主要研究方向为机器人技术、智能传感器和物联网技术。

E-mail: qgf@jiangnan.edu.cn

Fan Qigao received his bachelor degree in 2008 and Ph. D. degree in 2013 both from China University of Mining and Technology; now, he is an associate professor in Jiangnan University. His main research interest includes robotics, intelligent sensors and IOT technology.



朱高文, 2017 年于安徽新华学院获得学士学位, 现为江南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人技术。

E-mail: 6181920012@stu.jiangnan.edu.cn

Zhu Gaowen received his bachelor degree from Anhui Xinhua University in 2017, and is currently a master student at Jiangnan University, his main research direction is robotics.



黄文涛, 2020 年于东南大学电气工程专业获得博士学位, 现为江南大学物联网工程学院讲师, 主要研究方向为永磁电机驱动与模型预测控制。

E-mail: wentao.h@jiangnan.edu.cn

Huang Wentao received his Ph. D. degree in electrical engineering from Southeast University in 2020. He is currently a lecturer with School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University. His major research interest includes permanent magnet machine drive and model predictive control.



贾捷, 2017 年于淮阴工学院获得学士学位, 2020 年获得江南大学硕士学位, 主要研究方向为机电一体化。现为无锡瑞视晶科技有限公司董事长。

E-mail: jia_jie@163.com

Jia Jie received his bachelor degree in 2017 from Huaiyin Institute of Technology and master degree in 2020 from Jiangnan University. His research interest is in mechatronics. Now, he is the chairman of the board of Wuxi Ruishijing Technology Co., Ltd.



张鹏松 (通信作者), 2018 年于江南大学获得学士学位, 2021 年获得江南大学硕士学位, 主要研究方向为机器人技术, 计算机视觉, 生物医疗技术。

E-mail: pengsongzhang@126.com

Zhang Pengsong (Corresponding author) received a bachelor degree from Jiangnan University in 2018 and a master degree from Jiangnan University in 2021. His main research direction includes robotics, computer vision, and bio-medical technology.