

学生姓名: 郭晓龙

所在部门:综合信息系统研究中心

指导老师: 李书晓、兰晓松

报告日期: 2020.8.10

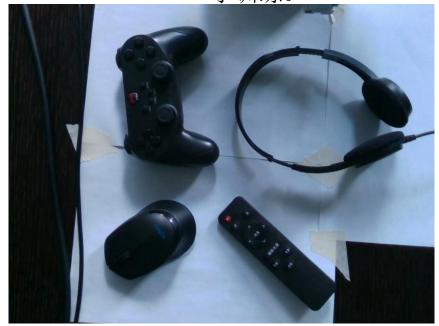


## 目录

- ■项目进度
- ■论文分享



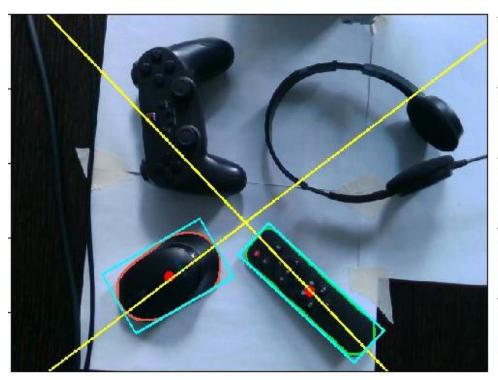
- 已完成的工作
  - 根据所得目标轮廓,确定了轮廓中心、中轴线、以及最小包围矩形等基本信息,为生成抓取位置奠定了基础。
  - 使用labelme工具,对康奈尔数据中的部分图像进行了实例掩码标注 ,构建了包含116张训练图像的数据集,并初步使用mask r-cnn进行 了训练。

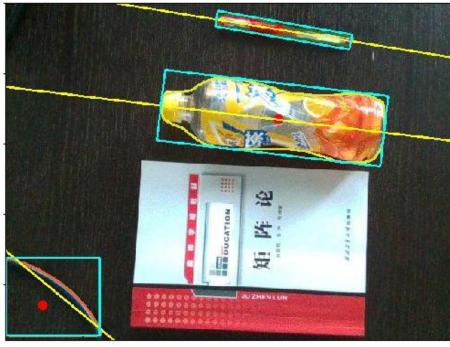






- cv2.moments(cnt)——计算轮廓中心。
- cv2.fitLine(cnt)——拟合轮廓中轴线。



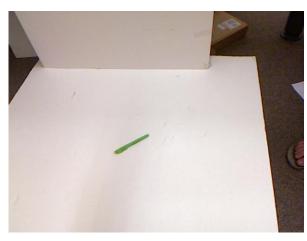




●构建的116张训练集包含以下9种目标: flashlight、pen、shaver、spoon、screwdriver、chocolate、toothbrush、brush、toothpaste。













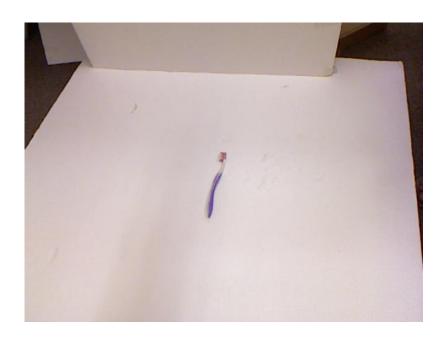


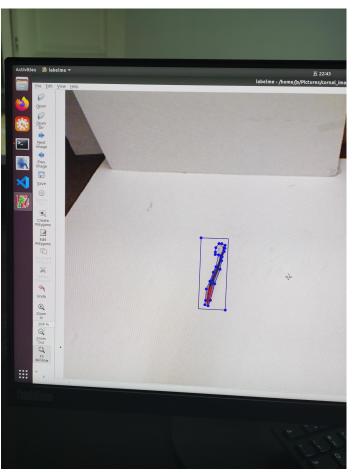






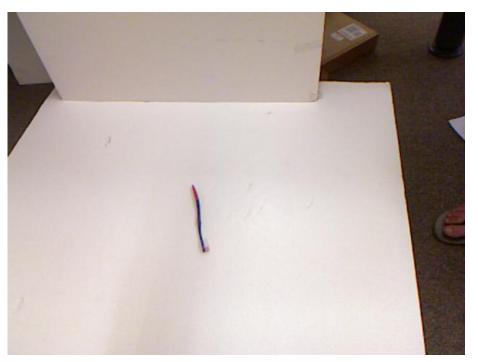
● 使用labelme进行掩码标注。







● 训练结果。







● 训练结果。







● 训练结果。







- 下一步的工作以及存在的问题
  - 数据集包含的训练图像太少,需要扩大数据集。
  - 用mask r-cnn在新数据集上进行训练,确保能准确分割目标。



#### 相关参考资料

- https://www.kancloud.cn/aollo/aolloopencv/272892
- https://blog.csdn.net/qq\_40985985/article/details/106709887?utm\_medium=d istribute.pc\_relevant.none-task-blog-BlogCommendFromBaidu-6.nonecase&depth\_1-utm\_source=distribute.pc\_relevant.none-task-blog-BlogCommendFromBaidu-6.nonecase
- https://blog.csdn.net/wsp\_1138886114/article/details/101050825?ops\_request \_misc=%257B%2522request%255Fid%2522%253A%252215966098221919 5188326903%2522%252C%2522scm%2522%253A%252220140713.13010 2334.pc%255Fall.%2522%257D&request\_id=159660982219195188326903 &biz\_id=0&utm\_medium=distribute.pc\_search\_result.none-task-blog-2~all~first\_rank\_v2~rank\_v25-4-101050825.first\_rank\_v2\_rank\_v25&utm\_term=opencv+%E6%8F%90%E5 %8F%96%E9%AA%A8%E6%9E%B6skeleton&spm=1018.2118.3001.4187
- https://blog.csdn.net/Felaim/article/details/105122757?utm\_medium=distribute.pc\_relevant.none-task-blog-BlogCommendFromMachineLearnPai2-10.nonecase&depth\_1-utm\_source=distribute.pc\_relevant.none-task-blog-BlogCommendFromMachineLearnPai2-10.nonecase



#### 论文分享

- Real-time Grasp Pose Estimation for Novel Objects in Densely Cluttered Environment
  - 动机:对于复杂形状的物体,我们所熟知的策略,如 i)从物体质心 抓取, ii)沿着物体主轴抓取,往往失败。
  - 解决方法:对点云中的物体轮廓进行估计,并根据平面图像中物体的骨架来预测抓取姿态。
  - 该方法可用于对**复杂形状物体的抓取**,在物体单独放置和密集杂乱 放置两种情况下的抓取成功率分别为88.16%和77.03%。

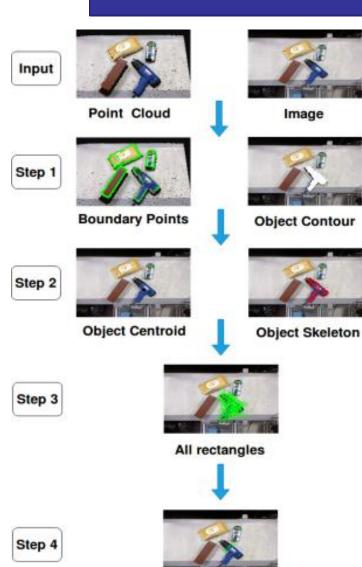


#### 背景

- 对象的自主抓取是仓库自动化的主要组成部分 之一。
- 对象抓取有两个步骤: 感知和抓取规划。
- -感知模块的目标是通过估计物体的姿态或分割物体区域, 使用一些后处理步骤来*估计抓取的构型(配置)*。
- -规划模块的目标是生成抓取的轨迹和电机力矩等所需的配置。
- ●数据驱动抓取方法的主要缺点是对新对象(即数据集中不存在的对象)的抓取性能较差,而在仓库行业中,由于对象种类繁多,很难将每个对象都包含在数据集中,即:新对象(novel objects)的抓取问题。



#### 方法



● 该方法解决的是对新对象的抓取问题,适用于大多数的钳式抓取器。主要包括以下步骤:

- 从点云数据中估计目标的轮廓,并在图像平面中分割 出目标区域。
- ② 在目标区域中估计出物体的骨架。

③ 为骨架上的每个像素位置预测出一个抓取配置。

④ 最后从众多的抓取配置中选择出最佳配置。

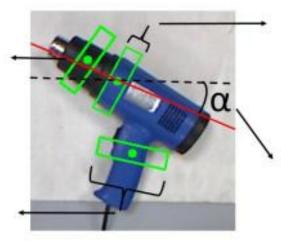


#### 问题定义

- 在图像平面上用矩形表示一个两指夹持器的抓取位置。
- 夹持器的构型由三个参数表示: x、y、α, 其中x、y表示质心像素位置,α代表方向。
- 给定当前场景或工作区的图像 I 和点云 P , 找到夹持器配置 (x, y, α),来抓取当前工作区中的对象。

Centroid of rectangle corresponding to the palm of gripper

Length of rectangle corresponding to the maximum opening of the fingers



Breadth of rectangle corresponding to the thickness of gripper fingers

> Orientation of rectangle



#### 抓取步骤详解

提出的抓取配置估计方法有四个步骤。

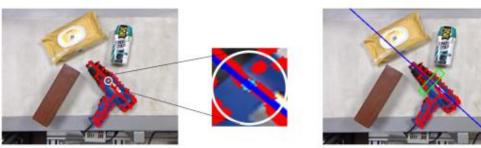
- ▶ 第一步利用点云数据估计目标的边界点,在图像平面上估计对应的目标区域。
- ▶ 第二步估计目标的质心和骨架。
- ▶ 第三步估计每个骨架点上的抓取矩形。
- ▶ 第四步利用抓取矩形部分和物体质心对应的点云数据来确定 最终的抓取矩形或抓取构型。

注:在寻找抓取对象的骨架时,作者使用了OpenCV库中定义的标准形态学操作,即使用默认参数值进行膨胀和腐蚀。



#### 第二、三步

- ✔ 将物体质心定义为物体像素位置(物体区域)的平均值。
- ✓ 在用两指夹持器**垂直抓取物体**的情况下,作者假设,与随机选择 抓取构型相比,**沿物体表面中轴线**抓取的成功率较高。
- ✓ 为了找到物体表面的中心轴,作者在图像平面中找到物体区域的 骨架。将前景区域缩小为骨骼残骸,这在很大程度上保留了原始 区域的形状和连通性。
- ✓ 沿着物体区域中心轴的像素位置,提供了多个像素位置来计算抓取配置。
- ✓ 使用*正交线性回归*拟合局部骨架结构上的直线。



Skeleton Pixel act as centroid of rectangle Skeleton Pixels inside the circle used for Rectangle orientation

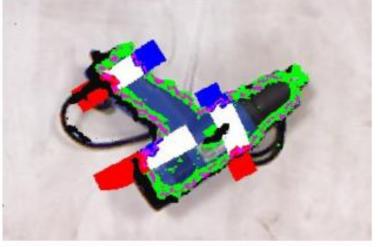
Predicted rectangle



#### 第四步

- 有了图像平面中可能的抓取配置的数量,下一步是选择最终的抓取配置。
- 对于每个抓取配置,我们将点云数据划分为三个区域,即对象区域(白色)和两个非对象区域(红色和蓝色)。
- 考虑抓取构型有效的两个条件:
  - ✔ 对象区域必须始终存在于两个非对象区域之间。
  - ✓ 非目标区域内各点的z值与质心处z值的差应大于某一阈值。





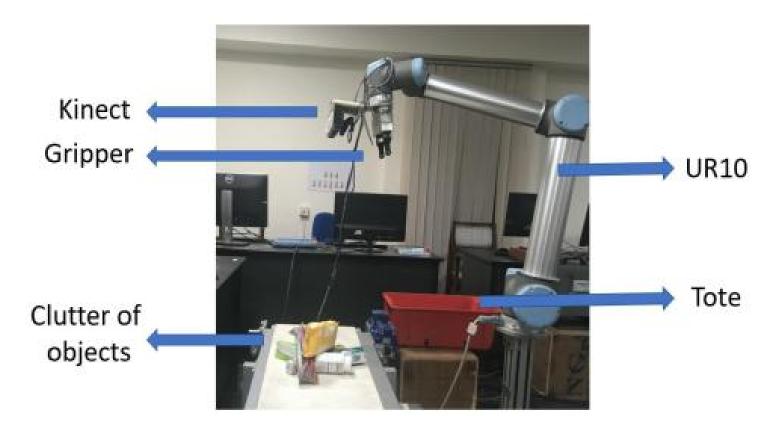
(a) Image

(b) Point Cloud



#### 抓取实验及结果

- 机器人平台由一个UR10机械手及其控制器组成。
- UR10机械手是一个6自由度的机器手臂。
- 将微软Kinect rbg d传感器组成的视觉硬件安装在机械手的手腕上。





### 抓取实验及结果

● 动作执行的顺序如图所示。



(a) Calling vision service



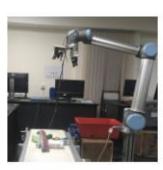
(b) Grasp Object



(c) Lift object



(d) Place object



(e) View Pose

实验使用了**15**个对象,物体部分的厚度不大 于夹具的最大开口。



抓取的实验目标

# CASIA

#### 抓取实验及结果

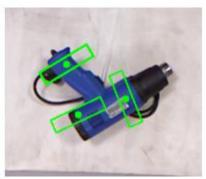
- ●作者进行了**25**轮实验,其中**5**轮是分开放置物体的,**20**轮是杂乱放置物体的。
  - ▶ 当物体被单独放置时,抓取准确率为88.16%,在杂乱的情况下, 抓取准确率下降到77.03%。这是因为大多数对象被遮挡或对象的 中心部分被其他对象覆盖。
- 此外,作者与其他两种抓取生成策略进行了比较。
  - ▶ 第一种策略,作者从目标区域的质心处抓取目标。在此策略中,每个可能的抓取配置具有相同的质心但不同的方向。
  - ▶ 第二种策略中,作者使用主成分分析计算目标区域的两个正交轴, 并生成沿主轴的抓取构型,每个可能的抓取构型具有相同的方向但 不同的质心。



(a) Strategy 1



(b) Strategy 2



(c) Proposd strategy



#### 抓取实验及结果

Real-time Grasp Pose Estimation for Novel Objects in Densely Cluttered Environment

### Real-time Grasp Pose Estimation for Novel Objects in Densely Cluttered Environment

Mohit Vohra, Ravi Prakash, Laxmidhar Behera, Senior Member, IEEE

Indian Institute of Technology Kanpur, India

● 作者发现,对于简单形状的物体,当分别放置时,这三种策略提供了相同的结果,即最终抓握的配置是相似的。

● 但是对于复杂形状的物体,前两种策略都失败了,作者的策略能够预测出一些有效的抓取构型。

# 感谢您的聆听

# 谢谢