



机器人操作学习及典型应用



苏建华

中国科学院自动化研究所

2020年5月20日



目录:

- 一、研究方向简介
- 二、机器人操作的研究现状
- 三、基于统计学习方法的机器人操作规划
- 四、基于深度强化学习的机器人操作规划
- 五、应用案例



目录:

一、研究方向简介

二、机器人操作的研究现状

三、基于统计学习方法的机器人操作规划

四、基于深度强化学习的机器人操作规划

五、应用案例



苏建华，博士

中国科学院自动化研究所副研究员/硕导

- 主要研究方向包括：机器人操作策略与动作学习、机器视觉、机器人-人协作等
- 主持国家自然科学基金重大研究计划、国防科工局稳定支撑项目、北京市面上基金等
- 发表论文50余篇，其中SCI论文18篇。
- 授权发明专利17项。
- 获得北京市科学技术一等奖1项、省部级二等奖2项。
- 中国智能物联系统专业委员会委员、SCI期刊《Assembly Automation》编委等。





目录:

一、研究方向简介

二、机器人操作的研究现状

三、基于统计学习方法的机器人操作规划

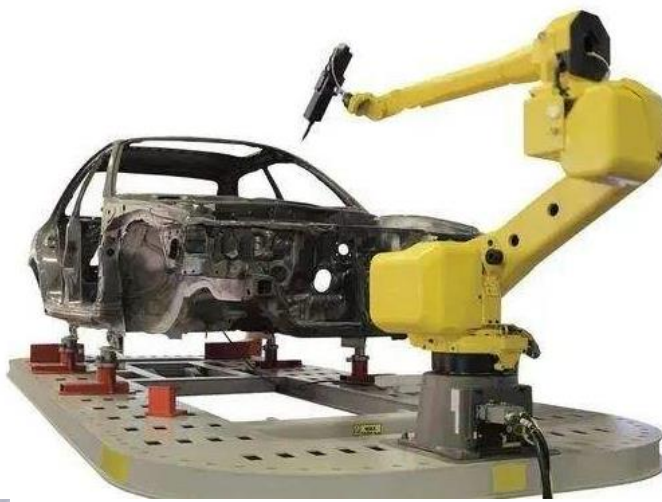
四、基于深度强化学习的机器人操作规划

五、应用案例

二、机器人操作的研究现状



- ✓ 机器人是“制造业皇冠顶端的明珠”，抢占高端机器人市场是国家下一步发展的重点。
- ✓ 机器人在航空航天、工业、物流和家居服务中有重要的应用。



二、机器人操作的研究现状



操作（Manipulation）是机器人的一项重要技能。

机器人的操作（Manipulation）主要包括：

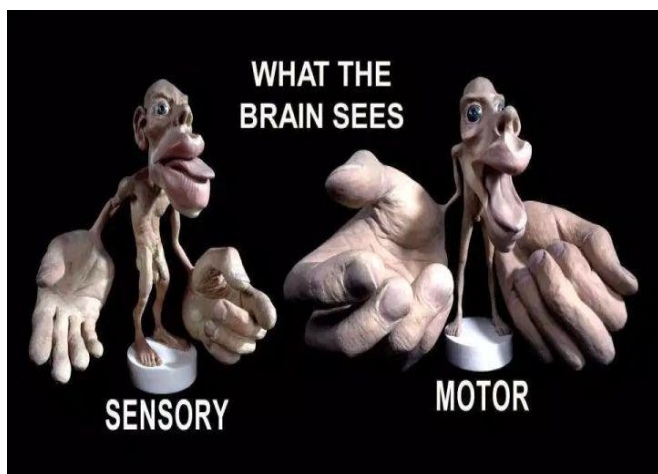
- ✓ 抓取（Grasping）；
- ✓ 装配（Assembly）；
- ✓ 打磨抛光等（Polishing）等。



二、机器人操作的研究现状



对于人类来说，双手无疑是其最为重要、灵活的末端执行器官。人手的操作仿佛就是自然发生的。

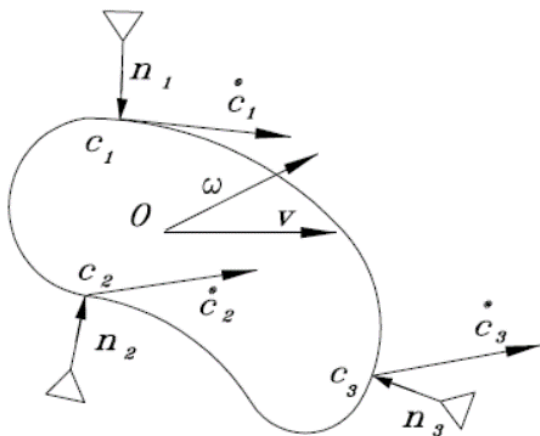


让机器人拥有一双像人手一样的能力，是研究人员的梦想之一。

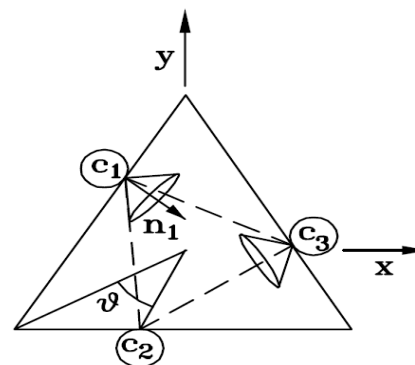
二、机器人操作的研究现状



经典的机器人抓取方法：形封闭抓取和力封闭



形封闭



力封闭

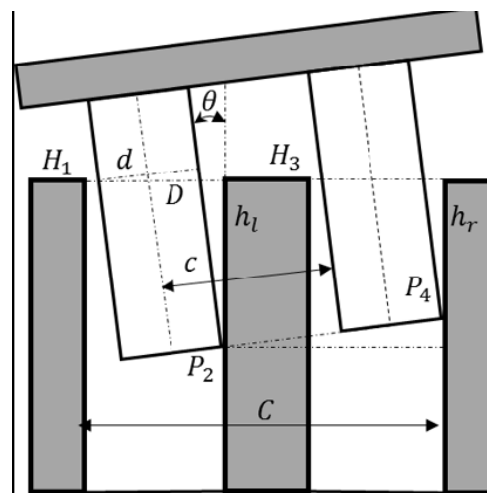
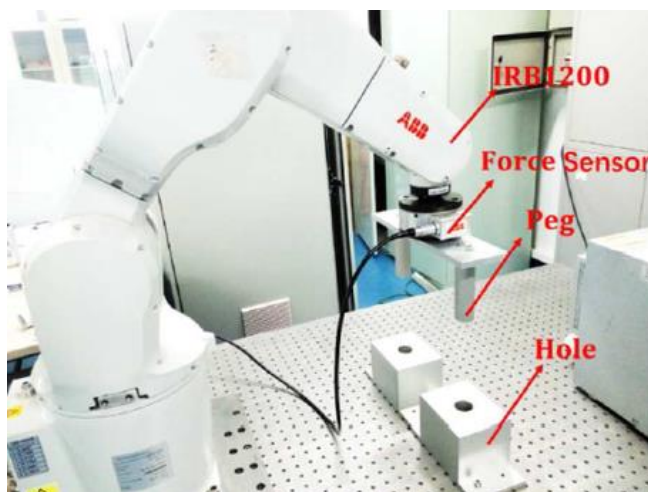
根据物体的几何模型、摩擦系数等参数，规划手爪的接触位置。

A. Bicchi and V. Kumar, "Robotic grasping and Contact: A Review," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 348-353, 2000

二、机器人操作的研究现状



经典的机器人轴-孔装配策略：力控制



分析轴和孔之间接触状态对应的六维力/力矩，制定力控制率（阻抗控制、力/位混合控制）。

W. S. Newman, et al. "Interpretation of force and moment signals for compliant peg-in-hole assembly," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, vol.1, pp. 571-576, 2001

二、机器人操作的研究现状



基于模型的机器人操作方法，要求事先知道物体的物理参数（形状、材质等），机器人的自主性和智能性水平受限。

人类擅长灵巧操作，完成各种任务。因而，让机器人模仿人的操作（Imitation Learning, Learning from demonstration）成为提高机器人灵活性的重要途径。



目录:

- 一、研究方向简介
- 二、机器人操作的研究现状
- 三、基于统计学习的机器人操作**
- 四、基于深度强化学习的机器人操作
- 五、应用案例

三、基于统计学习的机器人操作



- 采集抓取样本数据（图像、力、触觉等），图像数据主要有轮廓数据、点云数据等。力/触觉信息主要是用于控制手指指尖与物体之间的接触力。
- 建立回归模型（GPR、SVR、KR），利用样本训练模型参数。
- 在实际操作中，把传感器采集获得的信息（物体的轮廓等）作为输入。

三、基于统计学习的机器人操作



抓取动作学习

抓取示范数据集



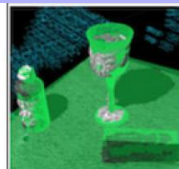
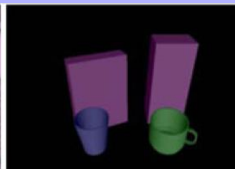
物体的表示方式（形状分解、点云等）

物体轮廓→抓取构型

物体表面上的点→可抓取位置



从实际场景中识别目标物体，根据抓取模型确定抓取构型



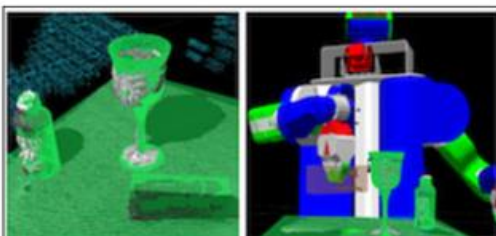
三、基于统计学习的机器人操作



物体位姿估计



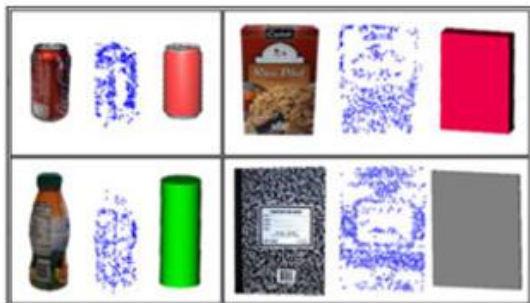
(a) 单目图像中纹理和无纹理对象的位姿估计



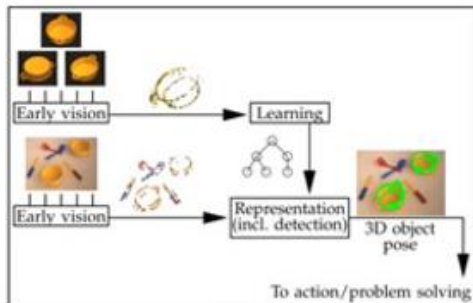
(b) 基于ICP的分割点云对象姿态估计



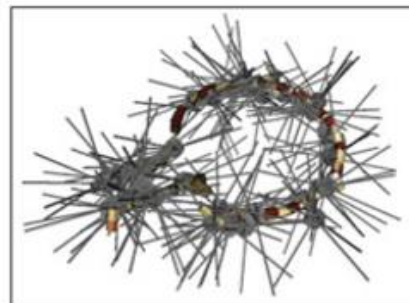
(c) 单目图像中可变性对象检测和位姿估计



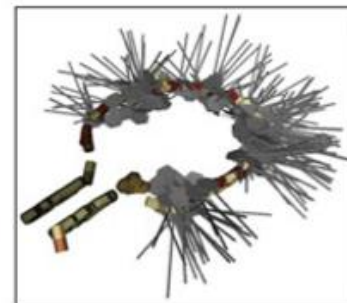
(d) 由二维和三维特征组成的多视图对象表示



(e) 面向对象姿态估计的概率分层方法



(f) 抓取候选集与局部轮廓描述符组相关

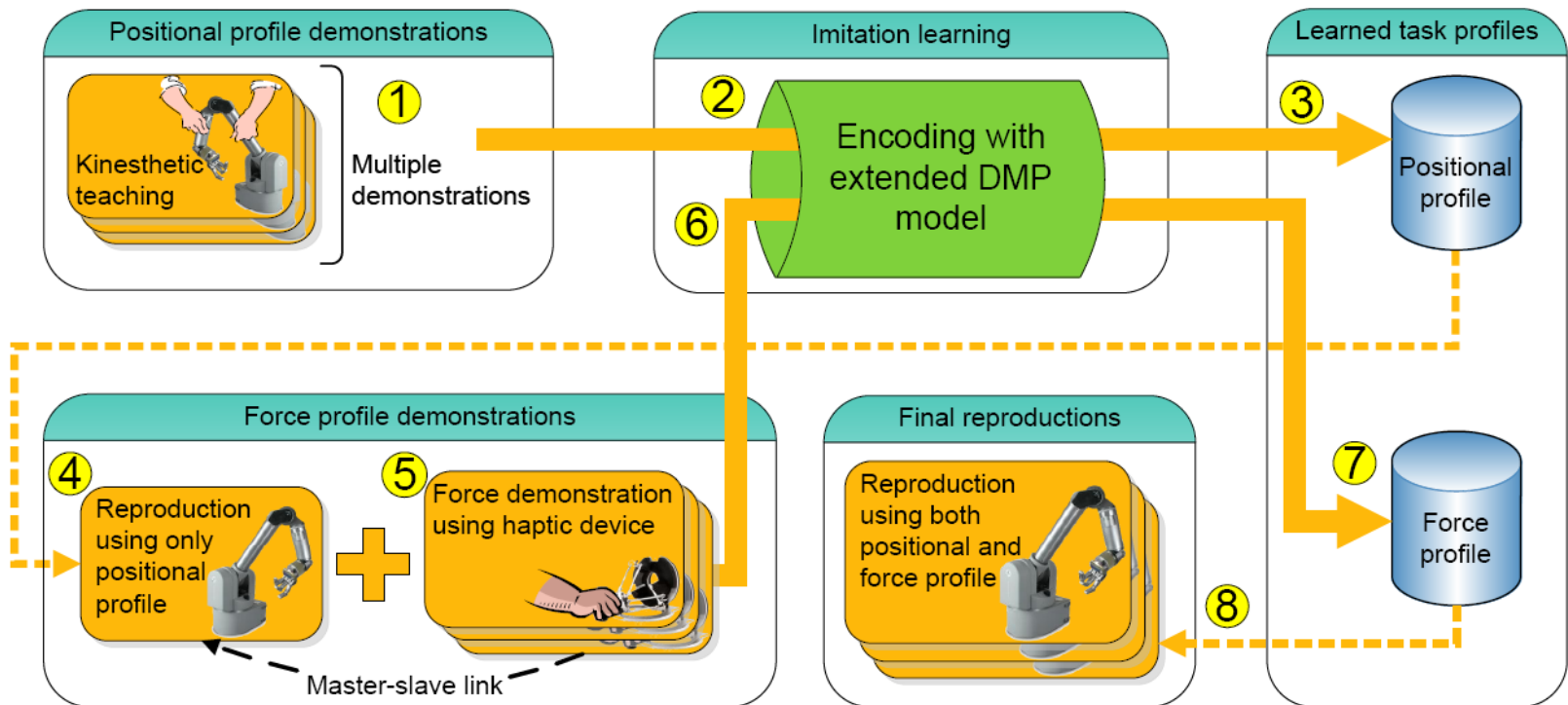


(g) 通过试验和误差建立经验抓取密度

三、基于统计学习的机器人操作



装配动作学习



P. Kormushev, et al., Imitation learning of positional and force skills demonstrated via kinesthetic teaching and haptic input, *Advanced Robotics*, 25(5), 581-603, 2011.



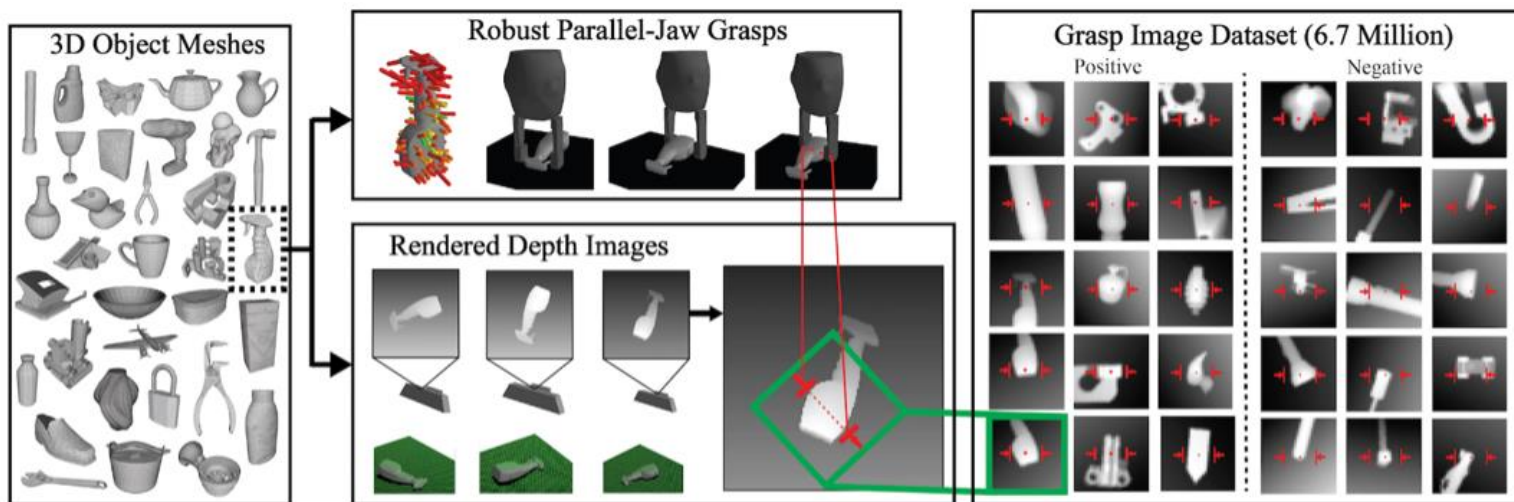
目录:

- 一、研究方向简介
- 二、机器人操作的研究现状
- 三、基于统计学习的机器人操作
- 四、基于深度强化学习的机器人操作**
- 五、应用案例



四、基于深度强化学习的机器人操作

深度学习：端到端的学习方式



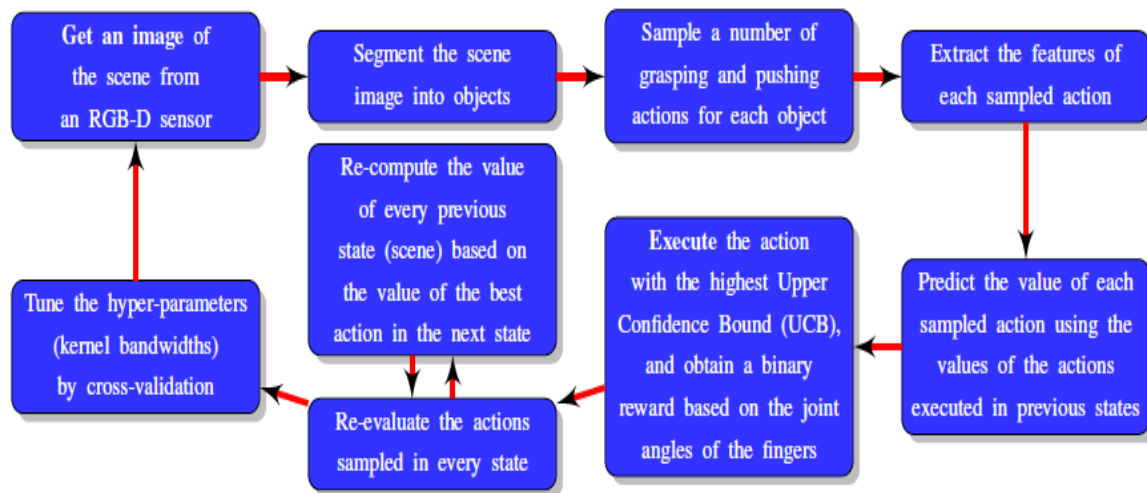
直接从图像中，机器人通过卷积神经网络等学到抓取位置。
需要大量的标注数据用于训练模型。

J. Mahler, Dex-Net 2.0: Deep Learning to Plan Robust Grasps with Synthetic Point Clouds and Analytic Grasp Metrics, 2017

四、基于深度强化学习的机器人操作



强化学习：在试错中学习策略

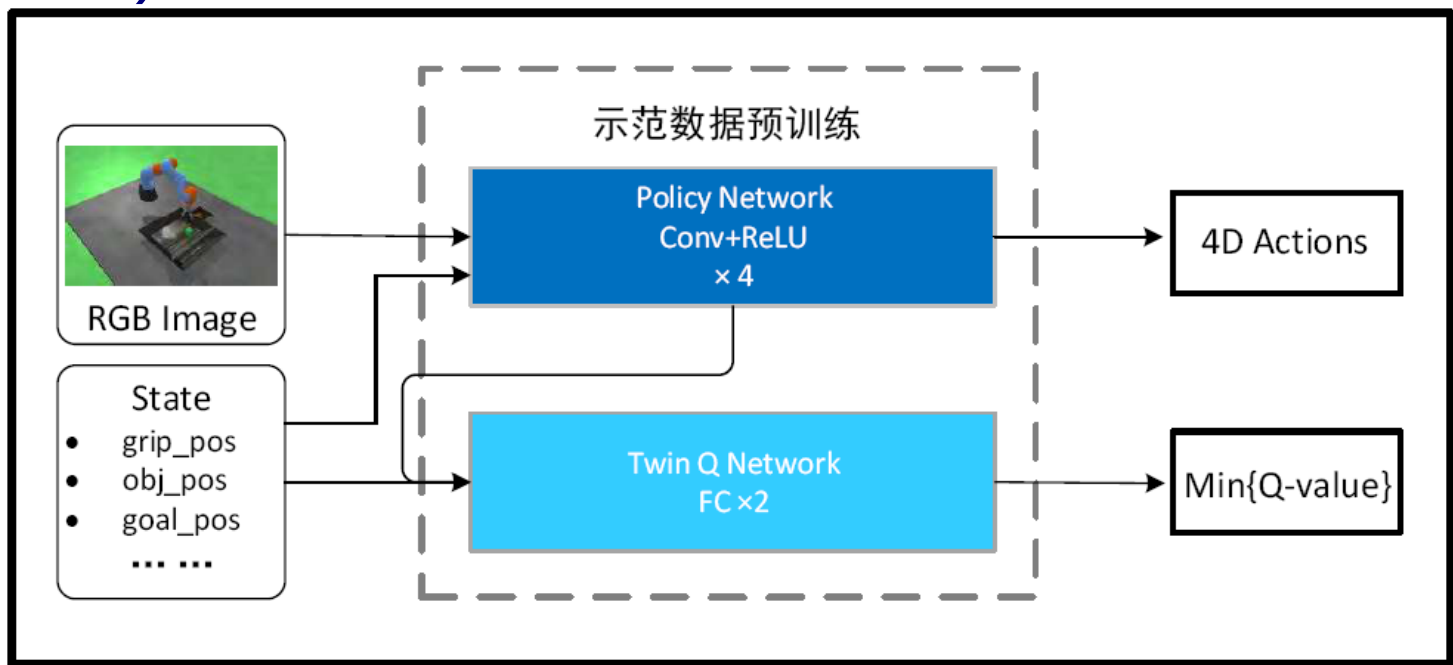


A. Boularias, et al., “Learning to Manipulate Unknown Objects in Clutter by Reinforcement,” National Conference on Artificial Intelligence, pp.1336-1342, 2015



四、基于深度强化学习的机器人操作

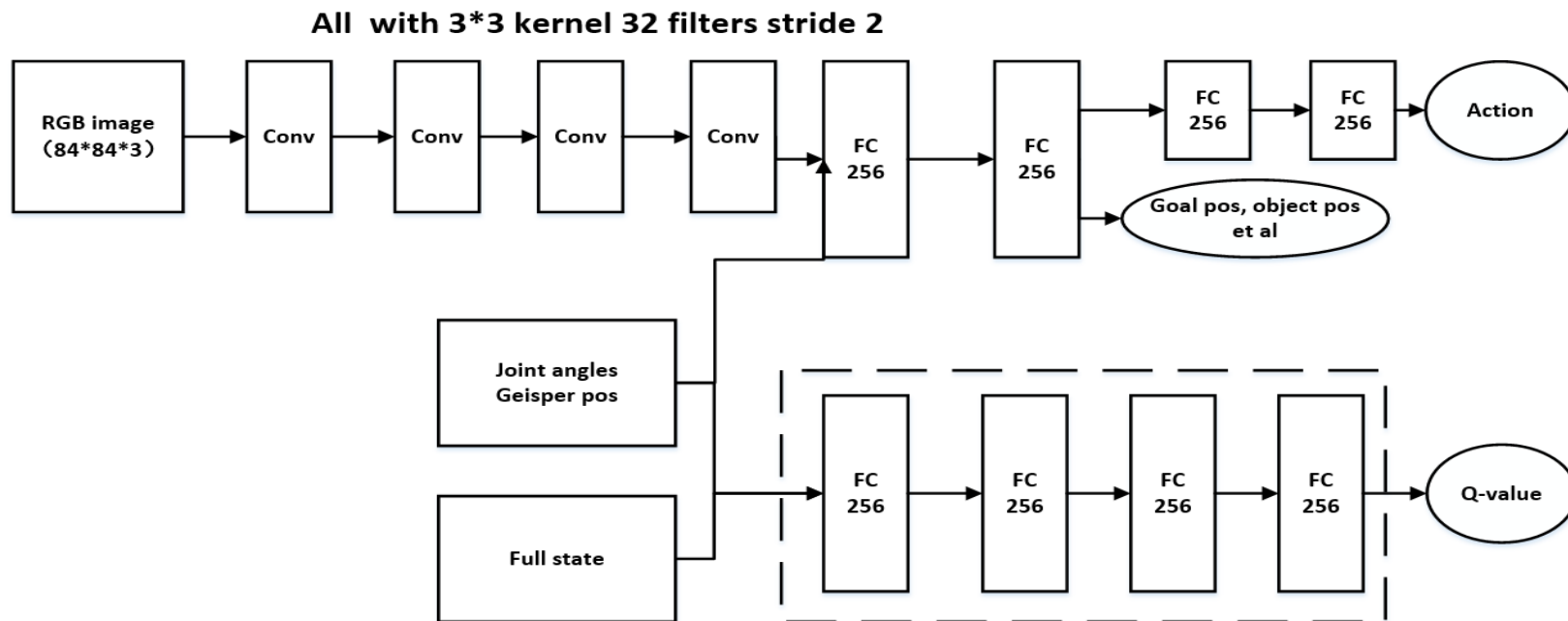
深度强化学习：在线采集数据的方式训练策略（例如DQN）



B. Chen, J.H. Su, Addressing Reward Engineering for Deep Reinforcement Learning on Multi-Stage task, ICONIP 2019.

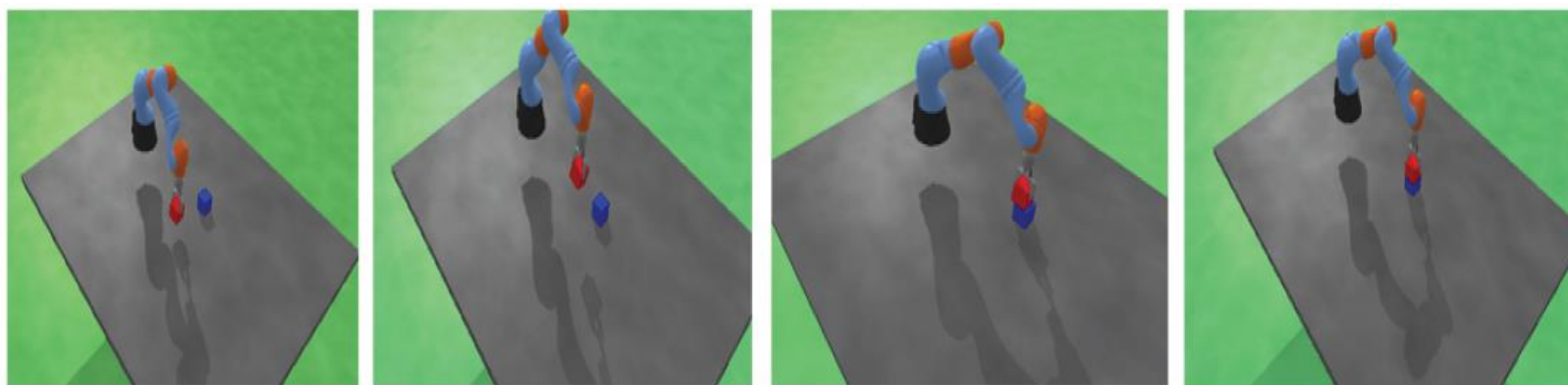
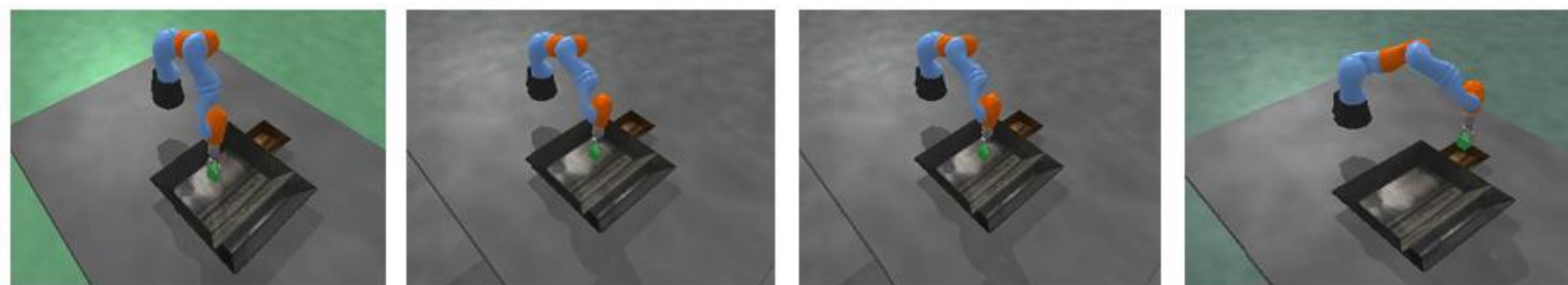


四、基于深度强化学习的机器人操作



网络结构上半部分为Actor网络，用于学习一个动作策略，因此网络的输出为动作。网络结构的下半部分为Critic网络，输出为Q函数，用于对当前Actor网络产生的动作的进行评估，相当于是一个监督信息。

采用虚拟环境进行训练





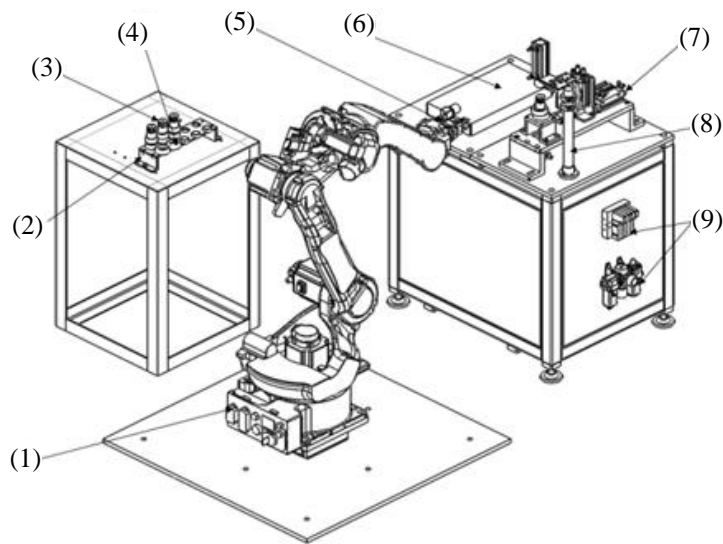
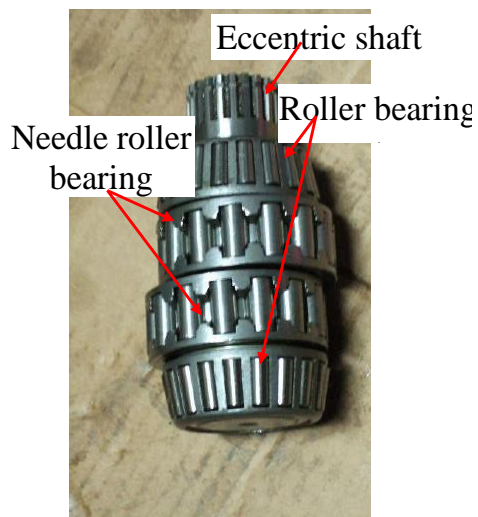
目录:

- 一、研究方向简介
- 二、机器人操作的研究现状
- 三、基于统计学习的机器人操作
- 四、基于深度强化学习的机器人操作
- 五、应用案例**

五、应用案例



1. 偏心轴、轴承类零件的装配

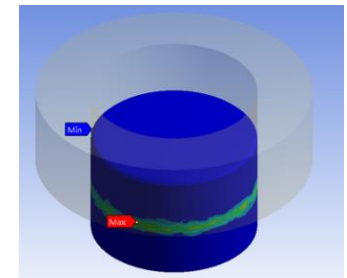
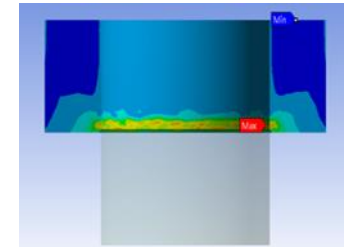
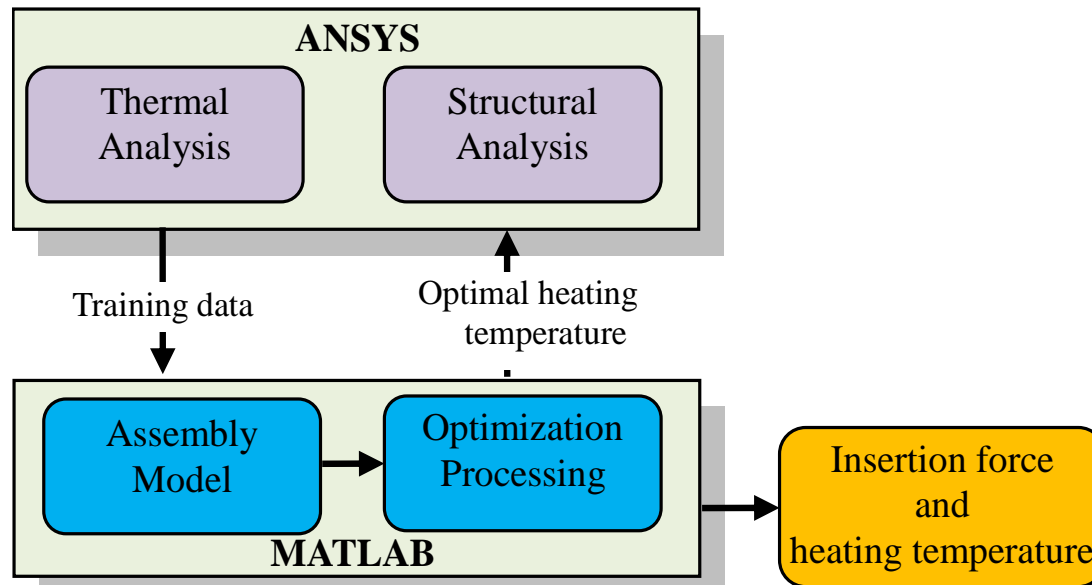


- ✓ 偏心轴组件是过盈配合，需要采用热装配。
- ✓ 加热温度多少度比较合适？温度过高会损坏零件，过低则膨胀度不够。

五、应用案例



1. 偏心轴、轴承类零件的装配



✓ 通过仿真，采集温度、零件厚度、装配力等数据。

J.H. Su, et al., "Integrated thermal assembly using hierarchical kernel regression method," *Advanced Robotics*, vol.33, Issue 22, pp. 1194-1208, 2019

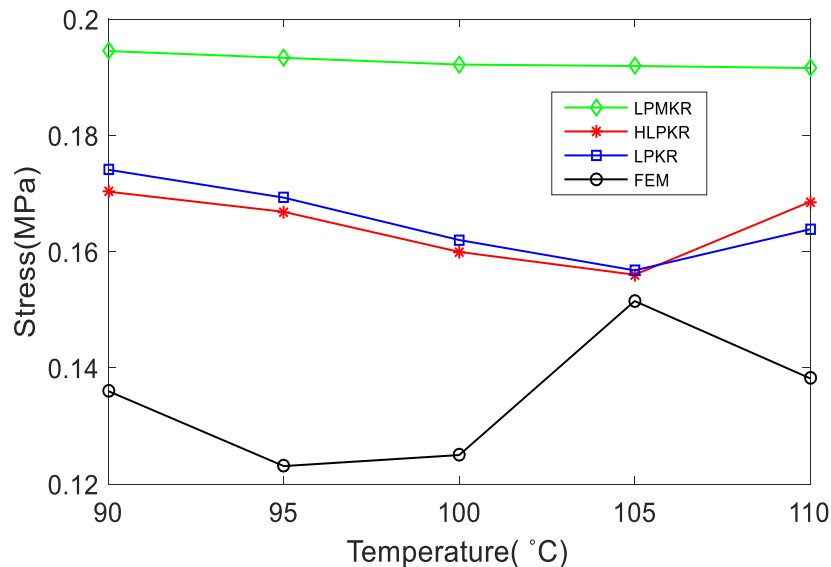
五、应用案例



1. 偏心轴、轴承类零件的装配建模

✓ 利用核回归方法，建立装配模型，找到合适的加热温度。

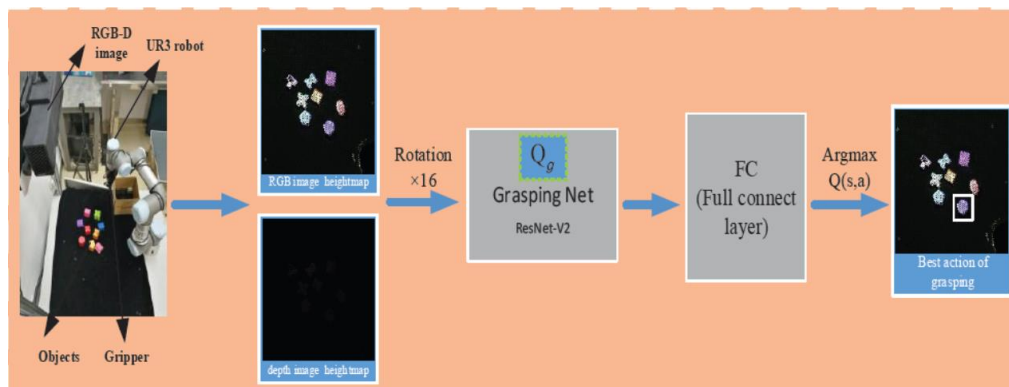
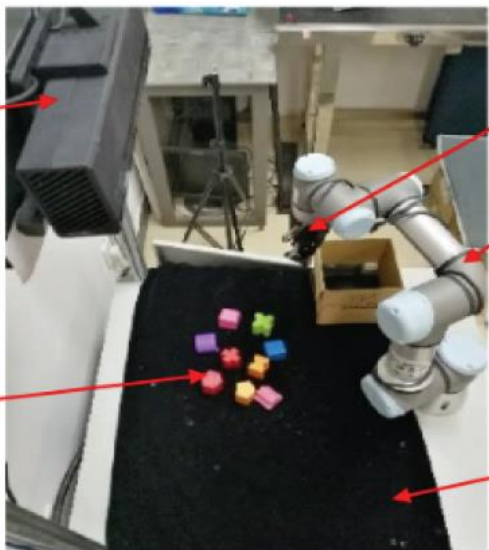
$$G(g_k(T, F), \Theta_k) = \sum_{k=1}^{m_{thick}} \lambda_k(\Theta_k) \cdot \hat{\beta}_0$$



五、应用案例



2. 物体分拣

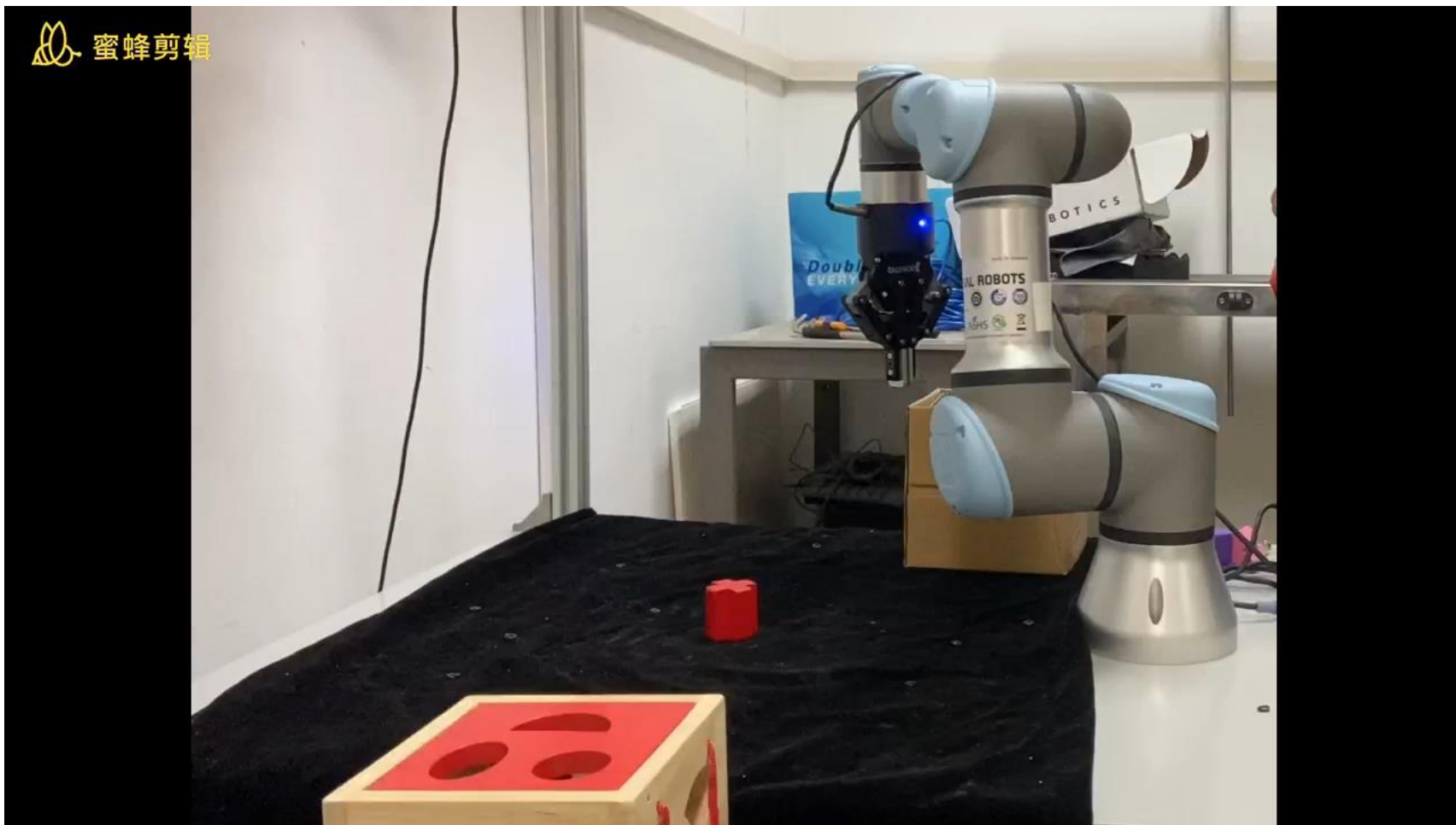


- ✓ 在物流快递行业，机器人如何快速的识别分拣物体。
- ✓ 物体形状各异，实现没有太多的物理信息。
- ✓ 采用深度强化学习，在线训练抓取策略。

五、应用案例



蜜蜂剪辑





谢谢！