

基于三维物体模型重构感知的路径规划探究

黄侃润

(Nauto, Inc. 美国加利福尼亚州 94306)

摘要: 物体形状为自主的机器人操作任务 (如抓取和推动) 或机器人视觉任务 (如物体检测和跟踪) 提供了高度信息化的信息。然而, 为机器人提供所有感兴趣的物体的三维模型可能需要大量的时间, 甚至不能预先确切的知道。因此, 研究人员提出了大量的方法, 如使用 RGB-D 摄像机、触觉传感器, 来估计形状。

关键词: 机器人路径规划; 物体三维模型重建

1 概述

本文研究了建立一个未知物体的三维模型, 规划和执行抓取和放置一个物体的轨迹的问题。首先利用 RGB-D 传感器生成的点云从中分割物体, 并以高斯过程隐式曲面来估计物体的概率模型。然后, 使用这个概率模型来规划抓取和随后的机器人放置物体的轨迹。使用概率规划轨迹优化, 利用与高斯过程隐式曲面模型相关的不确定性, 根据计算的高斯过程隐式曲面的后验的条件熵来规划运动, 以探索具有不确定性的对象区域。然后执行抓取放置轨迹, 并使用在执行期间收集的数据来重建对象模型。

本文在第二节回顾了高斯过程隐式曲面的形状表示。在第三节中, 提供了重建感知运动规划算法的细节。第五节中分析了实验结果。

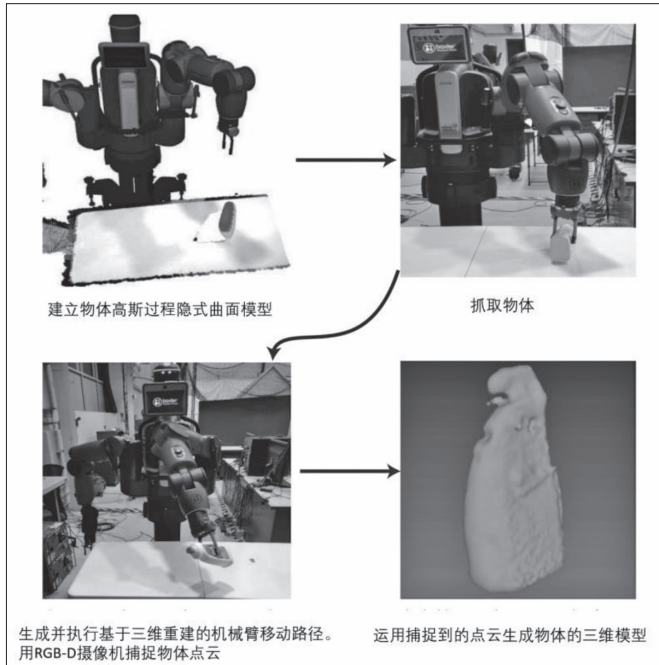


图 1 抓取物体以及三维模型建立

2 高斯过程隐式曲面形状模型

2.1 公式

公式 (1) 正式地定义了概率隐式曲面

$f(x) > \eta$ 如果 x 在物体外面

$f(x) \leq |\eta|$ 如果 x 在物体表面 (1)

$f(x) < -\eta$ 如果 x 在物体里面

在公式 (1) 中, 设置一个小的置信阈值 η 来决定一个估计点是否在表面上。如果把 η 收缩到 0, 那么 Eq. 1 将收缩到一个等式比较, 恢复了经典的 (确定性的) 隐式曲面模型。

高斯过程隐式曲面模型由均值函数 $m(\cdot)$ 、核函数 $k(\cdot, \cdot)$ 和输出高斯噪声 σ_n 组成。

$f(x) \sim GP(m(\cdot), k(\cdot, \cdot))$ (2)

$y = f(x) + \sigma_n$ (3)

在一个估计集中的查询点 $x_q^* \in R^3$, 其均值和协方差 $= \{x_0^*, \dots, x_n^*\}$, 被估计为

$$\mu(x_q^*) = m(x_q^*) + k_q^T K^{-1} (y_D - m_{f,D}) \quad (4)$$

$$\sigma^2(x_q^*) = k^{**} - k_q^T K^{-1} k^* \quad (5)$$

$$K \in R^{N \times N} \quad K_{ij} = k(x_i, x_j) \quad (6)$$

$$k^* \in R^{N \times 1} \quad k^* = k(X, x_q^*) \quad (7)$$

$$k^{**} \in R \quad k^{**} = k(x_q^*, x_q^*) \quad (8)$$

在本例中, 使用平方指数核函数定义为

$$k(x_q^*, x_q^*) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{1}{2L^2} \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (9)$$

其中 σ 为强度, L 为长度刻度。

发现使用零均值函数最适合我们的目的。按照 (2) ~ (9) 中的方法, 研究了使用椭圆函数作为平均值能更好地利用普通物体对称性, 但发现这些都对先验过拟合。

在实践中, 从单一的 RGB-D 帧估计表面模型。假设桌子上只有一个物体。使用随机抽样一致性对点云中的表平面进行拟合和分割。然后对每个时间帧点云中的剩余点构建 kd 树, 并进行欧几里德聚类, 得到与目标相关的点作为高斯过程的训练集。

3 操作物体路径规划与物体三维模型重建

分解讨论三维模型重建过程大致分为两个任务:(1) 提取物体的高斯过程隐式曲面模型并用机器人抓取;(2) 规划和执行基于物体重建的轨迹, 从而让 RGB-D 传感器捕获相关的数据。

3.1 基于高斯过程隐式曲面模型的物体抓取路径规划

在抓取物体之前, 机器人从 RGB-D 传感器捕获一帧图像。然后机器人进行简单的几何分割, 提取属于 V-A 节中

描述的对象点。这些 3D 点构成了训练集 S_t ，机器人用它来估计初始对象高斯过程隐式曲面模型。

从单个视点云估计的高斯过程隐式曲面通常不能生成凸形状。定义的抓取成本函数鼓励抓取器简单地对齐抓取器与目标中心之间的中心点，而约束优化只搜索抓取器方向上的一个自由度。

抓取轨迹优化问题为：

$$\min_{\tau = [\theta_1, \dots, \theta_n]} p_g \left\| \frac{1}{2} \sum_{q=1}^2 \varphi_{g,q}(\theta_H) - x_c^* \right\|_2^2 + \sum_{k=1}^{H-1} \left\| \frac{1}{2} \sum_{q=1}^2 \varphi_{g,q}(\theta_k) - x_k^f \right\|_2^2 \quad (10)$$

$$\varphi_{g,q}(\theta_H), \text{ang}[i] = x_c^*, \forall i \neq f \quad (11)$$

$$\theta_{\min} \leq \theta_i \leq \theta_{\max} \quad \forall i = 1, \dots, H \quad (12)$$

$$C(\theta_i, S_c) \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, H \quad (13)$$

其中 $x_c^* \in R_6$ 定义了对应于使用主成分分析 (PCA) 估计的高斯过程隐式曲面模型质心的六维位姿。 $\phi_{g-1}(\theta)$ 和 $\phi_{g-2}(\theta)$ 分别定义了机器人手臂和夹持器的正向运动方程。因此，代价函数中的第一项在最后的时间步中使夹持器与目标对齐，而第二项鼓励末端执行器跟踪指向夹持器的一系列任务空间路径点。

在式 (10) 中定义末端执行器要遵循的路径点，通过在标称目标位置和抓取位置 x_f^* 和末端执行器初始姿态 x_0 之间线性插值夹持器轨迹，生成 H 路径点序列， $x_k \in x_f$ ：

$$x_k^f = \frac{x_f^* - x_0}{H} \cdot k + x_0 \quad (14)$$

式 (11) 中定义的约束确保最终抓取方向与对象边界框三个方向中的两个方向一致。

算法 1：高斯过程隐式曲面模型抓取路径规划算法

- (1) 从训练集 S_t 中生成高斯过程隐式曲面模型 S_c 。
- (2) 从 $PCA(S_c)$ 中获取 x_c^* 。
- (3) for $i \leftarrow 1; i \leq 3; i \leftarrow i+1$ do
- (4) 从式 14 中计算抓取路径点 x_f 。
- (5) 通过计算公式 10 计算代价 c_i 和路径 τ_i 。
- (6) end for
- (7) $\tau^* \leftarrow \arg \min\{(\tau_1, c_1), (\tau_2, c_2), (\tau_3, c_3)\}$
- (8) Return τ^*

此外，对优化进行约束，以尊重机器人关节的极限 (公式 12)，并避免与物体和环境的其他部分碰撞 (公式 13)。这就产生了一个非线性、非凸优化。因此，使用序列二次规划找到最优解。

$\phi(\theta, X)$ 是符号距离函数， $\phi(\theta, X)$ 计算关节角 $\theta \in R_m$ 与给定点云 X 之间的机器人每个网格之间的符号距离。将碰撞约束定义为：

$$C(\theta, X) = \max(\epsilon - \phi(\theta, X), 0) \quad (15)$$

这就要求机器人的非抓手部分与点云中所有点保持一定的距离。

在算法 1 中定义了完整的 GPIS 抓取轨迹优化。执行了优化，使每个末端执行器选择成本最低的轨迹。

3.2 基于物体三维重建的路径规划

重构感知轨迹优化算法使用一个由高斯过程隐式曲面

模型的条件熵定义的代价函数来规划目标姿态，这鼓励在向目标姿态移动时探索目标的不可见部分。约束优化，以保持对象在一个区域内可见的 RGB-D 传感器。实验发现，使用序列二次规划来解决这个优化问题，即使初始化得很好，也会卡在局部极小值处，这是因为高斯过程隐式曲面模型上定义的条件熵函数的复杂性。

因此，建议仅以过渡轨迹的目标为代价，使用序列二次规划生成一组图 2 所示的相机范围内的轨迹。然后，利用 Kobilarov 的方法，在条件熵度量下搜索最优轨迹。这使能够有效地解决轨迹优化问题，同时仍然产生高质量的轨迹。假设目标姿态 $x_d \in R^6$ 位于机器人可达工作空间和摄像机的视点内。

算法 2 概述了重构感知轨迹优化方法。基于高斯混合模型的轨迹生成方法迭代逼近机器人构型空间中的最优路径，以快速探索目标的未知部分。第 2 ~ 6 行定义了初始轨迹集的生成。随机化目标的方向生成替代目标 x_d ，以生成足够多样化的初始轨迹数据集。然后路径规划器使用序列二次规划方法生成无碰撞配置空间轨迹

$$\min_{\theta \in [\theta_1, \dots, \theta_m]} p_t \left\| \frac{1}{2} \sum_{q=1}^2 \varphi_{g,q}(\theta_m) - x_d \right\|_2^2 + \sum_{j=1}^{m-1} \left\| \frac{1}{2} \sum_{q=1}^2 \varphi_{g,q}(\theta_j) - x_j \right\|_2^2 \quad (16)$$

$$C_{\text{cone}}(\theta_i) \leq 0, \forall i = 1, \dots, M \quad (17)$$

$$\theta_{\min} \leq \theta_i \leq \theta_{\max} \quad \forall i = 1, \dots, M \quad (18)$$

$$C(\theta_i) \geq 0, \forall i = 1, \dots, M \quad (19)$$

在初始姿态和期望姿态之间使用了线性插值来指导优化过程。在公式 18 中添加了一个额外的约束，以确保物体保持在摄像机可见的区域内。将在第 IV-C 节中详细介绍这个约束。

第 8 ~ 20 行执行交叉熵运动规划，以改进基于预期重建的轨迹。该方法通过两个交替阶段，从高斯混合模型中采样生成精英轨迹集，然后使用期望最大化算法将新的高斯混合模型拟合到这一精英轨迹集。这将继续进行，直到满足收敛条件 (第 8 行)。第 9 ~ 15 行基于高斯过程隐式曲面的条件熵生成了一个精英集， η_j ，它定义在整个轨道 τ 上。定义代价为 $J(S_\tau) = H(S_c|S_\tau)$ 。这里 S_c 是算法 4 中所描述的摄像机期望捕获的高斯过程隐式曲面点集。这个成本指导计划者选择轨迹，让机器人探索之前未观察到的部分，而其移动的目标。

算法 2：基于物体三维重建的路径规划

- (1) $T \leftarrow \{\}$
- (2) for $i \leftarrow 0; i < N_0; i \leftarrow i+1$ do
- (3) $x_d^i \leftarrow x_d$ ，同时随机化方向
- (4) 通过代入 x_d^i 计算公式 16 生成 τ_i
- (5) $T \leftarrow T \cup \tau_i$
- (6) end for
- (7) $j \leftarrow 0; \gamma_0 = \infty$
- (8) while Not converged do
- (9) $\eta_j \leftarrow \{\}$
- (10) for $\tau_i \in T$ do
- (11) $S_{\tau_i} \in$ 算法 4 (τ_i)

```

(12) if  $J(S_{\tau_i}) \leq \gamma_j$  then
(13)  $\eta_j \leftarrow \eta_j \cup \{\tau_i\}$ 
(14) end if
(15) end for
(16)  $G_j \leftarrow EM(\eta_j, N_0)$ 
(17)  $T \leftarrow$  算法 3( $G_j, N_0$ )
(18)  $\gamma_{j+1} \leftarrow J_q$  计算  $\tau \in T$  获得前 25% 的分数
(19)  $j \leftarrow j + 1$ 
(20) end while
(21)  $\tau_r^* \leftarrow \arg \min (J(\tau)), \forall \tau \in T$ 
(22) return  $\tau_r^*$ 

```

高斯过程隐式曲面模型的条件熵 $H(S_c|S_j)$ 等于 (20) (21), 其中 S_c 基于三角形数据的压缩熵 S_e 定义了估计的高斯过程隐式曲面点的子集, 这些点可以通过摄像机沿轨迹观测到。基于压缩熵 $H(S_c|S_j)$, 我们可以在高斯过程隐式曲面模型上通过光线投射计算 S_c , 如算法 4 所示。

在此精英数据集 η_j 基础上, 算法 2 通过期望最大化 (第 16 行) 适合一个新的高斯混合模型, 并将得到的高斯混合模型的 G_j 传递给算法 3。算法 3 中定义的视图约束参数采样器使用拒绝采样从高斯混合模型的 G 中生成遵从公式 17 ~ 19 中定义的轨迹约束的样本。给定新的轨迹集合 T , 算法 2 然后更新阈值, 将 γ_j 纳入精英集合, 使其等于生成轨迹的前 25% 分位数分数。

当最佳代价轨迹的变化低于两个迭代之间的小阈值 c 或精英集中最坏代价轨迹的代价比某个代价阈值 δ 更好时, 算法收敛。

算法 3: 视图约束的参数采样

```

(1) while  $i < N$  do
(2) 按  $\omega_k$  比例选择  $k \in \{1, \dots, N_c\}$ 
(3) 采样  $r \sim N(0, 1)$  并设置  $Z_i \leftarrow \mu_k + r \cdot \sqrt{(\Sigma_k)}$ 
(4) if  $Z_i \in Z_{con}$  then
(5)  $T \leftarrow T \cup \{Z_i\}$ 
(6)  $i \leftarrow i + 1$ 
(7) end if
(8) end while
(9) return  $T$ 

```

3.3 摄像机视图模型

$$J(S\tau) = -H(S_c|S_\tau) = -\frac{1}{2} \ln((2\pi e)^3 |\Sigma_{S_c|S_\tau}|) \quad (20)$$

$$\Sigma_{S_c|S_\tau} = K(S_c, S_c) + \sigma_n I - K(S_c, S_\tau)(K(S_\tau, S_\tau) + \sigma_n I)^{-1} K(S_\tau, S_c) \quad (21)$$

如果沿轨迹的任何时间步长都不能捕获估计的点云, 那么就不能计算公式 20 中 $|\Sigma(X_k^*|X)|$ 。为了避免这个问题, 将对象限制在摄像机可见的区域内, 如图 2 所示, 用截锥来近似这个模型。然后在优化上添加一个约束, 即估计的物体质心 x_c^* 保持在锥中。通过假设物体是刚性的, 并附着在抓手上, 可以使用带符号的距离函数来表示这个约束, 即 $C_{cone}(\theta_j): R_m \rightarrow R$ 。为了加快机器人三维模型与桌子的点云之间的碰撞检查, 使用包围盒模型来近似机器人前面的桌子。

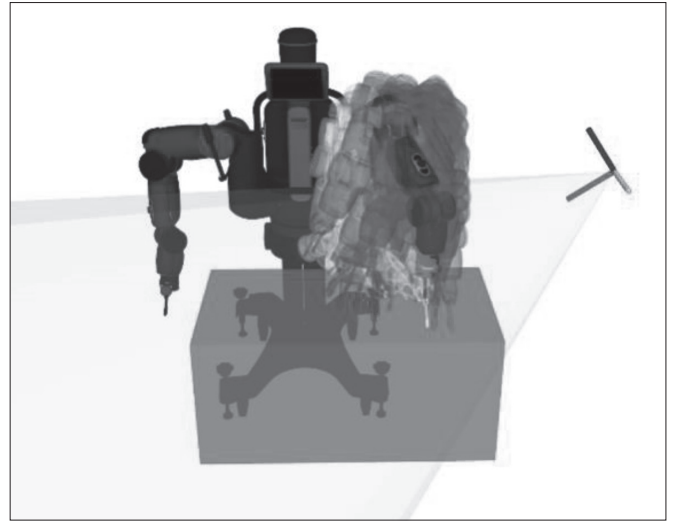


图 2 摄像机视图模型

算法 4: 光线投射高斯过程隐式曲面模型

```

(1) for  $\theta_i$  in  $\tau_s$  do
(2)  $S_i \leftarrow$  预测的高斯过程隐式曲面模型点云  $\theta_i$ 
(3) for 摄像机照射模型中的每一束光  $b_i$  do
(4) 照射到  $S_i$  生成观测到的点  $x_i^*$ 
(5) if  $x_i^* \in S_i$  AND  $\mu(x_i^*) \leq \eta$  then
(6)  $x_q^* \leftarrow x \in S_c$ 
(7)  $S_c \leftarrow S_c \cup \{x_q^*\}$ 
(8) end if
(9) end for
(10) end for

```

4 实验

在本节中, 将介绍在机器人平台上进行的实验的实现细节和结果。比较重构感知轨迹优化和两种备选规划方法生成的对象模型重构。

使用 Baxter 机器人, 配备 2 个 7 自由度手臂和 2 个平行夹持器进行所有实验。Baxter 的夹持器宽度约为 460 毫米, 从 YCB 数据集中选取了 10 个物体, 分别是棒球、漂白剂、饼干盒、芥末、桃子、布丁、午餐肉、糖盒、番茄罐和玩具钻。

通过经验确定公式 10 中 $p_g=0.5$ 的值和公式 1 中 $\eta=0.1$ 的值。发现这些值产生的高斯过程隐式模型模型趋于封闭。通过经验确定公式 16 中 $p_t=0.5$ 的值。在轨迹感知重建中, 高斯混合模型的训练轨迹数为 $N_0=50$, 组件数为 2。

通过比较两种不同的轨迹优化方法来评估实验重建感知轨迹优化的对象重建性能。第一种方法实现了一种启发式方法, 在将物体移动到目标之前, 简单地旋转 Baxter 的最终关节 180° 。第二种方案不考虑重建, 直接规划物体从初始抓取到目标位置的移动轨迹。正如所看到的, 爆竹盒通过重构感知的轨迹得到了充分的探索, 而在其他方法中, RGB-D 传感器从未捕捉到盒子的底部, 尽管启发式方法确实捕捉到了盒子的背面。这些轨迹代表了所看到的所有物体。

为了定性地比较这些方法, 实验使用重构网格表面到

真正的 YCB 物体的三维模型之间的 Hausdorff 距离来计算误差。结果是, 10 个物体的综合 Hausdorff 距离误差: 算法是 6.5mm, 不旋转的方法是 14mm, 旋转最终关节的方法是 13mm。除了在布丁盒、棒球和金枪鱼罐头上, 重建感知轨迹比将 Baxter 的最终关节旋转 180° 更好。与其他两种方法相比, 这些目标重构误差较大的原因是物体的尺寸小, 而且 RGB-D 传感器的分辨率不够高, 无法生成清晰的点云。这给融合算法重建目标带来了困难。对于玩具钻头, 由于缺乏丰富的颜色特征, 融合算法并没有比旋转 180° 轨迹更好地重构感知轨迹对应的物体网格。这有可能通过使用更丰富的基于外观的线索来跟踪对象而得到改进。

5 结语

本文提出了一种基于高斯过程隐式曲面模型的联合抓

取和重建未知目标的新框架。实验表明, 与简单地将最终关节旋转 180° 或规划一个不考虑视角的运动规划相比, 使用实验方法生成的取放轨迹生成的对象模型质量更高。

参考文献:

- [1] M. Seeger, "Gaussian processes for machine learning," Int. journal of neural systems, vol. 14, no. 02, pp. 69–106, 2004.
 - [2] M. Kobilarov, "Cross-entropy motion planning," Int. Journal of Robotics Research, vol. 31, no. 7, pp. 855–871, 2012.
 - [3] 杨惠. 自动驾驶系统中局部路径规划改进算法研究 [J]. 自动化应用, 2021(02):4-6.
- 作者简介: 黄侃润 (1990.03–), 男, 汉族, 浙江桐乡人, 硕士, 工程师, 研究方向: 计算机视觉。

(上接第 76 页)

3.2.1 控制液位高度

根据运行手册, 要求分离器液位控制在 180 ~ 250mm, 低于 180mm, 补水阀自动打开进行补水。所以要加强了对补水电磁阀、过滤器、分离罐进行检查。液位过低时, 首先要检查补水阀能否正常工作, 包括阀门机械卡涩检查和仪控信号检查; 其次补水管路过滤器堵塞, 也会导致补水不足的情况, 必要时打开过滤器, 进行清洗检查; 最后, 打开分离罐, 检查溢流管线是否破损, 是否存在液位无法保持的情况。

3.2.2 控制工作液温度

真空泵正常运行期间出力保持在 4 ~ 5kPa 之间, 故工作液温度低于 33°C 可以保证真空泵的工作效率。滤网堵塞、补水阀故障、热交换器故障都会导致工作液温度上升。所以, 要定期对热交换器入口 Y 型滤网金属滤芯进行清洗。如发现工作液水质异常差, 杂质过多时, 有必要对分离罐及管线一并进行清洗; 定期对补水阀进行检查, 若补水阀故障也会造成工作液温度上升; 定期检查热交换器冷却水流量是否正常, 热交换器冷却水流量降低, 则需要对冷却水系统进行检查; 若热交换器堵塞或有外漏, 则需要对其进行解体检查, 清洁板片或更换密封胶条。

3.3 新增变更

根据秦二厂 3、4 号机组运行经验, 热交换器出口压力在低于 -0.06MPa 时, 表示过滤器堵塞比较严重, 需要清洗。后续新增变更申请, 在热交换器出口增加压力表。加强对热交换器的巡检, 根据压力表压力的变化反应热交换器的堵塞

程度, 从而评估真空泵的出力情况。

4 结语

导致水环式真空出力不足的原因主要来自于机械故障和工作液两大因素, 针对不同现象采取不同的处理措施, 就可解决真空泵出力不足的故障, 保证凝汽器的真空度满足运行要求。

本文以理论分析与实践论证相结合的方式, 根据真空泵的特点进行分析, 确认了泵出力不足的情况, 为后续改进措施提供了充分的理论依据。多项针对性的措施实施后, 真空泵出力不足现象大幅降低, 整体运行状况良好。该泵的缺陷分析及处理过程, 为设备的正常运行提供了强有力的支持, 也为类似问题的分析解决提供一个较好的案例, 具有一定的借鉴意义。

参考文献:

- [1] 李琼, 卢胜阳, 郑清瀚等. 工作水温度对真空泵影响的分析及试验研究 Analysis and Test Study of Working Water Temperature Affecting Vacuum Pump [J]. 电站系统工程, 2012.
- [2] 陈鑫水. 真空泵出力不足原因分析及处理 Cause Analysis and Treatment on Low Output of Vacuum Pump [J]. 广东电力, 2013.
- [3] 宗绪东. 火力发电厂水环真空泵存在的问题及优化改造 Problems and Optimization of water ring Vacuum Pump in Thermal Power Plant [J]. 华电国际技术服务中心 (济南), 第 40 卷第 2 期, 2018.