

前沿第三次轮转汇报（王鹤老师组）

柯宇斌

2200013213 信科

我的第三期工作主要是跟着陈嘉毅学长做灵巧手抓握的内容。

在本学期参加轮转介绍会后，我便联系上了学长。首先完成了一篇学长现今的论文阅读。

“FRoGGeR--Fast Robust Grasp Generation via the Min-Weight Metric”。具体来说，就是利用一个 GWS 的简化来生成大量的单手抓握数据。

在阅读完论文后，学长也提供了大量相关论文，目前我们保持着一周讨论一篇的进度。同时，我在学长提供的代码上，拓展实现了双手抓握姿势的生成。除此以外，针对学长之前工作中发现的难点：GWS 近似不准确，用 GWS 拟合 TWS 的方法并不足够好；我们认为有必要重新对 GWS 进行近似，并改进利用 GWS 的方法。

接下来，我们计划首先利用 mujoco 这一较先进的模拟环境展示我们对 GWS 的改进的效果，这也将作为我的本研内容。完成这一工作后，我们计划继续原来的计划，展示我们这一数据集在学习上面的优良性。

我将抓住这一机会，向学长多多学习，为以后的科研积攒经验。

下面是对学长论文以及我们的改进的相对详细的介绍。

Robot report

第三期轮转汇报

柯宇斌

北京大学信息科学技术学院

2024 年 5 月 6 日



- ① 轮转简述
- ② 课题背景
- ③ 学长原论文
- ④ 我们的改进

① 轮转简述

② 课题背景

③ 学长原论文

④ 我们的改进

- 在学长原有论文的基础上进行改进
- FRoGGeR—Fast Robust Grasp Generation via the Min-Weight Metric
- 改进内容如下
 - 在单手的代码基础上实现了双手代码
 - 对 GWS 的近似提出了一个新的方案，提高了精度，同时保障了效率
 - 全新的使用 GWS, 生成的效果较为优质

① 轮转简述

② 课题背景

③ 学长原论文

④ 我们的改进

问题

- 如何更好地抓取物体？
- 抓取物体应该为任务服务，不同的任务有不同的抓取姿势
- 好的抓取姿势应该能很好地对物体施加任务所需的力

GWS and TWS

- TWS(Task Wrench Space) 任务力矩空间
 - 由任务所需力矩构成的空间
 - 常常人为指定，一般建模成规则的形状
- GWS(Grasp Wrench Space) 抓握力矩空间
 - 在某个抓握姿势下可以施加的力矩构成的空间
 - 需要一些假设，利用数学物理知识求出

核心思路

- 对 GWS 进行某种程度的近似和简化，得到 GWS 的一个估计
- 人为指定 TWS
- 优化 GWS 使得其与 TWS 相似（一般地，对力的放大也会使得 GWS 增大，所以标准化是一个很好的方法）

具体操作

- $F_i = (f_{i,1}, f_{i,2}, f_{i,3})$, 且 $0 \leq f_{i,1}, f_{i,2}^2 + f_{i,3}^2 \leq \mu^2 f_{i,1}^2$
- p_i 是接触点向量, n_i, d_i, e_i 是 p_i 处的一个坐标系
- $G_i = \begin{bmatrix} n_i & d_i & e_i \\ p_i \times n_i & p_i \times d_i & p_i \times e_i \end{bmatrix} \in R^{6 \times 3}$ 把 F 映射到 W
- $W_i = G_i F_i$
- GWS 是各个 W 的并集或者闵可夫斯基和
- $W_{L_1} = \cup_{i=1}^m W_i$ 以及 $W_{L_\infty} = \oplus_{i=1}^m W_i$
- 我们采用 W_{L_∞} 因为好算
- 对 f 的假设是 $f_{i,1} \leq 1$

具体操作

- 我们描绘 GWS 的边界
- $s_A(u) = \operatorname{argmax}_{a \in A} u^T a, \|u\| = 1$
- 性质: $s_{A \oplus B}(u) = s_A(u) + s_B(u)$
- 性质: $s_{C(A)}(u) = C * s_A(C^T u)$
- $s_{W_g}(u) = s_{\oplus_{i=1}^m W_i}(u) = \sum_{i=1}^m s_{W_i}(u) = \sum_{i=1}^m G_i s_{F_i}(G_i^T u)$

- ① 轮转简述
- ② 课题背景
- ③ 学长原论文
- ④ 我们的改进

GWS 优化至 TWS

- 如何优化 GWS，一个想法是让同一个方向的乘积尽可能大，这样子形状越相似结果越好
- $E_t = - \sum_{k=1}^K s_T(u_k) s_{W_g}(u_k)$

量化结果

TABLE I
COMPARISON OF OUR GWS ESTIMATOR WITH BASELINE.

	5 Contacts				7 Contacts			
	Baseline			Ours	Baseline			Ours
	4	6	8		4	6	8	
RLE↓	5.30	2.36	1.26	0.43	6.49	2.78	-	0.70
SP ↓	0.48	0.42	0.38	0.29	0.36	0.31	-	0.26
t ↓	4e3	2e4	4e4	20	5e4	2e5	2e6	20

图 1: Enter Caption

TABLE II
HYPERPARAMETER ANALYSIS OF OUR METHOD WITH 5 CONTACTS.

	δ (with $K = 1e5$)				K (with $\delta = 15^\circ$)			
	0°	15°	30°	45°	1e3	1e4	1e5	1e6
RLE↓	0.00	0.42	5.45	19.4	0.43	0.42	0.42	0.43
SP ↓	0.44	0.36	0.36	0.36	0.55	0.45	0.36	0.29
t ↓	3.2	3.2	3.2	3.2	1.7	1.9	3.2	19.4

图 2: Enter Caption

TABLE III
0.1 MILLION FORCE-CLOSURE DEXTEROUS GRASP SYNTHESIS

	SS (%) \uparrow	MP (mm) \downarrow	ϵ \uparrow
DexGraspNet	37.0	5.4	0.77
Ours	57.1	2.4	0.93

图 3: Enter Caption

- ① 轮转简述
- ② 课题背景
- ③ 学长原论文
- ④ 我们的改进

GWS 的近似

- 原来的是 QC (二次约束)
- $0 \leq f_{i,1}, f_{i,2}^2 + f_{i,3}^2 \leq \mu^2 f_{i,1}^2$
 - 我们近似为 L1, $0 \leq f_{i,1}, |f_{i,2}| + |f_{i,3}| \leq \mu f_{i,1}$
 - 同时这里我们相当于把圆形放松成正方形, 但我们可以旋转 $f_{i,2}, f_{i,3}$ 形成新的正方形放松, 多个正方形放松等效于一个正多边形放松, 提升了近似的精度。
 - 同时这一近似将 QC 变成 LC (线性约束)

GWS 的使用

- 我们认为 GWS 最重要的是能施加指定方向的力
- 但学长的原先做法只关注了施加指定方向的力
- 却没有关注为了施加这一力所引入的其他方向的力
- 所以我们添加了偏移惩罚
- 并直接变成一个 QP (二次目标) 问题, 而不是和 TWS 拟合
- 如此一来可以直接使用现有的 LCQP 算法, 较好的提高了效率。

Thanks!