

《机器人学》大作业 1

徐恺阳 523030910085

引言

大作业 1 包含以下内容：

1. 基于 **RobotToolboxPython** 工具完成 Dofbot 构型机械臂的建模、正运动学求解、逆运动学求解与工作空间的绘制；
2. 在 **PyBullet** 中，采集 Dofbot 机械臂末端位姿与关节角数据；
3. 训练神经网络模型，实现对机械臂正逆运动学的求解，并评估训练得到模型的精度；
4. 在 **PyBullet** 中，控制 Dofbot 机械臂完成物块抓取放置任务。

任务零：机械臂 DH 参数建模

任务描述

根据图 1 计算 Dofbot 机械臂的 DH 参数表，并使用 **RobotToolboxPython** 仿真正运动学，进行零位验证。

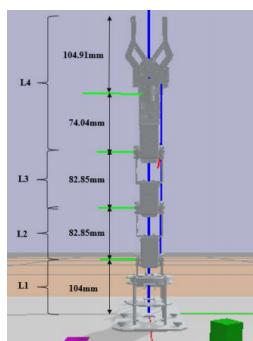


图 1 Dofbot 机械臂结构示意图

	a_{i+1}	α_{i+1}	θ_i	d_i
1	0	0	$0 + \varphi_1$	l_1
2	-90°	0	$-90^\circ + \varphi_2$	0
3	0	l_2	$0 + \varphi_3$	0
4	0	l_3	$90^\circ + \varphi_4$	0
5	90°	0	$0 + \varphi_5$	l_4

图 2 DH 参数表

任务实现

建立如图 2 所示的 坐标系，得出 DH 参数表，对 Dofbot 进行 DH 参数建模。

```
dofbot = rtb.DHRobot([
    rtb.RevoluteMDH(a=0, alpha=0, d=l1, offset=0),
    rtb.RevoluteMDH(a=0, alpha=-pi/2, d=0, offset=-pi/2),
```

```

        rtb.RevoluteMDH(a=12, alpha=0, d=0, offset=0),
        rtb.RevoluteMDH(a=13, alpha=0, d=0, offset=pi/2),
        rtb.RevoluteMDH(a=0, alpha=pi/2, d=14, offset=0)
    ],
    name="Dofbot"
)

```

结果展示

将全部关节置零，得到如图 3 所示的零位示意图。

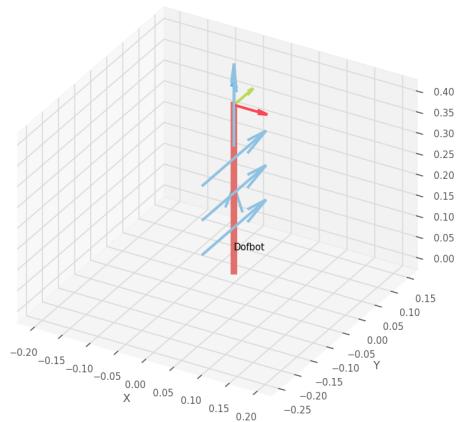


图 3 零位示意图

任务一：正运动学求解

任务描述

给出 Dofbot 机械臂在特定关节角度下的正运动学解，并附上 [RobotToolboxPython](#) 给出的运动学姿态仿真。

任务实现

利用 [DHRobot](#) 类中的 [fkine](#) 和 [plot](#) 函数解正运动学，并实现运动学姿态仿真。

```

q_demo = [0., pi/3, pi/4, pi/5, 0.]
T_demo = dofbot.fkine(q_demo)
print(T_demo)
dofbot.plot(q=q_demo, block=True)

```

- [q_demo](#) 是关节角度的输入列表，包含了机械臂五个关节的角度；
- [dofbot.fkine\(q_demo\)](#) 是正运动学函数，返回一个变换矩阵，包含末端执行器的位置和姿态；

- `dofbot.plot(q=q_demo, block=True)` 可可视化机械臂在给定关节角度下的姿态。

结果展示

```
===== Part1-0 (demo) 正解 =====
-0.7771 -1.686e-08 0.6293 0.2326
1.686e-08 1 4.762e-08 5.58e-09
-0.6293 4.762e-08 -0.7771 0.02468
0 0 0 1

===== Part1-1 (pose 1) 正解 =====
-1.983e-08 1 -9.592e-09 4.666e-09
0.309 1.525e-08 0.9511 0.2496
0.9511 1.589e-08 -0.309 0.1574
0 0 0 1

===== Part1-2 (pose 2) 正解 =====
-0.866 -0.25 -0.433 -0.03704
0.5 -0.433 -0.75 -0.06415
3.66e-08 -0.866 0.5 0.3073
0 0 0 1

===== Part1-3 (pose 3) 正解 =====
0.866 0.5 0 -2.22e-09
-0.5 0.866 0 -2.22e-09
0 0 1 0.3158
0 0 0 1
```

图 4 正运动学解

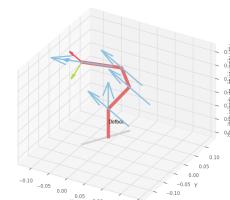
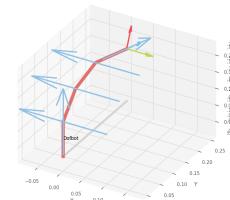
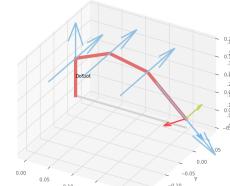


图 5 运动学姿态仿真

任务二：逆运动学求解

任务描述

给出 Dofbot 机械臂夹爪末端在以下笛卡尔空间姿态下的逆运动学解，并在报告中附上 `RobotToolboxPython` 给出的运动学姿态仿真。

任务实现

利用 `DHRobot` 类中的 `ik_LM` 和 `plot` 函数解逆运动学，并实现运动学姿态仿真。

```
T_des_demo = np.array([
    [-1., 0., 0., 0.1],
    [0., 1., 0., 0.],
```

```

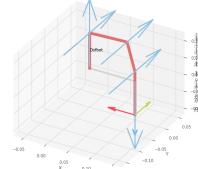
    [ 0., 0., -1., -0.1],
    [ 0., 0., 0., 1. ]
])
q_ik_demo = dofbot.ik_LM(T_des_demo)[0] # 取返回元组第 0 个元素
print("关节角 (rad) : ", np.array(q_ik_demo))
dofbot.plot(q=q_ik_demo, block=True)

```

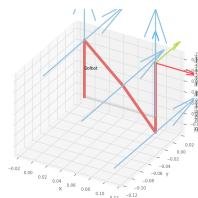
- `T_des_demo` 是齐次变换矩阵，包含末端执行器的位置和姿态；
- `dofbot.ik_LM(T_des_demo)[0]` 使用 *Levenberg-Marquardt (LM)* 算法求解逆运动学。该函数返回一个元组，第一个元素是关节角度的解。

结果展示

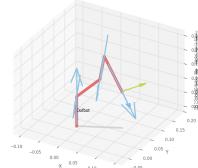
```
===== Part2-0 (demo) 逆解 =====
关节角 (rad) : [-4.12115191e-05 1.51096840e+00 1.42061495e+00 2.10009085e-
-4.12020419e-05]
```



```
===== Part2-1 (pose 1) 逆解 =====
关节角 (rad) : [-1.53443132e-03 2.43655002e+00 1.22472094e-01 -2.55898320e+
1.53627673e-03]
```



```
===== Part2-1 (pose 2) 逆解 =====
关节角 (rad) : [-2.69998446 -0.69481863 0.57017888 -2.69595764 -1.8996055
```



```
===== Part2-1 (pose 3) 逆解 =====
关节角 (rad) : [-2.09439537 0.26233599 -1.04816952 1.83302808 -1.5708025
```

图 6 逆运动学解

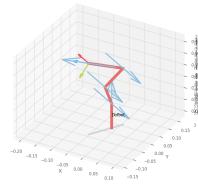


图 7 运动学姿态仿真

任务三：工作空间绘制

任务描述

按照关节空间针对每个关节进行采样，绘制机械臂工作空间。 Dofbot 关节角度限位：

- J1: $[-180^\circ, 180^\circ]$
- J2: $[0^\circ, 180^\circ]$

- J3: [0° , 180°]
- J4: [0° , 180°]
- J5: [0° , 180°]

任务实现

```

num_samples = 3000

j1_min, j1_max = -np.pi, np.pi # J1
j_min, j_max = 0.0, np.pi # J2~J5

q1 = np.random.uniform(j1_min, j1_max, num_samples)
q2 = np.random.uniform(j_min, j_max, num_samples)
q3 = np.random.uniform(j_min, j_max, num_samples)
q4 = np.random.uniform(j_min, j_max, num_samples)
q5 = np.random.uniform(j_min, j_max, num_samples)
q_samples = np.vstack((q1, q2, q3, q4, q5)).T # 形状: (N, 5)

points = np.zeros((num_samples, 3), dtype=float)
for i in range(num_samples):
    T = dofbot.fkine(q_samples[i]) # SE3
    points[i] = T.t.reshape(3)

```

- `np.random.uniform` 在每个关节的上下限范围内生成 `num_samples` 个随机角度；
- 通过 `fkine` 函数求解正运动学，得到末端执行器的位置；
- 按 Z 高度着色绘制 `num_samples` 个工作点，并添加加颜色条。

结果展示

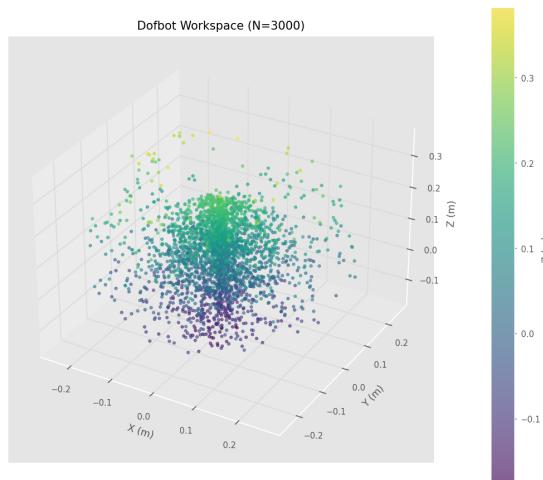


图 8 Dofbot 工作空间

从绘制结果可以看出，工作空间呈现出椭球状，且工作点出现在椭球中心以及椭球下方的数量居多。

任务四：数据采集与工作空间可视化

任务描述

在仿真环境中自行采集数据集，基于采集的数据集可视化工作空间。

任务实现

利用 `collect_dofbot_dataset` 函数进行仿真环境中的数据采集。

```
collect_dofbot_dataset(num_envs, num_samples, show_gui)
```

- `num_envs` 是并行环境数，默认为 2;
- `num_samples` 是总样本数，建议 10k 以上;
- `show_gui` 是否可视化数据采集过程。

详细步骤如下：

1. 启动并行 worker
 - 计算 `samples_per_worker`，并为每个 worker 指定写入分片；
 - 并行调用 `worker(rank, samples_per_worker, flush_every, run_tag)`。
2. 主进程流式合并与统计
 - 遍历每个分片文件，计算全局 `mins` 和 `maxs`；
 - 合并所有分片为 `raw_csv`，按分片顺序逐块复制内容；
 - 把全局 min/max 写到 `stats_json`。
3. 生成归一化文件 `norm_csv`
 - 打开 `raw_csv`，逐行读取原始 24 维向量并拆分为 `q_raw`, `xyz`, `quat`, `euler`, `dir_vec`；
 - 归一化：
 - `q_raw`: sin/cos 拼接 `sc_joint = [sin(q1),cos(q1),...,sin(q5),cos(q5)]`;
 - `xyz`: MinMax 到 $[-1, 1]$;
 - `quat`: 保留原值；
 - `euler`: `[sin(roll),cos(roll),...,sin(yaw),cos(yaw)]`
 - `dir_vec`: 线性缩放到 $[-1, 1]$
 - 组合并写入 `norm_csv: [sc_joint, xyz_n, quat, sc_euler, dir_n]`。
4. 返回
 - 返回三个路径 `raw_csv`, `norm_csv`, `stats_json`。

利用 `visualize_workspace` 函数进行工作空间的可视化，颜色按 Z 高度映射。

```
visualize_workspace(raw_csv)
```

- `raw_csv` 是原始 CSV 文件。

详细步骤如下：

1. 读取 `raw_csv`，并提取位置列
 - 读入所有行，并提取第 6~8 列，即 `xyz = data[:, 5:8]`。
2. 绘制 3D 散点图，并添加颜色条

结果展示

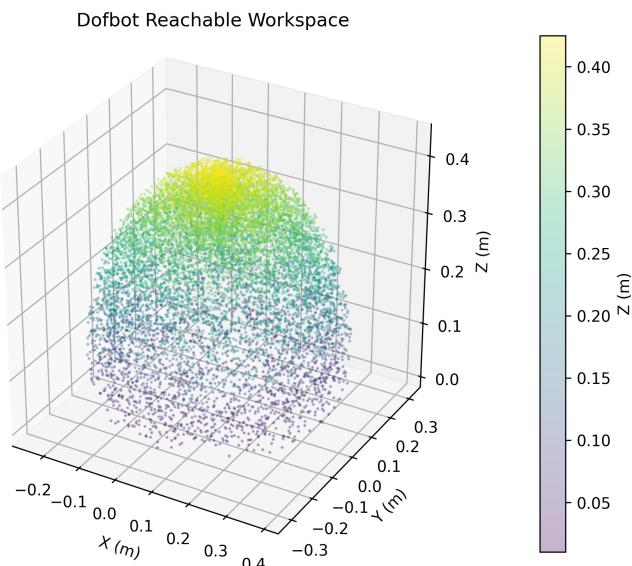


图 9 Dofbot 工作空间

从绘制结果可以看出，工作空间呈现出椭球状，且没有空洞，呈高度对称。

任务五：模型训练

任务描述

选择合适的神经网络结构，设置训练参数，基于采集/已有的数据集训练得到正逆运动学模型。

任务实现

利用 `train_dofbot_model` 函数选择神经网络结构，设置训练参数，训练正逆运动学模型。

```

train_dofbot_model(
    data_path, model_type, mode, in_cols, out_cols,
    epochs, lr, min_lr, hidden_layers
)

```

- `data_path` 是训练数据的路径；
- `model_type` 是网络模型；
- `mode` 是训练类型；
- `in_cols` 和 `out_cols` 是网络输入输出的数据和维度；
- `epochs lr` 和 `hidden_layers` 是训练超参数。

具体步骤如下：

1. 数据准备
 - 使用已有的数据集 `dofbot_fk_120000_norm.csv`, 列顺序为：
 - 关节角 sin/cos (10 维)
 - 位置 xyz (3 维)
 - 四元数 abcd (4 维)
 - 欧拉角 sin/cos (6 维)
 - 方向向量归一化 (9 维)
 - 对训练/测试数据做 80/20 划分。
2. 模型构造
 - 使用 `FlexibleMLP`, 隐藏层选择 `[256, 256, 128]`, 其余均为默认配置。
3. 损失函数
 - 记网络预测为 y_{pred} , 真实标签为 y_{true} , 输出位置为 $p \in \mathbb{R}^3$, 输出姿态为 $r \in \mathbb{R}^9$ 。
 - FK 第一种损失函数：
 - 位置误差 L_{pos}
 - 姿态误差 L_{ori}
$$L_{\text{pos}} = \|p_{\text{pred}} - p_{\text{true}}\|_2^2$$

$$L_{\text{ori}} = \|r_{\text{pred}} - r_{\text{true}}\|_2^2$$
 - 加权损失 L_{total}
$$L_{\text{total}} = w_{\text{pos}} L_{\text{pos}} + w_{\text{ori}} L_{\text{ori}}$$
- FK 第二种损失函数：
 - 整体 MSE 误差 L_{mse}

$$L_{\text{mse}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|y_{\text{pred}}^{(i)} - y_{\text{true}}^{(i)}\|_2^2$$

- IK 考虑基于已训练的 FK 模型监督训练：当训练 IK 网络 $f_{\text{ik}}(x) \mapsto q_{\text{pred}}$ 且使用冻结的 FK_{ref} 将关节映射到末端位姿。

$$q_{\text{pred}} = f_{\text{ik}}(x), \quad y_{\text{fk}} = FK_{\text{ref}}(q_{\text{pred}})$$

- IK 第一种损失函数：

- 加权损失 L_{total}

$$L_{\text{total}} = w_{\text{pos}} \|p(y_{\text{fk}}) - p_{\text{true}}\|_2^2 + w_{\text{ori}} \|r(y_{\text{fk}}) - r_{\text{true}}\|_2^2$$

- IK 第二种损失函数：

- 整体 MSE 误差 L_{mse}

$$L_{\text{mse}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|y_{\text{fk}}^{(i)} - y_{\text{true}}^{(i)}\|_2^2$$

4. 训练超参与调度

- 优化器：Adam, weight_decay=1e-4;
- 学习率与调度：初始 lr=1e-3，使用 CosineAnnealingLR 退火到 min_lr=1e-5;
- 训练轮次：FK/IK 均为 500 epoches;
- 提前停止：若验证集在 50 个 epoches 内不再提升则提前停止。

结果展示

对于 FK 和 IK 网络训练，均使用第二种损失函数，即整体 MSE 误差 L_{mse} 。我设计了一个对比试验，探究 IK 网络的输入数据和维度对网络精确性的影响。

- FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网络的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'nx', 'ny', 'nz', 'ox', 'oy', 'oz', 'ax', 'ay', 'az']`, 即 12 维的齐次变换矩阵 T ;

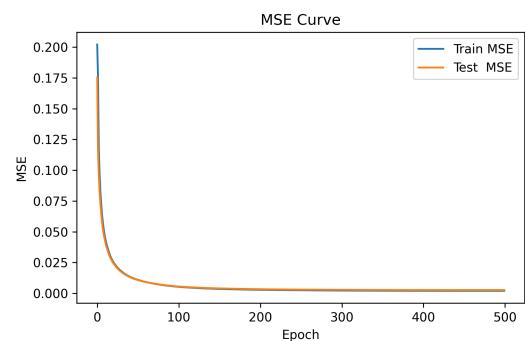
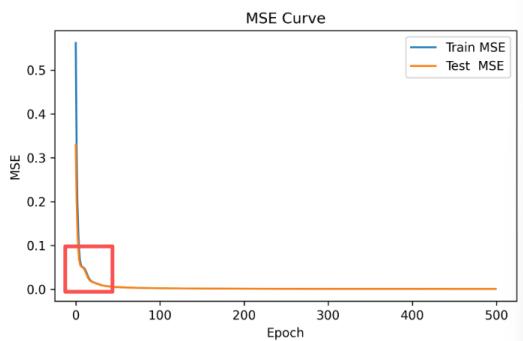


图 10 FK 训练曲线

图 11 IK 训练曲线

2. FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网路的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'roll_sin', 'roll_cos', 'pitch_sin', 'pitch_cos', 'yaw_sin', 'yaw_cos']`, 即 9 维的 xyz+rpy;

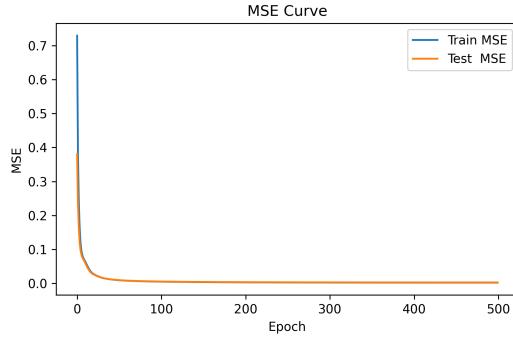


图 12 FK 训练曲线

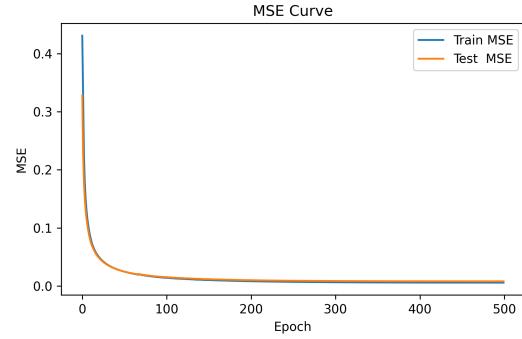


图 13 IK 训练曲线

3. FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网路的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'a', 'b', 'c', 'd']`, 即 7 维的 xyz+abcd。

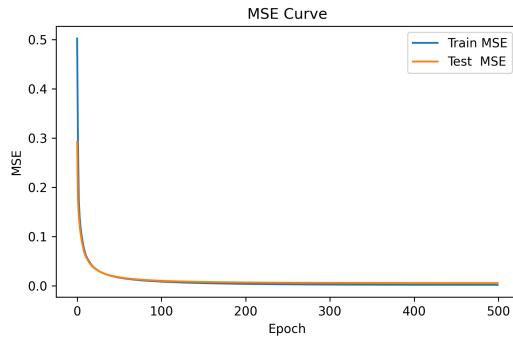


图 14 FK 训练曲线

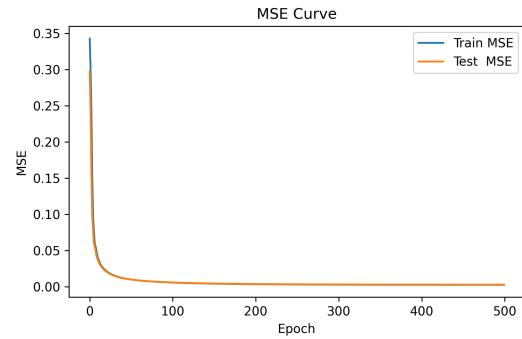


图 15 IK 训练曲线

可以看出,

1. 三种 IK 输入下训练曲线单调下降并趋于稳定, 唯有输入为 12 维的齐次变换矩阵 T 时有些许波动;
2. IK 网络输入为 9 维的 xyz+rpy 时的 FK 训练曲线收敛最快;
3. IK 网络输入为 7 维的 xyz+abcd 时的 IK 训练曲线收敛最快。

任务六：模型验证

任务描述

调用训练得到的正逆运动学模型验证其预测结果, 以从仿真环境中读取到的关节角度 (或末端位姿) 为真值, 计算误差并分析原因。

任务实现

利用 **ModelValidator** 类计算模型误差，并绘误差制箱型图。

```
validator = ModelValidator(  
    fk_model_path, ik_model_path, stats_path,  
    input_keys_fk, output_keys_fk,  
    input_keys_ik, output_keys_ik,  
    hidden_layers_fk, hidden_layers_ik,  
)
```

- **fk_model_path ik_model_path** 是模型的路径；
- **input_keys_fk output_keys_fk input_keys_ik output_keys_ik** 是网络输入输出的数据和维度；
- **hidden_layers_fk hidden_layers_ik** 是隐藏层。

具体步骤如下：

1. FK 模型验证
 - 生成 100 组随机关节角 **rand_q**；
 - 利用 **ModelValidator** 类的 **validate_fk** 函数做正运动学模型验证。
 - 记录平均位置误差和最大位置误差
 - 绘制误差箱型图
2. IK 模型验证 (12 维的齐次变换矩阵 **T**)
 - 生成 100 组随机末端姿态 **I9** 与 位置 **p**, 拼接成 12 维的齐次变换矩阵 **T**；
 - 利用 **ModelValidator** 类的 **validate_ik** 函数做逆运动学模型验证。
 - 记录平均位置误差和最大位置误差
 - 绘制误差箱型图
3. IK 模型验证 (9 维的 xyz+rpy)
 - 生成 100 组随机末端位置 **x y z** 和偏转角 **roll pitch yaw** (取 sin/cos)；
 - 利用 **ModelValidator** 类的 **validate_ik** 函数做逆运动学模型验证。
 - 记录平均位置误差和最大位置误差
 - 绘制误差箱型图
4. IK 模型验证 (7 维的 xyz + abcd)
 - 生成 100 组随机末端位置 **x y z** 和姿态 **a b b d**；
 - 利用 **ModelValidator** 类的 **validate_ik** 函数做逆运动学模型验证。
 - 记录平均位置误差和最大位置误差
 - 绘制误差箱型图

注意: `ModelValidator` 类的 `validate_fk/ik` 函数内部需要统一误差计算方式, 即

- FK 验证直接调用 FK 模型预测并与仿真 FK 对应位置进行误差计算;
- IK 验证接收一批位姿, 调用 IK 模型生成预测关节, 然后通过 `PyBullet` 计算末端位置, 再进行误差计算。

结果展示

1. FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网路的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'nx', 'ny', 'nz', 'ox', 'oy', 'oz', 'ax', 'ay', 'az']`, 即 12 维的齐次变换矩阵 T ;
 - FK 平均位置误差: 119.10mm
 - FK 最大位置误差: 341.15mm
 - IK 平均位置误差: 159.07mm
 - IK 最大位置误差: 406.70mm

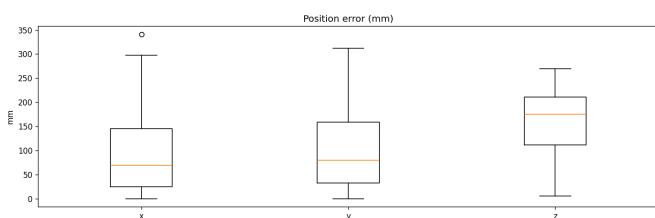


图 16 FK 模型误差

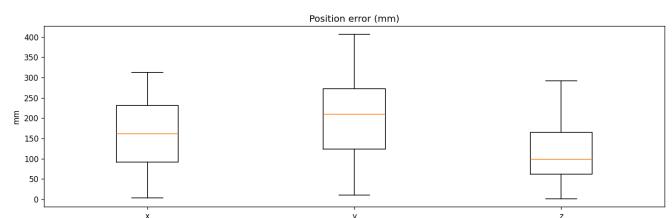


图 17 IK 模型误差

2. FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网路的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'roll_sin', 'roll_cos', 'pitch_sin', 'pitch_cos', 'yaw_sin', 'yaw_cos']`, 即 9 维的 xyz+rpy;
 - FK 平均位置误差: 124.89mm
 - FK 最大位置误差: 292.52mm
 - IK 平均位置误差: 144.47mm
 - IK 最大位置误差: 485.70mm

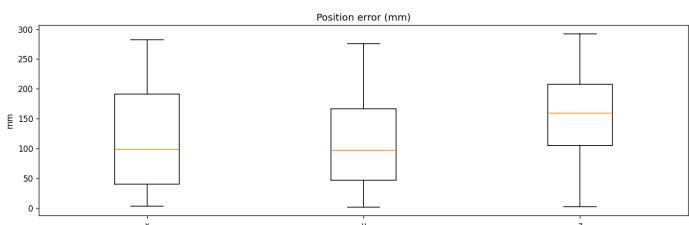


图 18 FK 模型误差

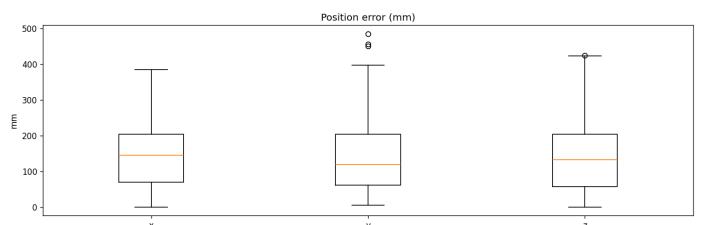


图 19 IK 模型误差

3. FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网路的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'a', 'b', 'c', 'd']`, 即 7 维的 xyz+abcd。

- FK 平均位置误差: 118.63mm
- FK 最大位置误差: 305.79mm
- IK 平均位置误差: 144.92mm
- IK 最大位置误差: 495.43mm

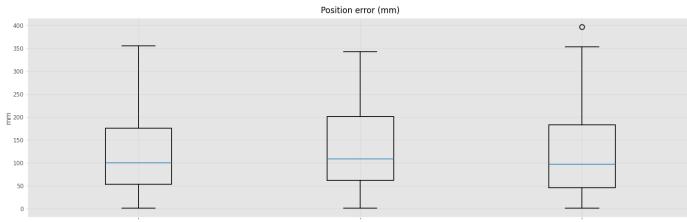


图 20 FK 模型误差

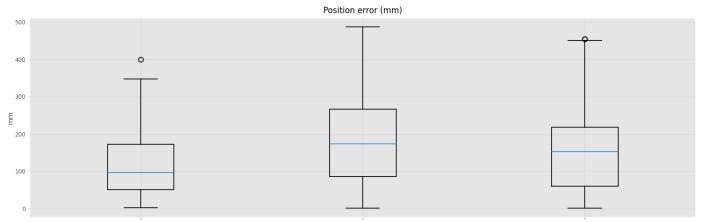


图 21 IK 模型误差

可以看出,

1. IK 网络输入为 7 维的 xyz+abcd 时的 FK 平均误差最小;
2. IK 网络输入为 9 维的 xyz+rpy 时的 FK 最大误差最小;
3. IK 网络输入为 9 维的 xyz+rpy 时的 IK 平均误差最小;
4. IK 网络输入为 12 维的齐次变换矩阵 T 时的 IK 最大误差最小。

综上所述,结合模型收敛速度与模型精度,推荐 FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网络的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'roll_sin', 'roll_cos', 'pitch_sin', 'pitch_cos', 'yaw_sin', 'yaw_cos']`,进行训练,可以兼顾训练效率以及结果准确率。

误差分析

1. 训练数据集过小

- 本次训练使用的是已有的数据集 `dofbot_fk_120000_norm.csv`;
- 可以更换成更大的数据集如 `dofbot_fk_600000_norm.csv`;

2. 训练数据集覆盖不均匀

- 由图 9 可以看出,数据集的稠密度随 Z 高度减小而减小,最底端的工作空间覆盖稍显不足;
- 可以修改数据采集逻辑,使得工作点的稠密度分布均匀;

3. 模型层数太小

- MLP 网络的隐藏层默认是 `[100, 30]`,过小;
- 本次训练更换成 `[256, 256, 128]`,模型精度提升;

4. 模型结构简单

- MLP 网络默认 `dropout=0.0`,易过拟合,但训练过程中没有出现;
- MLP 网络默认 `activation='ReLU'`,可考虑 LeakyReLU/GELU 作替代;

- MLP 网络默认 `block_type='res'` 且 `num_blocks=1`, 即每个隐藏层后追加一个 ResBlock, 可以提高网络深度表达能力;
5. FK 网络的输出/IK 网络的输入维度
- 由于 FK/IK 网络的输出并不完全解耦, 例如 12 维的齐次变换矩阵 T 内部隐含耦合关系, 所以维度的选择也会影响网络的精度;
6. 学习率过大
- `lr` 默认是 0.1, 过大;
 - 本次训练更换成 $1e-3$, 模型精度提升;
7. 训练轮次不足
- `fk_epochs ik_epochs` 默认是 500;
 - 本次训练中, FK/IK 网络均已收敛, 没有影响;
8. 提前停止太激进
- `patience` 的容忍度默认是 50;
 - 本次训练中, FK/IK 网络均未提前停止, 没有影响。

任务七：仿真中物块的夹取与放置

任务描述

在 **PyBullet** 中, 控制 Dofbot 机械臂完成物块抓取放置任务。

- 初始位置: (0.2, 0.1, 0)
- 初始欧拉角: (0, 0, pi/6)
- 正方体物块尺寸: 0.03
- 目标位置: (0.2, -0.1, 0)

任务实现

具体步骤如下:

1. 基于状态机控制思想, 设计如下的 6 个状态:

```
PRE_GRASP_STATE = 0 # 预抓取状态
GRASP_STATE = 1      # 抓取状态
LIFT_STATE = 2        # 提起状态
MOVE_STATE = 3        # 移动状态
```

```
SET_STATE = 4      # 放置状态  
BACK_STATE = 5    # 返回状态
```

2. 每个状态下机械臂的末端执行器位置和夹爪角度如下：

```
if current_state == PRE_GRASP_STATE:  
    desired_pos = np.array(block_pos) + obj_offset_grasp  
    gripper_angle = GRIPPER_DEFAULT_ANGLE  
elif current_state == GRASP_STATE:  
    desired_pos = np.array(block_pos) + obj_offset_grasp  
    gripper_angle = GRIPPER_CLOSE_ANGLE  
elif current_state == LIFT_STATE:  
    desired_pos = np.array(block_pos) + obj_offset_move  
    gripper_angle = GRIPPER_CLOSE_ANGLE  
elif current_state == MOVE_STATE:  
    desired_pos = np.array(target_pos) + obj_offset_move  
    gripper_angle = GRIPPER_CLOSE_ANGLE  
elif current_state == SET_STATE:  
    desired_pos = np.array(target_pos) + obj_offset_set  
    gripper_angle = GRIPPER_CLOSE_ANGLE  
else: # BACK_STATE  
    desired_pos = np.array(target_pos) + obj_offset_move  
    gripper_angle = GRIPPER_DEFAULT_ANGLE
```

3. 利用 `env` 类中的逆运动学求解函数 `dofbot_setInverseKine` 将相应末端执行器位置转化为机械臂的关节角度。

```
jointPoses, _ = env.dofbot_setInverseKine(desired_pos.tolist(), orn=None)
```

- 注意：机械臂的动作空间只有 5 维，而物块的初始状态有 6 维，所以逆运动学会出现无解的情况。因此，这里只用 3 维的位置信息作逆运动学！！

4. 利用 `env` 类中的控制函数 `dofbot_control` 控制机械臂的关节和夹爪到达目标角度。

```
env.dofbot_control(jointPoses, gripper_angle)
```

5. 当机械臂末端执行器到达目标位置的帧数 / 夹爪接触物块的帧数 / 物块稳定的帧数大于阈值时，进行状态切换：

```
if current_state == PRE_GRASP_STATE and arrive_cnt >= STABLE_FRAMES:  
    current_state = GRASP_STATE  
    arrive_cnt = grip_cnt = settle_cnt = 0  
elif current_state == GRASP_STATE and grip_cnt >= STABLE_FRAMES:  
    current_state = LIFT_STATE  
    arrive_cnt = grip_cnt = settle_cnt = 0  
elif current_state == LIFT_STATE and arrive_cnt >= STABLE_FRAMES:  
    current_state = MOVE_STATE  
    arrive_cnt = grip_cnt = settle_cnt = 0
```

```

    elif current_state == MOVE_STATE and arrive_cnt >= STABLE_FRAMES:
        current_state = SET_STATE
        arrive_cnt = grip_cnt = settle_cnt = 0
    elif current_state == SET_STATE and settle_cnt >= RELEASE_STABLE_FRAMES:
        current_state = BACK_STATE
        arrive_cnt = grip_cnt = settle_cnt = 0
    elif current_state == BACK_STATE and arrive_cnt >= STABLE_FRAMES:
        Reward = env.reward()

```

结果展示

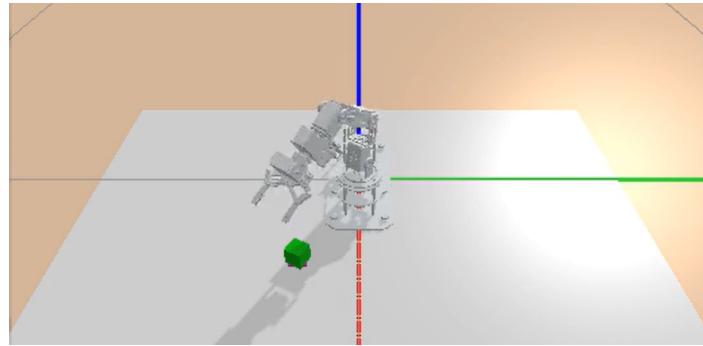


图 22 仿真中物块的夹取与放置

拓展任务

任务描述

基于 解析 + MLP拟合残差 的方案实现正运动学建模，并用该模型监督逆运动学模型的训练，对比验证精度。

任务实现

与 任务五：模型训练 相比，本任务仅修改 FK 的损失函数。

记解析模型对第 i 个样本的预测为 $y_{\text{ana}}^{(i)}$ ，MLP 学习残差 $r_\theta(q^{(i)})$ ，复合预测为

$$y_{\text{pred}}^{(i)} = y_{\text{ana}}^{(i)} + r_\theta(q^{(i)}).$$

因此等价地，训练目标是让残差预测逼近真实残差 $r^{(i)} = y_{\text{true}}^{(i)} - y_{\text{ana}}^{(i)}$ ，采用均方误差可写为：

$$L_{\text{res}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|y_{\text{ana}}^{(i)} + r_\theta(q^{(i)}) - y_{\text{true}}^{(i)}\|_2^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|r_\theta(q^{(i)}) - (y_{\text{true}}^{(i)} - y_{\text{ana}}^{(i)})\|_2^2.$$

- 训练目标仍是令最终复合预测 $y_{\text{ana}} + r_\theta$ 与真实值一致；
- 将训练放到残差空间（MLP 只需学习小尺度误差），更易收敛且样本效率更高。

结果展示

FK 网络的输入选取 `['q1_sin', 'q1_cos', 'q2_sin', 'q2_cos', 'q3_sin', 'q3_cos', 'q4_sin', 'q4_cos', 'q5_sin', 'q5_cos']`, IK 网路的输入选取 `['x', 'y', 'z', 'nx', 'ny', 'nz', 'ox', 'oy', 'oz', 'ax', 'ay', 'az']`, 即 12 维的齐次变换矩阵 T 。

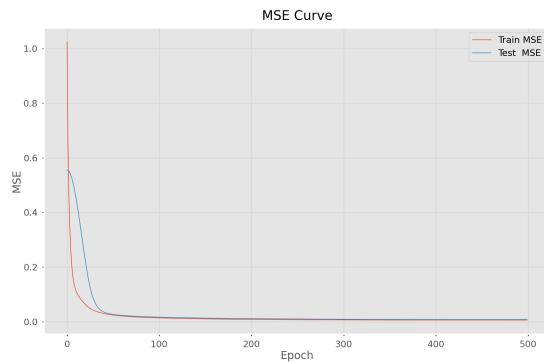


图 23 FK 训练曲线

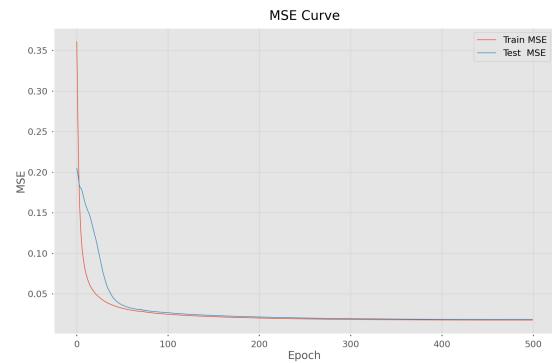


图 24 IK 训练曲线

- FK 平均位置误差: 121.88mm
- FK 最大位置误差: 396.17mm
- IK 平均位置误差: 135.50mm
- IK 最大位置误差: 386.86mm

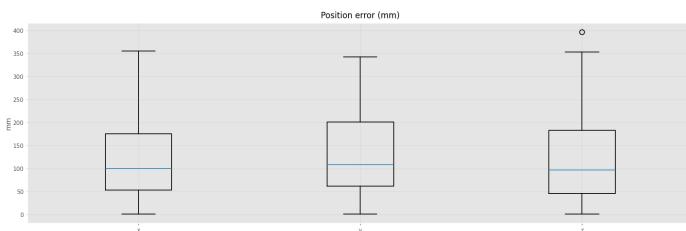


图 20 FK 模型误差

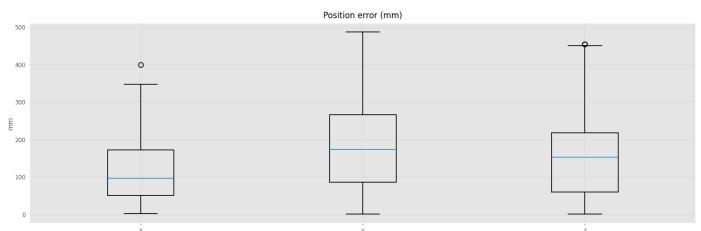


图 21 IK 模型误差

可以看出, 虽然 解析 + MLP拟合残差 方案的 FK 模型误差并未显著优于 纯 MLP 方案, 但其监督下训练得到的 IK 模型误差更低。