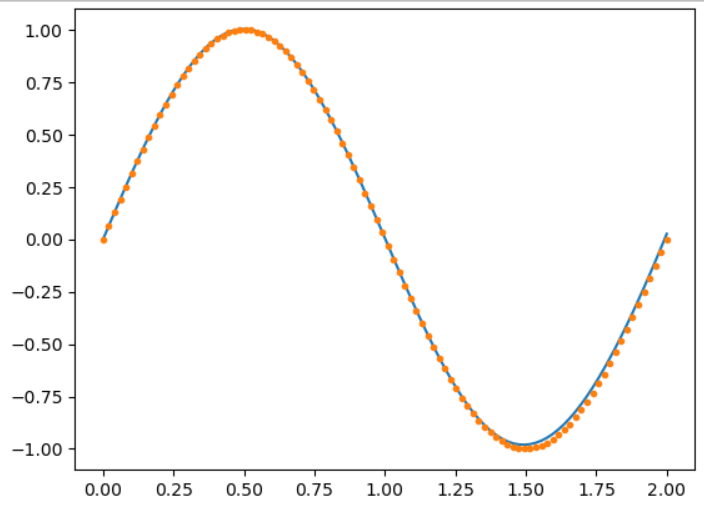
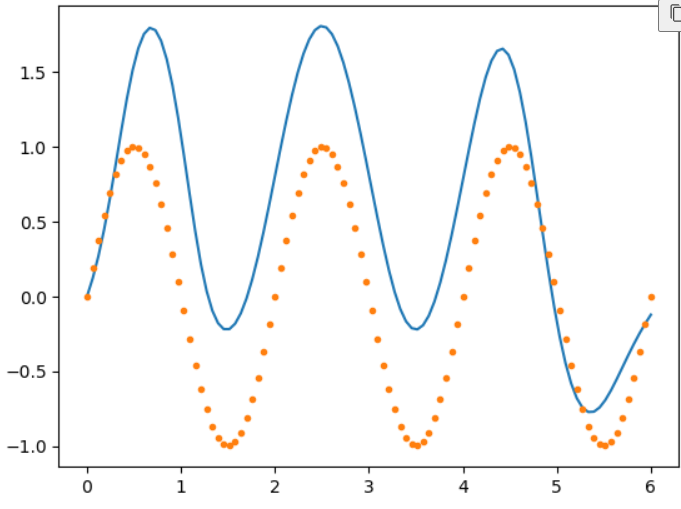
## 时间推进

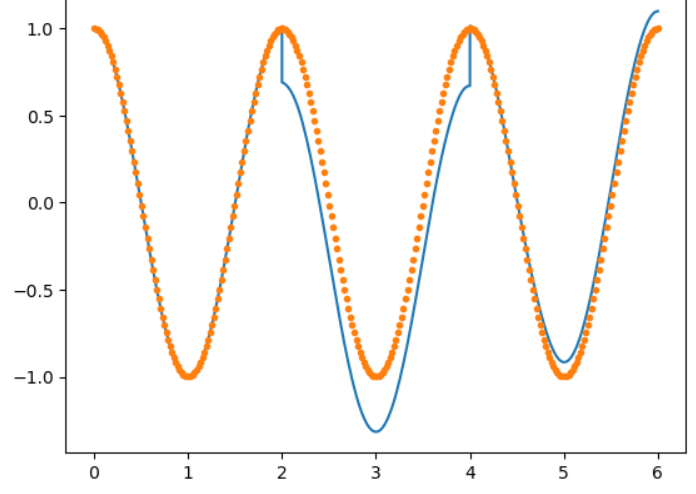
iter = 1000，tspan = [0,2]



iter = 3000，tspan = [0,6]



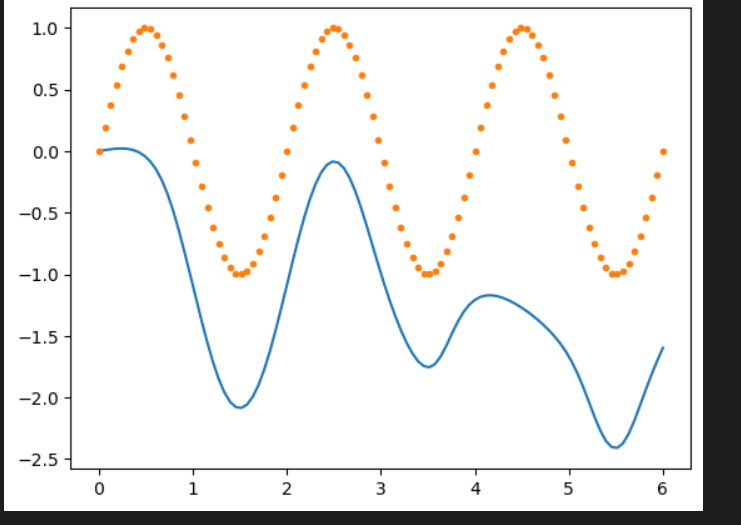
模型残差不一定更优：



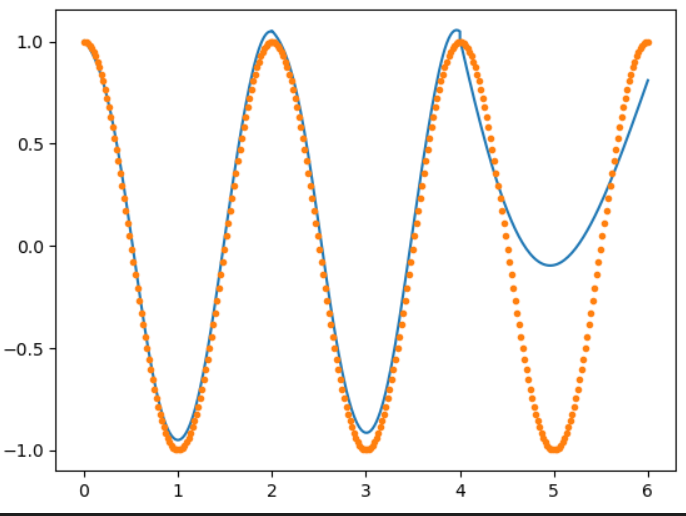
**【图：训练过程中记录网络，分段取残差和最低的网络】**

## 记录

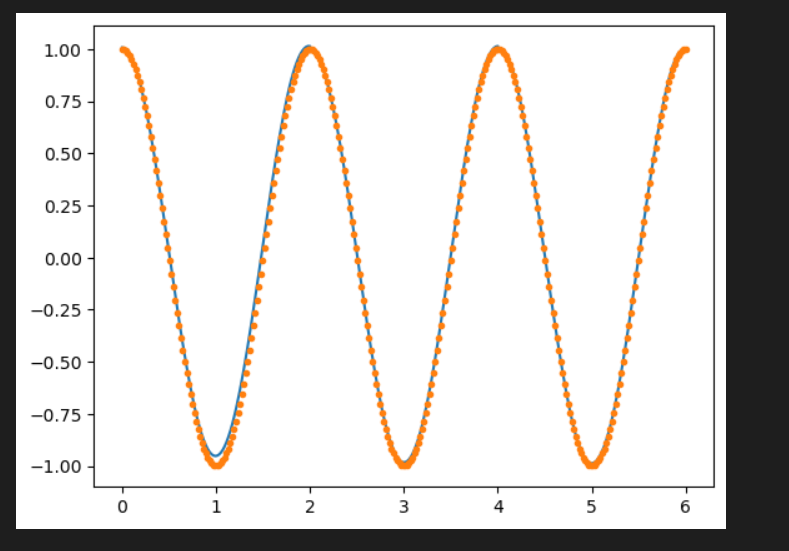
【整体300iter】



【单模型-分区域300iter】

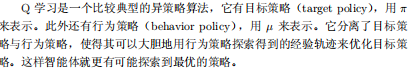


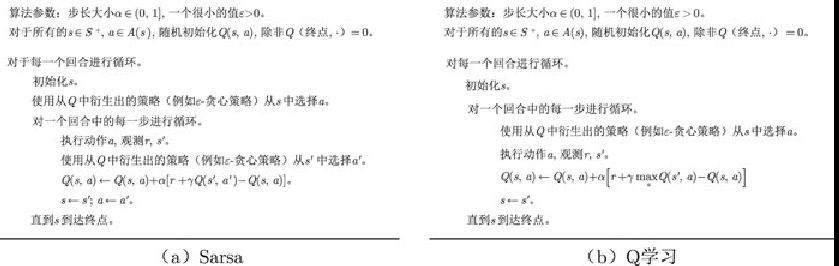
【3模型-300iter】



## 内容

### 参考





1. 强化学习处理确定性策略问题中用到两个估值模型，一个估值模型生成样本（用于探索），一个估值模型用于估值（降低方差）。

### 依据：

**1.1 pde\_loss + data\_loss是近似目标；**

本质上的优化目标：

但因为不可知，我们是近似的使用：

这样的依据是：当离散点数， 时，我们可以称这两个目标函数形式是最优目标一致的。

* 1. **pde\_loss 与 target优化目标 存在偏序关系 不一致的关系。**

假设data\_loss相同，只分析：

不保证：

举例

解域按[0,10]时间段分成[0,1],[1,2]…[9,10]

情况一：各段pdeloss均为0.1，总计pdeloss为1

情况二：第一段pdeloss 0.9，后续段pdeloss均为0，总计pdeloss为0.9

按pdeloss情况一劣于情况二，但实际情况二第一段0.9误差导致后面的计算没有意义。

**1.3 应该以沿时间分步优化作为优化目标**

假定网络参数

定义

作为优化目标，该目标的偏序关系比之前的强。

**2 神经网络可能陷入局部最优，训练过程需要大方差<->训练数据噪声要求低**

假设网络只保存一份拷贝，的初值由设置，增强跳出局部最优的能力会导致方差大。

但使得传递给下一个网络的初值偏差小，就要使得稳定。（直接给当前网络训练得到的数据那么这份数据就会包含“增强跳出局部最优的能力会导致方差大“的偏差因素）。

对应：强化学习探索需要大方差<->历史经验利用需要低偏差

### 伪代码

注意：每个小模型都要对t做平移归一化

# 问题定义

# 超参定义

#更新延迟

#重叠段大小

## 该方法适宜处理什么问题

在不考虑尺度的情况下，**解函数复杂度**会随着t增大而逐渐增大的问题。

举一个解函数复杂度随着t增大而增大的例子

例如：

这种。

举一个解函数复杂度随t增大不变的例子

DEEPXDE：热传导。

比较

A 同时迭代2000轮

B 先后各迭代1000轮

A的迭代长度更长，B的点精度更高

优势算例：

整体计算（Xpinn）

周期计算