主线是解决轨迹函数在两端发散，没有S型曲线的问题

本次尝试了四种架构、

1. PINN+FNN

神经网络就是普通的FNN，中间2层，激活函数先用tanh/relu，再用sigmoid

特别地，在loss中应用PINN的思想：鼓励轨迹两端接近平滑（f在||input||->5，95分位数时接近0），中间梯度越大越好（f在||input||->0时越大，loss越小）

combined\_loss = ( loss\_global + res ) \* torch.exp(torch.norm(model.f(B, s\_default)) + torch.norm(model.f(D, s\_default))) / (torch.norm(model.f(C, s\_default)) + 1e-5)

loss\_global已经在上次的文档里介绍过，就是整条轨迹在某位病人身上的loss  
res就是residual  
此外，还尝试了\*乘积型\*PINN，即dy/ds = y(1-y)f(y,s)（我没有直接把左边多项式换成真实的多项式模型是因为这样做没意义了）  
直接使用dy/ds=y(1-y)f(y,s)的结果是数值极其不稳定，很容易爆炸

为此使用了sigmoid约束：dy/ds=sigmoid(y)(A-sigmoid(y))f(y,s)，A∈R^4,代表了逻辑回归里各标志物的上限

以上思路出现的结果是一致的：学出了直线/近似直线

1. GRU-RNN

即门控神经网络，结构如下：  
（放图的位置）

该结构可以学出一点点曲线形态，但不像S型曲线

1. LSTM

GRU-RNN的进化版，结果类似：

具体的网络结构忘了保存到GIT里

1. 残差神经网络+Fine tunning

结果类似，结构忘了保存

下面介绍后续的改进idea：

主要是参考其他相关的work，尤其是讨论激活函数的使用  
1. 多头+分类模型

**Jung et al., 2021, MedIA — Deep Recurrent Model for Individualized Trajectories**

* **目标**：个体化地联合建模**纵向连续指标**与**离散诊断**，可处理**不规则采样/缺失**。[ar5iv](https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2005.02643)
* **算法核心**：把**病程嵌入**成潜在状态 ztz\_tzt​，用 RNN 更新

zt=fθ(zt−1, xt, Δtt),z\_t=f\_\theta(z\_{t-1},\,x\_t,\,\Delta t\_t),zt​=fθ​(zt−1​,xt​,Δtt​),

并用**多头解码**分别预测连续变量（高斯似然/均方误差）与分类（交叉熵）；缺失通过**掩码/时间间隔**显式建模进入 fθf\_\thetafθ​。文中给出从式(2)到(12)的完整目标函数与优化。[ar5iv](https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2005.02643)

* **网络结构（算例）**：实现为 **RNN/GRU/LSTM** 主干 + 多任务头；激活 **tanh/sigmoid/softmax**；作者提供 GitHub（可查到 model.py 等）。

2. BINN

dtdx​=fknown​(x)+gNN​(x) 在这个模型中，fknown​(x) 是来自文献的经典ODE系统、

需要阅读论文，看一下一般做到什么样的结果make sense