Course: Machine Learning

Assignment: Week 2 _ Programming Assignment

Student:韓韻宸(112652010)

Method

- Data
 - 。 在區間 [−1,1][-1,1][−1,1] 上均勻取 256 個訓練點、128 個驗證 點。
 - 目標包含 f(x) 與 f'(x)
- Model

。 架構:前饋式 MLP, 1-64-64-1

Activation: Tanh框架: PyTorch

- Derivative computation
 - 使用 $ext{torch.autograd.grad}$ 自動對網路輸出 $\hat{f}(x)$ 對輸入 x 求導,得到 $\widehat{f'}(x)$ 。

Loss function

$$L = w_f \cdot \mathrm{MSE}(\hat{f}(x), f(x)) \ + \ w_d \cdot \mathrm{MSE}(\widehat{f'}(x), f'(x))$$

預設
$$w_f=w_d=1$$
。

Training

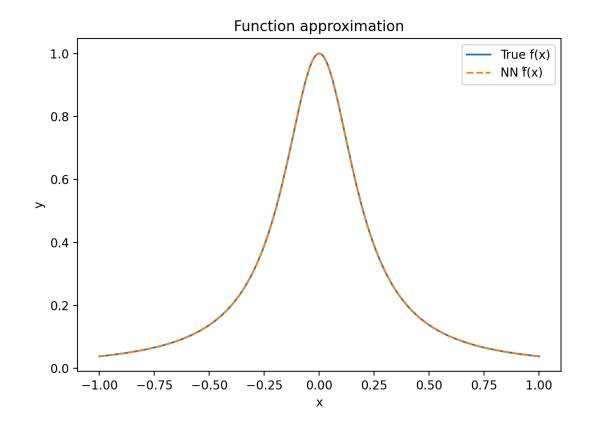
Optimizer: Adam (lr = 1e-3)

Epochs: 1200Seed: 112652010

Results

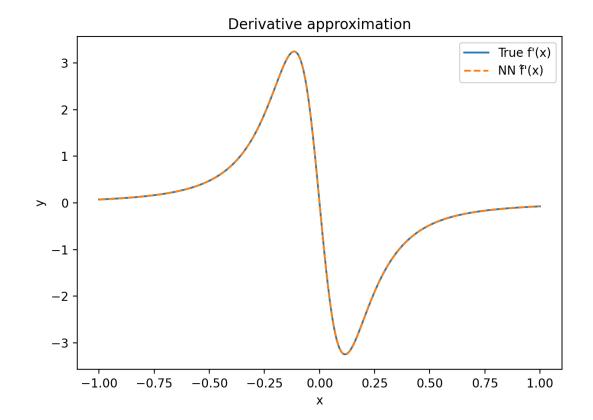
Function approximation

網路對 f(x) 的預測與真實值幾乎重合。



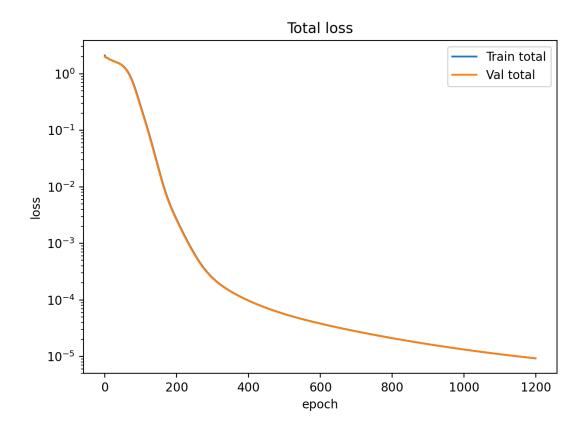
Derivative approximation

網路對 f'(x) 的預測能捕捉整體形狀,特別是接近原點的斜率變化。



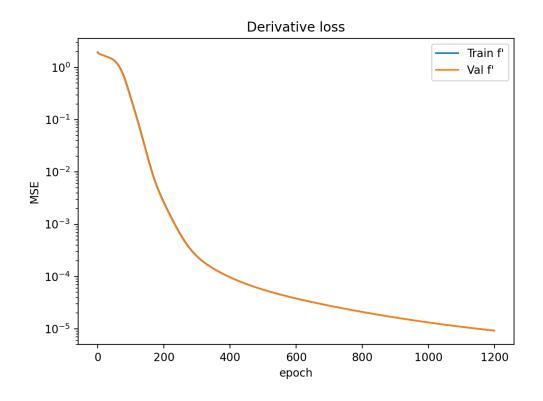
Loss curves

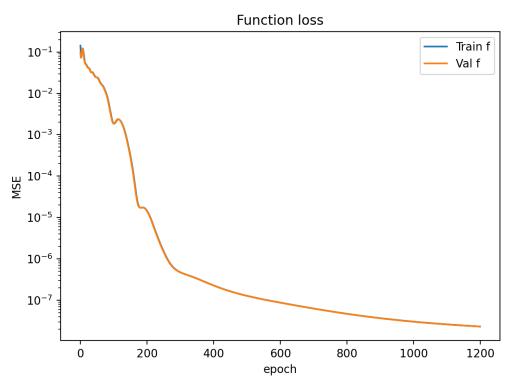
• Total loss:訓練與驗證 loss 隨 epoch 穩定下降,沒有過度擬合跡象。



• Component losses:

- 。 Function loss 收斂到 1e-8 等級
- 。 Derivative loss 收斂到 1e-5 等級





Final errors

在密集網格上的評估結果:

MSE(f): 2.31 × 10^-8
MSE(f'): 9.18 × 10^-6
MaxErr(f): 2.87 × 10^-4

• MaxErr(f'): 8.66 × 10^-3

Discussion

Joint learning works

加入 derivative loss 之後,網路能同時學會函數值與局部斜率,使曲線 更平滑、形狀更準確。

• Derivative is harder

相較於 f,f'的誤差大得多。這是因為導數對小的函數偏差更敏感。 改進方向:

- 。 調大 w_d , 讓導數 loss 權重更高
- 。 在 |x| 接近 1 的區域增加訓練點
- 。 使用更深或更寬的網路

Overall

模型在函數與導數的近似上都達到很高準確度,顯示出 tanh 神經網路 配合自動微分能同時處理這兩種任務。

Appendix

- Hyperparameters
 - o Epochs: 1200
 - Optimizer: Adam (Ir=1e-3)
 - o Architecture: 1–64–64–1, Tanh
 - o Weights: w_f=1, w_d=1
- Files generated
 - o runge_fit_f.png
 - o runge_fit_df.png
 - loss_total.png
 - o loss_f.png
 - loss_df.png
 - o metrics.json

References

- Course lecture notes and assignment instructions.
- OpenAI. (2025)。ChatGPT (GPT-5) 取自https://chat.openai.com/