Week 2 Programming assignment

鄭凱謙

1 問題

Use a neural network to approximate the Runge function

$$f(x) = \frac{1}{1 + 25x^2}, \quad x \in [-1, 1].$$

Write a short report (1-2 pages) explaining method, results, and discussion including

- Plot the true function and the neural network prediction together.
- Show the training/validation loss curves.
- Compute and report errors (MSE or max error).

2 數據集生成

我們在定義域 [-1,1] 之間均勻採樣生成 1000 個數據點作為我們的數據集。將數據集以 8:2 的比例隨機劃分為訓練集(800 個點)和驗證集(200 個點),用於模型訓練與評估。

3 神經網路架構

我們建構了一個全連接的前饋神經網路,其架構如下:

- 輸入層: 1 個神經元,接收自變數 x。
- 隱藏層 1:64 個神經元,使用 ReLU 作為激活函數。
- 隱藏層 2: 64 個神經元,使用 ReLU 作為激活函數。
- 輸出層: 1 個神經元,輸出預測值 ŷ,不使用激活函數。

4 訓練過程

• 損失函數 (Loss Function):採用均方誤差 (Mean Squared Error, MSE) 作為損失函數,其定義為:

MSE =
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

其中 y_i 是真實值, \hat{y}_i 是網路的預測值。

- 優化器 (Optimizer):使用 Adam 優化器,學習率設定為 0.001。
- 訓練週期 (Epochs):模型共訓練 1000 個週期。

5 函數近似結果

圖 1 展示了訓練完成後的神經網路預測結果與真實 Runge 函數的比較。從圖中可以看出,神經網路的預測曲線(紅色虛線)與真實函數曲線(藍色實線)在整個定義域內幾乎完全重合,顯示模型具有非常高的擬合精度。

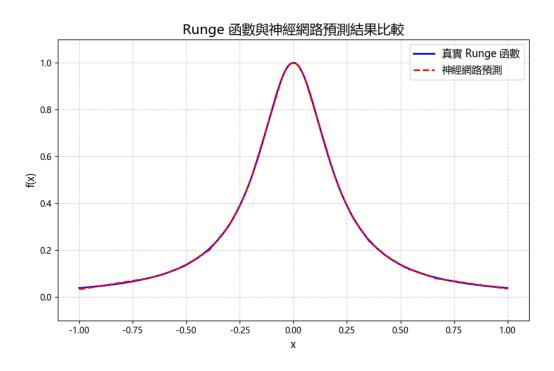


Figure 1: Runge 函數與神經網路預測結果比較

6 訓練/驗證損失曲線

圖 2 展示了模型在訓練過程中的訓練損失與驗證損失的變化情況。損失曲線顯示,訓練損失和驗證損失都隨著訓練週期的增加而迅速下降並最終收斂。兩條曲線在訓練後期非常接近, 表明模型沒有發生過擬合。

7 誤差計算

在驗證集上計算得到的最終誤差指標如表 1 所示。極低的 MSE 值代表整體預測誤差非常小,而最大誤差也保持在一個很低的水平。

評估指標	數值
均方誤差 (MSE)	4.0×10^{-6}
最大誤差 (Max Error)	6.6×10^{-3}

Table 1: 模型誤差評估

8 討論

實驗結果展示了神經網路作為一種通用函數近似器的強大能力。模型不僅學習到了 Runge 函數在 x=0 附近平緩的峰頂,也精確地擬合了兩側快速下降的陡峭部分。這與傳統多項式插

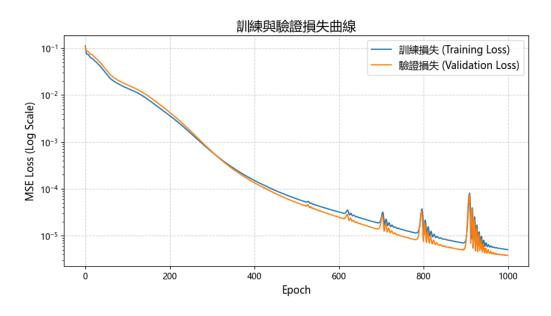


Figure 2: 訓練與驗證損失曲線 (MSE Loss, Log Scale)

值在邊界處會產生劇烈振盪的龍格現象形成鮮明對比。損失曲線的平穩收斂表明我們選擇的網路架構和超參數是合適的。