

學校：長庚大學      系級：人工智慧學系 大三

學號：B1228022      姓名：梁釗豪      主題：打造自己的 DNN 手寫辨識

重點說明：

## 1. 理解神經網路架構設計

- 設定每層神經元數量（N1–N6）
- 探索不同激活函數（ReLU、LeakyReLU、PReLU、ELU、SELU）
- 建構 6 層以上的深度神經網路，並加入輸出層（Softmax）

## 2. 資料前處理與格式轉換

- 將 28×28 的影像拉平成 784 維向量
- 對標籤進行 One-hot Encoding（分類任務）
- 正規化影像像素值（除以 255）

## 3. 模型訓練與優化

- 使用不同的 optimizer（SGD vs Adam）
- 比較不同 loss function（MSE vs Categorical Crossentropy）
- 調整 batch size 與 epochs，並加入 EarlyStopping 提升訓練效率

## 4. 模型評估

- 使用 model.evaluate() 觀察 loss 與 accuracy
- 比較不同架構（test1–test4）的準確率與 loss 表現

## 5. 互動式展示與應用

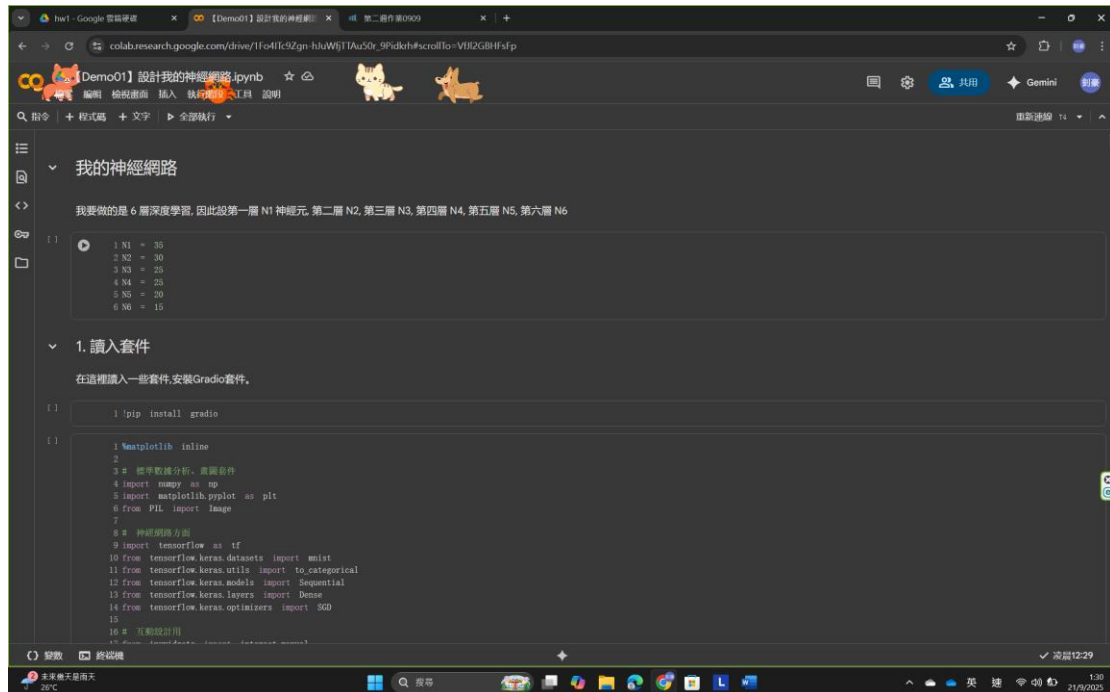
- 使用 Gradio 建立手寫數字辨識 Web App
- 支援使用者在畫板上手寫數字並即時預測

## 6. 分析

- 分析模型在不同數字上的預測信心與混淆情況
- 分析使用者輸入位置對預測結果的影響（例如左上角容易被判成 7）

Colab:

[https://colab.research.google.com/drive/1Fo4ITc9Zgn-hJuWfjTTAu50r\\_9Pidkrh?usp=sharing](https://colab.research.google.com/drive/1Fo4ITc9Zgn-hJuWfjTTAu50r_9Pidkrh?usp=sharing)

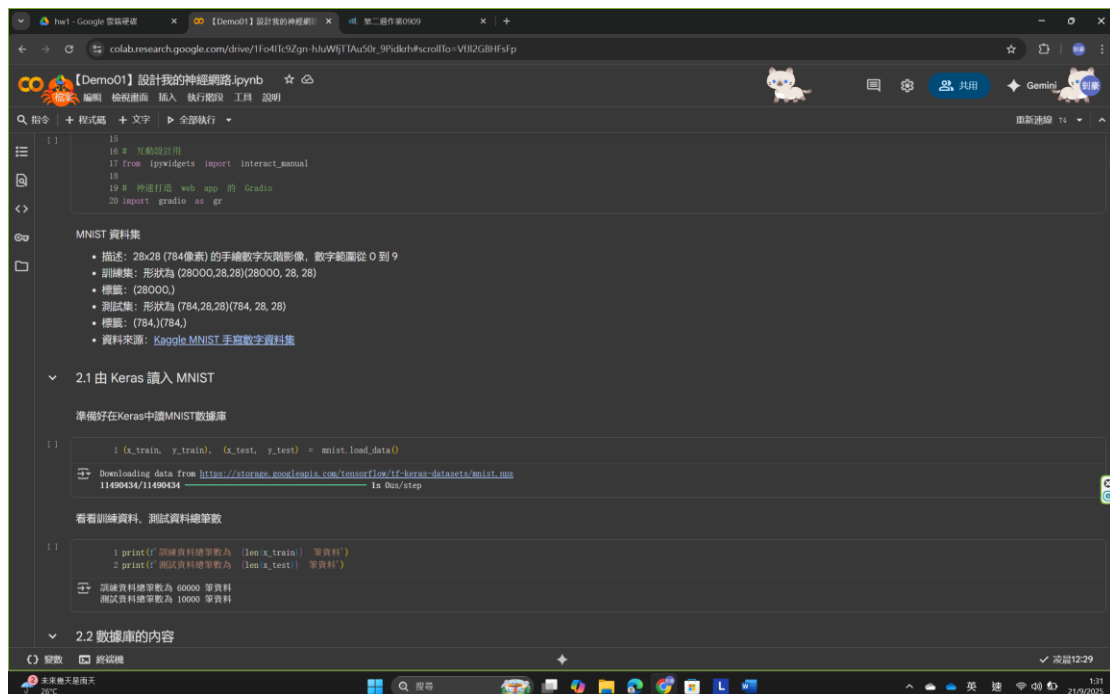


```
[1] 1 N1 = 35
2 N2 = 30
3 N3 = 25
4 N4 = 25
5 N5 = 20
6 N6 = 15

1. 讀入套件

在這裡讀入一些套件,安裝Gradio套件。

[1] 1 !pip install gradio
2
3 !matplotlib inline
4
5 # 標準數據分析, 圖表套件
6 import numpy as np
7 import matplotlib.pyplot as plt
8 from PIL import Image
9
10 # 神經網路方面
11 from tensorflow.keras.datasets import mnist
12 from tensorflow.keras.utils import to_categorical
13 from tensorflow.keras.models import Sequential
14 from tensorflow.keras.layers import Dense
15 from tensorflow.keras.optimizers import SGD
16
17 # 互動設計用
18 from tensorflow.keras.callbacks import TensorBoard
```



```
15 # 互動設計用
16 from ipywidgets import interact_manual
17
18 # 神經網路 web app 的 Gradio
19 import gradio as gr

MNIST 資料庫
• 描述: 28x28 (784像素) 的手繪數字灰階影像, 數字範圍從 0 到 9
• 訓練集: 形狀為 (55000,28,28)(28000, 28, 28)
• 標籤: (55000,)
• 測試集: 形狀為 (10000,28,28)(10000, 28, 28)
• 標籤: (10000,)
• 資料來源: Kaggle MNIST 手寫數字資料集

2.1 由 Keras 讀入 MNIST

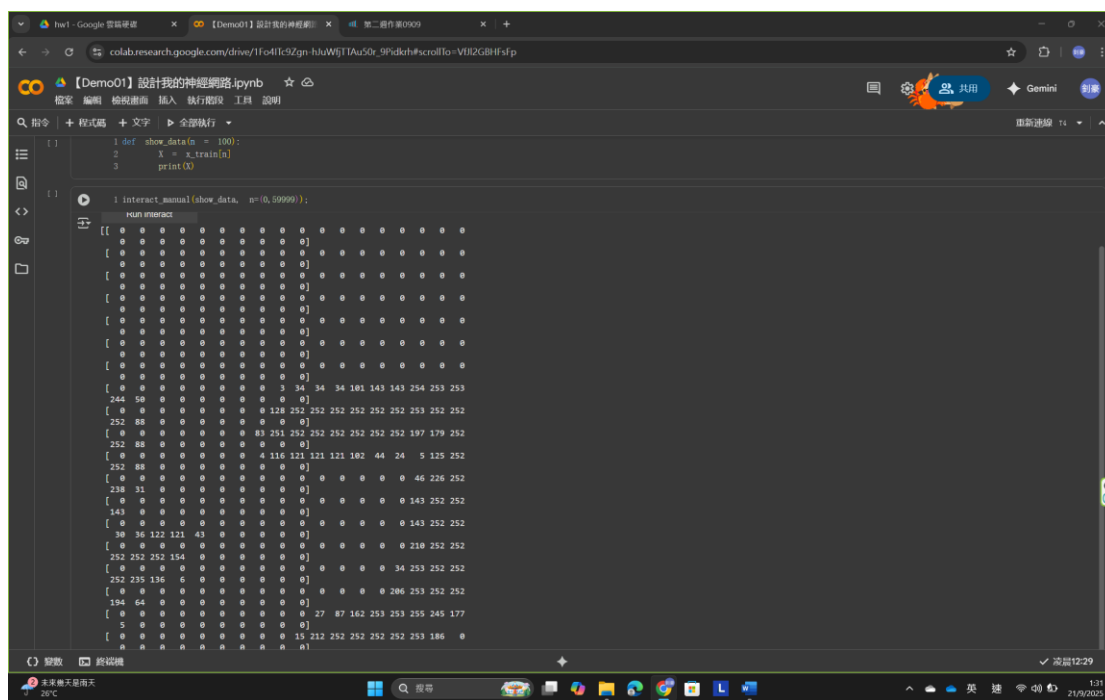
準備好在Keras中讀MNIST數據庫

[1] 1 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
2
3 Downloading data from https://storage.googleapis.com/tensorflow/tf-keras-datasets/mnist.npz
4 11490434/11490434 — 1s 0us/step

看看訓練資料、測試資料總筆數

[1] 1 print(" 訓練資料總筆數為 ", len(x_train), " 筆資料")
2 print(" 測試資料總筆數為 ", len(x_test), " 筆資料")
3
4 訓練資料總筆數為 55000 筆資料
5 測試資料總筆數為 10000 筆資料

2.2 數據庫的內容
```



【Demo01】設計我的神經網路.ipynb

### 2.3 輸入格式整理

把原本的每筆數據是個28x28的矩陣用 reshape 調校成「平平的」28x28=784長的向量

```
1 x_train = x_train.reshape(60000, 784)/255
2 x_test = x_test.reshape(10000, 784)/255
```

### 2.4 輸出格式整理

因為函數  $\hat{f}: \mathbb{R}^{784} \rightarrow \mathbb{R}$

可能會得到的總會有點誤差，例如：

$$\hat{f}(x) = 0.5$$

有可能是0,也有可能是1  
所以要作 "1-hot encoding"，例如：

- 9 → [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1]

```
1 y_train = to_categorical(y_train, 10)
2 y_test = to_categorical(y_test, 10)
```

看看某數據的答案

```
1 n = 87
2 y_train[n]
```

```
array([0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1.])
```

### 3. 打造神經網路

#### 3.1 決定神經網路架構、讀入相關套件

#### 3.1 決定神經網路架構、讀入相關套件

讀入Dense, LeakyReLU, PReLU, ELU

```
1 from keras.layers import Dense, LeakyReLU, PReLU, ELU
```

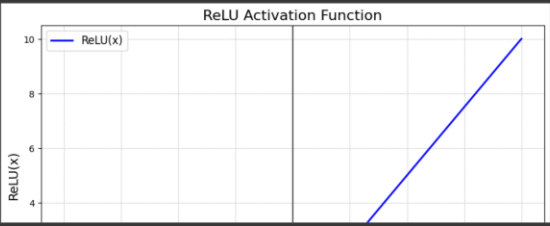
#### 3.2 建構神經網路

建構標準一層一層傳遞的神經網路 Sequential, 打開一個空的神經網路

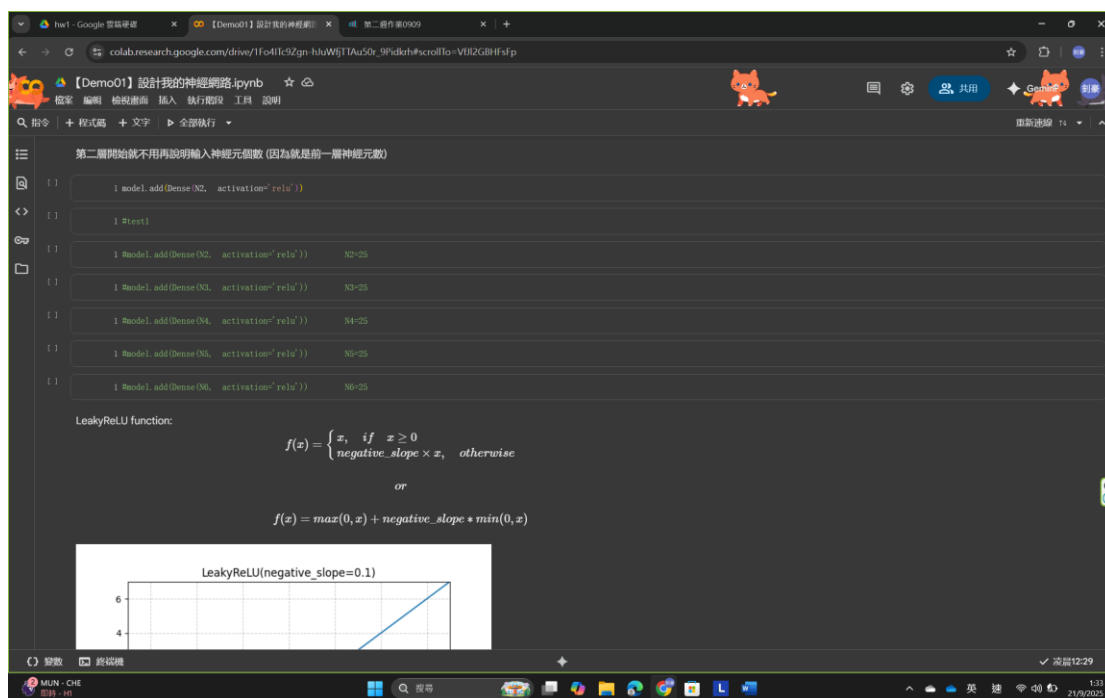
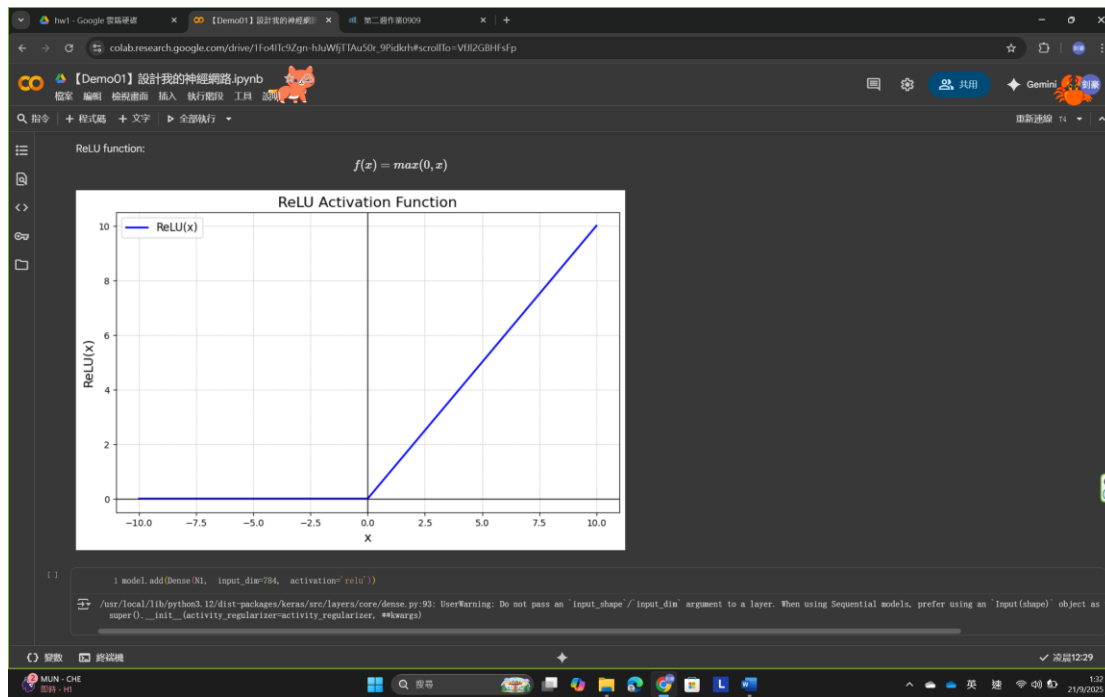
```
1 model = Sequential()
```

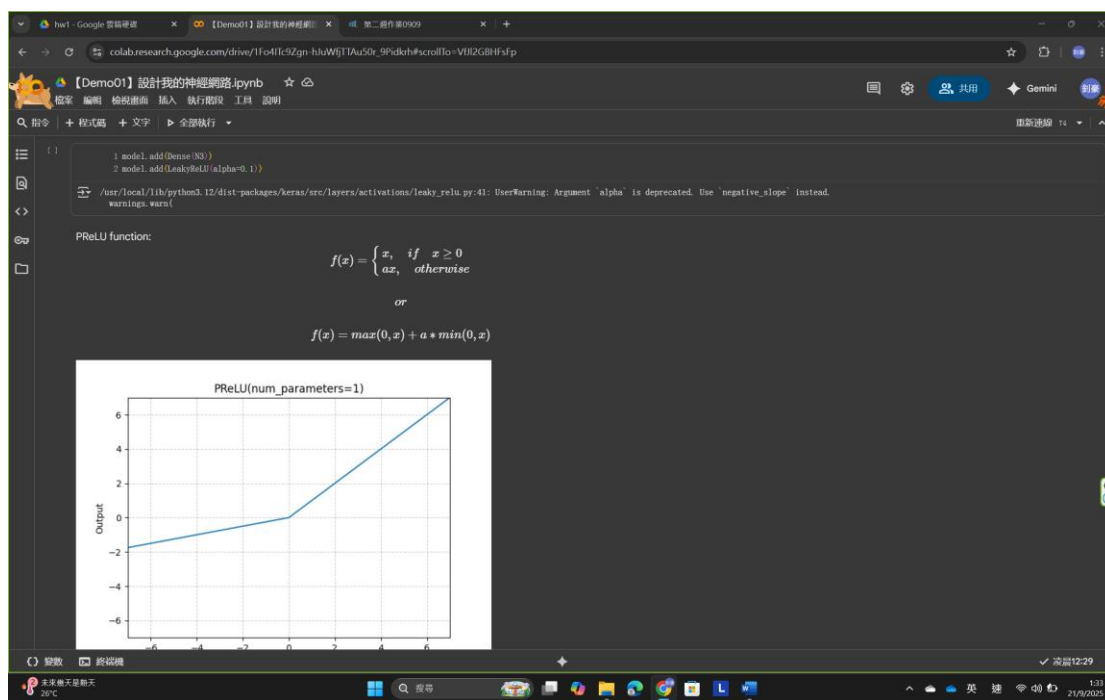
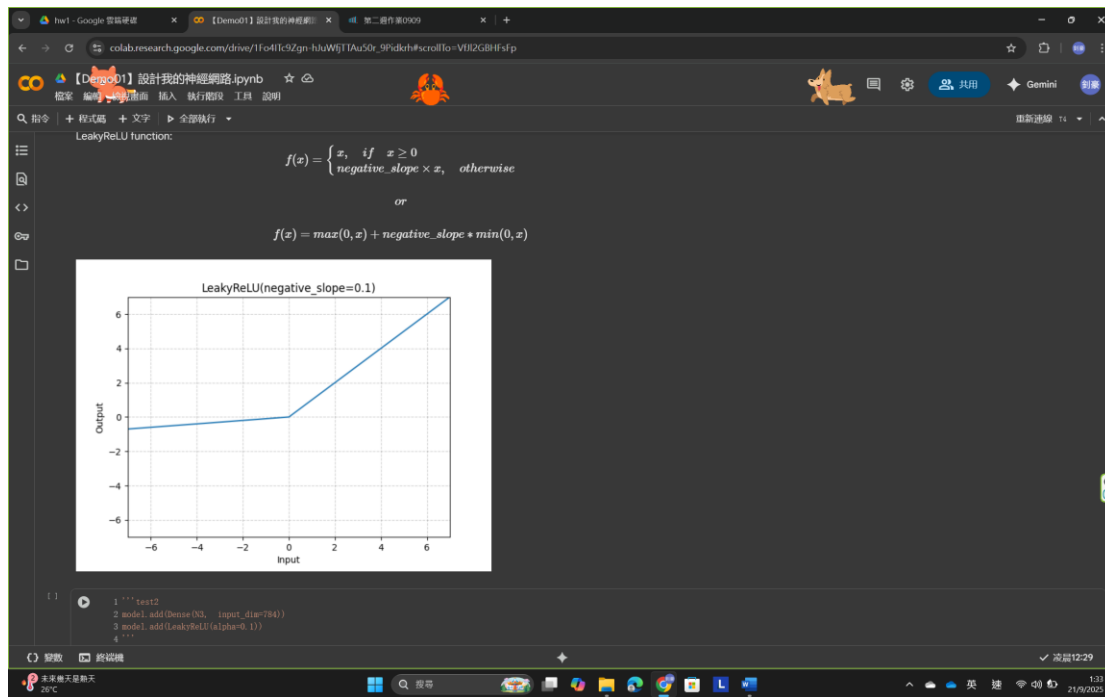
用 add 去加一層，從第一個隱藏層開始，告訴TensorFlow輸入有 784 個 features

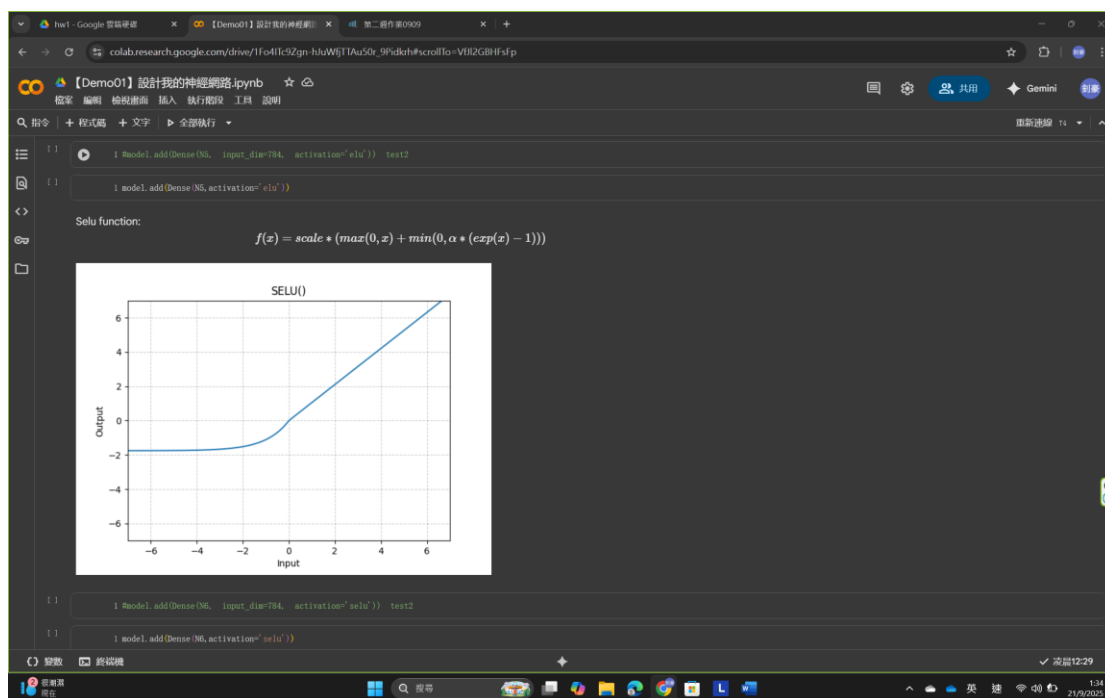
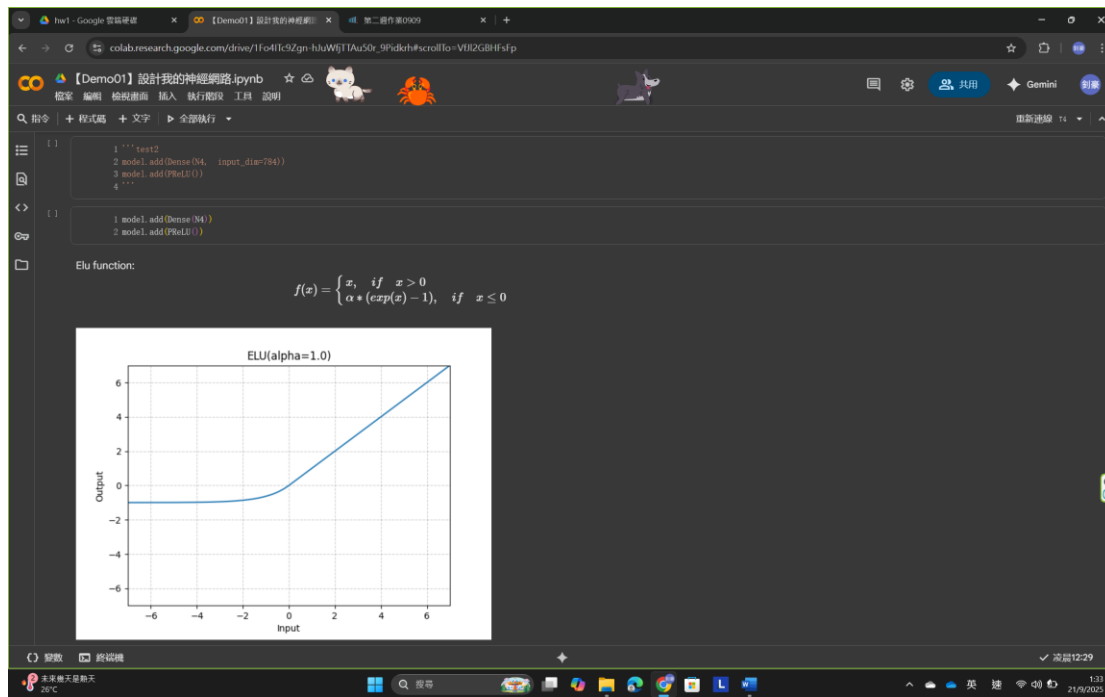
ReLU function:

$$f(x) = \max(0, x)$$


The graph shows the ReLU activation function, which is zero for negative inputs and increases linearly for positive inputs. The x-axis is labeled 'ReLU(x)' and the y-axis is labeled 'ReLU(x)'. The function is plotted as a blue line that is zero for negative values and increases linearly for positive values.







輸出有 10 個數字, 所以輸出層的神經元是 10 個。網路輸出是  $(y_1, y_2, \dots, y_{10})$


希望是 
$$\sum_{i=1}^{10} y_i = 1$$

所以用 softmax

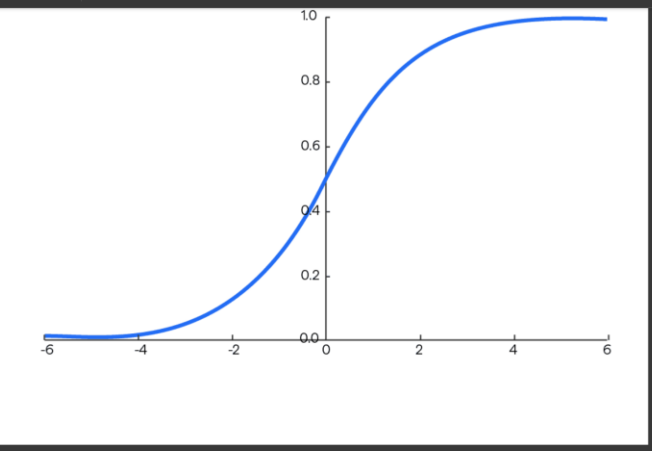
Softmax function:

$$f(x) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_j \exp(x_j)}$$

## Softmax Function



2023年9月21日 週日 1:34 (本地時間)



```
[1] model.add(Dense(10, activation='softmax'))
```

神經網路就建好了!

2023年9月21日 週日 1:34 (本地時間)



3.3 組裝

要做 compile 才正式把神經網路建好  
還需要設幾件事:

- loss function
- 決定 optimizer
- 設 learning rate

為了一邊訓練一邊看到結果, 加設

```
metrics=['accuracy']
```

```
1 model.compile(loss='mse', optimizer=SGD(learning_rate=0.007), metrics=['accuracy']) test1,2
```

對於分類問題, categorical\_crossentropy 更合適, 能更快收斂並提升準確率。SGD 是經典但收斂慢, 試試Adam

```
1 from tensorflow.keras.optimizers import Adam
2 model.compile(loss=categorical_crossentropy, optimizer=Adam(learning_rate=0.001), metrics=['accuracy'])
```

4. 檢視神經網路

可以用 model.summary() 檢視神經網路的架構, 可以確認一下是不是和想像的一樣

4.1 看 model 的 summary

```
1 model.summary()
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
Model: "sequential"		

4.1 看 model 的 summary

```
1 model.summary()
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 32)	32,496
dense_1 (Dense)	(None, 32)	1,024
dense_2 (Dense)	(None, 32)	1,024
leaky_re_lu (LeakyReLU)	(None, 32)	0
dense_3 (Dense)	(None, 32)	1,024
p_re_lu (PReLU)	(None, 32)	32
dense_4 (Dense)	(None, 32)	1,024
dense_5 (Dense)	(None, 32)	1,024
dense_6 (Dense)	(None, 32)	1,024
Total params: 36,672 (121.49 KB)		
Trainable params: 36,672 (121.49 KB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

很快算算參數數目和想像是否是一樣

5. 訓練神經網路

現在要訓練的時候, 這裡有3件事要決定:

- 一次要訓練幾筆資料 (batch\_size), 就150 筆調一次參數
- 這 6 萬筆資料一共要訓練幾次 (epochs), 訓練個 100 次
- (val\_loss) 重複=>幾次早停, 避免過度訓練, 重複3次就早停

5. 訓練神經網路

現在要訓練的時候，這裡有3件事要決定

- 一次要訓練幾筆資料 (batch\_size), 就150 筆調一次參數
- 這 6 萬筆資料一共要訓練幾次 (epochs), 訓練個 100 次
- (val\_loss)重複>=幾次早停,, 避免過度訓練, 重複3次就早停

```
1 from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
2 early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=3)

1 #model.fit(x_train, y_train, batch_size=100, epochs=50) test3

1 #model.fit(x_train, y_train, batch_size=150, epochs=100)
```

Epoch	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9939	loss: 0.0199
Epoch 73/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9962	loss: 0.0112
Epoch 74/100	400/400	2s	4ms/step	accuracy: 0.9978	loss: 0.0068
Epoch 75/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9992	loss: 0.0031
Epoch 76/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9958	loss: 0.0123
Epoch 77/100	400/400	2s	3ms/step	accuracy: 0.9963	loss: 0.0100
Epoch 78/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9986	loss: 0.0049
Epoch 79/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9964	loss: 0.0105
Epoch 80/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9966	loss: 0.0105
Epoch 81/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9979	loss: 0.0058
Epoch 82/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9992	loss: 0.0034
Epoch 83/100	400/400	2s	4ms/step	accuracy: 0.9967	loss: 0.0101
Epoch 84/100	400/400	1s	3ms/step	accuracy: 0.9977	loss: 0.0067

6. 結果

神經網路學習成果

```
1 loss, acc = model.evaluate(x_test, y_test)
1s 3ms/step - accuracy: 0.9900 - loss: 0.0099

1 print(f"測試資料正確率 (acc*100): 2f %")
測試資料正確率 96.89%
```

test1 測試資料正確率 86.31%  
test2 測試資料正確率 90.74%  
test3 測試資料正確率 96.60%  
test4 測試資料正確率 96.89%

predict 放的是神經網路的學習結果。做完之後使用 argmax 找到數值最大的那一項。

```
1 predict = np.argmax(model.predict(x_test), axis=-1)
1s 2ms/step

1 predict
array([7, 2, 1, ..., 4, 5, 6])
```

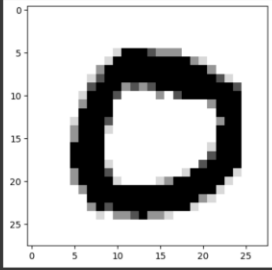
因為 `x_test` 每筆資料已經換成 784 維的向量, 所以要整型回 28x28 的矩陣才能當成圖形顯示出來

```
1 def test(測試編號):
2     plt.imshow(x_test[測試編號].reshape(28,28), cmap='Greys')
3     print('神經網路判斷為:', predict(測試編號))

1 interact_manual(test, 測試編號=(0, 9999));
```

測試編號

神經網路判斷為: 0



測試資料總可以給神經網路「總評量」

```
1 score = model.evaluate(x_test, y_test)
```

測試資料總可以給神經網路「總評量」

```
1 score = model.evaluate(x_test, y_test)
```

313/313 Is Ds/step - accuracy: 0.9639 - loss: 0.2392

```
1 print('loss:', score[0])
2 print('正確率', score[1])
```

loss: 0.19986744225025177  
正確率 0.9689000248908997

test1:  
loss: 0.020268570631742477  
正確率 0.863099992275238

test2:  
loss: 0.013836865313351154  
正確率 0.9074000120162964

test3:  
loss: 0.18997877836227417  
正確率 0.9660000205039978

test4:  
loss: 0.19986744225025177  
正確率 0.9689000248908997

7. 用 Gradio 來展示

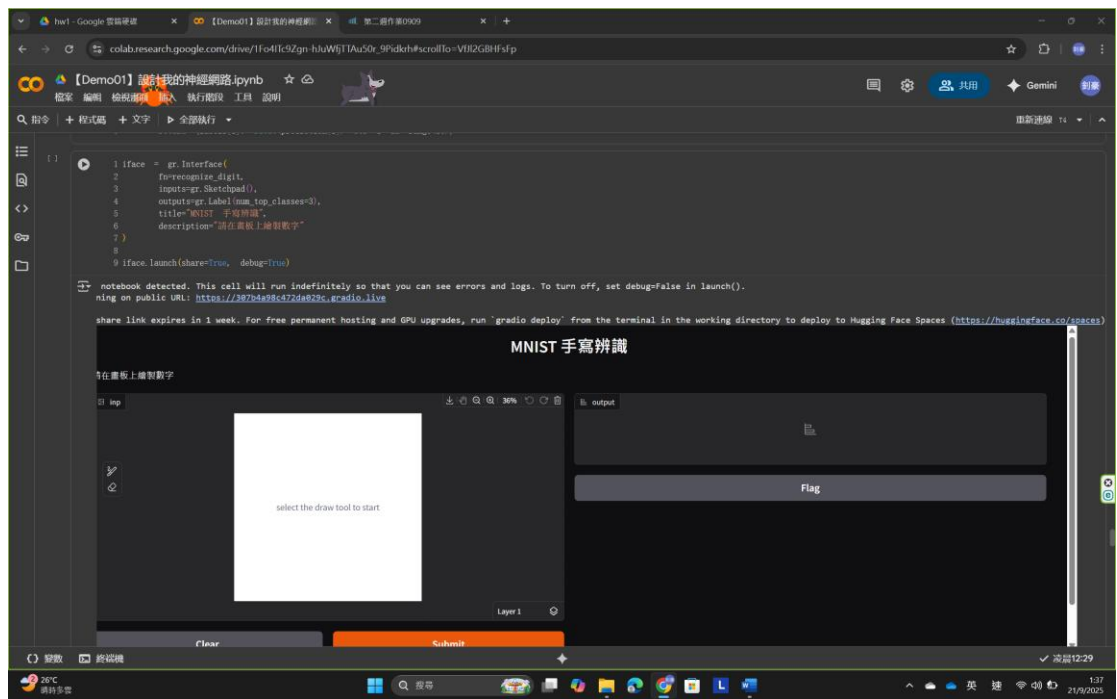
```
1 def resize_image(inp):
2     # 圖在 inp['layers'][0]
3     image = nn.conv2d(inp['layers'][0], dnnconv_filters)
```

```
7. 用 Gradio 來展示

def resize_image(inp):
    # 圖在 inp["layers"][0]
    image = np.array(inp["layers"][0], dtype=np.float32)
    image = image.astype(np.uint8)
    # 轉成 PIL 格式
    image_pil = Image.fromarray(image)
    # Alpha 通道設為白色，再把圖從 RGBA 轉成 RGB
    background = Image.new("RGB", image_pil.size, (255, 255, 255))
    background.paste(image_pil, mask=image_pil.split()[3]) # 把圖片黏貼到白色背景上，使用透明通道作為遮罩
    image_pil = background
    # 轉換為灰階圖像
    image_gray = image_pil.convert("L")
    # 將灰階圖像重設為 28x28，轉成 numpy array
    img_array = np.array(image_gray.resize((28, 28), resample=Image.LANCZOS))
    # 配合 MNIST 數據集
    img_array = 255 - img_array
    # 拉平並縮放
    img_array = img_array.reshape(1, 784) / 255.0
    return img_array

def recognize_digit(inp):
    img_array = resize_image(inp)
    prediction = model.predict(img_array).flatten()
    labels = list('0123456789')
    return [labels[i].format(prediction[i]) for i in range(10)]

iface = gr.Interface(
    fn=recognize_digit,
    inputs=gr.Sketchpad(),
    outputs=gr.Label(multiclass=True,
        title="MNIST 手寫辨識",
        description="請在畫板上繪製數字")
)
iface.launch(share=True, debug=True)
```



File - Google 雲端硬碟

【Demo01】設計我的神經網路.ipynb

第二頁作業0909

+

colab.research.google.com/drive/1F4t1c9Zgn-huWjTIAu50r\_9Pdkthfscrollto=VIR2GBHsfsp

【Demo01】設計我的神經網路.ipynb

檔案 檢視 檢視畫面 插入 執行階段 工具 說明

指令 程式碼 文字 全部執行

重新連線 11

test1 2 4

1 9.61% 2.62%

2 0.18% 9.25%

3 7.10% 0.23%

test2 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9

1 0.68% 1.93% 7.89% 3.64% 4.94% 5.83% 6.98% 7.73% 8.66% 9.93%

2 9.9% 9.2% 9.4% 8.26% 9.4% 8.11% 8.1% 8.8% 3.12% 4.4%

3 7.7% 3.2% 5.3% 5.4% 6.1% 7.2% 4.0% 3.8% 9.6% 7.1%

test3 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9

1 0.98% 1.99% 2.96% 3.98% 4.89% 5.100% 6.88% 7.100% 8.100% 9.100%

2 5.1% 7.1% 7.9% 8.2% 9.11% 3.0% 5.10% 3.0% 9.0% 4.0%

3 3.0% 5.0% 9.0% 9.0% 7.0% 9.0% 8.1% 9.0% 3.0% 3.0%

test4 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9

1 0.98% 1.100% 2.100% 3.100% 4.100% 5.100% 6.100% 7.100% 8.100% 9.100%

2 7.2% 4.0% 1.0% 9.0% 9.0% 3.0% 5.0% 3.0% 9.0% 3.0%

3 5.0% 2.0% 7.0% 8.0% 2.0% 9.0% 8.0% 2.0% 3.0% 8.0%

實驗報告

測試版本成本比較

測試版本	激活函數設計	Optimizer	Loss Function	Batch / Epochs	測試準確率	測試 Loss
test1	全部 ReLU	SGD	MSE	100 / 10	86.31%	0.0203
test2	LeakyReLU + PReLU + ELU + SELU (每個指定 input_dim)	Adam	Categorical Crossentropy	100 / 10	90.74%	0.0138
test3	同 test2 (移除混雜 input_dim) + EarlyStopping	Adam	Categorical Crossentropy	100 / 50	96.60%	0.1900
test4	同 test3 + 更大 batch、更長訓練	Adam	Categorical Crossentropy	150 / 100	96.89%	0.1999

結果分析、心得與建議

137 21/9/2025

File - Google 雲端硬碟

【Demo01】設計我的神經網路.ipynb

第二頁作業0909

+

colab.research.google.com/drive/1F4t1c9Zgn-huWjTIAu50r\_9Pdkthfscrollto=aZAZGjD835

【Demo01】設計我的神經網路.ipynb

檔案 檢視 檢視畫面 插入 執行階段 工具 說明

指令 程式碼 文字 全部執行

重新連線 11

test3 5.0% 2.0% 7.0% 8.0% 2.0% 9.0% 8.0% 2.0% 3.0% 8.0%

實驗報告

測試版本成本比較

測試版本	激活函數設計	Optimizer	Loss Function	Batch / Epochs	測試準確率	測試 Loss
test1	全部 ReLU	SGD	MSE	100 / 10	86.31%	0.0203
test2	LeakyReLU + PReLU + ELU + SELU (每個指定 input_dim)	Adam	Categorical Crossentropy	100 / 10	90.74%	0.0138
test3	同 test2 (移除混雜 input_dim) + EarlyStopping	Adam	Categorical Crossentropy	100 / 50	96.60%	0.1900
test4	同 test3 + 更大 batch、更長訓練	Adam	Categorical Crossentropy	150 / 100	96.89%	0.1999

模型信心分布演進

test1: 信心低且分散

- 多數預測信心在 60% 以下，容易誤判
- 例如: 數字 9 → 61%、數字 2 → 62%

test2: 信心提升但仍有混淆

- 多數預測達 90% 左右，但仍有誤判 (如數字 8 被誤認為 3)
- 顯示激活函數混雜開始發揮效果

test3: 信心集中且準確

- 多數預測達 98-100%，誤判比例極低
- EarlyStopping 幫助模型穩定收斂

test4: 幾乎完美預測

- 所有數字預測信心達 100%，誤判樣本極少
- 更大的 batch size 與更長訓練週期進一步提升泛化能力

137 21/9/2025

模型混淆分析：哪些數字彼此相似？

依據 Test2 的預測分布（準確率 90.74%）

以下是一些明顯的混淆情況：

真實數字	容易被誤判為	原因可能
8	3, 9	結構相似，圓形筆劃多
9	4, 8	上半部像 4，下半部像 8
5	3, 7	筆劃開口相似，符號誤判
7	1, 9	筆劃簡單，與 1, 9 都有高頻

Test3 與 Test4 的預測分布（準確率 96.60% / 96.89%）

這兩組模型幾乎達到完美預測，但仍有少量混淆：

真實數字	誤判機率	被誤判為
2	9% (Test3)	7, 9
4	11% (Test3)	9
6	10% (Test3)	5
7	2% (Test4)	4
3	0-2% (Test3/4)	5, 9

最常見的混淆對

綜合分析，以下幾組數字在模型中更容易彼此混淆：

- 8 vs 3 / 9
- 9 vs 4 / 8
- 5 vs 3 / 7
- 2 vs 7 / 9
- 6 vs 5
- 7 vs 1 / 9

這些混淆通常來自筆劃結構相似、手寫風格差異大，或是模型尚未充分學習邊界特徵。

觀察到的現象解析

左上角或左下角 → 預測成 7

- 以下圖！
- 手寫數字 7 常常是「一撇」在左上 + 一橫在中上
- 如果只寫在左上或左下，模型可能只看到「一撇」，就以為是 7

右上角或右下角 → 預測成 5

- 5 的上半部是右上角的弧形，下半部是右下角的鉤
- 如果只寫在右側，模型可能看到類似的局部特徵 → 誤判為 5

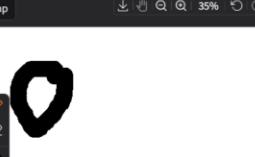
左下 + 右上 → 預測成 3

- 3 的筆劃是上下兩個弧形，分布在右上與左下
- 如果畫的圓剛好在這兩個區域有筆劃，模型可能「拼湊」成 3 的形狀

正中間一點 → 預測成 8

- 8 的中心常常有交疊或連接點
- 如果只有中間一點，模型可能誤以為是 8 的交界處

圖1:




output

7 100%

3 0%

請在畫板上繪製數字



output

3 100%

9 0%

8 0%

Flag

Clear Submit

透過 API 使用 · 使用 Gradio 建構 · 設定 庫