

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:互動式 Softmax

Colab:

[https://colab.research.google.com/drive/1JxRmAOBZxtO088CZ5U5ah4je3CS8U\\_Z?usp=sharing](https://colab.research.google.com/drive/1JxRmAOBZxtO088CZ5U5ah4je3CS8U_Z?usp=sharing)

互動式 Softmax 函式教學示範: 理解「贏者通吃」效應

教學目標

本筆記本旨在透過互動式介面與視覺化, 讓您深刻理解 **Softmax 函式** 的核心特性, 特別是:

1. 機率轉換: 將任意分數 (Logits) 轉換為有效的機率分佈, 且總和為 1.
2. 放大效應: 透過 **指數 (Exponential)** 運算, 極度放大分數間的微小差距, 產生「贏者通吃 (Winner-Take-All)」的現象。

步驟一: 環境設定與 Softmax 函式定義

函式庫匯入

我們需要 `numpy` 進行高效的數學計算, `matplotlib` 進行數據視覺化, 以及 `ipywidgets` 來創建互動式介面。

```
[1] 0 ip
1 %matplotlib inline
2
3 import numpy as np
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 from ipywidgets import interact, FloatSlider, Layout, HBox, Label
6 from IPython.display import display, Markdown
7 from PIL import Image
8
9 # 設定 Matplotlib 樣式, 讓圖表更清晰美觀
10 plt.style.use('ggplot')
```

Softmax 核心函式 `softmax_function(x)`

以下是 Softmax 的 Python 實作。請注意, 我們特別加入了 **數值穩定性處理**, 這在實際的機器學習應用中至關重要。

```
[2] 0 ip
1 def softmax_function(x):
2     """
3     計算 Softmax 函式的值, 並處理數值穩定性問題。
4     """
5     x = np.array(x)
6
7     # 數值穩定性處理: 從所有分數中減去最大值 (x - np.max(x))
8     # 這是為了避免在計算指數 (e^x) 時, 如果 x 過大, 會導致數值溢位 (overflow)。
9     # 由於 Softmax 的特性, 這個操作不會影響最終機率結果, 但能確保計算安全。
10    e_x = np.exp(x - np.max(x))
11
12    # Softmax 公式: e^x_i / Sum(e^x_j)
13    return e_x / e_x.sum()
```

Softmax 核心函式 `softmax_function(x)`

以下是 Softmax 的 Python 實作。請注意, 我們特別加入了 **數值穩定性處理**, 這在實際的機器學習應用中至關重要。

```
[2] 0 ip
1 def softmax_function(x):
2     """
3     計算 Softmax 函式的值, 並處理數值穩定性問題。
4     """
5     x = np.array(x)
6
7     # 數值穩定性處理: 從所有分數中減去最大值 (x - np.max(x))
8     # 這是為了避免在計算指數 (e^x) 時, 如果 x 過大, 會導致數值溢位 (overflow)。
9     # 由於 Softmax 的特性, 這個操作不會影響最終機率結果, 但能確保計算安全。
10    e_x = np.exp(x - np.max(x))
11
12    # Softmax 公式: e^x_i / Sum(e^x_j)
13    return e_x / e_x.sum()
```

快速測試

我們來看看一組簡單的分數 `[1.0, 2.0, 3.0]` 經過 Softmax 轉換後的結果。

```
[3] 0 ip
1 # 測試 Softmax 函式
2 test_scores = [1.0, 2.0, 3.0]
3 print(f"測試分數: {test_scores}")
4 print(f"Softmax 結果: {softmax_function(test_scores)}")
```

測試分數: [1.0, 2.0, 3.0]  
Softmax 結果: [0.09003057 0.24472847 0.66524096]

步驟二: Softmax 的數學與「贏者通吃」原理

Softmax 數學公式與目的

hw3 - Google 雲端硬碟

cgu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

cgu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

第三週作業0916

colab.research.google.com/drive/1hRmAO6ZtO08KCZ5U5ahMje3CS8U\_Z#scrollTo=UP15mBGXRVRI

cgu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

檔案 編輯 檢視畫面 插入 執行單元 工具 說明

指令 程式碼 文字 全部執行

測試分數: [1.0, 2.0, 3.0]  
Softmax 結果: [0.09003057 0.24472847 0.66524096]

步驟二: Softmax 的數學與「贏者通吃」原理

Softmax 數學公式與目的

Softmax 函式的計算如下:

$$\text{Softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$$

其中:

- $x_i$  是第  $i$  個類別的原始分數 (Logit)。
- $e$  是自然對數的底數 (約 2.71828)。

它的目的很簡單: 將原始分數 (Logit) 轉換成一個介於 0 到 1 之間的機率值, 並且所有類別的機率總和 恆為 1。

關鍵概念: 「贏者通吃」的放大效應 Softmax 的魔力來自於指數 ( $e^x$ ) 運算。指數運算具有「加速成長」的特性:

- 分數差異會被放大: 分數  $x$  的微小差異, 經過  $e^x$  運算後, 會被不成比例地放大。
- 最高分獨佔鰲頭: 即使最高分只比次高分多出一個極小的數值 (例如 0.1), 經過指數運算和歸一化後, 最高分所對應的機率值會極高, 遠超其他類別。

這就是 Softmax 實現分類決策的方式: 它強烈傾向於分數最高的類別, 給予其極高的信心 (機率), 因此被稱為「贏者通吃」。

步驟三: 互動操作與視覺化

視覺化函式定義

接下來的函式會負責接收三個分數, 計算 Softmax, 並同時以表格和長條圖的方式展示結果, 讓「贏者通吃」現象一目了然。

1

def visualize\_softmax(score\_a, score\_b, score\_c):

hw3 - Google 雲端硬碟

cgu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

cgu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

第三週作業0916

colab.research.google.com/drive/1hRmAO6ZtO08KCZ5U5ahMje3CS8U\_Z#scrollTo=UP15mBGXRVRI

cgu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

檔案 編輯 檢視畫面 插入 執行單元 工具 說明

指令 程式碼 文字 全部執行

步驟三: 互動操作與視覺化

視覺化函式定義

接下來的函式會負責接收三個分數, 計算 Softmax, 並同時以表格和長條圖的方式展示結果, 讓「贏者通吃」現象一目了然。

1

def visualize\_softmax(score\_a, score\_b, score\_c):

2

"""

3

根據輸入分數計算 Softmax, 並以文字和長條圖視覺化結果。

4

"""

5

scores = np.array([score\_a, score\_b, score\_c])

6

probs = softmax\_function(scores)

7

labels = ['A', 'B', 'C']

8

9

# 1. 結果文字展示

10

display(Markdown("## 推算結果"))

11

12

# 格式化輸出分數與機率

13

result\_text = "| 類別 | 原始分數 (Logit) | Softmax 機率 (Probs) |\n"

14

result\_text += "| :---: | :---: | :---: |\n"

15

for label, score, prob in zip(labels, scores, probs):

16

result\_text += f"| {label} | {score:.3f} | {prob:.4f} |\n"

17

18

display(Markdown(result\_text))

19

display(Markdown(f"==> 機率總和檢查: {probs.sum(0):.4f} (應為 1.00)"))

20

display(Markdown(f"==> 觀察重點: 最高分 ({labels[np.argmax(probs)]}) 的機率是否被不成比例地放大了?"))

21

22

23

# 2. 長條圖視覺化

24

plt.figure(figsize=(8, 6))

25

bars = plt.bar(labels, probs, color=['skyblue', 'lightcoral', 'lightgreen'])

26

27

# 突出顯示最高機率的長條

28

max\_prob\_index = np.argmax(probs)

29

bars[max\_prob\_index].set\_color('darkblue') # 改變顏色以強調

30

31

plt.ylim(0, 1)

32

plt.title('Softmax probability distribution (bar chart)', fontsize=14)

33

plt.show()

hw3 - Google 雲端硬碟

cpu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

cpu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

第三週作業0916

colabresearch.google.com/drive/1hRnA0bZtO08KCZ5U5ahMje3CS8U\_Z#scrollTo=UP15mBGXRVRI

cpu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

概覽編輯檢視插入執行單元工具說明

指令+程式碼+文字全部執行

29 bars[max\_prob\_index].set\_color('darkblue') # 改變顏色以強調

30

31 plt.ylim(0, 1)

32 plt.title('Softmax probability distribution (bar chart)', fontsize=14)

33 plt.ylabel('Probability', fontsize=12)

34 plt.xlabel('Class', fontsize=12)

35

36 # 在長條上方顯示機率值

37 for bar in bars:

38 yval = bar.get\_height()

39 plt.text(bar.get\_x() + bar.get\_width()/2, yval + 0.01,

40 f'{yval:.4f}', ha='center', va='bottom', fontsize=10)

41

42 plt.show()

互動介面操作區

請拖曳下方三個滑塊，親自觀察分數的微小變化如何強烈影響 Softmax 機率分佈！

嘗試情境一 (平均)：將三個分數都設為 0 或 1。

嘗試情境二 (微小差距)：將 A、B 設為 1.0，C 設為 1.5，然後將 C 提高到 2.0，觀察機率變化。

嘗試情境三 (巨大差距)：將 A、B 設為 -5.0，C 設為 5.0。

1 # 建立互動式滑塊

2 slider\_layout = Layout(width='90%')

3

4 # 預設值設計一個微小差距，俾於學生觀察

5 score\_a\_slider = FloatSlider(min=-5.0, max=5.0, step=0.1, value=1.0,

6 description='分數 A (Logit)', layout=slider\_layout)

7

8 score\_b\_slider = FloatSlider(min=-5.0, max=5.0, step=0.1, value=1.0,

9 description='分數 B (Logit)', layout=slider\_layout)

10

11 score\_c\_slider = FloatSlider(min=-5.0, max=5.0, step=0.1, value=1.1, # C 預設值稍領先 A、B

12 description='分數 C (Logit)', layout=slider\_layout)

13

14 # 使用 interact 建立互動介面

15 interact(visualize\_softmax, score\_a=score\_a\_slider, score\_b=score\_b\_slider, score\_c=score\_c\_slider)

Python 3

下午6:04

1806

26/9/2025

hw3 - Google 雲端硬碟

cpu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

cpu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

第三週作業0916

colabresearch.google.com/drive/1hRnA0bZtO08KCZ5U5ahMje3CS8U\_Z#scrollTo=UP15mBGXRVRI

cpu\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

概覽編輯檢視插入執行單元工具說明

指令+程式碼+文字全部執行

12 # 使用 interact 建立互動介面

13 interact(visualize\_softmax, score\_a=score\_a\_slider, score\_b=score\_b\_slider, score\_c=score\_c\_slider)

分數 A (Logit)

分數 B (Logit)

分數 C (Logit)

1.60

1.10

1.10

運算結果

類別 原始分數 (Logit) Softmax 機率 (Probs)

A 1.600 0.4519

B 1.100 0.2741

C 1.100 0.2741

機率總和檢查: 1.0000 (應為 1.0)

觀察重點: 最高分 (A) 的機率是否不成比例地放大了?

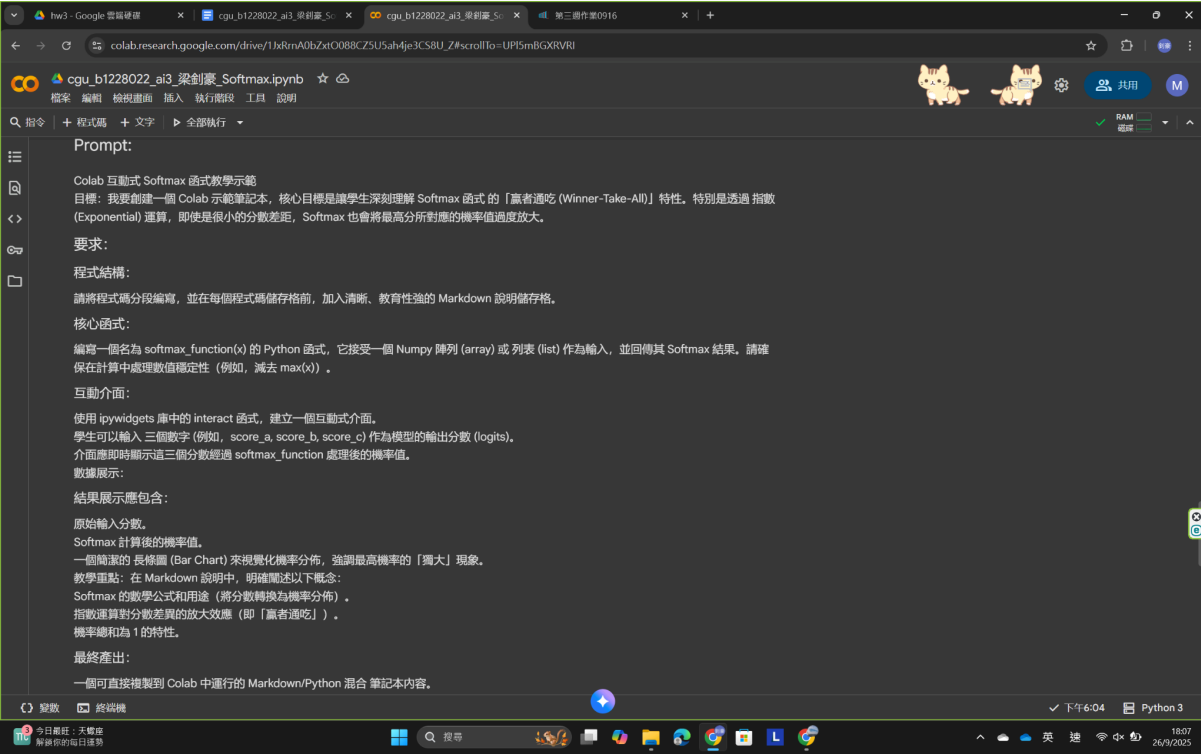
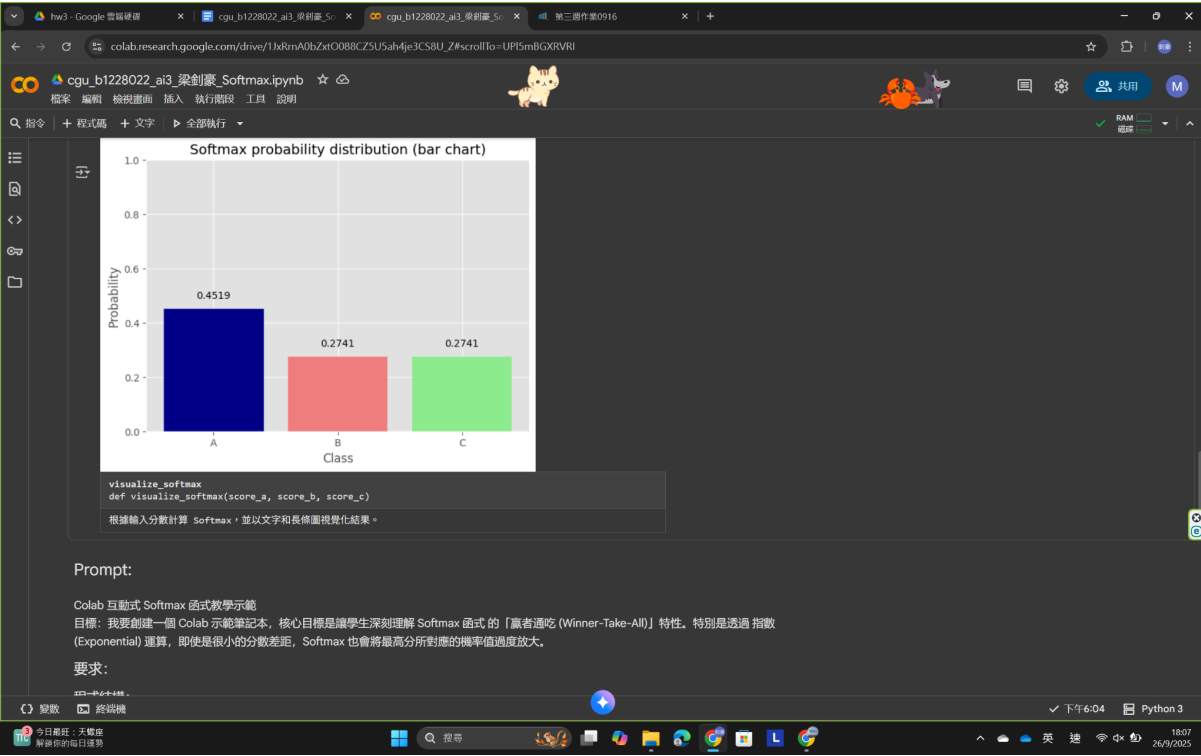
Softmax probability distribution (bar chart)

Python 3

下午6:04

1807

26/9/2025



心得

hw3 - Google 雲端硬碟cg\_u\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

cola

cg\_u\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

第三課作業0916

cola

cg\_u\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

指令 程式碼 文字 全部執行

學習心得總結

總體發現：Softmax 的核心職能

Softmax 函式是一個強烈的決策機制。它的核心作用是利用指數運算，將模型原始輸出分數 (Logits) 轉化為一個清晰、理論上總和為 1 的機率分佈，並在選項中選出一個預估藍調的贏家。

關鍵機制一：「贏者通吃」的放大效應

Softmax 的「贏者通吃 (Winner-Take-All)」特性是其作為分類器決策層的關鍵。

1. 放大微小差距：即使最高分只比次高分多出微不足道的數值 (例如 0.1)，經過  $e^x$  運算後，這個微小的優勢就會被不成比例地極度放大。這使得最高分所對應的機率值快速趨近於 1。

◦ 啟示：在訓練神經網路時，Softmax 迫使模型必須學習拉大正確與錯誤類別之間的 Logit 分數差距，以獲得最高的信心。

2. 邊緣化弱者：指數運算對於較低的分數，特別是負分，會導致其  $e^x$  值急劇趨近於 0。這有效地邊緣化了分數較低的類別，使其在機率分佈中的權重微不足道。

關鍵機制二：Softmax 對負分的處理

Softmax 能夠穩健地處理負分 (Negative Logits)，即使這些分數代表模型對類別的信心不足。

1. 排序優先於絕對值：Softmax 始終只關心 Logits 的相對大小和差距。最高分 (即使是負數) 仍是「贏家」，會獲得最高的機率。

◦ 例證：在分數  $[-2.0, -1.0, -1.0]$  中，最高分  $-1.0$  仍會獲得相對最高的機率。

2. 極端懲罰：極低的負分 (如  $-5.0$ ) 經過  $e^x$  運算後的值會變得極小，這實質上是對分數最低的類別實施了最嚴厲的「懲罰」，加強了決策的稀疏化。

額外觀察：浮點數計算與數值精度限制

雖然 Softmax 的數學公式保證了輸出的所有機率總和理論上恆等於 1，但在實際的電腦程式執行中，必須面對浮點數 (Floating-Point) 的精度問題：

變數 終端機 下午 6:04 Python 3

今日嚴莊：天晴 新辦的每日運勢

hw3 - Google 雲端硬碟cg\_u\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

cola

cg\_u\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

第三課作業0916

cola

cg\_u\_b1228022\_ai3\_梁劍豪\_Softmax.ipynb

指令 程式碼 文字 全部執行

總體發現：Softmax 的核心職能

Softmax 函式是一個強烈的決策機制。它的核心作用是利用指數運算，將模型原始輸出分數 (Logits) 轉化為一個清晰、理論上總和為 1 的機率分佈，並在選項中選出一個預估藍調的贏家。

關鍵機制一：「贏者通吃」的放大效應

Softmax 的「贏者通吃 (Winner-Take-All)」特性是其作為分類器決策層的關鍵。

1. 放大微小差距：即使最高分只比次高分多出微不足道的數值 (例如 0.1)，經過  $e^x$  運算後，這個微小的優勢就會被不成比例地極度放大。這使得最高分所對應的機率值快速趨近於 1。

◦ 啟示：在訓練神經網路時，Softmax 迫使模型必須學習拉大正確與錯誤類別之間的 Logit 分數差距，以獲得最高的信心。

2. 邊緣化弱者：指數運算對於較低的分數，特別是負分，會導致其  $e^x$  值急劇趨近於 0。這有效地邊緣化了分數較低的類別，使其在機率分佈中的權重微不足道。

關鍵機制二：Softmax 對負分的處理

Softmax 能夠穩健地處理負分 (Negative Logits)，即使這些分數代表模型對類別的信心不足。

1. 排序優先於絕對值：Softmax 始終只關心 Logits 的相對大小和差距。最高分 (即使是負數) 仍是「贏家」，會獲得最高的機率。

◦ 例證：在分數  $[-2.0, -1.0, -1.0]$  中，最高分  $-1.0$  仍會獲得相對最高的機率。

2. 極端懲罰：極低的負分 (如  $-5.0$ ) 經過  $e^x$  運算後的值會變得極小，這實質上是對分數最低的類別實施了最嚴厲的「懲罰」，加強了決策的稀疏化。

額外觀察：浮點數計算與數值精度限制

雖然 Softmax 的數學公式保證了輸出的所有機率總和理論上恆等於 1，但在實際的電腦程式執行中，必須面對浮點數 (Floating-Point) 的精度問題：

1. 總和不精確為 1.0：當 Softmax 輸出的機率值相加，特別是經過四捨五入或使用標準浮點數運算時，最終總和可能不會剛好是 1.0，而會略有偏差，例如 0.9999 或 1.0001。

2. 原因：這不是 Softmax 函式本身的數學錯誤，而是由於電腦以二進制儲存浮點數時，許多十進制小數無法被精確表示，導致計算中產生微小的捨入誤差 (Rounding Error)。

3. 啟示：在實際應用中，這種微小的數值誤差是無法避免的。因此，在進行機率總和檢查或比較時，應該使用容忍度 (Tolerance) 判斷，而不是嚴格判斷總和是否完全等於 1.0 (例如，判斷總和是否在  $1 \pm 10^{-4}$  的範圍內)。

變數 終端機 下午 6:04 Python 3

今日嚴莊：天晴 新辦的每日運勢