# 期末專案名稱 (建議): AI 美食指南: Google Maps 餐廳評論速讀與摘要

41147022S 謝宇宸

# 一、 使用模型介紹

本專案核心採用了 Google 開發的輕量級、開源大型語言模 (LLM) google/gemma-7b-it。Gemma 模型系列基於與其更大型的 Gemini 模型相同的研究和技術建構,旨在提供高效能且易於研究人員和開發人員使用的選擇。選擇 gemma-7b-it (70 億參數指令微調版本) 的主要原因是它在理解指令、生成文本方面具有相對優良的表現,同時透過量化技術,有機會在 Google Colab 這樣資源相對有限的環境中運行。

為了在 Google Colab 的 GPU (NVIDIA T4) 環境中高效運行 gemma-7b-it,我採用了 4-bit 量化技術。這透過 Hugging Face transformers 函式庫合 bitsandbytes 實現,具體設定是使用 BitsAndBytesConfig 來配置 load\_in\_4bit=True、bnb\_4bit\_quant\_type="nf4" 以及 bnb\_4bit\_compute\_dtype=torch.bfloat16。這種方式能夠顯著降低模型的VRAM 佔用 (從原始 float16 的約 14GB 降至約 5-6GB),使得在 Colab T4 GPU (約 15GB VRAM) 上進行推論成為可能,同時盡可能保留模型的效能。

在專案初期,我也曾嘗試過參數規模更小的 google/gemma-2b-it 模型進行原型 開發和測試,為後續升級到 7B 模型積累了經驗。

#### 二、 專案目的

在資訊爆炸的時代,消費者在選擇餐廳前往往會參考網路上的顧客評論。然 而,熱門餐廳的評論數量可能非常龐大,逐一閱讀費時費力。本專案旨在解決 這一痛點,達成以下目的:

- 1. 提升決策效率: 開發一個工具,讓使用者能快速從大量 Google Maps 餐廳評論中獲取核心觀點和整體評價。
- 2. 自動化摘要生成: 利用大型語言模型的自然語言處理能力,自動將多條 零散的顧客評論提煉成一段簡潔、易懂的摘要。

- 3. 便捷的使用體驗: 透過 Gradio 建構一個簡單直觀的 Web 使用者介面,方便使用者輸入餐廳名稱並獲取 AI 生成的摘要。
- 4. 技術實踐與學習: 整合外部 API (Google Maps Platform)、探索大型語言模型的應用、掌握模型量化技術,並在資源限制下完成專案部署。

本專案的目標使用者是那些希望在短時間內了解餐廳口碑,以便做出更明智用 餐選擇的普通消費者,特別是針對像台北市大安區這樣餐廳密集、資訊豐富的 區域。

# 三、 專案重點與過程

- 1. 系統架構與 Gradio 介面設計:本專案的核心流程是:使用者透過 Gradio 介面輸入餐廳名稱,後端 Python 程式呼叫 Google Places API 獲取餐廳資訊和評論,接著將評論文本傳給 Gemma-7B 模型進行摘要生成,最後將結果回傳並在 Gradio 介面上展示。 介面設計力求簡潔,主要包含餐廳名稱輸入框、提交按鈕,以及用於展示餐廳基本資料、原始評論摘錄和 AI 評論總結的輸出區域。
- 2. Google Maps API 整合與評論獲取: 我使用 googlemaps Python 函式庫來串接 Google Places API。首先需要設定 API 金鑰,並啟用 Places API 服務。 過程中遇到的挑戰包括:
  - 初期遇到 REQUEST\_DENIED 錯誤,經查閱文件發現是呼叫了舊版 API 端點,需確保專案啟用了正確的 Places API 版本。
  - API 對於單次請求回傳的評論數量有限(通常最多 5 則「最相關」評論),這也限制了我 AI 分析的原始資料量。
- 3. 大型語言模型 (Gemma-7B) 的選擇、載入與量化: 選擇 gemma-7b-it 是為了在 Colab 環境下追求更好的生成效果。載入此模型需要:
  - 在 Hugging Face 網站上同意 Gemma 模型的使用條款。
  - 產生 Hugging Face Access Token,並在 Colab Secrets 中設定 HF TOKEN 以供身份驗證。
  - GPU 的重要性:初期曾忘記在 Colab 中啟用 GPU,導致 gemma-2bit 運行極其緩慢(單次請求長達 5 分鐘以上)。啟用 GPU(T4)後,2B 模型的速度得到大幅改善,也為後續挑戰 7B 模型奠定了基礎。
  - 量化探索歷程:

- 嘗試無量化 gemma-7b-it (float16): 即使在 T4 GPU 上,也因
  VRAM 不足 (約需 14GB+,超出 T4 上限)而無法直接載入,或 device map="auto" 將部分模型放到 CPU 導致極慢。
- 。 嘗試 8-bit 量化 gemma-7b-it: 模型權重約 7-8GB,可以載入 T4 GPU。但在實際進行推論(生成文本)時,由於激活值 (activations) 和 KV Cache 的 VRAM 消耗,仍然遇到了 CUDA out of memory 錯誤,尤其是在處理多條評論拼接成的較長輸入時。
- 最終採用 4-bit 量化:透過 BitsAndBytesConfig 設定 load\_in\_4bit=True、bnb\_4bit\_quant\_type="nf4" 等參數,成功將 gemma-7b-it 的 VRAM 佔用降低到約 5-6GB,使其能在Colab T4 GPU 上穩定運行並進行推論。
- 4. 提示工程 (Prompt Engineering) 的迭代與優化: 初期,即使模型成功載入, LLM 生成的摘要品質也不理想,例如只回傳無意義的符號 (-) 或重複部分輸 入內容。 透過在程式碼中加入詳細的 print 除錯語句,我追蹤到:
  - Google Maps API 回傳的評論內容是否正確傳入。
  - LLM 接收到的完整提示詞 (prompt) 結構。
  - LLM 未經後處理的原始輸出 (Full decoded result before processing)。
  - 經過後處理 (result[len(prompt text):].strip()) 後的最終輸出。

### 針對這些問題,我對提示詞進行了多次迭代優化,主要策略包括:

- 賦予明確角色: 例如「作為一個客觀的美食評論分析員...」。
- 清晰的任務指令:詳細描述期望的輸出格式、內容要點(如包含正面與 負面評價)、字數限制。
- 否定性約束:指示模型不要做什麼(如「不要自行計算平均分數」)。
- 引導性的輸出標記:在提示詞末尾加上「專業評論總結:」來引導模型 開始生成。經過優化後,模型生成摘要的相關性和品質得到了明顯改善。
- 5. Gradio 介面功能調整:根據專案進度和 LLM 在多任務上的實際表現,決定將功能聚焦。原先構想的「AI 風格食記片段」和「AI 提取推薦菜色」功能,由於在有限時間和資源下,提示工程的調校難度較高,且初步效果不如「評論摘要」穩定,因此在最終版本中予以移除,使專案核心目標更為明確。相應地,gradio interface 函式和 Gradio UI 元件也進行了簡化。

# 四、 專案最終成果

本專案成功開發出一個名為「AI 美食指南: Google Maps 餐廳評論速讀與摘要」的 Gradio Web 應用程式原型。其主要成果如下:

#### 1. 功能實現:

- 。 使用者可在介面輸入位於台北市大安區的餐廳名稱。
- 應用程式能透過 Google Places API 自動獲取該餐廳的基本公開資訊(店名、地址、總體評分)以及最多 5 則顧客評論。
- 。 利用 4-bit 量化的 google/gemma-7b-it 大型語言模型,對獲取到的評論進行分析,並生成一段約 50-80 字的「AI 評論總結」。
- 。 所有資訊(餐廳資料、原始評論、AI 摘要)均清晰地展示在 Gradio 介面上。

## 2. 效能與環境:

- o 整個應用程式在 Google Colab GPU (T4) 環境下運行。
- 。 透過模型量化和啟用 GPU,單次請求的處理時間(從提交餐廳名稱到顯示 AI 摘要)相較於初期 CPU 運行或未優化時有顯著縮短,達到了可接受的互動水平。

# 3. 學習與價值:

- 本專案完整實踐了從數據獲取、AI 模型處理到使用者介面呈現的 流程。
- 深入學習了大型語言模型的載入、量化 (4-bit/8-bit)、提示工程以及在資源受限環境下的部署策略。
- 。 掌握了 Gradio 建立互動式 AI 應用的方法。
- 。 鍛鍊了 API 串接、錯誤處理和效能除錯的能力。
- 最終成品可作為一個實用的工具原型,幫助使用者快速了解餐廳 評價,提升生活效率。

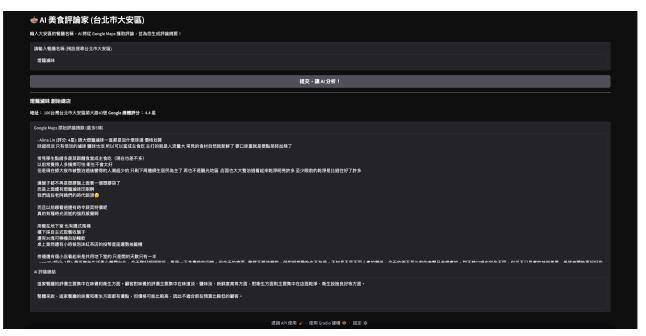
#### 遇到的主要困難及解決方法回顧:

- API 權限與金鑰設定:透過查閱官方文件逐步完成 Google Maps API 和 Hugging Face Token 的設定。
- 模型「Gated」存取: 在 Hugging Face 網站同意模型使用條款,並使用 Token 進行身份驗證。
- Colab GPU 未啟用: 初期因忘記啟用 GPU 導致運行極慢,後續修正並 體會到 GPU 的重要性。

- VRAM 不足 (CUDA OOM): 在嘗試 7B 模型時,從無量化、8-bit 量化到最終選擇 4-bit 量化,不斷調試以在 Colab T4 有限的 VRAM 中成功運行模型。
- LLM 輸出品質不佳: 大量投入時間進行提示工程的優化,透過明確指令、角色扮演等方式引導模型生成符合期望的內容。

# 截圖:







# Google Colab 連結:

 $\underline{\text{https://colab.research.google.com/drive/13CdvIF\_CQENOvxDfOC7MS5e-wo0\_MPU0\#scrollTo=Gv7XOpQl46zh}$