

小模型，大貢獻：準確且高效的中文新聞摘要模型訓練研究

Small Model, Big Impact: A Study on Training for Accurate and Efficient Chinese News Summarization Models

專題組員：王郁豪

指導教授：陳響亮

組別：C-22

摘要 Abstract

在資訊爆炸的現代社會中，讀者常因時間有限與聳動標題影響，難以正確理解事件核心。為此，研究旨在尋找最佳的訓練策略，並開發一個能在手機等資源受限設備上運行的中文新聞摘要模型，協助用戶快速獲取重點資訊。

最終成果顯示，學生模型不僅能有效生成內容正確、語句流暢的繁體中文摘要，亦能修正教師模型在繁體中文用語上的部分錯誤，展現良好的應用潛力，也為中文新聞摘要領域的輕量化模型應用提供了可行且具潛力的實作框架。

實驗方法 Method

資料蒐集：

- 爬取聯合新聞網新聞作為訓練資料。
- 整理 YeungNLP/firefly-pretrain-dataset 作為模型預訓練的資料。

模型選擇：

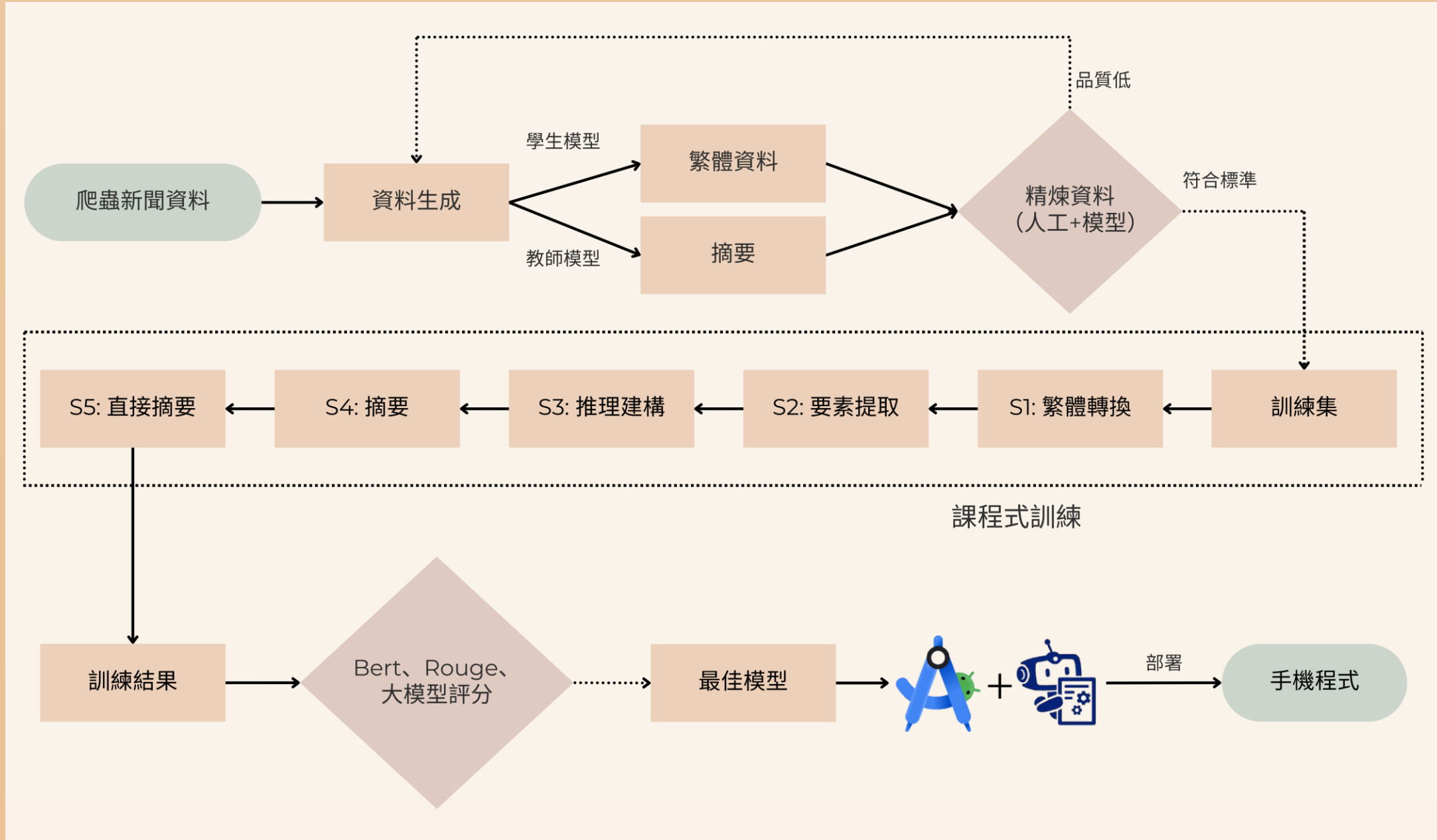
- 學生模型：Qwen2.5-0.5B-Instruct（以下簡稱為 0.5B 模型）。
- 教師模型：Qwen2.5-32B-Instruct（以下簡稱為 32B 模型）。

課程式訓練分為五個階段（S1-S5）：

- S1繁體中文轉換：使用 OpenCC 將輸出轉換成繁體作為訓練資料。
- S2要素提取：給定新聞內容，提取出關鍵要素（essential aspect）。
- S3推理建構：給定新聞內容與關鍵要素，建構關聯要素的三元組（triple）。
- S4新聞摘要：給定新聞內容、關鍵要素與三元組，生成新聞摘要。
- S5直接摘要：僅給予新聞內容，直接生成新聞摘要。

模型評估：

- 自動評分指標：使用 ROUGE-1/2/L 與 BERTScore 的 F1 分數。
- 模型評分：由 32B 教師模型針對生成摘要進行自然性與資訊涵蓋度評分。（記為 R-1/2/L、B-F1 以及 Judge 分數）。



圖一：實驗流程圖

實驗設計 Experimental Design

資料生成方式比較：

- V1：一次性生成關鍵要素、三元組與摘要。
- V2：分步生成關鍵要素→三元組→摘要。
- V3：先生成摘要，再推導關鍵要素與三元組。
- V4：在 V3 的基礎上進行人工修正（錯字、用語、格式等）。

訓練策略比較：

- lr_adj：不使用遞減學習率（Learning rate decay），試圖觀察是否能避免模型在後期收斂過早陷入局部最小值。
- only_attn：僅訓練 attention head，用來檢驗模型是否主要依賴注意力機制進行任務學習。
- only_mlp：僅訓練 decoder 中的全連接（MLP）層，這項設定用來保留模型大部分結構與知識，透過微調提升模型在特定任務上的表現。
- lora：使用 LoRA（Low-Rank Adaptation）微調，僅加入少量可訓練參數。

實驗比較了三種訓練流程：

- 1-stage：僅使用 S5（無課程式學習）。
- 4-stage：使用 S2-S5（省略 S1，不翻譯）。
- 5-stage：完整課程式訓練 S1-S5。

實驗結果 Results

1. 資料生成方式：

- 教師模型不擅長以推理方式生成摘要（V2），表現最差。
- 其次是一次性生成要素、關聯與摘要（V1），有少部分不連貫。
- 先生成摘要再推導出要素與關聯（V3）表現最佳。

表1：使用不同資料生成方式的訓練表現（單位：0.01）

MODEL	R-1	B-F1	Judge	R-2	R-L
Qw2.5-0.5B_4stg_v3	45.5	77.9	70.3	24.3	37.6
Qw2.5-0.5B_4stg_v1	43.8	76.8	64.0	22.1	35.5
Qw2.5-0.5B_4stg_v2	37.6	69.4	65.1	17.5	23.4

2. 訓練策略：

- 採用線性遞減學習率訓練效果較差。
- 微調全部參數模型的表現比 LoRA 與凍結部分參數的微調策略更好。

表2：使用不同訓練策略的訓練表現（單位：0.01）

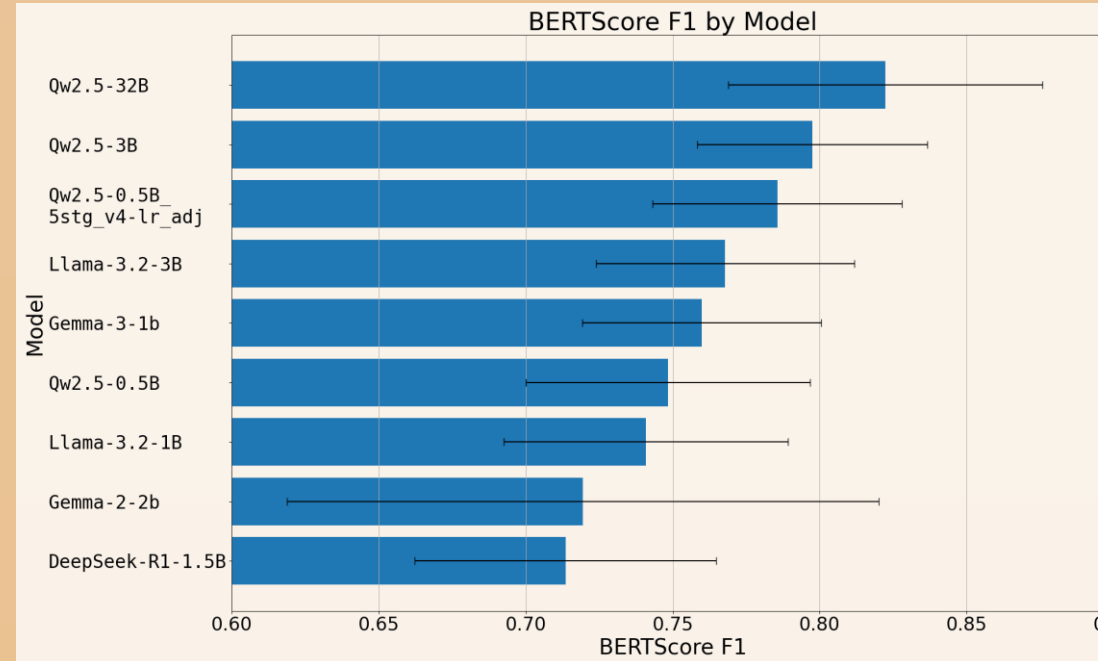
MODEL	R-1	B-F1	Judge	R-2	R-L
4stg_v3-lr_adj	48.4	79.3	72.8	25.7	40.1
4stg_v3-lr_adj-only_mlp	46.6	78.6	71.5	24.2	38.4
4stg_v3-lr_adj_lora	45.6	78.0	73.6	23.3	37.4
4stg_v3	45.5	77.9	70.3	24.3	37.6
4stg_v3-lr_adj-only_attn	45.2	77.8	69.1	23.0	37.1

3. 不同訓練階段：

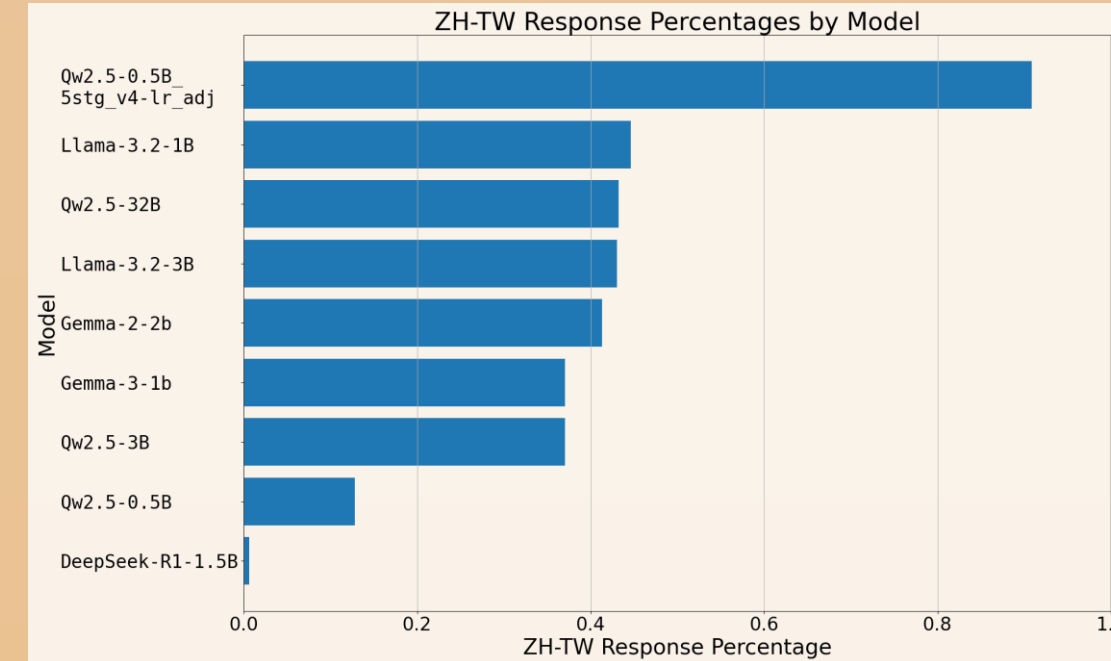
- 在不使用遞減學習率的條件下，5-stage 在保持穩定性與繁體生成比例上最理想，即便 R-1 略低於 1-stage。
- 在遞減學習率及自定義預訓練模型下，階段越多越能幫助模型掌握摘要結構與繁體中文風格，表現越好。

4. 最終模型性能與現有模型比較

- 最終 0.5B 模型在 R-1/B-F1 分數接近 3B 模型，優於同級 Gemma 等系列模型（R-1 超越 0.05-0.14 分），達到實用水平。
- 相比訓練前，模型在 Judge 分數提升超過 0.16，R-1 提升約 0.07，顯示訓練策略有效的改善輸出的自然程度與資訊涵蓋度，且繁體回答的比例遠高於其他模型。



圖二：最終模型與同級模型的B-F1評分



圖三：各模型全繁體中文回答的比例

結論 Conclusion

本研究證明結合模型蒸餾與課程式訓練策略，可有效訓練出在小參數、低資源消耗、但輸出品質優良的中文新聞摘要模型。即使僅用 0.5B 的模型，亦能達到接近大型模型的效果，優於其他同級模型，實現效能與效率的平衡。此外，本模型在繁體中文的語句表達上展現良好表現，具有實際應用潛力，並為中文新聞摘要領域的輕量化發展提供了新方向與技術基礎。

未來，我希望導入 Soft Label Distillation 機制，進一步學習教師模型的知識與權重分布，以提升學生模型的理解與生成能力。不過，目前在簡繁中文的 token 編碼上仍存在差異，為實作帶來一些挑戰，有待進一步解決。

手機程式體驗 Try It on Mobile

本模型已成功部署於手機裝置上，可即時摘要新聞內容。

使用說明：

- 程式將自動爬取最新新聞，也可以透過右上角的搜尋功能輸入完整關鍵字（例如：「英偉達」）進行查找。
- 點選感興趣的新聞後，程式將開始產生摘要。由於運算需求較高，可能需稍作等待。
- 在「歷史摘要」頁面，點一下可顯示完整摘要，再次點擊則可查看完整新聞與摘要。



掃描下載程式