



基於Mamba架構之LiDAR點雲上採樣技術

LiDAR Point Cloud Upsampling with Mamba Architecture

指導教授：江瑞秋教授 學生：鍾育騏、張哲淦

摘要

LiDAR點雲能夠精確測量場景的三維資訊，並廣泛應用於自動駕駛等領域，然而因受環境和解析度限制，常出現**稀疏或不完整**的問題，因此降低數據準確性及後續下游任務的品質；高解析度的LiDAR感測器則有成本過高的問題，限制其在許多應用中的普及性。

LiDAR上採樣技術是目前廣泛使用的解決方案之一，在不增加硬體成本的情況下，將低解析度點雲上採樣成高解析度點雲，有效提升點雲數據品質。由於直接處理三維點雲數據過於複雜，因此本研究將3D點雲轉換為2D範圍圖像，如此即可將點雲上採樣任務視為影像超解析任務。現今多使用基於Transformer架構來實現，但Transformer處理長序列數據時往往複雜度較高，因此本團隊提出一種**基於Mamba的上採樣架構**，大幅降低模型複雜度的同時，維持高效能，並在後續物件偵測任務中表現出色。

研究方法與架構

本研究將三維點雲轉為範圍影像，將點雲上採樣視為影像超解析任務，以簡化處理複雜度。然而，轉換過程中常出現**多點映射至同一像素**問題，如下圖所示。因此本研究針對不同範圍影像大小進行探討，目的是找出最適合的影像大小，以減少此類重疊現象。結果如表一所示，**64×2048** 被選為最佳解析度，保留了最多細節。

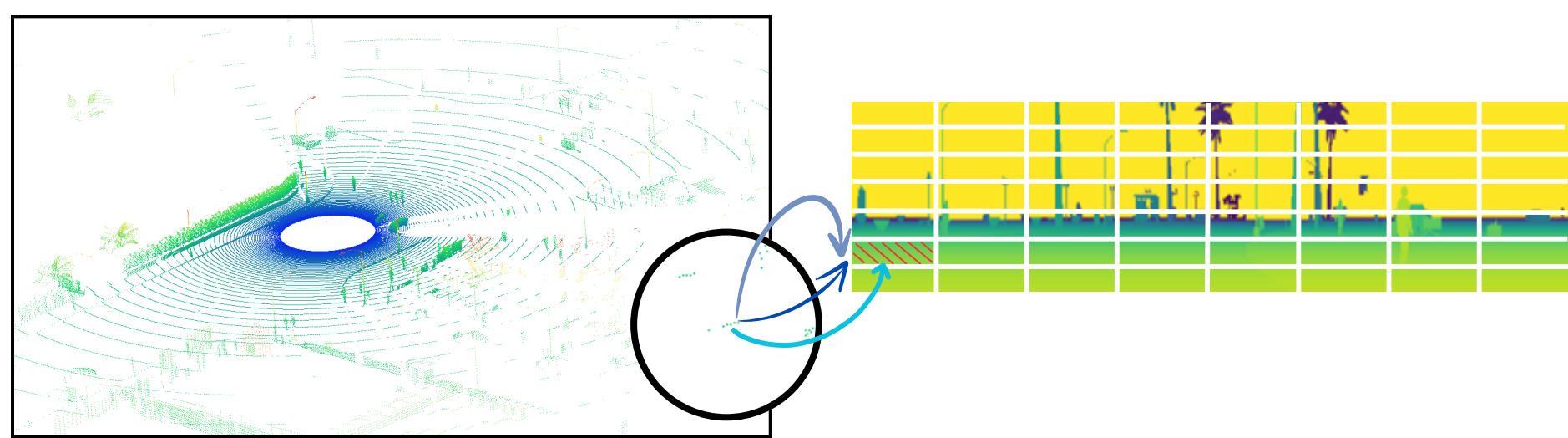
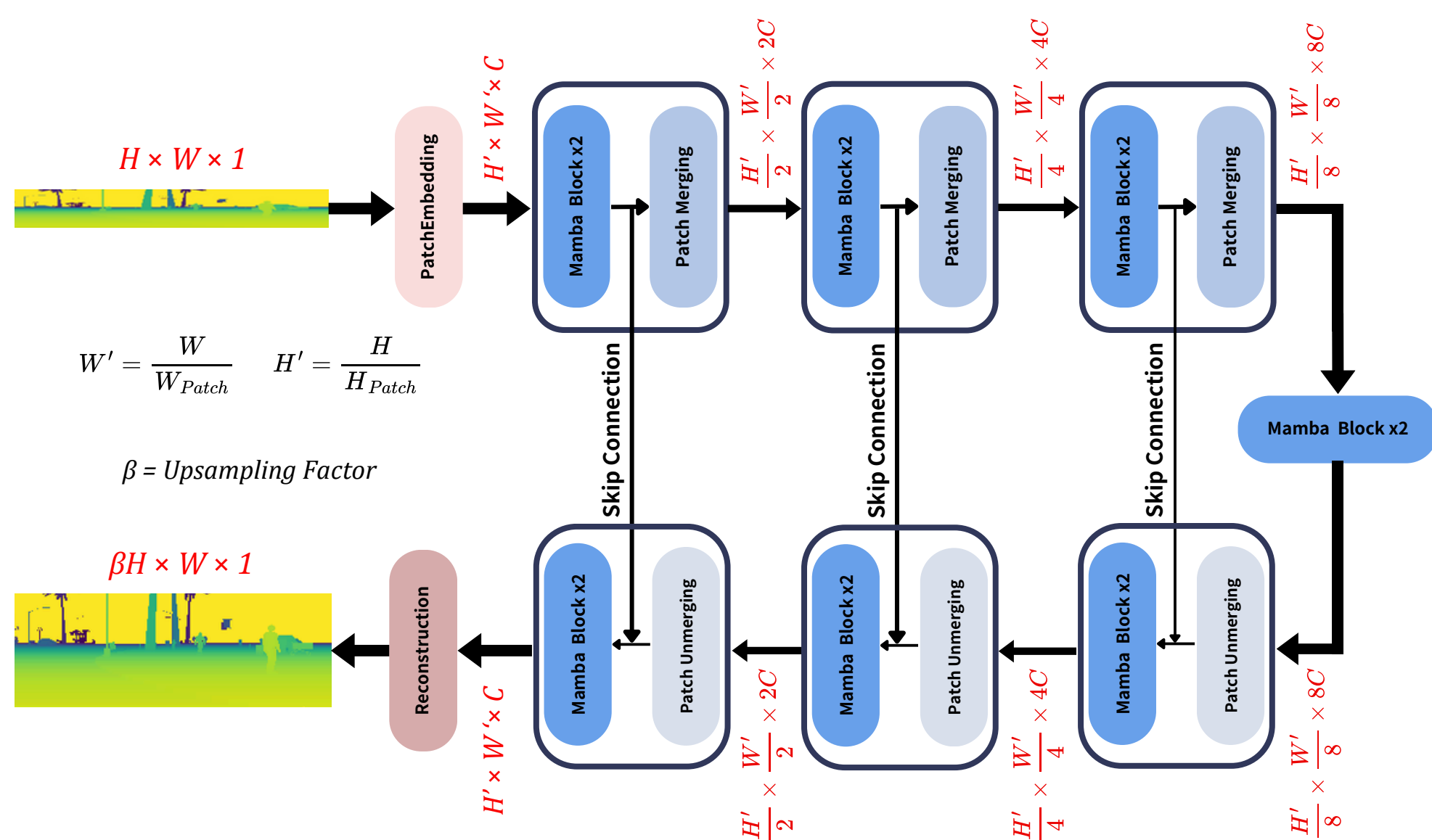


TABLE I

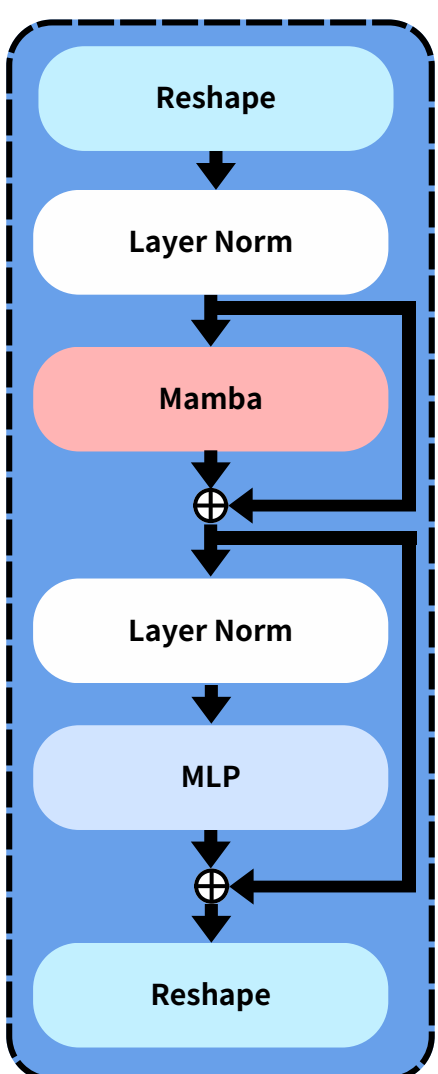
COMPARISON OF THE RATIO OF THE NUMBER OF TIMES EACH PIXEL IN THE RANGE IMAGE IS FILLED BY POINT CLOUD POINTS BEFORE AND AFTER IMPROVEMENT

Range Image Size	Zero Times	Once	Twice	Thrice	Four times ↑
64 × 1024	21.96%	4.05%	53.66%	10.69%	9.62%
64 × 2048	23.95%	60.39%	14.04%	1.50%	0.13%
64 × 3072	51.47%	42.56%	5.56%	0.37%	0.03%
96 × 2048	40.22%	51.91%	7.20%	0.60%	0.06%

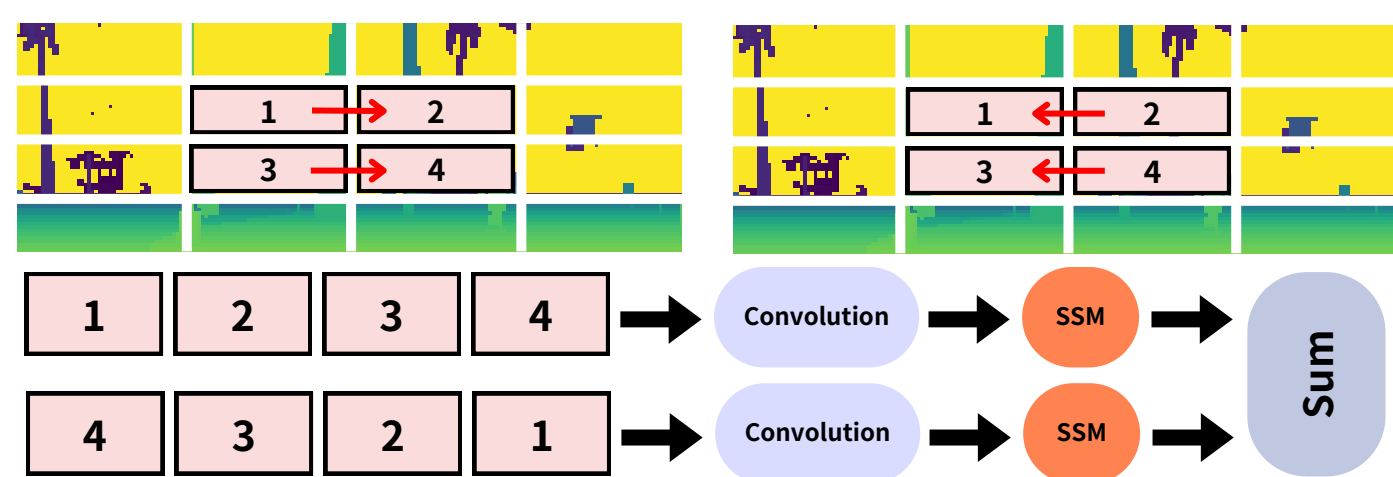
本研究架構如下圖所示，首先透過Patch Embedding將範圍影像分割成小區塊並嵌入高維特徵，接著經過三層由Mamba Block與Patch Merging組成的模組逐步降低空間維度、增加特徵維度，並透過skip connection防止資訊流失。Patch Unmerging在解碼階段逐步還原特徵圖，最後輸出重建影像。Mamba Block的核心在於Mamba Layer內的**雙向卷積SSM**，有效強化了局部特徵提取能力。



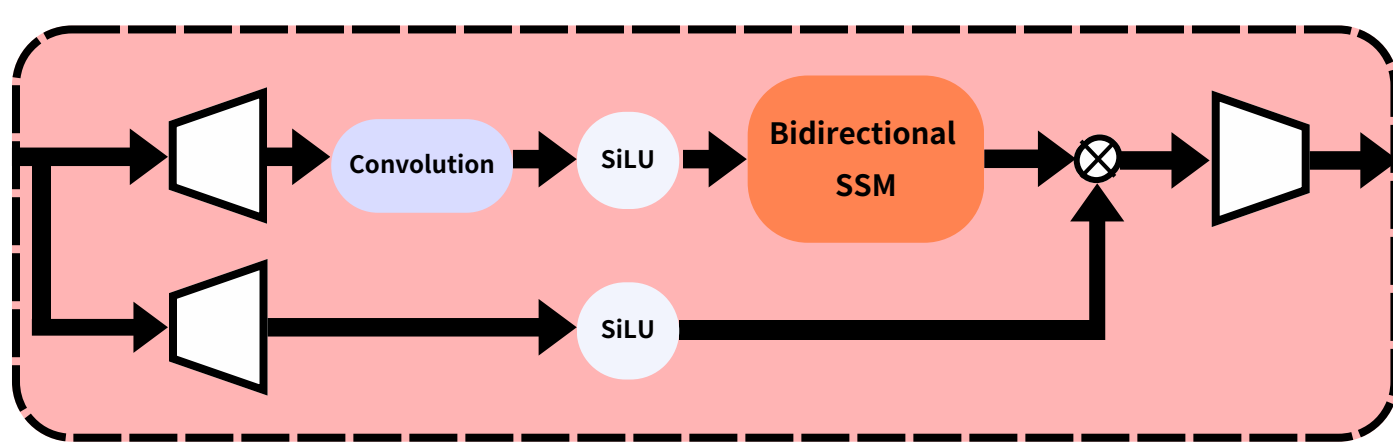
(a) The overall architecture



(b) Mamba Block



(c) Bidirectional SSM



(d) Mamba

實驗結果

本研究使用KITTI資料集進行訓練及測試，並以 MAE、IoU 和 Chamfer Distance(CD)作為評估指標來與其他相關方法進行比較。實驗結果如表二所示，本研究模型取得相當優異的表現。

TABLE II
COMPARISON OF OUR METHOD WITH OTHERS ON KITTI DATASET.

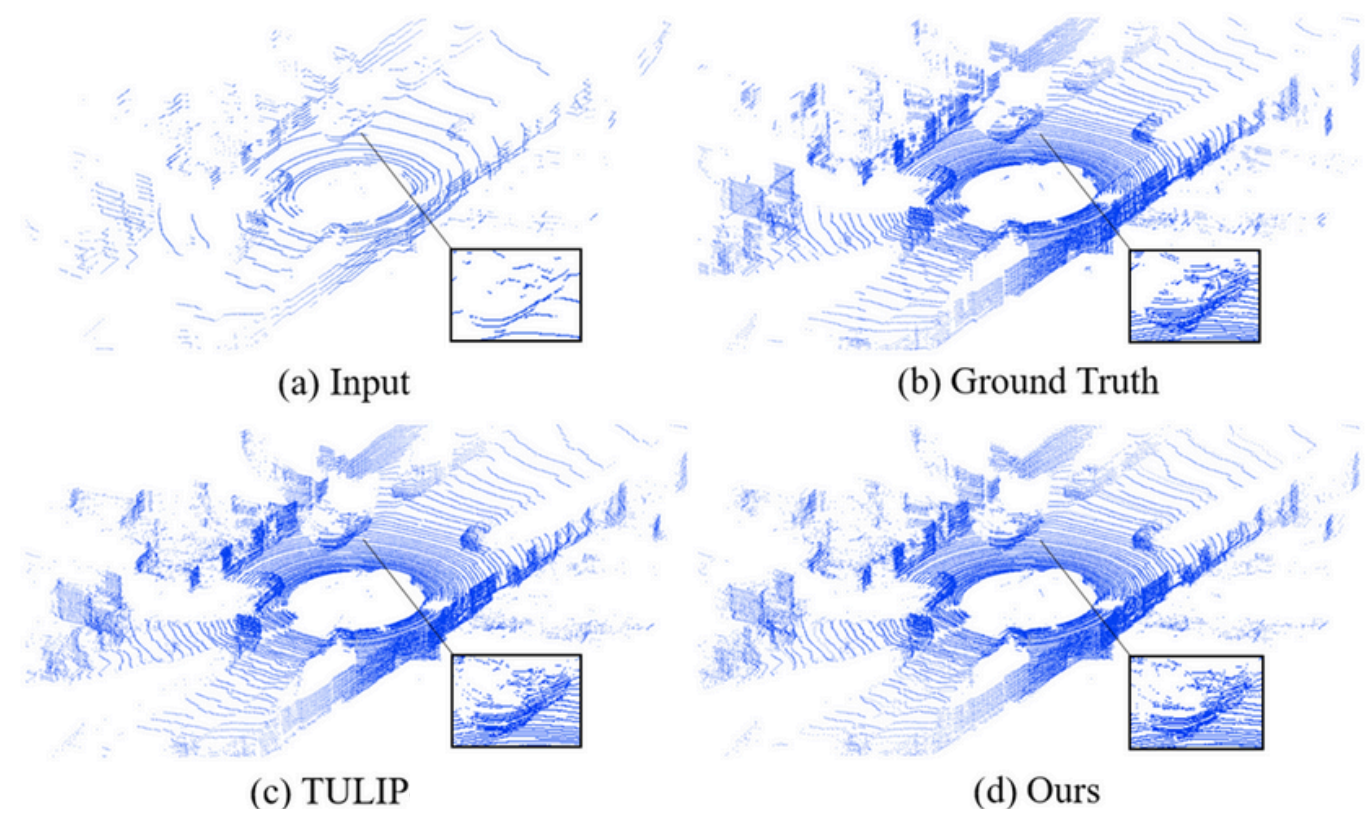
Method	Range Image Size	MAE ↓	IoU ↑	CD ↓
SWIN-IR	64*1024	1.2972	0.2774	0.7347
LIIF	64*1024	0.6143	0.3226	0.1916
LIDAR-SR	64*1024	0.5674	0.1005	0.2165
TULIP	64*1024	0.4896	0.3918	0.1663
TULIP-L	64*2048	0.6752	0.3784	0.1272
Ours-S	64*2048	0.6721	0.3763	0.1154
Ours	64*2048	0.6549	0.3777	0.1137

接著分析模型複雜度，如表三所示。本研究模型的**FLOPs與參數量遠低於基於Transformer的架構**，實現高效能又低複雜度的設計。

TABLE III
COMPARISON OF FLOPS AND PARAMETERS BETWEEN ADVANCED LiDAR UPSAMPLING MODELS AND OUR MODEL.

	Model			
	TULIP	TULIP-L	Ours-S	Ours
FLOPs (G)	15.335	19.415	4.757	11.122
Parameters (M)	27.1	108.1	7.567	19.298

視覺化結果如以下圖示，圖(a)為原始稀疏點雲，而經由本研究模型上採樣後的圖(d)顯示出**點雲數據密度的顯著提升**。



最後，本研究進一步驗證經過上採樣後密集點雲的品質，我們使用PointPillar物件偵測模型來測試，實驗結果如表五所示。相較於原始稀疏點雲，本研究模型上採樣後的密集點雲，在**物件偵測上取得優異表現**，進一步驗證本研究對後續下游任務所帶來的效益。

TABLE IV
OBJECT DETECTION PERFORMANCE

	3D Object Detection (%)		
	Easy	Moderate	Hard
Low-Resolution	15.37	10.34	8.65
TULIP	65.95	43.53	36.21
Ours-S	65.67	47.51	39.73
Ours	84.31	63.84	56.33
High-Resolution	95.60	89.92	89.22

結論

本研究提出一種基於Mamba架構之LiDAR點雲上採樣技術，成功降低計算成本，並有效解決LiDAR數據的稀疏問題。實驗結果顯示，該模型和TULIP相比，**FLOPs降低了約27.47%**，**參數量降低了約28.79%**，並在後續物件偵測任務中展現出良好的實用性，驗證本研究對後續下游任務所帶來的效益。