



基於時空圖卷積網路重建風場氣象場域

針對臺灣風場評估與規劃的圖深度學習策略

Spatiotemporal Graph Convolutional Reconstruction of Wind Meteorological Fields:
A Graph-Deep-Learning Strategy for Wind-Farm Assessment and Planning in Taiwan

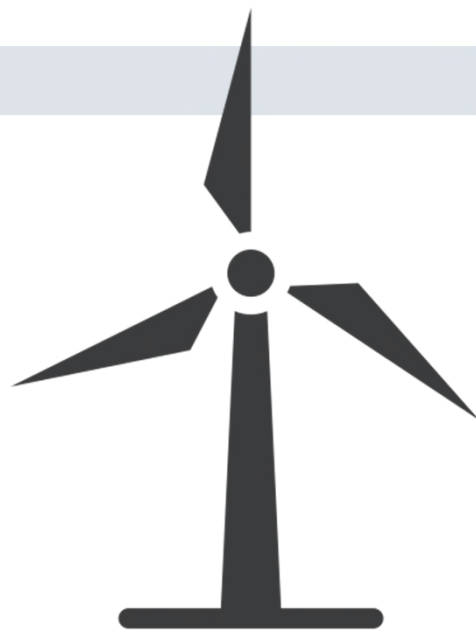
國立臺灣大學 土木工程學系

鄭至亞 丁俊瑋 謝依芸

39th Conference on Weather Analysis and Forecasting



風場資料是評估風力發電潛力的重要依據

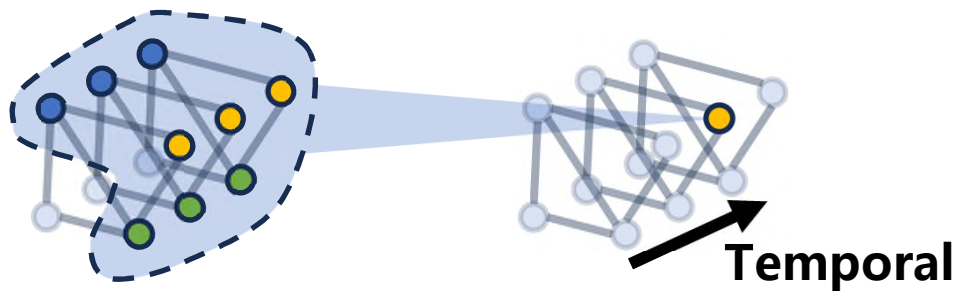


傳統的內插評估方法存在局限

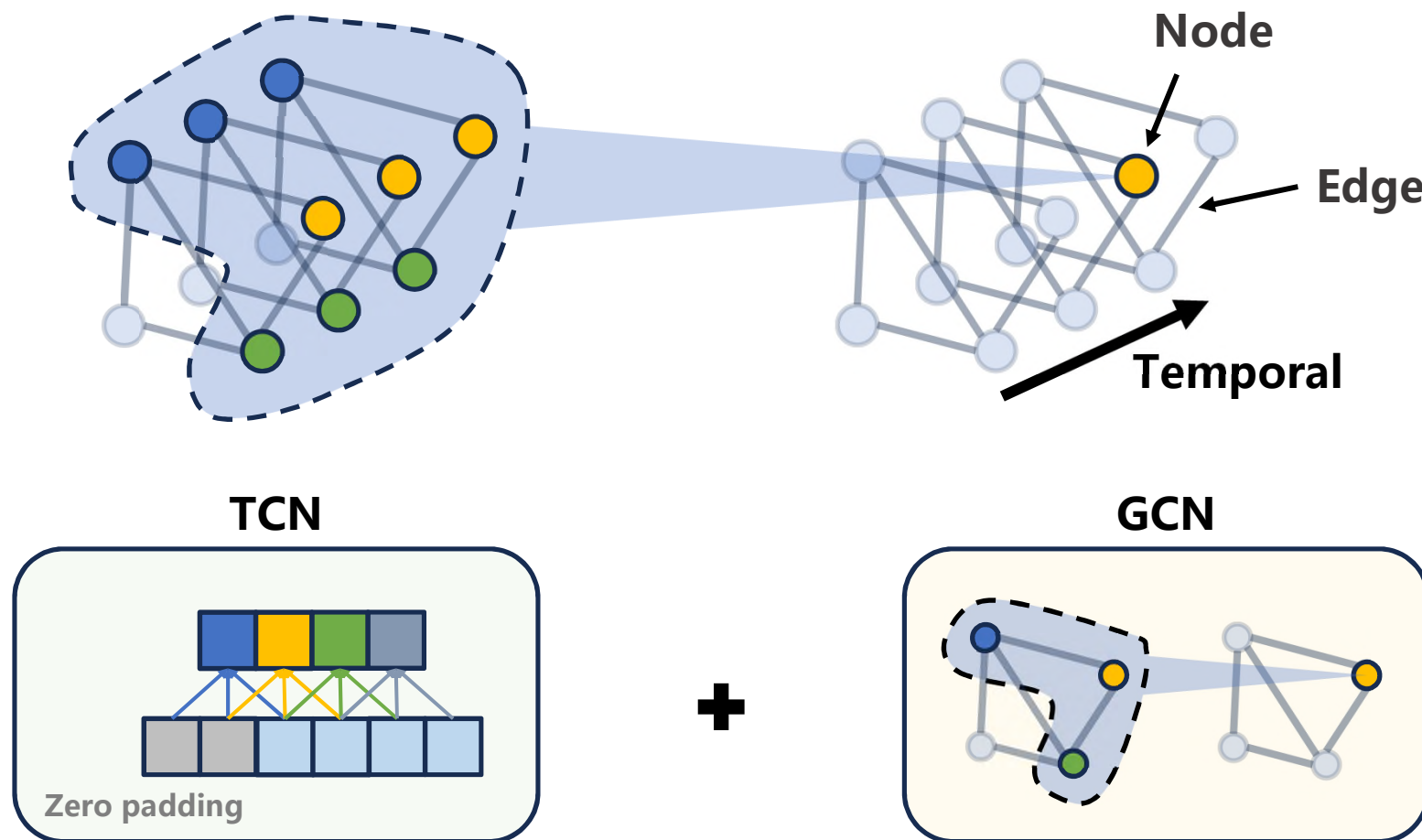
IDW, Kriging 等傳統評估方法難以捕捉不同地形與風速變動特性
ERA5再分析資料較難應付小尺度的風場關係



Spatio-Temporal Graph Convolutional Network, ST-GCN
能藉由鄰近測站時序風速資料與地形特徵同時彌補這類研究缺口



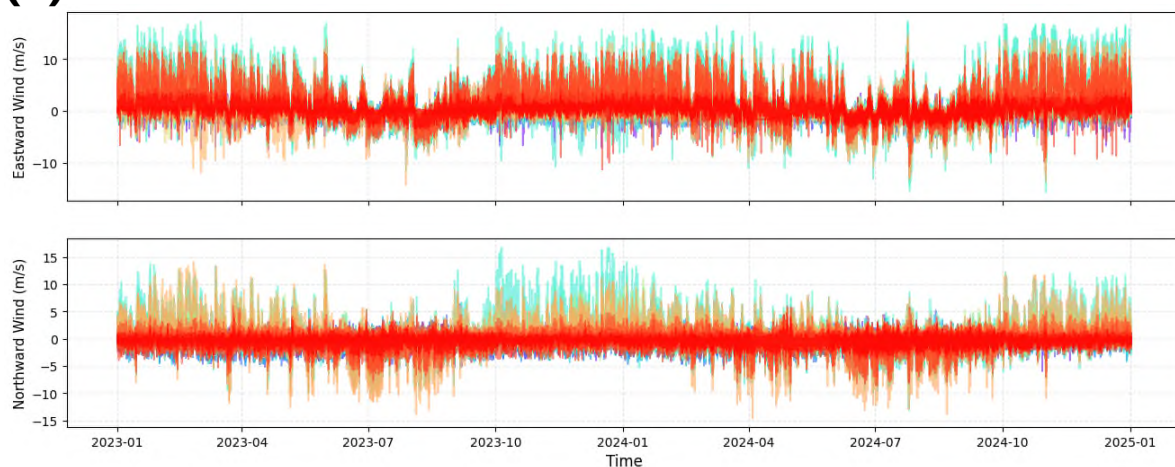
Spatio-Temporal Graph Convolutional Network, ST-GCN



資料集

- a. 臺中及彰化共 41 個測站
2023/1/1~2025/1/1 逐小時之風速風向資料
- b. 100m 解析度 DSM 地形高程資料

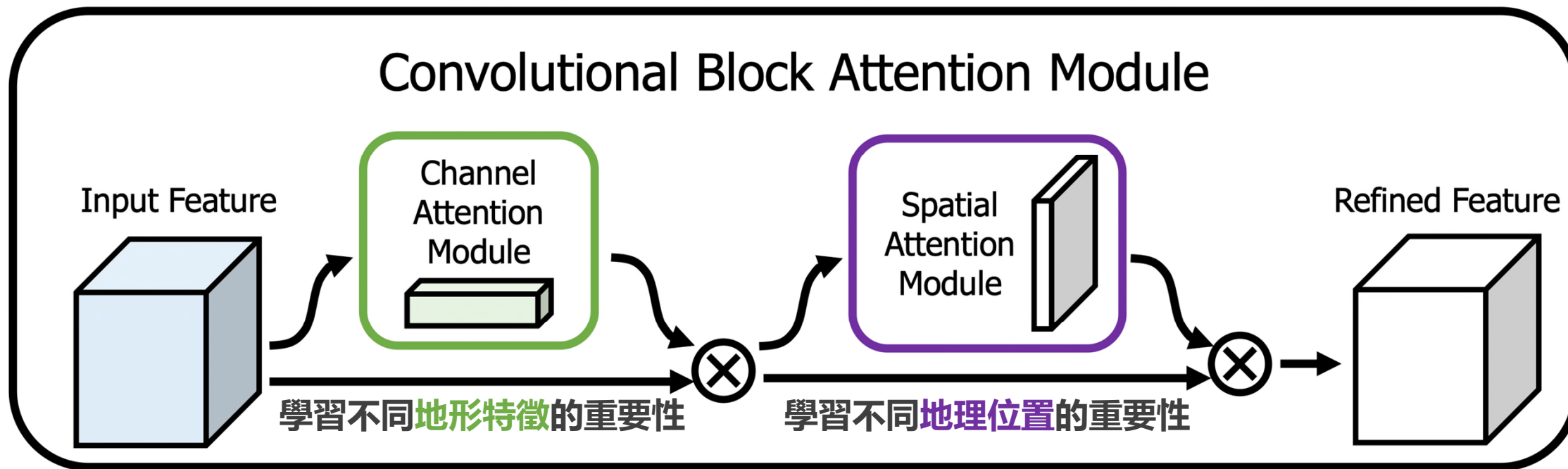
(a)



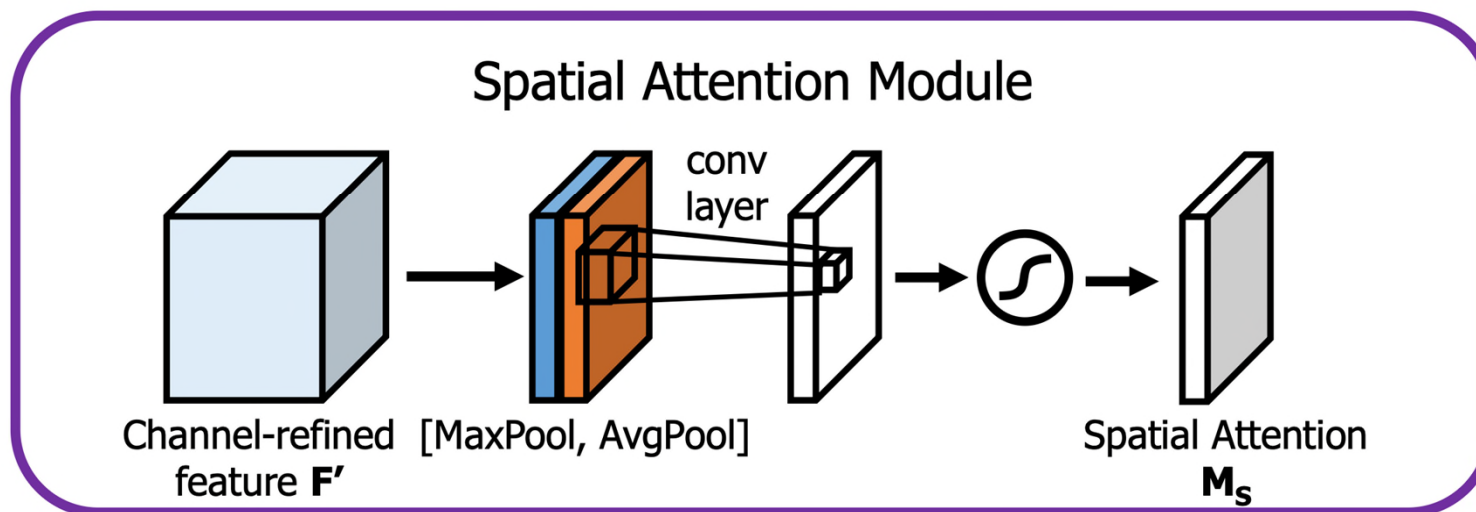
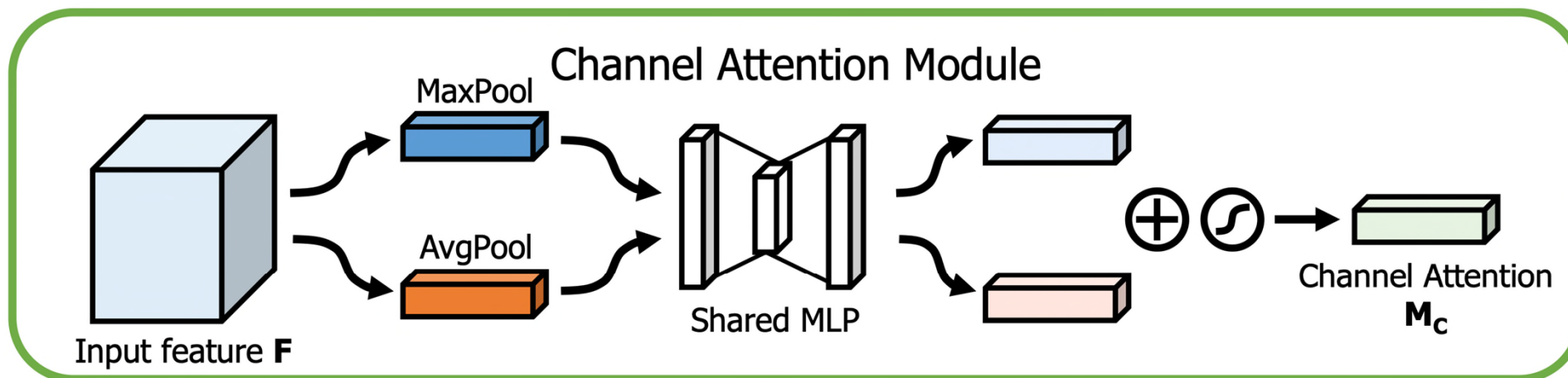
(b)



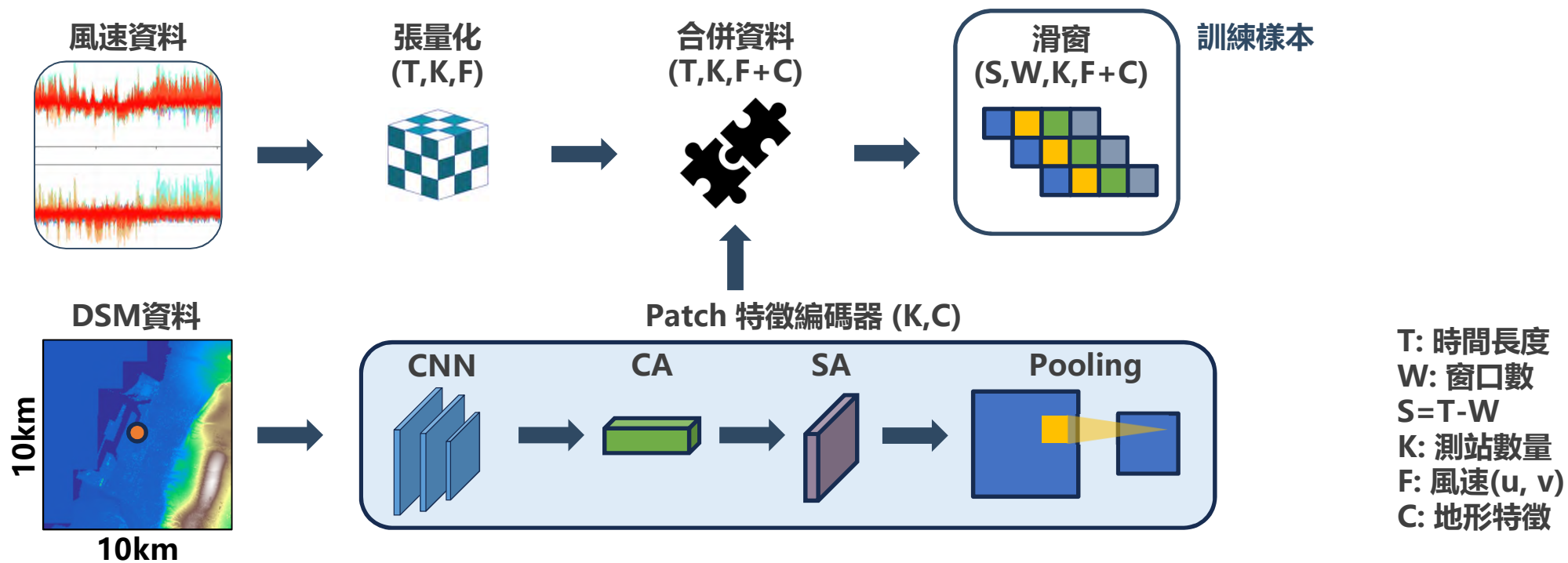
注意力機制



注意力機制



模型框架



模型框架

訓練樣本

圖結構

ST-GCN

推論與不確定性

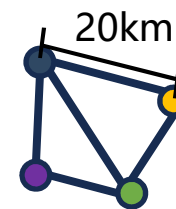
測站座標定義

$$\{(\phi_i, \lambda_i)\}_{i=1}^K, \phi: \text{latitude}; \lambda = \text{longitude}$$



計算測站間距

$$D_{ij} = 2R \sin^{-1} \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\phi_i - \phi_j}{2} \right) + \cos \phi_i \cos \phi_j \sin^2 \left(\frac{\lambda_i - \lambda_j}{2} \right)} \right), R = 6371 \text{ km}$$



加權距離公式

$$A_{dist} = \exp \left(\frac{-D_{ij}^2}{\sigma_d^2 + \varepsilon} \right), \sigma_d = 3$$

計算風速相關

$$A_{corr} = \text{corr}(i, j)$$

距離 x 相關

$$A_{comb} = (A_{dis}(i, j) + \varepsilon)^\alpha (A_{corr}(i, j) + \varepsilon)^{1-\alpha}, \alpha = 0.5$$



模型框架

訓練樣本

圖結構

ST-GCN

推論與不確定性

加自環

$$\tilde{A} = I + A_{comb}$$

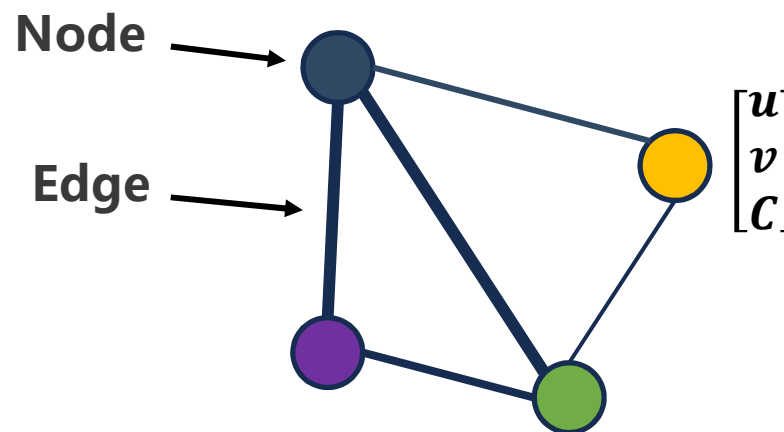
度矩陣

(鄰居矩陣的列和)

$$\tilde{D}(i, i) = \sum_j \tilde{A}(i, j)$$

對稱正規化

$$\hat{A} = \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}}$$



Labeled graph	Degree matrix	Adjacency matrix
	$\begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

圖片來源：<https://www.zhihu.com/question/54504471>

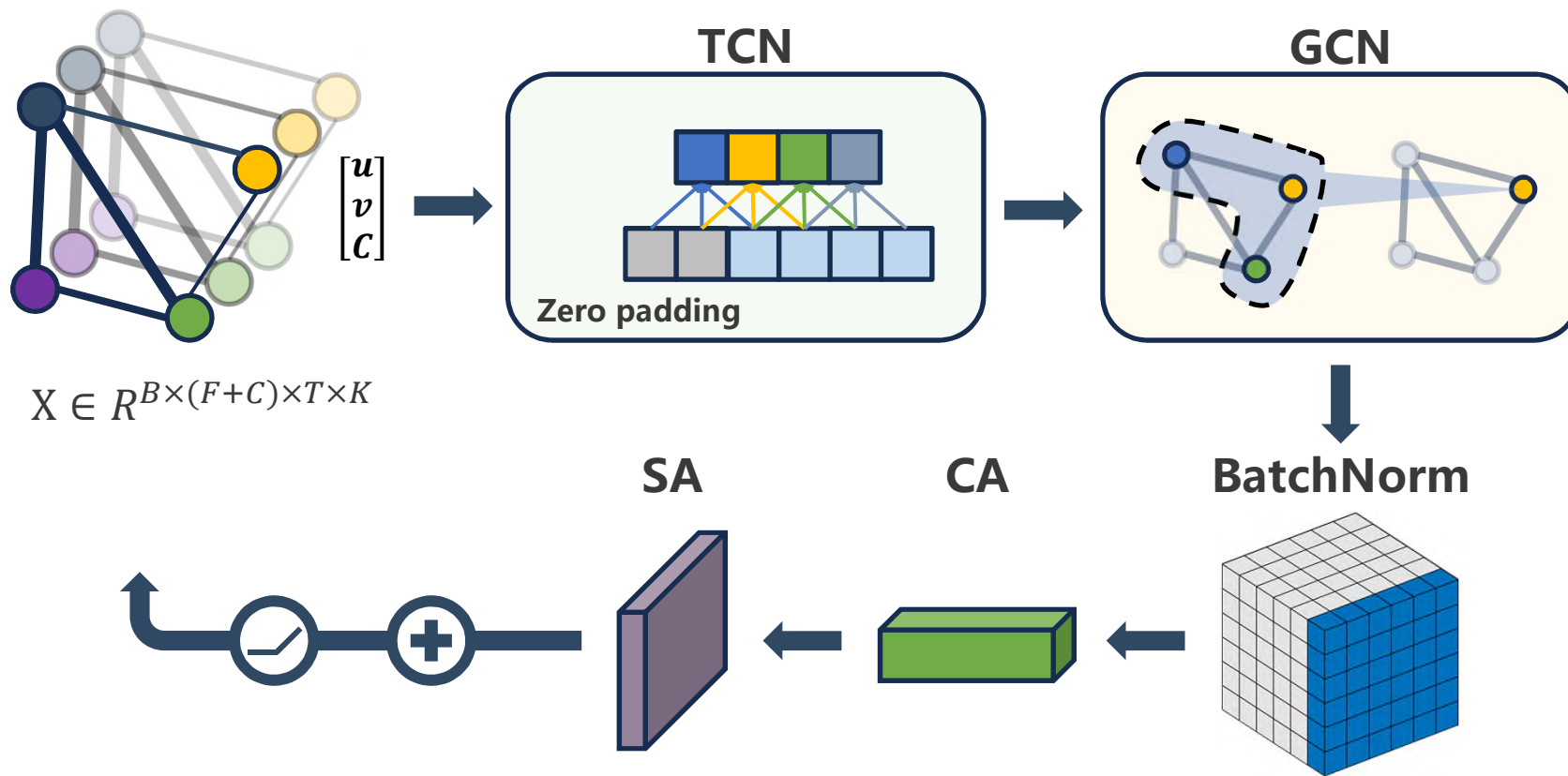
模型框架

訓練樣本

圖結構

ST-GCN

推論與不確定性



B: Batch size
 F+C: 輸入特徵維度
 T: 時間長度 (滑窗)
 K: 測站節點數

模型框架

訓練樣本

圖結構

ST-GCN

推論與不確定性

以臺中風力發電廠作為風場重建目標

41 測站全圖訓練 → 鄰近 15 測站子圖推論

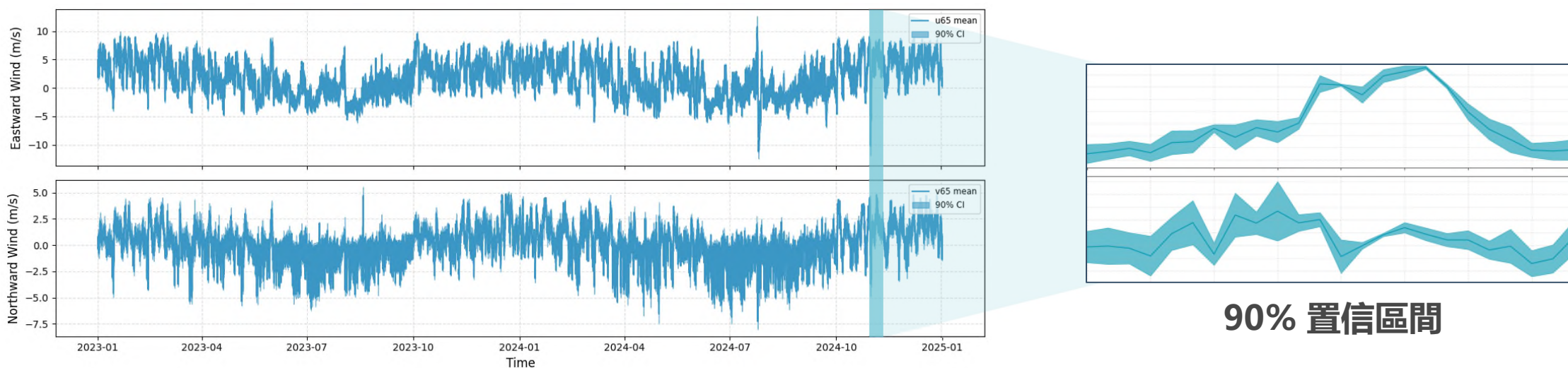
使用MC dropout計算不確定度

$$Predict = Baseline_{IDW} + \Delta_{ST-GCN}$$

子圖



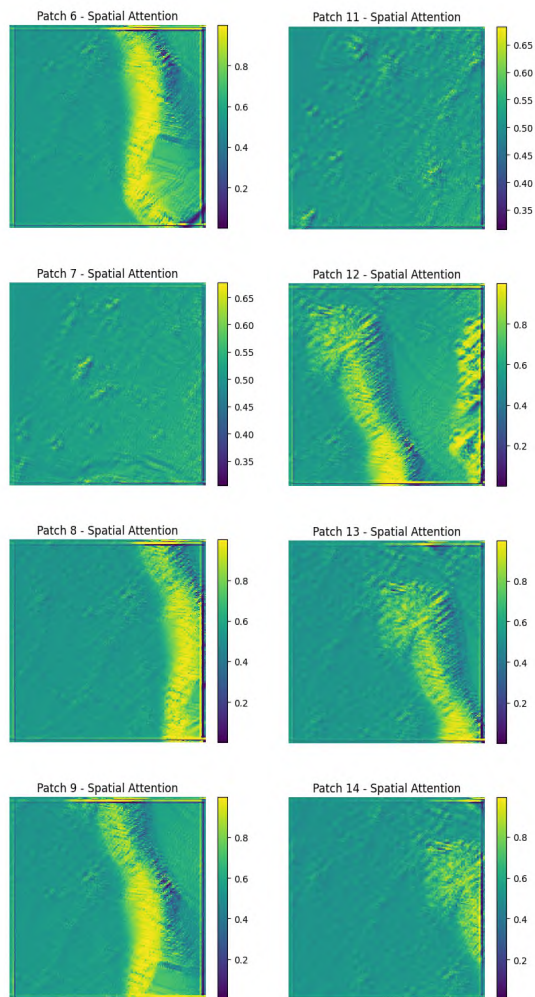
模型重建風場及90%置信區間



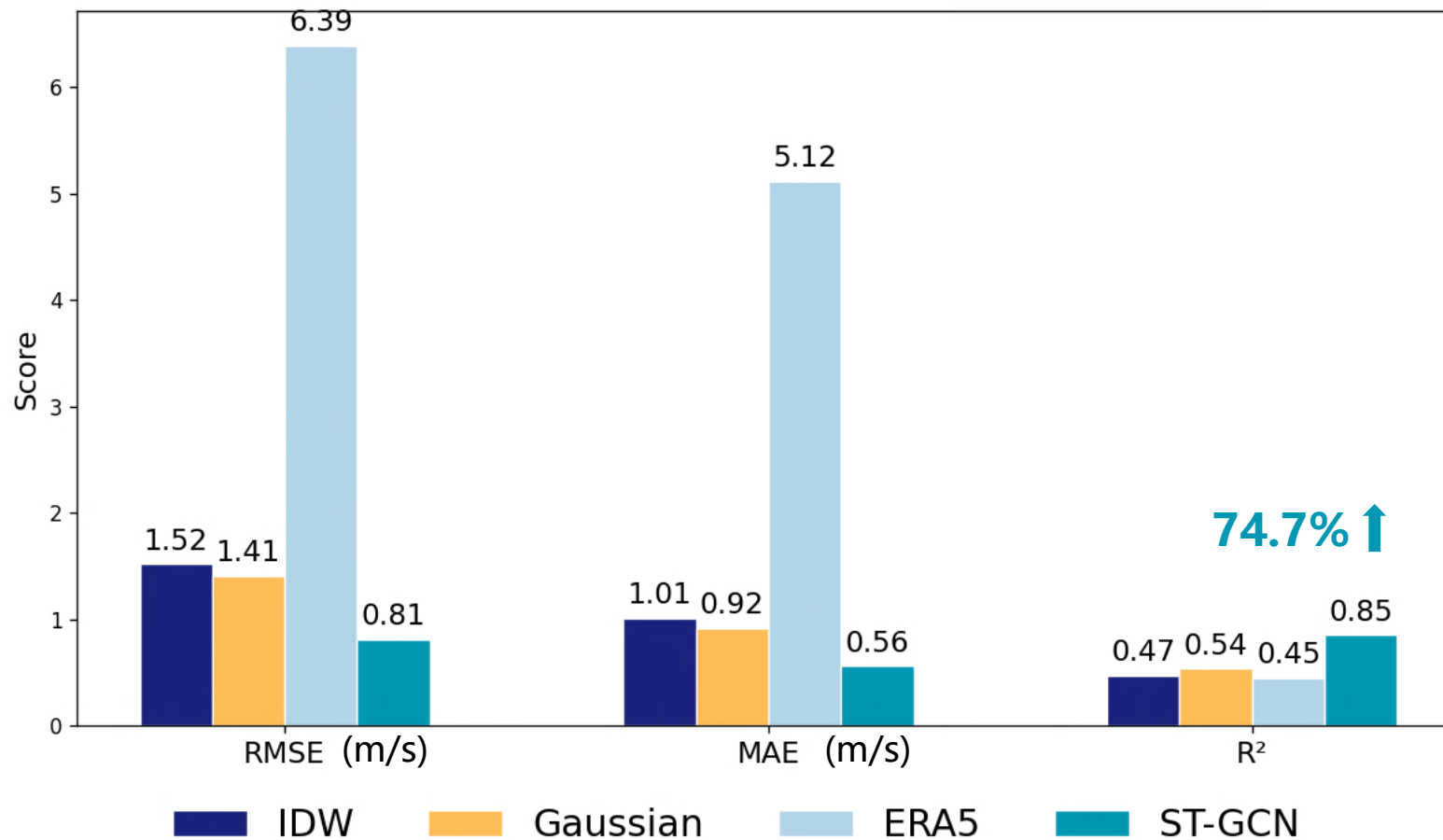
90% 置信區間

模型重建之 2023/1/1~2025/1/1 臺中風力發電廠風速資料

注意力機制能有效運作且模型表現皆為最佳



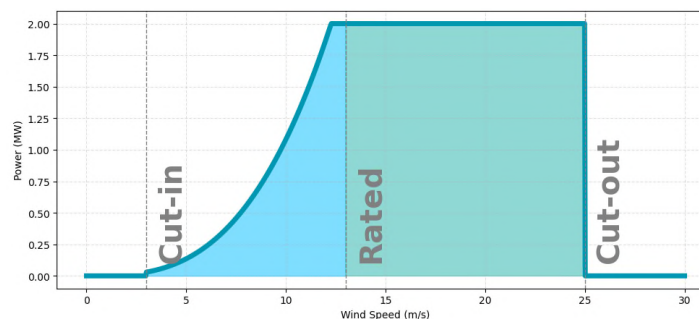
注意力權重圖



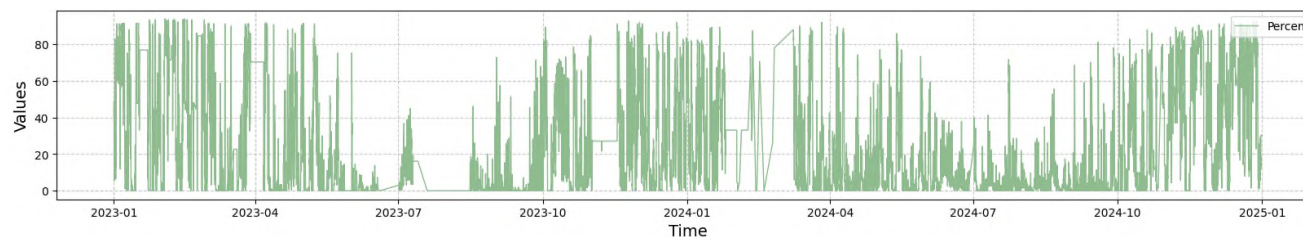
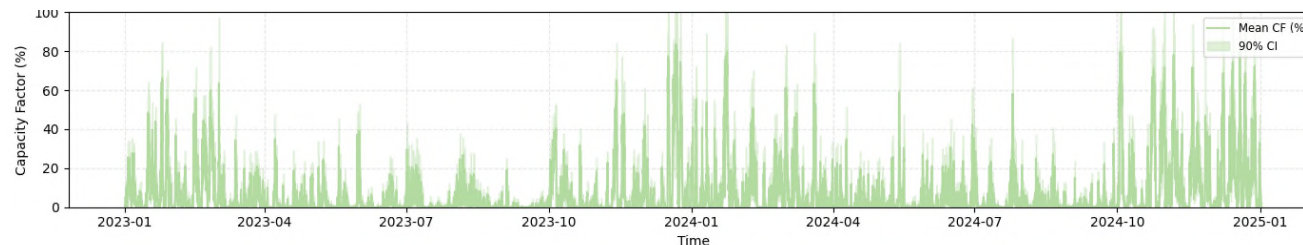
不同方法在風速上的評估指標柱狀圖

重建風場套用貝茲定律推估風力發電量

風機型號	Zephyros Z72/2000
額定功率	2.0 MW
機艙高度 (hub)	65 m
轉子直徑 (D)	70.7 m
葉輪半徑 (R)	$D/2 = 35.35 \text{ m}$
葉輪掃掠面積 (A)	$\pi \cdot R^2 \approx 3920 \text{ m}^2$
切入風速 (v_n)	3 m/s
額定風速 (v_r)	13 m/s
切出風速 (v_o)	25 m/s
空氣密度 (ρ)	1.225 kg/m ³ (標準值)
功率係數 (C_p)	≈ 0.45
風速剖面指數 (α)	0.14 (1/7 法則)



貝茲定律推估之風機功率曲線



臺中風力發電廠風機容量因子預測 (上) vs 真值 (下)

總結

- ST-GCN 模型能有效**重建風場**並**量化不確定度**
- 相較於傳統方法, ST-GCN 表現有顯著提升
- 重建風場可初步**推估風電潛力**, 但仍有進步空間

未來方向

- **擴增測站**資料, 強化模型泛化能力
- 不確定度評估指標(EX: PINAW)
- **比較更多模型**

Q&A

Thank you for listening