



2024「中技社科技獎學金」

2024 CTCI Foundation Science and Technology Scholarship

研究獎學金

Research Scholarship

Applying Green Learning Artificial Intelligence to Regional Wind Power Prediction and Fluctuation Risk Assessment

綠色學習人工智慧技術應用於區域風力發電預測和波動風險評估

國立成功大學 資源工程學系博士班四年級 黃浩軒

指導教授：黃韻勳 副教授



研究重點

人工智慧(AI)模型的運算能耗對產業應用、系統層面影響深遠，國際能源總署(IEA, 2023)指出訓練一個深度學習(DL)模型相當於100戶美國家庭年用電量，為了兼顧產業AI化及淨零轉型，發展節能人工智慧已成為國際重要趨勢。我國未來除了風力發電預測需求逐年提高，AI運算需求增加帶來用電成長，至2030年用電成長率已從2.03%上修至2.8%，為了減緩AI運算用電增長，本研究以綠色學習(GL)架構建構節能模型並應用在風力發電預測，最後量化GL模型之節能效益。

Deep Learning (DL)

- Training a single DL model uses more electricity than 100 US homes consume in an entire year (IEA, 2023)
- The activation function and backpropagation result in energy inefficiency. (Kuo and Madni, 2023)

Green Learning (Kuo and Madni, 2023)

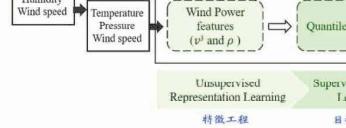
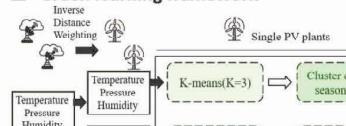
- Highly interpretable machine learning and non-neural network method that reduces computational complexity, energy consumption and carbon emissions.
- Green learning(GL) framework:



- 過去再生能源發電預測研究並未考慮模型運算的節能績效，故本研究以風力發電為例，提出基於綠色學習(Green Learning)之風力發電預測模型，並與DL模型比較節能效益。



Green learning framework



- 方法創新
1. 以季節質心、風功率等混合特徵萃取方法取代活化函數，降低模型運算複雜度(運算功率下降)

2. 模型運算非神經網絡架構，避免使用反向傳播算法優化參數(運算時間下降)

Energy consumption indicator

$$KWh = Hours \text{ to train} \times Number \text{ of Processors} \times Average \text{ Power per Processor} \times PUE + 1000$$

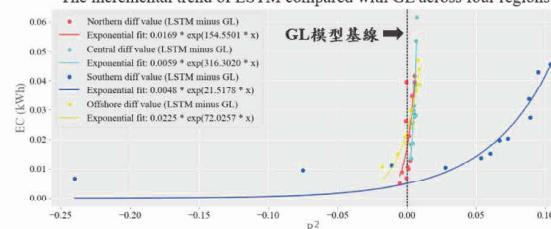
訓練時間 (時)

處理器數量 (CPU・GPU...)

處理器平均功率 (W)

電力使用效率 (PUE=1.3)

The incremental trend of LSTM compared with GL across four regions



LSTM模型之邊際能源消費成本遞增

若以GL模型作為基線，LSTM模型每增加一單位準確度(R^2)，能源消費(EC)成本指數遞增。

研究成 果

Comparison of GL and LSTM models in the central region

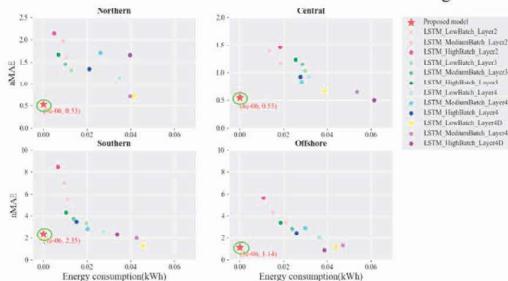
Model symbol	Package power (W)	Runtime (min)	EC (kWh)	nMAE (%)	nRMSE (%)	R^2
Proposed model	18.4	0.02	<0.0001	0.55	2.43	0.9924
LSTM_LowL2	44.1	12.30	0.0136	1.40	1.90	0.9954
LSTM_MediumL2	48.5	15.59	0.0185	1.18	1.57	0.9967
LSTM_HighL2	43.2	17.02	0.0161	1.46	1.99	0.9948
LSTM_LowL3	58.4	20.40	0.0298	1.03	1.41	0.9974
LSTM_MediumL3	60.1	19.11	0.0287	1.16	1.58	0.9968
LSTM_HighL3	45.4	22.41	0.0254	1.24	1.69	0.9963
LSTM_LowL4	59.1	21.21	0.0313	0.93	1.35	0.9977
LSTM_MediumL4	61.3	18.45	0.0283	0.84	1.15	0.9987
LSTM_HighL4	61.2	18.13	0.0277	0.93	1.26	0.9979
LSTM_LowL40	62.1	24.87	0.0386	0.67	0.95	0.9986
LSTM_MediumL40	59.1	36.22	0.0353	0.65	0.92	0.9989
LSTM_HighL40	57.2	42.95	0.0615	0.50	0.68	0.9994

➤ 運算功率(Package power)：GL模型的運算功耗

(18.4W)明顯低LSTM模型。

➤ 運算時間(Runtime)：GL模型(0.02 min)顯著低於LSTM模型。

MAE and EC of GL versus LSTM models across four regions

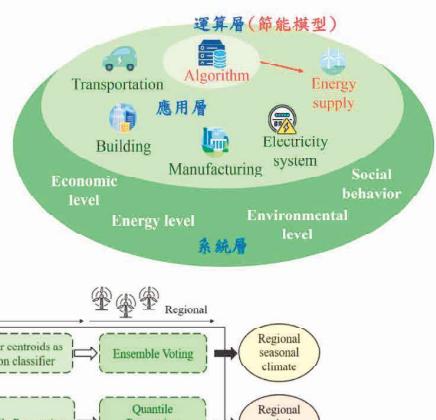


得獎心得

非常感謝中技社肯定末學的研究成果並頒予此獎項，深度節能是我國重要淨零轉型策略，由於產業AI化伴隨著能耗成長，發展節能AI已成為國際重要趨勢，故孕育出本研究，未來我將持續鑽研能源人工智能研究，為綠色永續發展盡一份心力。



財團法人
中技社
CTCI FOUNDATION



方法創新
1. 以季節質心、風功率等混合特徵萃取方法取代活化函數，降低模型運算複雜度(運算功率下降)

2. 模型運算非神經網絡架構，避免使用反向傳播算法優化參數(運算時間下降)

Energy consumption indicator

$$KWh = Hours \text{ to train} \times Number \text{ of Processors} \times Average \text{ Power per Processor} \times PUE + 1000$$

訓練時間 (時)

處理器數量 (CPU・GPU...)

處理器平均功率 (W)

電力使用效率 (PUE=1.3)

量化節能效益

採用GL模型之單次節能量(A)

每年模擬運算總次數(B)

邊緣運算之設備量(C)

年均化節能量(D - A*B*C)

平均每戶家庭之年用電量(E)

每年可節省多少戶家庭用電量(F - D / E)