

整合 LSTM 與 QGIS 之日前負載預測平台開發

Development of Day-Ahead Load Forecasting Platform by Integrating LSTM and QGIS

許景琛
Ching-Chen Hsu
陳祐安
You-An Chen

黃維澤*
Wei-Tzer Huang
羅鈺彥
Cheng-Yan Lo

姚凱超
Kai-Chao Yao
蘇宸弘
Chen-Hong Su

¹國立彰化師範大學工業教育與技術學系
Department of Industrial Education and Technology, National Changhua University of Education
*vichuang@cc.ncue.edu.tw

摘要

本文主要目的在利用機器學習與地理資訊系統開發應用於校區日前負載預測平台。首先，利用 Python 撰寫程式匯入校區用電量並載入 MySQL 資料庫管理系統；隨之，將 MySQL 資料庫內的資料匯出成.csv 檔，再將.csv 檔輸入至 Python 撰寫之長短期記憶 LSTM (Long Short-Term Memory) 程式並訓練後建立負載預測模型，再儲存至 MySQL 或 SQLite 中；最後，將預測結果結合由 QGIS(Quantum GIS)以視覺化方式顯示，提供使用者友善地檢視配電變壓器電氣參數、即時資料與日前預測結果。本文所開發之視覺化日前預測平台有助於提供校園配電站用電設備及其負載管理。

關鍵詞：長短期記憶、負載預測、QGIS、MySQL

Abstract

The main purpose of this paper is to develop the campus day-ahead load forecasting platform by machine learning and geographic information system. First, using the Python language to write a program to import the campus electricity consumption and load it into the MySQL database management system; then, exporting the data in the MySQL database into a .csv file, and then import the .csv file to the Long Short-Term Memory(LSTM) program and to create a load prediction model after training, and then save it to MySQL or SQLite; finally, the prediction results are visualized display in Quantum GIS(QGIS) to provide users with friendly monitor the electrical parameters, real-time data and forecast results of the distribution transformer. The visualized forecasting platform developed in this paper is helpful for providing electrical equipment and load management of distribution stations in campus.

Keywords: LSTM, Load Forecasting, QGIS, MYSQL.

I. 簡介

交流電力系統的運轉必須時時刻刻保持功率平衡以確保維持固定的電壓與頻率，進而確保電力系統安全與穩定運轉。因此，隨時掌握用戶用電極為重要，隨者資通訊技術與人工智慧演算法成熟，也廣泛應用在工程上，其中，以機器學習進行負載預測也廣為接受，相關文獻[1-7]以 LSTM 進行電力負載與太陽光電等再生能

源發電預測，顯示此方法在電力工程應用成效卓著，故本文即採用此方法應用於校區日前負載預測，以期未來將應用於大型儲能系統日前排程，利用預測之資料進行電池充放電排程以達到消峰填谷之目的以及減少寶山尖峰用電量、避免超約運轉，減少校區電費支出。

首先，擷取校區每日用電負載資訊至實驗室電腦，再透過 MySQL 做整理，並機器學習之循環神經網路長短期記憶法(RNN-LSTM)進行負載預測，將隔日資料輸出於 MySQL 或

SQLite，最後，結合 QGIS 將用電狀況顯示於標記點上，而 QGIS 的圖層化介面能讓使用者更清楚的了解用電資訊，對於規劃用電以及故障檢測都有相當大的幫助。

本文參考文獻[15]Alper Tokgöz 與 Gözde Ünal 所寫的文章中發現 GRU 在計算速度上雖然快於 LSTM，但在後續疊代上 LSTM 的準確率會越來越高，然而 GRU 的準確率到達到一個水平後就幾乎停止了，因此本文在於預測演算上使用 LSTM 能夠使預測在電網上能夠更準確，更精準。

II. 系統架構&負載資料處理

如圖 1 所示，在進行預測前需要大量的歷年資料來進行學習，為了取得歷年以及及時資料，本文在學校的電力監控管理系統裡開發 VB (Visual Basic) 程式透過 ODBC 讓資料傳到實驗室電腦的資料庫裡進行後續處理。

整理完的資料在透過 Python 學習、預測進行測試到誤差最小化，輸出預測資料至資料庫儲存。也以 Python 撰寫 GUI 介面與選單等設計規劃，且達到顯示和整合資訊的功能。最後將寶山各個變壓器位置利用座標以點的形式顯示在 QGIS 上，在與資料庫做連結，以達到顯示各變壓器之歷年資料以及及時資料。

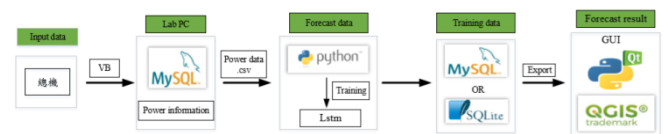


圖 1 系統架構圖

2.1 負載資料處理

由於取得資料後發現用電度數以及虛功率都是每小時累積值呈現，如圖 2 紅框處，因此無法直接做學習以及預測，需要經過再處理才有辦法獲得實際上當時的數值。

ADate	Vrs	Vst	Vtr	IA	IB	IC	P	Q	S	PF	F	KWH	KVArh	KWd
2019-12-31 23:00:25	11760	11660	11680	18	17	18	348	36	354	0.99	59.96	28926308	5483090	342
2019-12-31 22:00:23	11770	11680	11700	18	18	19	366	48	372	0.99	60.07	28925930	5483090	372
2019-12-31 21:00:21	11670	11560	11560	18	17	19	354	12	354	1	59.94	28925560	5483090	348
2019-12-31 20:00:19	11700	11610	11620	20	19	21	396	24	396	0.99	60	28925178	5483090	378
2019-12-31 19:00:17	11740	11630	11660	21	19	22	408	18	414	0.99	59.91	28924770	5483090	390
2019-12-31 18:00:14	11700	11610	11630	20	18	21	390	12	396	0.99	60.06	28924398	5483090	372
2019-12-31 17:00:12	11680	11590	11610	21	20	21	408	12	414	1	60.04	28923944	5483090	396
2019-12-31 16:00:34	11640	11560	11600	22	20	23	432	12	438	0.99	60	28923512	5483090	426
2019-12-31 15:00:33	11690	11620	11660	20	20	23	432	12	432	0.99	60	28923066	5483090	432
2019-12-31 14:00:30	11680	11590	11620	24	21	24	456	18	456	0.99	60	28922598	5483090	468
2019-12-31 13:00:29	11580	11470	11520	23	21	24	450	6	450	1	59.96	28922124	5483090	432
2019-12-31 12:00:27	11570	11490	11530	24	22	25	468	18	468	1	59.95	28921664	5483090	474
2019-12-31 11:00:25	11700	11630	11650	22	20	23	432	6	432	1	60	28921206	5483090	414
2019-12-31 10:00:23	11690	11580	11600	20	19	21	402	12	402	1	59.95	28920780	5483090	384
2019-12-31 09:00:22	11760	11660	11690	17	16	18	348	18	348	0.99	60.07	28920380	5483090	330
2019-12-31 08:00:19	11540	11470	11460	13	14	14	270	0	270	1	59.94	28920054	5483090	246

圖 2 部分歷年資料

在取得所需資料後，必須進行預測模型建立，其中又分為訓練資料以及預測資料，如圖 3 所示，進行 LSTM 的資料會經由人工的方式來校準資料，而要進行預測的資料會先使用 Python 來計算資料以及資料筆數比對，如遇到一天的資料共 24 比有損失數比，會先比較損失前後的功耗來分配到損失的比數上。

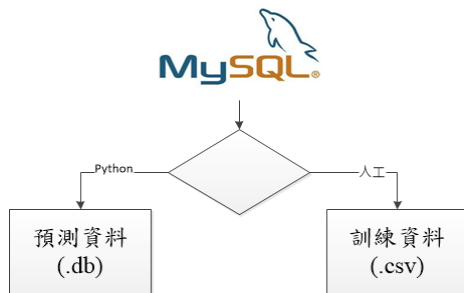


圖 3 資料處理示意圖

III. LSTM 日前預測

LSTM 是 RNN 的一種，選擇 LSTM 是因為在 RNN 訓練期間，訊息不斷的循環累積，會使神經網路模型權重的更新極大。因此在更新過程中累積了錯誤梯度，會導致網路不穩定，可能會出現所謂的梯度爆炸或者是梯度消失。如圖 4 所示，使用 LSTM 單元計算 RNN 中的隱藏狀態可以幫助該網路有效地傳播梯度和學習長程依賴。

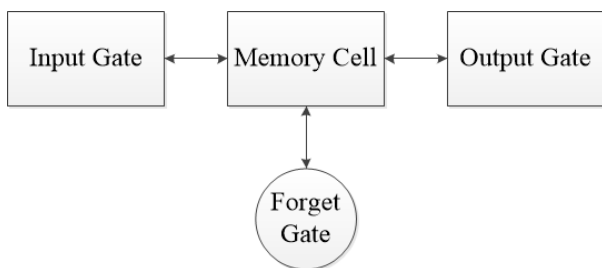


圖 4 LSTM 運作概念圖

3.1 LSTM 模型

LSTM 模型如圖 5 所示，其公式分別如式(1)至式(6)所示，資說明如下：

x_t 是時間 t 的輸入向量， y_t 是時間 t 的網路層輸出 (network layer)， $\sigma = \frac{1.0}{1.0+e^{-x}}$ ， f 是激活函數。標準的 LSTM 公式包括一個輸入門 (Input Gate)，一個輸出門 (Output Gate) 和通常一個忘記門 (Forget Gate)。

$$a = f(W \cdot [x_t; y_{t-1}] + b) \quad (1)$$

$$g^{(i)} = \sigma(W_{gi} \cdot [x_t; y_{t-1}] + b_{gi}) \quad (2)$$

$$g^{(o)} = \sigma(W_{go} \cdot [x_t; y_{t-1}] + b_{go}) \quad (3)$$

$$g^{(f)} = \sigma(W_{gs} \cdot [x_t; y_{t-1}] + b_{gs}) \quad (4)$$

$$C_t = g^{(i)} \odot a + g^{(f)} \odot C_{t-1} \quad (5)$$

$$y_t = g^{(o)} \odot f(C_t) \quad (6)$$

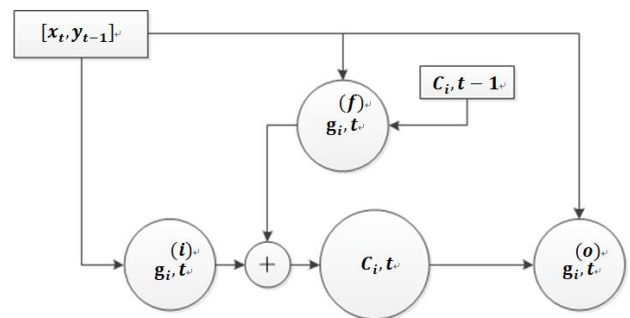


圖 5 具有忘記門的 LSTM。

LSTM 單位的輸出計算如下：

輸入和輸出門 (Input Gate、Output Gate) $g^{(i)}$ 和 $g^{(o)}$ 用於調整輸入和輸出值，從而保護儲存單元 (Memory Cell)。當不需要其數據時，可以使用忘記門 (Forget Gate) 清除儲存單元。

如果輸入/輸出門關閉，而忘記門打開，則儲存單元值不會刪除數據。但這是一個極端的例子，因為門單元可能會在任何給定的時間採用不同的值，並且永遠不會完全打開或關閉。

這說明了 LSTM 的重點，原則上它可以儲存任意時間的數據。由於忘記門，儲存單元值呈指數衰減。由於神經網路具有有限的儲存容量，並且最新信息通常比舊信息更相關。

另外，如果不將其釋放到外部循環中，則無法使用儲存單元中的信息。這使它們暴露於下游神經網路。儲存單元還必須在某種程度上接受來自上游神經網路的信息，以對循環信息進行計算。

3.2 預測結果探討

將校區三年(2016~2018)的資料作為機器學習的訓練模型，預測 15 天後跟實際資料來比較，其結果分別如圖 6 至 13 所示，預測結果發現不管是平均絕對誤差 (MAE) 或者是均分根誤差 (RMSE) 都分別為 3.0125(MAE) 及 5.578947(RMSE)，其中下列比較圖中紅色線條為預測值，藍色線條為實際值。

平均絕對誤差(MAE)及均分根誤差(RMSE)計算如下：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - \hat{y}_j| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad (8)$$

其中 y_j 為預測值， \hat{y}_j 為實際值， n 為資料筆數。

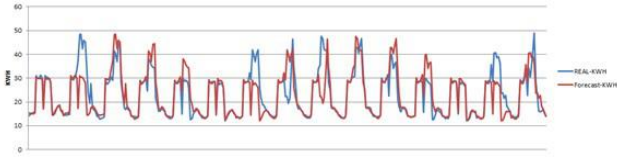


圖 6 累計 15 天的預測值及實際值比較圖

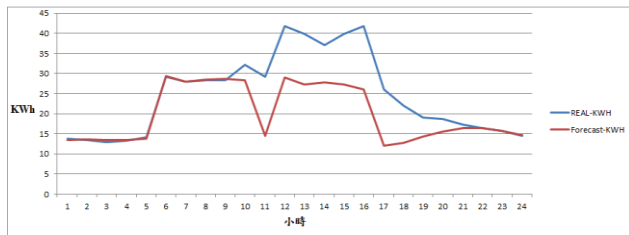


圖 7 2019 年 1 月 7 日(一)工作日之預測值及實際值

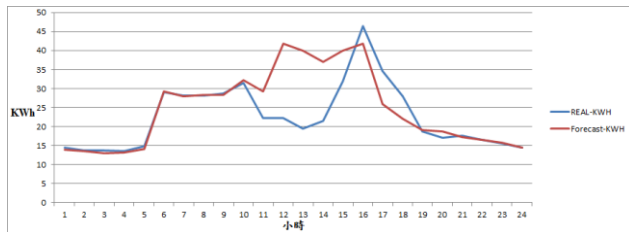


圖 8 2019 年 1 月 8 日(二)工作日之預測值及實際值

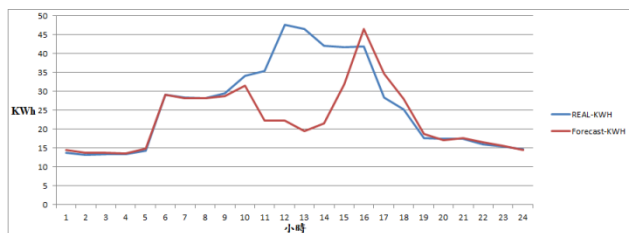


圖 9 2019 年 1 月 9 日(三)工作日之預測值及實際值

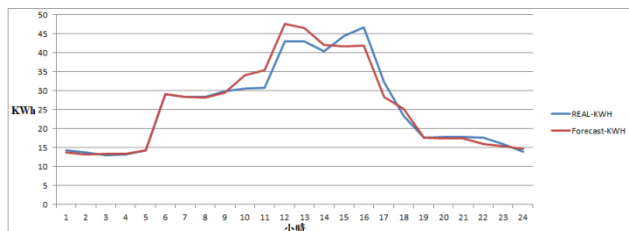


圖 10 2019 年 1 月 10 日(四)工作日之預測值及實際值

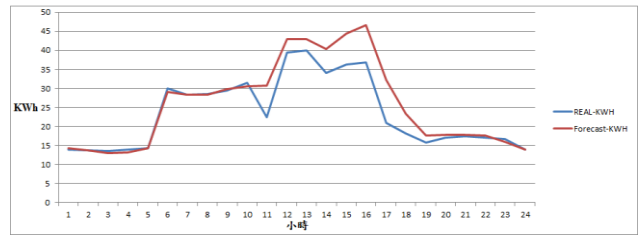


圖 11 2019 年 1 月 11 日(五)工作日之預測值及實際值

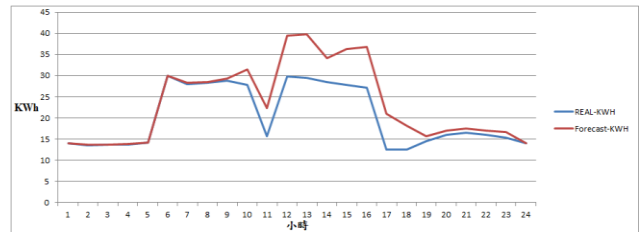


圖 12 2019 年 1 月 12 日(六)非工作日之預測值及實際值

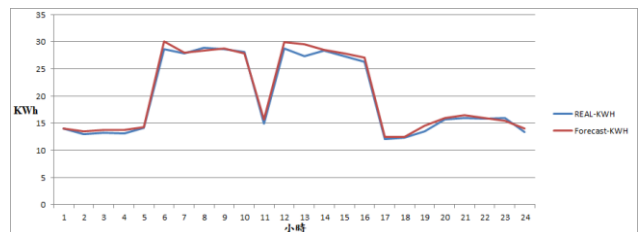


圖 13 2019 年 1 月 13 日(日)非工作日之預測值及實際值

IV. 整合 QGIS 視覺化顯示

4.1 QGIS 介紹

Quantum GIS (簡稱 QGIS) 的操作介面如圖 14，由 Gary Sherman 於 2002 年開始開發，它提供資料的顯示、編輯和分析功能，並允許整合使用 C++ 或 Python 寫成的外掛程式，QGIS 可以作為 GRASS 的圖形化使用者介面使用。現在開發者們已經將 QGIS 翻譯為 31 種語言，它被使用在全世界的學術和專業環境中。

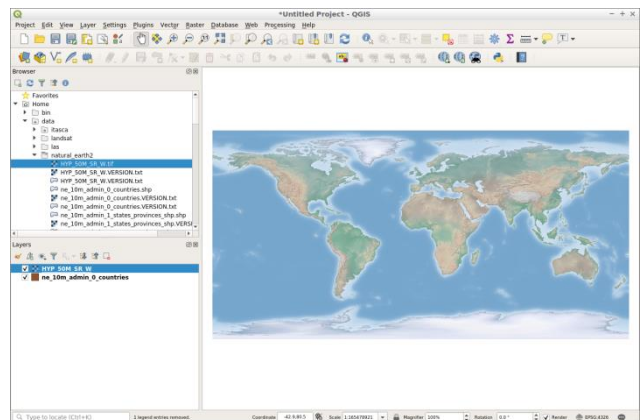


圖 14 QGIS 示意圖

4.2 QGIS 的應用

本文利用 QGIS 的新增圖層功能，以 csv 檔格式建立如圖 15，增加了校區的經緯度資料及饋線資料，以顯示在 QGIS 的介面上，如圖 16、圖 17 說明了各個變電站的位址、變壓器容量等資料跟饋線的連接方式。

寶山變電站經緯度 :: Features Total: 9, Filtered: 9, Selected: 0

變電站位置	經度	緯度	導線長度(m)
1 汙水處理廠	120,560749	24,066294	400
2 力行館	120,559601	24,064869	335
3 教學一館二館	120,558774	24,066548	200
4 工學院	120,558946	24,066088	365
5 第九宿舍	120,55784	24,066812	480
6 甲區第三變電站...	120,557937	24,065715	335
7 乙區公共設施	120,558877	24,063465	50
8 技職大樓(經世館)	120,559188	24,0634	75
9 總變電站	120,558771	24,063617	0

圖 15 饋線資料庫

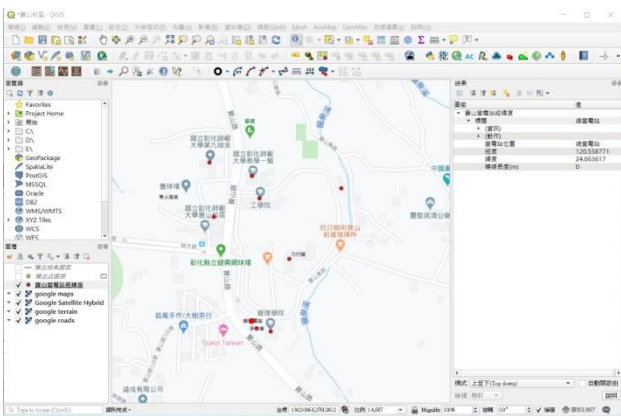


圖 16 各變電站位址顯示

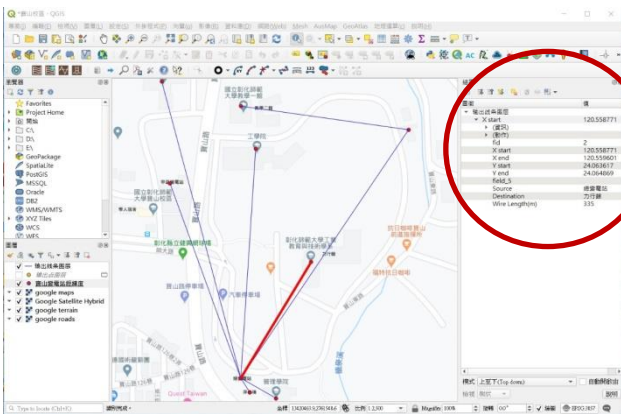


圖 17 饋線顯示以及資料顯示

而本文還使用了 QGIS 的新增向量圖層，直接抓取存在 MySQL 資料庫裡的總機資料(.db 檔)，如圖 18 可以直接點擊此圖層，以顯示各變電站每小時的用電情況或是電壓、電流等資料。

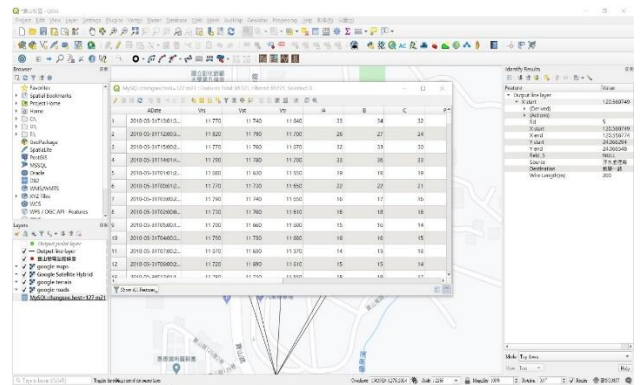


圖 18 變電站資料庫

最後，使用 QGIS 的新增向量圖層，抓取存在 MySQL 第二個資料庫裡 Python 所預測的負載結果(.db 檔)，顯示在 QGIS 上，且此負載預測資料是每天更新一次如圖 19。

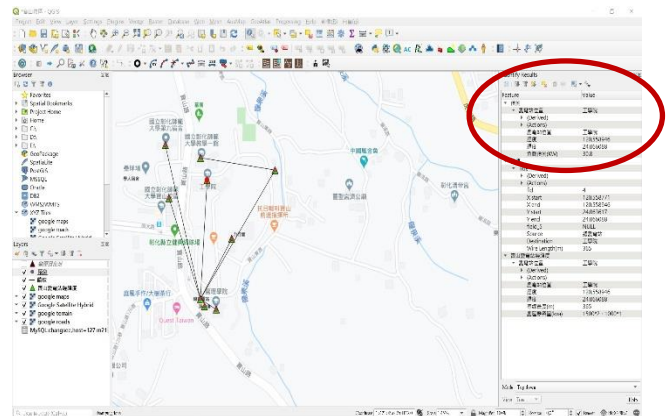


圖 19 負載預測資料顯示

V. 結論

本文目的在於利用透過 Python 撰寫程式蒐集校區每日用電負載，再存取至 MySQL，並將 csv 檔匯入 Python 中進行 LSTM 訓練成為有預測功能的資料後再存至 MySQL 或 SQLite，最後由 QGIS 將使用者所選取的設備相關資料以及預測資料顯示於 QGIS 中，本文所開發之平台有助於校區電力設備與變壓器負載資料管理，同時對日後校區電能管理亦有所幫助，尤其視覺化呈現讓使用者清楚的看到每個變電站的預測狀況。

誌謝

本研究承蒙科技部計畫編號：MOST 109-2221-E-018-004-MY2 之經費補助，特此感謝。

參考文獻

- [1] W. Kong, Z. Y. Dong, Y. Jia, D. J. Hill, Y. Xu and Y. Zhang, "Short-Term Residential Load Forecasting Based on LSTM Recurrent Neural Network," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 10, no. 1, pp. 841-851, Jan. 2019, doi: 10.1109/TSG.2017.2753802.
- [2] S. Motepe, A. N. Hasan and R. Stopforth, "Improving Load Forecasting Process for a Power Distribution Network Using Hybrid AI and Deep Learning Algorithms," in IEEE Access, vol. 7, pp. 82584-82598, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2923796.
- [3] J. Ospina, A. Newaz and M. O. Faruque, "Forecasting of PV plant output using hybrid wavelet-based LSTM-DNN structure

- model," in IET Renewable Power Generation, vol. 13, no. 7, pp. 1087-1095, 20 5 2019, doi: 10.1049/iet-rpg.2018.5779.
- [4] Y. Hong, J. J. F. Martinez and A. C. Fajardo, "Day-Ahead Solar Irradiation Forecasting Utilizing Gramian Angular Field and Convolutional Long Short-Term Memory," in IEEE Access, vol. 8, pp. 18741-18753, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2967900.
- [5] M. Dong and L. Grumbach, "A Hybrid Distribution Feeder Long-Term Load Forecasting Method Based on Sequence Prediction," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 11, no. 1, pp. 470-482, Jan. 2020, doi: 10.1109/TSG.2019.2924183.
- [6] T. Yang, B. Li and Q. Xun, "LSTM-Attention-Embedding Model-Based Day-Ahead Prediction of Photovoltaic Power Output Using Bayesian Optimization," in IEEE Access, vol. 7, pp. 171471-171484, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2954290.
- [7] L. Wang, S. Mao, B. M. Wilamowski and R. M. Nelms, "Ensemble Learning for Load Forecasting," in IEEE Transactions on Green Communications and Networking, vol. 4, no. 2, pp. 616-628, June 2020, doi: 10.1109/TGCN.2020.2987304.
- [8] T. T. Ku, C. H. Lin, C. S. Chen and C. T. Hsu, "Coordination of Transformer On-Load Tap Changer and PV Smart Inverters for Voltage Control of Distribution Feeders", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 55, No. 1, pp. 256-264, Jan./Feb., 2019.
- [9] 許振廷、陳朝順、林嘉宏、許炎豐、游宏益、王耀庭，「七美島微電網運轉分析」，台電工程月刊，第 831 期，第 29-40 頁，2017 年 11 月。
- [10] R. González ,A. Arguello , G. Valverde ,J. Quirós-Tortós"OpenDSS-based distribution network analyzer in open source GIS environment",2016 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition-Latin America (PES T&D-LA),20-24 Sept. 2016
- [11] Raja Rathnam Naidu Kanapaka, Raghu Kisore Neelisetti, "A survey of tools for visualizing geo spatial data" 2015 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT),18-19 Dec. 2015
- [12] Monika ,Dipti Srinivasan ,Thomas Reindl ,"GIS as a tool for enhancing the optimization of demand side management in residential microgrid", 2015 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT ASIA),3-6 Nov. 2015
- [13] D. Urgan and C. Singh, "LSTM Networks to Evaluate Composite Power System Reliability Evaluation with Injected Wind Power," 2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), Atlanta, GA, USA, 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM40551.2019.8973415.
- [14] A. Pulver and S. Lyu, "LSTM with working memory," 2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Anchorage, AK, 2017, pp. 845-851, doi: 10.1109/IJCNN.2017.7965940.
- [15] A. Tokgöz and G. Ünal, "A RNN based time series approach for forecasting turkish electricity load," 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Izmir, 2018, pp. 1-4, doi: 10.1109/SIU.2018.8404313.