

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong giám sát từ xa thông số điện sử dụng LoRa và công tơ điện thông minh

Application of artificial intelligence in remote monitoring of electrical parameters using LoRa and smart energy meters

> TS TRẦN THỊ PHƯƠNG THẢO

Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Email: thaottp.ddt@vimaru.edu.vn

TÓM TẮT

Hệ thống giám sát và quản lý năng lượng thông minh đóng vai trò quan trọng trong quá trình tiết kiệm điện năng, giúp giảm chi phí và nâng cao hiệu quả. Trong quá trình chuyển đổi số và phát triển, hệ thống này hỗ trợ ra quyết định dựa trên dữ liệu thu thập thực tế. Bài báo đề xuất xây dựng một hệ thống giám sát thông số điện năng từ xa dựa trên công nghệ truyền thông LoRa, công tơ điện thông minh và một mô hình trí tuệ nhân tạo. Hệ thống cho phép thu thập các thông số điện áp, dòng điện và công suất thông qua giao thức Modbus đến trung tâm. Dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) trên Matlab giúp dự báo phụ tải tiêu thụ và phát hiện sự cố trong hệ thống điện. Kết quả nghiên cứu cho thấy hệ thống hoạt động ổn định với độ chính xác và tin cậy cao, độ trễ thấp và khả năng truyền dữ liệu xa ứng dụng cho các khu vực có năng lượng tái tạo. Hệ thống có khả năng ứng dụng trong giám sát điện năng cho lưới điện phân tán và các giải pháp đo lường thông minh trong tương lai.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo; đồng hồ đo thông minh LoRa; giám sát từ xa; dự báo tải, mạng nơ-ron nhân tạo.

ABSTRACT

Smart energy monitoring and management systems play an important role in the process of saving electricity, helping to reduce costs and improve efficiency. In the process of digital transformation and development, this system supports decision-making based on actual collected data. This paper proposes to build a remote system for monitoring power parameters based on LoRa communication technology, smart electricity meters, and an artificial intelligence model. The system allows the collection of voltage, current, and power parameters via Modbus protocol to the center. Based on the Artificial Neural Network (ANN) on Matlab, it helps to forecast consumption load and detect faults in the power system. The research results show that the system operates stably with high accuracy and reliability, low latency, and the ability to transmit data far away for applications in areas with renewable energy. The system has the potential to be applied in power monitoring for distributed power grids and smart metering solutions in the future.

Keywords: Artificial intelligence, smart meter LoRa, remote monitoring, load forecasting, artificial neural network.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong bối cảnh chuyển đổi số và công nghiệp hóa mạnh mẽ, nhu cầu giám sát và tự động hóa trong lĩnh vực năng lượng được triển khai đồng bộ, đặc biệt trong lưới điện phân tán. Hệ thống đo lường và giám sát thông minh giúp theo dõi các thông số lưới điện theo thời gian thực, cảnh báo sự cố và nâng cao độ tin cậy trong vận hành. Các phương pháp truyền thống hiện nay chủ yếu dùng giao thức dây như RS485, Ethernet hoặc chuẩn giao tiếp IEC 61850 thường gặp hạn chế về khoảng cách, chi phí đầu tư và khả năng hiệu quả mở rộng phát triển hệ thống trong tương lai [1, 2]. Một số

vấn đề thường gặp là sự cố đường cáp truyền tín hiệu, mất kết nối dữ liệu khiến quá trình giám sát và điều khiển trở nên khó khăn, giảm độ tin cậy. Trong khi đó, các công nghệ truyền thông không dây phát triển như wifi, 4G, LoRa (LongRange) với khả năng truyền dữ liệu với khoảng cách xa lên tới hàng chục km, năng lượng tiêu thụ và chi phí đầu tư thấp đang được ứng dụng rộng rãi trong các hệ thống Internet vạn vật (IoT). Trong công trình [3, 4], một hệ thống giám sát thông minh chi phí thấp cho hệ thống PV lưới vi mô sử dụng công nghệ LoRa, nhằm cải thiện hiệu suất và khắc phục sự cố. Kết quả cho thấy, hệ thống nâng cao độ chính xác dữ liệu, mở

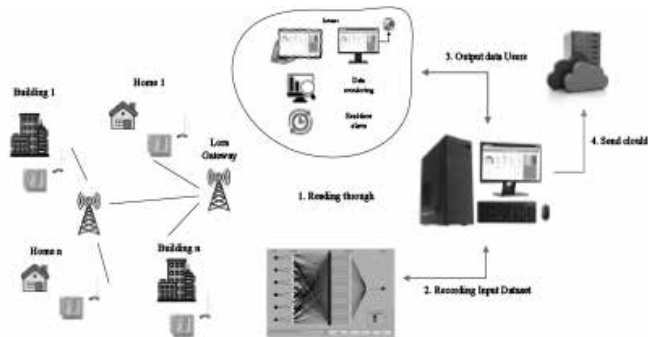
rộng phạm vi truyền và giảm tiêu thụ năng lượng. Bên cạnh đó, với sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo (AI) các mô hình dự báo học sâu (ANN), CNN, LSTM được ứng dụng trong dự báo phụ tải [4]. Các mô hình học sâu AI tích hợp trong hệ thống giám sát, điều khiển giúp giải quyết các bài toán tối ưu công suất, chi phí vận hành và lập lịch vận hành cho lưới điện. Ngoài ra, các mô hình này có thể dự báo và cảnh báo sớm các nguy cơ bất thường hoặc sự cố trong lưới điện. Từ lý do trên, nghiên cứu đề xuất hệ thống giám sát và phân tích điện năng thông qua công nghệ truyền nhận LoRa với đồng hồ thông minh và phân tích bằng mạng nơ-ron nhân tạo ANN.

Nội dung bài báo được chia thành các phần sau: Mục 2 trình bày cơ sở lý thuyết xây dựng cấu trúc mô hình hệ thống. Xây dựng thuật toán giám sát và dự báo dựa trên AI thể hiện trong Mục 3. Mục 4 thực hiện các bước thử nghiệm kết quả và đánh giá hiệu suất mô hình. Cuối cùng, phần Kết luận và hướng phát triển được mô tả ở Mục 5.

2. XÂY DỰNG MÔ HÌNH CẤU TRÚC THU THẬP DỮ LIỆU

2.1. Kiến trúc phần cứng hệ thống

Một mô hình cấu trúc thiết bị thu thập dữ liệu phụ tải được tác giả đề xuất như Hình 1.



Hình 1. Sơ đồ kiến trúc hệ thống thu thập, giám sát dựa trên LoRa.

Mô hình thu thập dữ liệu có cấu trúc như sau [5]:

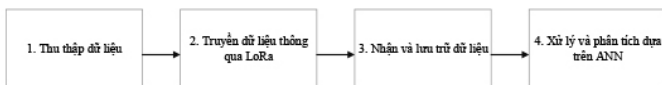
- Hệ tiêu thụ: Mỗi hệ tiêu thụ, tòa nhà có thể lắp đặt PV được trang bị đồng hồ thông minh đo các thông số điện áp, dòng điện, công suất. Dữ liệu này sẽ gửi đến các LoRa Gateway.
- Máy tính giám sát: Máy tính được xây dựng phần mềm giám sát và mô hình dự báo ANN có chức năng giám sát và cảnh báo bất thường.

- Thiết bị lưu trữ: Toàn bộ dữ liệu thu thập được lưu trữ trên cloud giúp làm dữ liệu phục vụ huấn luyện mạng trong tương lai.

Để đáp ứng những yêu cầu này, nghiên cứu đề xuất hệ thống thu thập dữ liệu dựa trên công nghệ sử dụng LoRa (Long Range) [6, 7]. LoRa là công nghệ mạng diện rộng công suất thấp (LPWAN), có ưu điểm là tiêu thụ điện năng thấp và truyền tin hiệu suất xa hơn. Phạm vi phủ sóng lý thuyết của LoRa là 15 km đối với vùng ngoại ô và 5 km đối với khu vực dân cư, lưới microgrid.

2.2. Bộ dữ liệu huấn luyện

Thu thập dữ liệu các thông số điện năng dựa trên quy trình truyền nhận dữ liệu thể hiện trên Hình 2.



Hình 2. Quy trình truyền nhận và xử lý dữ liệu

- Khối thu thập dữ liệu: Các thông số điện như điện áp, dòng điện, công suất tác dụng và tần số được lấy từ công tơ điện thông minh qua Modbus RTU. Khoảng thời gian lấy mẫu dữ liệu khoảng 5 phút mỗi lần.

- Khối truyền dữ liệu qua LoRa: Dữ liệu sau khi thu thập được

truyền từ thiết bị LoRa phát tới các LoRa Gateway trước khi đưa về máy tính.

- Khối nhận và lưu trữ dữ liệu: Thiết bị thu sẽ tiếp nhận dữ liệu và gửi về máy tính chủ hoặc thiết bị điều khiển trung tâm qua cổng UART hoặc USB.

- Khối xử lý và phân tích dựa trên ANN: Dữ liệu thô được đưa vào mô-đun xử lý trước khi huấn luyện có thể là tiền xử lý dữ liệu, loại bỏ nhiễu.

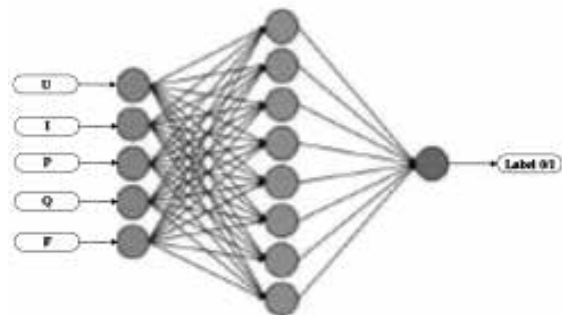
Bộ dữ liệu ghi nhận định kỳ 5 phút, trong thời gian 7 ngày liên tiếp, tổng cộng 10.080 dòng dữ liệu. Mỗi dòng ghi nhận các thông số điện thời gian thực tại một thời điểm cụ thể như trên Bảng 1.

Bảng 1. Dữ liệu thông số dữ liệu luyện mạng

Thời gian	VA (V)	IA (A)	P (kW)	PF	f (Hz)	Trạng thái (Label)
2025-02-01 08:00:00	226,3	3,25	0,725	0,91	50,02	0 (Bình thường)
2025-02-01 08:05:00	227,1	3,30	0,749	0,92	50,01	0 (Bình thường)
2025-02-01 08:10:00	228,0	3,45	0,780	0,94	50,00	0 (Bình thường)
2025-02-01 08:15:00	229,5	5,60	1,290	0,80	49,97	1 (Bất thường - quá dòng)
2025-02-01 08:20:00	230,2	5,85	1,320	0,78	49,95	1 (Bất thường - quá dòng)

2.3. Xây dựng mô hình học sâu mạng ANN

Trong nghiên cứu này, tác giả sử dụng mô hình học sâu ANN thể hiện trên Hình 3 với ưu điểm học nhanh chóng giúp phân loại trạng thái hoạt động của hệ thống điện dựa trên các thông số đo lường thời gian thực thu thập từ công tơ điện thông minh. Mô hình được xây dựng dưới dạng mạng truyền thẳng (feedforward) với cấu trúc gồm ba lớp chính: Lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra [4, 8].



Hình 3. Kiến trúc minh họa của mô hình ANN

Lớp đầu vào bao gồm 5 nút tương ứng với 5 đặc trưng đầu vào là: U - Điện áp (V), I - Dòng điện (A), P - Công suất tác dụng (kW), Q - Công suất phản kháng (kVAR), F - Tần số (Hz). Tất cả các đặc trưng đều được chuẩn hóa về dải [0, 1] để đảm bảo hiệu quả huấn luyện và hội tụ của mô hình. Lớp ẩn (Hidden Layer) có 10 nút (neuron) màu xanh dương. Mỗi neuron trong lớp ẩn được kết nối đầy đủ (fully connected) với tất cả các đầu vào. Lớp đầu ra (Output Layer) chỉ có 1 neuron màu nâu, đầu ra là: Label = 0 chỉ báo tín hiệu bình thường; Label = 1 chỉ báo tín hiệu bất thường (cảnh báo).

3. PHÁT TRIỂN THUẬT TOÁN CẢNH BÁO BẤT THƯỜNG HỆ THỐNG

3.1. Xây dựng thuật toán cảnh báo bất thường

Thuật toán cảnh báo sớm sự cố hệ thống điện được thiết kế với mục đích phát hiện kịp thời các trạng thái bất thường của lưới điện thông qua dữ liệu thu thập. Khi phát hiện nguy cơ sự cố, thuật toán sẽ kích hoạt đồng thời hệ thống cảnh báo tại chỗ gửi thông báo đến SCADA giám sát trung tâm, truyền dữ liệu lên máy chủ và phát tín hiệu cảnh báo. Thuật toán 1 được trình bày dưới dạng Pseudo code như sau:

```
//Thuật toán 1
BEGIN
1. // =STEP 1: KHỞI TẠO HỆ THỐNG =
2. Initialize LoRa_Transmitter, SCADA_Connection, Buzzer_and_Light, Server_Connection
3. Load pre-trained ANN_Model
4. Set warning_threshold ← 0.5
5. // = STEP 2: THU THẬP DỮ LIỆU =
6. Read U,I,P,Q,f from SELECT_Meter
7. Append current data to Feature_Buffer
8. // =STEP 3: ĐỦ DỮ LIỆU MỚI PHÂN TÍCH =
9. IF Feature_Buffer is full (60 seconds):
10. // =STEP 4: XỬ LÝ DỮ LIỆU =
11. Normalize all values (min-max or z-score)
12. Extract statistics: mean, max, min, std
13. Feature_Vector ← [V_stats, I_stats, P_stats, Q_stats, PF_stats]
14. // =STEP 5: DỰ BÁO BẰNG ANN =
15. prediction ← ANN_Model.predict(Feature_Vector)
16. // =STEP 6: RA QUYẾT ĐỊNH CẢNH BÁO =
17. IF prediction ≥ warning_threshold THEN
18. alert_msg ← "POWER SYSTEM FAULT DETECTED at time T"
19. // Gửi cảnh báo lên hệ thống SCADA
20. Send alert_msg and raw data to SCADA_Connection
21. // Gửi dữ liệu lên Server
22. ELSE
23. // Tắt còi và gửi trạng thái bình thường
24. Deactivate Buzzer_and_Light; Update SCADA with "Normal Status"; Send status = "Normal" to Server
25. END IF
26. Clear Feature_Buffer
27. END IF
28. END LOOP
29. END
```

3.2. Đánh giá hiệu suất mô hình

Đánh giá hiệu suất mô hình ANN cho cảnh báo bất thường yêu cầu một số chỉ tiêu như Accuracy, F1-Score, Precision và ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

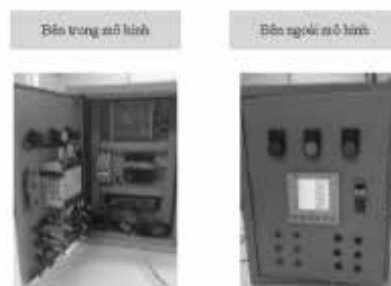
$$FM = \frac{2 \times Precision \times recall}{Precision + recall} \quad (4)$$

Trong đó: TP, TN, FP và FN được biểu diễn theo Bảng 2. Bảng 2. Tham số dự đoán và giá trị thực

	Dự đoán = 1 (Sự cố)	Dự đoán = 0 (Bình thường)
Thực tế = 1 (Sự cố)	TP (True Positive)	FN (False Negative)
Thực tế = 0 (Bình thường)	FP (False Positive)	TN (True Negative)

4. THỬ NGHIỆM KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ

Tác giả thử nghiệm khả năng truyền nhận và giám sát từ xa trong phòng thí nghiệm và máy tính điều khiển cách xa 4 km. Hai tủ thu thập dữ liệu được kết nối với biến dòng và biến áp, đồng thời kết nối với mô hình mô phỏng đường dây 80 km và phụ tải RLC. Phần cứng tủ giám sát đo lường thông minh được thể hiện như Hình 4.



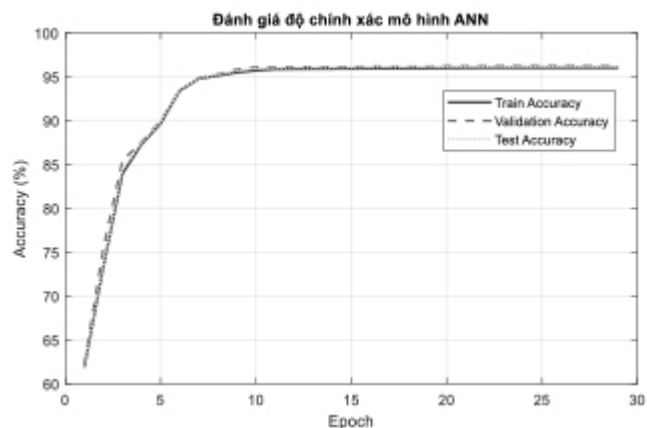
Hình 4. Phần cứng hệ thống giám sát và thu thập

Hình 5 thể hiện giao diện giám sát các trạm của hệ thống và thử nghiệm sự cố bằng thao tác ngắt mạch thông qua các aptomat trong mô hình mô phỏng lưới điện.



Hình 5. Giao diện cảnh báo sự cố

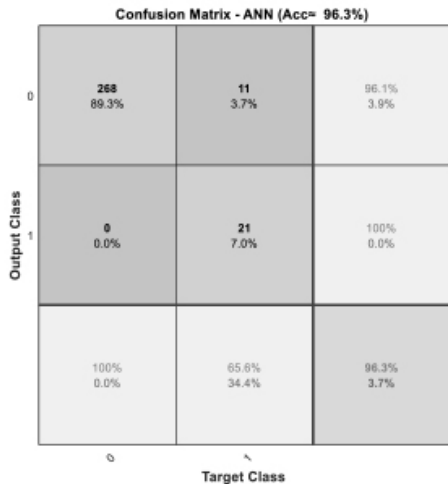
Đánh giá độ chính xác quá trình luyện mạng ANN, tác giả chia tập dữ liệu ra 70% cho training set để huấn luyện mô hình giúp tối ưu trọng số mạng. Tiếp theo, 15% cho Validation set giúp điều chỉnh siêu tham số, 15% cho Test set để đánh giá mô hình với dữ liệu hoàn toàn biệt lập. Biểu đồ đánh giá độ chính xác của mô hình thể hiện trên Hình 6.



Hình 6. Độ chính xác accuracy của mô hình

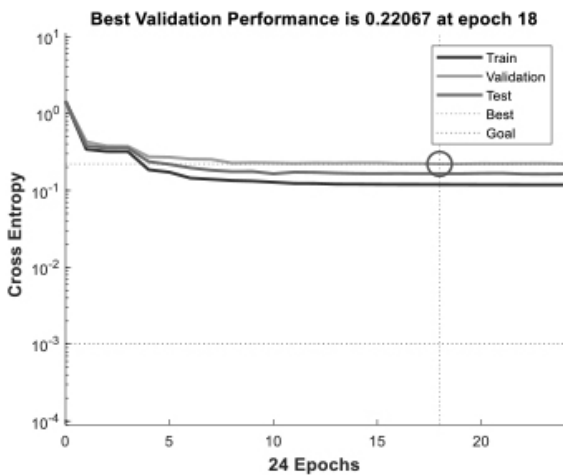
Hình 6 thể hiện độ chính xác Accuracy theo Epoch trong quá trình huấn luyện kết quả từ epoch 1 đến 10 giá trị Accuracy tăng nhanh đạt từ khoảng 63% lên hơn 90% cho thấy khả năng học tốt của mô hình. Từ epoch 11 trở đi, cả ba tập đều giữ ổn định và không có overfitting dẫn đến sai lệch nhỏ.

Hình 7 thể hiện giá trị của ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) như sau: Giá trị Accuracy đạt 96,3% thể hiện sự phân biệt giữa bình thường và bất thường trong hệ thống. F1-Score khoảng 79,2% phản ánh sự mất cân bằng này giữa độ chính xác và khả năng thu hồi [9].



Hình 7. Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)

Trong khi đó, Hình 8 cho thấy được hiệu suất của mô hình tốt tại Epoch 18 với giá trị 0,22067. Trong khoảng thời gian đầu epoch 1 đến epoch 5, tổn thất giảm nhanh cho thấy mô hình học tốt và có hội tụ.



Hình 8. Thử nghiệm phân loại ảnh qua Faster R-CNN

Kết quả dự báo của thuật toán 1 được thể hiện trong Bảng 3 [10]. Bảng 3. Kết quả dự báo của thuật toán 1

STT	Voltage (V)	Current (A)	Active Power (kW)	Reactive Power (kVar)	Power Factor	Thực tế (Label)	Dự đoán (Predict)	Trạng thái
1	220,5	5,2	1,14	0,45	0,89	0	0	Bình thường
2	198,3	6,8	1,42	1,22	0,72	1	1	Bất thường
3	221,0	5,1	1,10	0,41	0,90	0	0	Bình thường
4	180,2	7,5	1,60	1,85	0,65	1	1	Bất thường

5	210,0	4,8	1,05	0,35	0,91	0	0	Bình thường
6	230,1	5,5	1,20	0,50	0,88	0	1	Sai (Cảnh báo nhầm)
7	190,4	7,2	1,52	1,40	0,69	1	0	Sai (Bỏ sót sự cố)

5. KẾT LUẬN

Bài báo này đã xây dựng phần cứng tủ thu thập, giám sát thông số điện năng của một cụm phụ tải thực tế trong phòng thí nghiệm ứng dụng mạng không dây LoRa và đồng hồ thông minh, đồng thời xây dựng mô hình ANN dự báo sự cố bất thường trong quá trình giám sát và điều khiển. Các thiết bị này có thể được triển khai trong các lưới microgrid trong khu công nghiệp với quy mô nhỏ, chi phí thấp. Mô hình mạng nơ-ron giúp phân tích, cảnh báo sự cố bất thường tại các nút phụ tải góp phần nâng cao tính ổn định trong lưới điện phân tán. Trong tương lai, nghiên cứu cần triển khai nhiều nút phụ tải ứng dụng công nghệ này để có thể kiểm tra khả năng truyền tải và độ tin cậy của lưới điện.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. A. J. Albarakati et al. (2022), Microgrid energy management and monitoring systems: A comprehensive review, *Front. Energy Res.*, vol.10, doi: 10.3389/ferg.2022.1097858.
- [2]. Q. T. Tran, K. Davies and S. Sepasi, Isolation Microgrid Design for Remote Areas with the Integration of Renewable Energy: A Case Study of Con Dao Island in Vietnam, *Clean Technol.*, vol.3, no.4, pp. 804-820, 2021, doi: 10.3390/cleantechnol3040047.
- [3]. D. R., G. N.P. and M. G. Nair (2019), ANN Based Solar Power Forecasting in a Smart Microgrid System for Power Flow Management, 2019 *Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)*, Vellore, India, pp.1-6, doi: 10.1109/i-PACT44901.2019.8960168.
- [4]. Hồ, A. L., & Bùi, V. M. (2021), Thiết kế và thực hiện cổng chuyển đổi LoRa - GSM giám sát các nút dựa trên công nghệ LoRa, *Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Nguyễn Tất Thành*, (15), 1-9.
- [5]. Y. Liu, X. Wang, Y. Zhang, Y. Wang and Y. Duan (Dec. 2022), A LoRa-Based Smart Irrigation System, in *Proc. 2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, Chongqing, China, pp.1065-1068, doi: 10.1109/ITOEC54916.2022.10062274.
- [6]. M. M. Rahman, R. Mahmud and R. Buyya (May 2022), A Data-Driven Model for Real-Time Environmental Monitoring in Smart Cities Using LoRa and Fog Computing, in *Proc. 2022 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, Seoul, Korea, pp.1384-1389, doi: 10.1109/ICCWorkshops53468.2022.9814136.
- [7]. S. Ahmed, F. Anwar and S. Rho (Jan., 2022), Towards a Low-Cost Smart Agriculture System Using LoRa and Edge Computing, in *Proc. 2022 Int. Conf. on Electronics, Information and Communication (ICEIC)*, Jeju, Korea, pp.1-6, doi: 10.1109/ICEIC53465.2022.9721633.
- [8]. F. Masood, R. U. Farooqui and A. Anwar (2022), Root Causes of Construction Disputes in Pakistan: A Contractor's Perspective, *Procedia Comput. Sci.*, vol.199, pp.1358-1365, doi: 10.1016/j.procs.2022.01.354.
- [9]. L. Mariam, M. Basu and M. F. Conlon (2013), A Review of Existing Microgrid Architectures, *Journal of Engineering (United Kingdom)*, vol.2013, doi: 10.1155/2013/937614.
- [10]. Y. Liu, Y. Ma, C. Fu, Y. Wang and H. Zheng, Design of Intelligent Monitoring System for Agricultural Environment Based on LoRa, *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, vol.1137, no.1, p.012048, 2023, doi: 10.1088/1755-1315/1137/1/012048.