Explainable Lightweight Federated Learning for

Load Forecasting with Smart Meter data

Abstract

Keywords:

# Introduction

Ngày nay, với sự tiến bộ của các hệ thống lưới điện thông minh, các thiết bị đo lường thông minh (SM) được áp dụng trên các hệ thống điện như là một phương pháp hàng đầu để thay thế con người trong việc ghi lại các chỉ số quan trong sự tiêu thụ điện năng [A review of distribution network applications based on smart meter data analytics - https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032123010092]. Tuy nhiên một lượng lớn dữ liệu từ SM mang lại nhiều lợi ích đối với các nhà cung cấp điện và cho cả người tiêu dùng. Một trong số những lợi ích to lớn nhất mà SM mang lại là các số liệu liên quan đến nhu cầu tiêu thụ điện năng đối với mỗi vùng và từng thời điểm cụ thể. Chính vì thế, việc dự đoán nhu cầu tiêu thụ điện năng mở đường cho các dịch vụ năng lượng mới và các mô hình kinh doanh dựa trên dữ liệu [A review of distribution network applications based on smart meter data analytics -https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032123010092]. Điều này giúp các nhà cung cấp điện có thể giám sát và lập kế hoạch cho các hoạt động sản xuất và phân phối năng lượng một cách chính xác và hiệu quả nhằm dự báo nhu cầu tải trong tương lai [Consumers profiling based federated learning approach for energy load forecasting - <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2210670723004262>].

Hiện này việc khai thác và sử dụng dữ liệu từ các đồng hồ đo thông minh cho bài toán dự báo tải không phải là không có thách thức. Đầu tiên là tính riêng tư của người dùng cần được đảm bảo khi dữ liệu cá nhân có thể bị lạm dụng hoặc làm lộ thói quen sử dụng điện [Smart meter-based energy consumption forecasting for smart cities using adaptive federated learning - https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352467724000717]. Thứ hai dữ liệu từ đồng hồ đo thông minh yêu cầu phải được xử lý gần như theo thời gian thực để đáp ứng kịp các nhu cầu hoặc những thay đổi đột ngột [Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges - https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8322199]. Thứ ba là sự thiếu hụt dữ liệu có thể làm sai lệnh đi hướng dự báo và từ đó có thể gây ra những quyết định không tối ưu khi các đồng hồ đo thông minh có thể gặp lỗi truyền dẫn hoặc mất kết nối, điều này đòi hỏi các mô hình phải có khả năng dự đoán chính xác cho cả những trường hợp mất dữ liệu để có thể đưa ra dự đoán đáng tin cậy [Short-Term Load Forecasting Using Smart Meter Data: A Generalization Analysis - https://www.mdpi.com/2227-9717/8/4/484]. Hiện nay, nhiều mô hình tiên tiến đã được triển khai trong việc dự báo tải. Tuy nhiên các mô hình hiện đại thường hoạt động như “hộp đen”, khiến con người gặp khó khăn trong việc hiểu và tin tưởng vào cơ chế dự báo của chúng [A Multivariate Time Series Analysis of Electrical Load Forecasting Based on a Hybrid Feature Selection Approach and Explainable Deep Learning - https://www.mdpi.com/2076-3417/13/23/12946]. Một số mô hình phức tạp như mạng Neural sâu khiến cho việc giải thích được các kết quả dự đoán trở nên khó khăn hơn, và đôi khi sự *Sâu* của mô hình có thể dẫn đến sự thiếu minh bạch của mô hình và khả năng triển khai thực tế [RAID: Robust and Interpretable Daily Peak Load Forecasting via Multiple Deep Neural Networks and Shapley Values - https://www.mdpi.com/2071-1050/15/8/6951]. Những thách thức trên đòi hỏi các giải pháp sáng tạo, từ việc thiết kế mô hình bảo mật dữ liệu, đến phát triển các phương pháp có tính giải thích được và độ chính xác cao. Sự cân bằng giữa yêu cầu thời gian thực, bảo mật và tính minh bạch là yếu tố then chốt giúp các giải pháp dự báo tải điện với dữ liệu từ đồng hồ thông mình trở nên khả thi và bền vững.

Chính vì thế, nghiên cứu này chúng tôi xây một mô hình DL nhẹ trong khuôn khổ FL nhằm mục đích tối ưu hóa bài toán dự báo tải điện. Đồng thời ứng dụng Trí tuệ nhân tạo giải thích được (XAI) vào mô hình DL nhẹ để giải thích cho những kết quả đầu ra của mô hình nhằm đảm bảo tính minh bạch và đáng tin cậy, đồng thời kĩ thuật học liên kết giúp bảo mật dữ liệu người dùng. Các đóng góp chính của nghiên cứu này bao gồm:

* Phát triển một mô hình học sâu nhẹ trong khuôn khổ FL để dự báo tải có độ chính xác tương đương hoặc cao hơn so với các mô hình tiên tiến khác giúp tối ưu về tài nguyên tính toán và làm cho nó phù hợp với các môi trường hạn chế tài nguyên.
* Khuôn khổ FL nhằm đảm bảo tính bảo mật và riêng tư về dữ liệu người dùng cho bài toán dự báo tải với dữ liệu đồng hồ đo thông minh. Đồng thời sử các mô hình được đào tạo phân tán giúp biểu diễn một mô hình toàn cục xuất sắc hơn để cải thiện hiệu suất dự báo.
* Tích hợp các kỹ thuật XAI vào mô hình, giúp giải thích các kết quả dự báo tải, qua đó tăng cường tính minh bạch, trách nhiệm và đạo đức trong ứng dụng dự báo. Điều này giúp chúng ta hiểu rõ hơn về các kết quả của mô hình và tăng cường niềm tin vào hệ thống.

*Bố cục bài báo này gồm có … phần…*

# Related work and background

Nhu cầu dự báo tải chính xác trong các hệ thống điện ngày càng trở nên cấp thiết, đặc biệt trong bối cảnh phát triển mạnh mẽ của hệ thống đồng hồ đo thông minh [A review of distribution network applications based on smart meter data analytics - https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032123010092]. Các phương pháp truyền thống và hiện đại đã được áp dụng rộng rãi để giải quyết bài toán này. Phương pháp dựa trên DL đã được chứng minh là hiệu quả nhờ khả năng trích xuất đặc trưng từ dữ liệu khối lượng lớn và phức tạp [Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions - https://www.mdpi.com/2073-431X/12/5/91]. Nghiên cứu của A. M. Pirbazari cùng cộng sự (2020) đã đề xuất sử dụng mạng Long-short Term Memory (LSTM) và các mô hình học sâu khác cho việc dự báo tải, kết quả cho thấy mô hình có thể khái quát được mức độ thỏa đáng và tạo ra kết quả chính xác nếu chúng được cung cấp dữ liệu một cách đầy đủ [Short-Term Load Forecasting Using Smart Meter Data: A Generalization Analysis - <https://www.mdpi.com/2227-9717/8/4/484>]. Nghiên cứu của T. Hossen và cộng sự (2020) đã đề xuất sử dụng mạng Deep Neural Network (DNN) cho cùng nhiệm vụ, nghiên cứu cũng đã chỉ ra rằng mô hình đạt hiệu suất tốt trên kết quả thực nghiệm [Residential Load Forecasting Using Deep Neural Networks (DNN) - <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8600549>]. Cùng với đó, nghiên cứu của A. Duttagupta và cộng sự (2024) đã sử dụng một phương pháp học tập liên kết sử dụng mạng DNN có trọng số nhẹ để dự bảo tải. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình đơn giản hơn nhưng có độ chính xác tương đương với các mô hình tiên tiến khác trong khi vẫn đảm bảo tính riêng tư của dữ liệu đồng hồ đo thông minh riêng lẻ [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>].

Những nghiên cứu đã được đề cập đều có những kết quả ấn tượng khi mà các mô hình DL đã xuất sắc trong việc trích xuất tốt các đặc trưng của dữ liệu [Computational approaches to Explainable Artificial Intelligence: Advances in theory, applications and trends - https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253523002610]. Song khi các mô hình trở nên phức tạp, các kết quả của các mô hình này trở nên khó hiểu và bị nghi ngờ về tính tin cậy do bản chất hộp đen của chúng. Điều cần thiết là phải hiểu và giải thích được lí do đằng sau cho những kết quả của những mô hình AI [Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence - https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253523001148]. Vì vậy, nghiên cứu này nhằm phát triển một mô hình Explainable Lightweight Federated Learning (XAI-FL) cho dự báo tải, kết hợp khả năng giải thích của XAI và tính bảo mật, hiệu quả của FL. Nghiên cứu không chỉ cung cấp các dự báo tải có độ chính xác cao, mà còn mang lại giải thích rõ ràng và đáng tin cậy cho các quyết định của mô hình, giúp cải thiện tính minh bạch và trách nhiệm trong các hệ thống năng lượng thông minh. Mô hình này kỳ vọng sẽ tạo nền tảng cho các ứng dụng FL trong dự báo tải năng lượng, góp phần quan trọng vào các hệ thống bảo mật và bền vững trong bối cảnh phát triển nhanh của điện toán phân tán và dữ liệu lớn từ các thiết bị đo thông minh.

# Explainable Lightweight Federated Learning for Load Forecasting

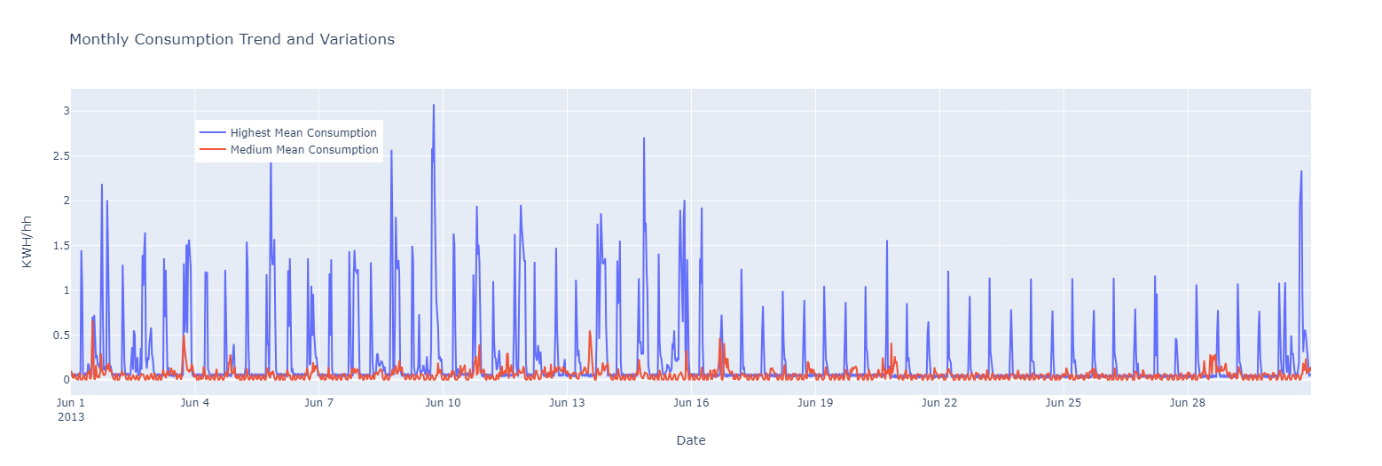
1. Dataset

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng tập dữ liệu về mức tiêu thụ năng lượng được công khai ở đây [https://data.london.gov.uk/dataset/smartmeter-energy-use-data-in-london-households]. Tập dữ liệu này bao gồm dữ liệu tiêu thụ năng lượng được ghi lại từ đồng hồ đo thông minh được lắp đặt tại 5.567 hộ gia đình trên khắp London. Dữ liệu bao gồm giai đoạn từ tháng 11 năm 2011 đến tháng 2 năm 2014, với dữ liệu tiêu thụ năng lượng nửa giờ, bao gồm bốn cột: thẻ duy nhất, loại biểu giá (giá chuẩn hoặc giá động), dấu thời gian và mức tiêu thụ điện nửa giờ (mựcWh) [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi quyết định kế thừa những kết quả phân tích và các bước tiền xử lý dữ liệu từ nghiên cứu [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>] nhằm xác định các xu hướng theo mùa và dài hạn. Nghiên cứu này chỉ ra rằng, dữ liệu tiêu thụ điện của một hộ ngẫu nhiên cho thấy các tháng 12, tháng 1 và tháng 2 có xu hướng tiêu thụ điện cao hơn so với các tháng khác (Hình mức tiêu thụ điện của random household cho cả 12 tháng).

A graph of blue bars

Description automatically generated

Dựa trên quan sát của tác giả, các hộ gia đình có mức tiêu thụ năng lượng trung bình mỗi nửa giờ (hh) nhỏ hơn 0,09 kWh/hh (gần như không sử dụng) hoặc lớn hơn 1,35 kWh/hh được đánh dấu là giá trị ngoại lệ và được lọc ra khỏi tập dữ liệu. Việc loại bỏ các giá trị ngoại lệ này sẽ giảm số lượng hộ gia đình từ 5547 xuống 4672 và loại bỏ mọi sai lệch có thể phát sinh khi đào tạo mô hình bằng các điểm dữ liệu ngoại lệ (hình so sánh mức tiêu thụ nhiều và mức tiêu thụ ít) [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>].



1. Clustering data

Việc phân cụm dữ liệu đào tạo đã cho thấy khả năng khái quát hóa tốt hơn cho các mô hình học sâu khi được sử dụng để dự đoán tải [Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach - <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417419306128>]. Với các mô hình FL, việc phân cụm đặc biệt hiệu quả vì nó cho phép tổ chức các máy khách thành các cụm nhỏ hơn dựa trên mức tiêu thụ tương tự và vị trí của chúng. Điều này cũng cải thiện giai đoạn tổng hợp trong trạm phân phối, nơi các mô hình cục bộ từ các hộ gia đình có hiệu suất tương tự có khả năng đạt được tổng hợp không thiên vị tốt hơn để đi đến mô hình toàn cầu mới [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>]. Theo cách tiếp cận trong [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>], nhóm tác giả sử dụng thông tin thống kê về mức tiêu thụ năng lượng để tổ chức các hộ gia đình thành 18 nhóm bằng cách sử dụng cụm K-Means.

1. Federated learning

Federated Learning (FL) là một phương pháp phân tán, cho phép các mô hình ML được huấn luyện trên nhiều thiết bị hoặc máy chủ mà không cần truyền tải dữ liệu thô, từ đó bảo vệ được tính riêng tư người dùng [A Secure Federated Learning Framework for Residential Short-Term Load Forecasting - <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10173657>]. Trong hình… miêu tả cách thiết lập FL, tại mỗi household sẽ thực hiện đào tạo cạnh riêng của các mô hình cục bộ dựa trên dữ liệu tiêu thủ riêng lẻ của họ. Sau đó các mô hình đã được đào tạo này sẽ được gửi đến máy chủ toàn cục tại trạm biến áp để để tổng hợp, tạo ra mô hình toàn cục. Tiếp theo mô hình toàn cục sẽ được gửi tới các household để thực hiện đánh giá trước. Toàn bộ chu kì tiếp tục lặp, cho phép mô hình cục bộ và toàn cục phát triển dựa trên những thay đổi trong mức tiêu thụ điện [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>].

A diagram of a network

Description automatically generated

Luồng thuật toán FL sử dụng cho nghiên cứu này được miêu tả trong [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>] và được lấy từ công trình trong [Federated learning with hyperparameter-based clustering for electrical load forecasting - <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2542660521001104>]. Thuật toán bắt đầu bằng cách chọn một tập hợp các thiết bị người dùng () từ tập hợp tổng số thiết bị () và khởi tạo một mô hình toàn cầu ban đầu (), sau đó được chuyển đến các thiết bị cục bộ. Đào tạo được thực hiện song song trên các thiết bị được chọn này bằng cách sử dụng dữ liệu cục bộ của chúng (), xem xét kích thước batch size (), tốc độ học () và epochs cục bộ (). Sau khi đào tạo, các mô hình được cập nhật () từ các thiết bị này được chia sẻ với trạm biến áp, nơi tính toán trung bình trọng số từ các liên bang để tổng hợp máy chủ, tạo ra một mô hình toàn cầu (). Sau đó, mô hình toàn cầu được chia sẻ lại với tất cả các thiết bị, cập nhật mô hình của các thiết bị cục bộ theo đó và quá trình này được lặp lại cho đến khi đạt được sự hội tụ. Theo sự hội tụ, [Exploring Lightweight Federated Learning for Distributed Load Forecasting - <https://arxiv.org/html/2404.03320v1>] đề cập đến điểm mà không có sự cải thiện đáng chú ý nào trong hàm tổn thất toàn cục (GLF) xảy ra khi tăng số vòng đào tạo liên bang, cho thấy GLF đã đạt đến mức tối thiểu.

|  |
| --- |
| Federated Learning Algorithm |
| Require: Total device set , selected device set , batch size , learning rate , local epochs |
| Ensure: Global model |
| 1: Initialization: Randomly initialize global model |
| 2: While not converged do |
| 3: For each device n in selected device set N do |
| 4: Retrieve local data on device |
| 5: Train local model wn on data for epochs with batch size and |
| learning rate |
| 6: Share local model with central server |
| 7: end For |
| 8: Aggregate models , from all devices on a central server using |
| federated averaging |
| 9: Update global model as the average of all local models |
| 10: Share global model with all devices |
| 11: end While |

Continue…

1. Performance Metrics
2. XAI (system)

Sự phức tạp ngày càng tăng của các mô hình trí tuệ nhân tạo (AI) đã dẫn đến nhu cầu ngày càng tăng về khả năng giải thích trong AI (XAI). Trí tuệ nhân tạo có thể giải thích được nhằm mục đích làm cho các quy trình ra quyết định của AI trở nên minh bạch và dễ hiểu đối với con người [Mathematics: New Frontiers (and Challenges) of Research Not Only as “AppliedMath”]. Trong nghiên cứu này chúng tôi tiến hành sử dụng SHAP (SHapley Additive exPlanations) đối với mô hình cho kết quả dự đoán để giải thích những đặc trưng quan trọng ảnh hưởng đến đầu ra. Giá trị Shapley, bắt nguồn từ lý thuyết trò chơi hợp tác, đảm bảo phân phối công bằng các khoản tiền thưởng giữa những người chơi. Trong bối cảnh XAI, giá trị Shapley quy phần đóng góp của từng tính năng vào dự đoán chung. Giá trị Shapley cho một tính năng () được đưa ra bởi:

trong đó là tập hợp tất cả các đặc trưng và là hàm giá trị biểu diễn dự đoán khi tập hợp con () các đặc trưng có mặt [Mathematics: New Frontiers (and Challenges) of Research Not Only as “AppliedMath” - https://www.m-hikari.com/ijma/ijma-2024/ijma-1-4-2024/p/ferraraIJMA1-4-2024.pdf].

# Illustrative example

# Discusion and conclusion

# References