

PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO NHẪM DỰ BÁO NĂNG LƯỢNG TIÊU THỤ CỦA TÒA NHÀ TẠI THÀNH PHỐ ĐÀ NẴNG

DEVELOPING AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL FOR FORECASTING BUILDING ENERGY USE IN DANANG CITY

Ngô Ngọc Tri^{1*}, Phạm Anh Đức², Mai Anh Đức¹

¹Trường Đại học Bách khoa - Đại học Đà Nẵng, Việt Nam

²Đại học Đà Nẵng, Việt Nam

*Tác giả liên hệ / Corresponding author: trinn@dut.udn.vn

(Nhận bài / Received: 05/9/2024; Sửa bài / Revised: 25/10/2024; Chấp nhận đăng / Accepted: 30/10/2024)

Tóm tắt - Công nghệ BIM đang nhận được sự quan tâm của cộng đồng xây dựng. Dữ liệu tích lũy cộng dồn trong các dự án có sử dụng BIM tạo ra một cơ hội trong quá trình vận hành công trình. Trong một lĩnh vực khác, trí tuệ nhân tạo (AI) được chứng minh là một cách tiếp cận mới để phát hiện tri thức từ dữ liệu. Quản lý hiệu quả năng lượng tiêu thụ trong các tòa nhà là mối quan tâm của nhà quản lý vận hành, người sử dụng. Nghiên cứu này đề xuất mô hình AI nhằm dự báo năng lượng tiêu thụ trong công trình. Các bộ dữ liệu năng lượng của các tòa nhà tại Đà Nẵng được sử dụng để phát triển mô hình AI. Kết quả cho thấy, mô hình rừng ngẫu nhiên (RF) đạt được kết quả dự báo tốt hơn các mô hình mạng lưới thần kinh nhân tạo ANNs và mô hình véc tơ hồi quy hỗ trợ SVR. Dự báo chính xác năng lượng tiêu thụ trong công trình có ý nghĩa quan trọng trong hỗ trợ các quyết định đầu tư sửa chữa, cải tạo công trình.

Từ khóa - Trí tuệ nhân tạo; mô hình thông tin công trình; rừng ngẫu nhiên; dự báo năng lượng.

1. Giới thiệu

Trong sự nghiệp công nghiệp hóa hiện đại hóa, khoa học và công nghệ là động lực quan trọng thúc đẩy đất nước phát triển nhanh bền vững. Cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ tư đang diễn ra mạnh mẽ, tác động đến nhiều ngành, lĩnh vực trong xã hội tạo ra động lực, tài nguyên mới cho sự phát triển và đổi mới sáng tạo. Nhiều công nghệ mới đã được phát triển và được ứng dụng vào thiết kế, thi công và quản lý vận hành công trình xây dựng. Việc sử dụng mô hình thông tin công trình (BIM) đang được phát triển mạnh và được đánh giá là công nghệ chủ đạo của ngành xây dựng trong tương lai để thực hiện giải quyết các vấn đề năng suất, chất lượng và hiệu quả trong ngành xây dựng.

Việc ứng dụng công nghệ BIM đang trở nên dần phổ biến và nhận được sự quan tâm của cộng đồng trong lĩnh vực xây dựng. Dữ liệu được lưu trữ và tích lũy cộng dồn trong các dự án có sử dụng BIM tạo ra một cơ hội để phân tích và phát hiện ra các tiềm năng hữu ích trong quá trình vận hành các sản phẩm xây dựng. Trong một lĩnh vực khác, trí tuệ nhân tạo (AI) đã được chứng minh là một cách tiếp cận mới trong việc trích xuất các tri thức từ dữ liệu. AI đang dần ứng dụng trong y tế, giáo dục, giao thông, năng lượng, xây dựng. Điều này tạo ra một tiềm năng lớn trong việc kết hợp sức mạnh của AI, các dữ liệu từ các mô hình thông tin công trình BIM và dữ liệu từ các cảm biến đo đạc nhằm hỗ

Abstract - The application of BIM technology is receiving public attention in the construction sector. The data accumulated in projects using BIM creates an opportunity for the operation of construction products. In another field, artificial intelligence (AI) has been proven to be a new approach to extracting knowledge from data. Efficient management of energy consumption in buildings is one of the concerns of operational managers and users. This study proposes an artificial intelligence model to predict energy consumption in buildings. Energy data sets of buildings in Da Nang are used to develop the artificial intelligence model. The results show that, the random forest (RF) model achieves better forecasting results than the artificial neural network (ANNs) models and the support regression vector model. Accurate forecasting of energy consumption in buildings is important in supporting investment decisions in repairing and renovating buildings.

Key words - Artificial intelligence; building information modeling; random forests; energy forecasting

trợ các quyết định trong giai đoạn vận hành các công trình có sử dụng BIM.

Trong bối cảnh hiện nay, quản lý hiệu quả năng lượng tiêu thụ trong các công trình tòa nhà là một trong các mối quan tâm của các nhà quản lý vận hành, người sử dụng cũng như nhà cung cấp năng lượng. Theo thống kê, khoảng 40% mức tiêu thụ năng lượng toàn cầu là do các tòa nhà gây ra, làm gia tăng các vấn đề về môi trường trong ngành xây dựng [1]. Trong khi đó, mức tiêu thụ năng lượng trong giai đoạn vận hành chiếm từ 80% đến 90% trong suốt vòng đời của các tòa nhà [2]. Với mối quan tâm này, nhiều nghiên cứu đã đề xuất các giải pháp nhằm giảm mức sử dụng năng lượng trong các tòa nhà. Ví dụ, Shoubi và cộng sự [3] đã áp dụng công nghệ BIM trong việc đánh giá các lựa chọn vật liệu để giảm nhu cầu năng lượng trong các tòa nhà. Golafshani và cộng sự [1] đã nghiên cứu các yếu tố ảnh hưởng sự tiêu thụ năng lượng trong các tòa nhà bằng AI. Phát hiện của họ cho thấy, hình dạng tòa nhà và nhiệt độ ngoài trời của có tác động lớn đến mức tiêu thụ năng lượng hàng năm trong giai đoạn vận hành.

Một nghiên cứu tổng quan chuyên sâu của Zabin và cộng sự [4] chỉ ra rằng, các ứng dụng của AI cho các dự án áp dụng BIM hầu hết được tập trung trong giai đoạn thiết kế và thuật toán được sử dụng phổ biến là mô hình mạng lưới thần kinh nhân tạo (ANNs – Artificial neural

¹ The University of Danang - University of Science and Technology, Vietnam (Ngoc-Tri Ngo, Anh-Duc Mai)

² The University of Danang, Vietnam (Anh-Duc Pham)

networks). Đối với giai đoạn thiết kế, các nghiên cứu tập trung giải quyết các bài toán về tự động hóa lập kế hoạch và thiết kế, phân loại các xung đột trong mô hình BIM, phân tích năng suất thiết kế, kiểm tra quy tắc tự động, dự đoán hiệu suất năng lượng và các mô hình dự đoán để phân tích chất thải vật liệu.

Trong giai đoạn thi công, ứng dụng của AI đối với các dự án sử dụng BIM để giải quyết bài toán về tự động hóa lập tiến độ dự án, hỗ trợ giám sát thi công, tự động hóa và nâng cao độ chính xác của ước tính chi phí và hệ thống nhận diện các rủi ro trong dự án. Trong giai đoạn vận hành và bảo trì công trình, ứng dụng của AI nhằm xây dựng các hệ thống BIM thông minh dựa trên kiến thức, các mô hình dự đoán hỗ trợ bảo trì, hệ thống quản lý năng lượng.

Yussuf và Asfour [5] đã thực hiện một nghiên cứu tổng hợp về các ứng dụng của AI cho hiệu quả năng lượng trong suốt vòng đời của công trình từ giai đoạn thiết kế, giai đoạn thi công và giai đoạn vận hành công trình. Trong giai đoạn thiết kế, mô hình ANNs, thuật toán tiến hóa (EA – Evolutionary algorithms), học tăng cường (RL – reinforcement learning) được sử dụng phổ biến để mô phỏng năng lượng, dự báo năng lượng, mô phỏng thiết kế.

Ứng dụng của AI trong việc dự đoán năng lượng tiêu thụ trong công trình nhận được sự quan tâm của nhiều nghiên cứu trong thời gian vừa qua. Konhäuser và cộng sự [6] đã khám phá tính hiệu quả của 12 mô hình học máy nhằm nâng cao độ chính xác dự báo năng lượng tiêu thụ trong các tòa nhà dân cư ở Đức. Các mô hình học máy bao gồm mô hình hồi quy véc tơ hỗ trợ (SVR – Support vector regression), mô hình nhận thức đa lớp (MLP – Multilayer perceptron), KNN (K-nearest neighbor), RCV (Ridge cross validation), DTR (Decision tree regressor), ABR (AdaBoost regressor), BGR (Bagging regressor), RF (Random forrest), ETR (Extra trees regressor), XGB (Extreme gradient boosting), STR (Stacking regressor), and AVR (Averaging regressor). Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình học máy kết hợp XGB (ensemble models) thể hiện khả năng dự báo năng lượng chính xác hơn so với các mô hình học máy đơn.

Pham và cộng sự [7] thực hiện nghiên cứu đề xuất mô hình học máy để dự báo năng lượng tiêu thụ ngắn hạn trong công trình. Tác giả khảo sát các mô hình học máy gồm RF, M5 model tree, Random tree. Các mô hình học máy được huấn luyện và kiểm tra sử dụng bộ dữ liệu mở. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình RF có tính vượt trội và độ chính xác dự báo cao hơn. Seyedzadeh và cộng sự [8] đề xuất ứng dụng mô hình học máy GBRT (Gradient boosted regression trees), là một dạng mô hình kết hợp của mô hình cây quyết định (Decision trees) để dự báo hiệu suất năng lượng trong các tòa nhà phi dân dụng nhằm phục vụ cho công tác hỗ trợ ra quyết định cải tạo công trình trong giai đoạn vận hành.

Các nghiên cứu có sử dụng dữ liệu từ mô hình BIM và AI có nhận được sự quan tâm từ các nhà nghiên cứu. Tuy nhiên, nó chỉ đang ở giai đoạn ban đầu, cần nhiều nghiên cứu hơn để khai thác tiềm năng này. Như đã đề cập ở trên, dự đoán năng lượng tiêu thụ trong các công trình là một yếu tố giúp cải thiện hiệu suất sử dụng năng lượng trong giai đoạn vận hành tòa công trình. Chính vì vậy, nghiên

cứu này đề xuất mô hình AI nhằm dự đoán năng lượng tiêu thụ trong công trình. Nghiên cứu này sử dụng một số mô hình AI phổ biến và có tính hiệu quả trong dự đoán cho các bài toán trong lĩnh vực xây dựng như ANNs, SVR và RF. Về đóng góp của nghiên cứu, mô hình dự báo có khả năng dự báo chính xác năng lượng tiêu thụ trong công trình có ý nghĩa quan trọng trong hỗ trợ các quyết định đầu tư sửa chữa, cải tạo công trình. Đồng thời, nghiên cứu mở ra hướng nghiên cứu tiềm năng về tích hợp mô hình BIM trong quá trình thu thập dữ liệu và sử dụng mô hình AI trong phân tích dữ liệu.

2. Phát triển các mô hình AI trong dự báo năng lượng tiêu thụ của công trình

2.1. Mô hình dự báo mạng lưới thần kinh nhân tạo ANNs

Mô hình ANNs đã chứng minh tính hiệu quả của chúng trong giải quyết các bài toán về kỹ thuật [9]. Perceptron nhiều lớp là một mạng nơ-ron truyền thẳng cái mà phân ánh các đầu vào tới một tập hợp các đầu ra thích hợp. Lược đồ của mô hình ANNs bao gồm một lớp cho đầu vào với các nút đầu vào cảm giác, lớp ẩn gồm các nút tính toán và một lớp đầu ra.

2.2. Mô hình dự báo véc tơ hỗ trợ hồi quy SVR

Mô hình hồi quy véc tơ hỗ trợ (SVR) [10] là một mô hình học máy có giám sát dựa trên lý thuyết học thống kê và nguyên tắc giảm thiểu rủi ro cấu trúc. Để tăng cường hiệu quả và khả năng khái quát hóa, SVR đã được phát triển [11] để xử lý các tập dữ liệu lớn như dữ liệu tiêu thụ năng lượng của tòa nhà.

2.3. Mô hình dự báo rừng ngẫu nhiên RF

RF được đề xuất bởi Breiman [12], đây là một phương pháp học tập tổng hợp. Mô hình RF được công nhận là mô hình học máy hiệu quả [13]. RF tích hợp nhiều cây quyết định để giảm thiểu phương sai của mô hình mà không làm tăng độ lệch. RF kết hợp bagging và một tập hợp con ngẫu nhiên của các tính năng.

Mô hình RF là một tập hợp các phương pháp cây quyết định, nhanh và mạnh mẽ với độ nhiễu của dữ liệu [14]. Sự kết hợp của các cây trong RF có thể làm giảm lỗi khi giải các bài toán hồi quy. Ưu điểm chính của RF là làm giảm lỗi dự đoán bằng cách xem xét tất cả các cây quyết định trong rừng và tương quan dự đoán của chúng [15].

Cung cấp một RF là một tập hợp các cây C $T1(X)$, $T2(X)$, ..., $TC(X)$, trong đó $X = x_1, x_2, \dots, x_m$ là một véc tơ đầu vào có m chiều. Kết quả tổng hợp tạo ra C đầu ra được định nghĩa là

$$Y_{(pred_1)} = T_1(X), Y_{(pred_2)} = T_2(X), \dots, Y_{(pred_C)} = T_C(X) \quad (2)$$

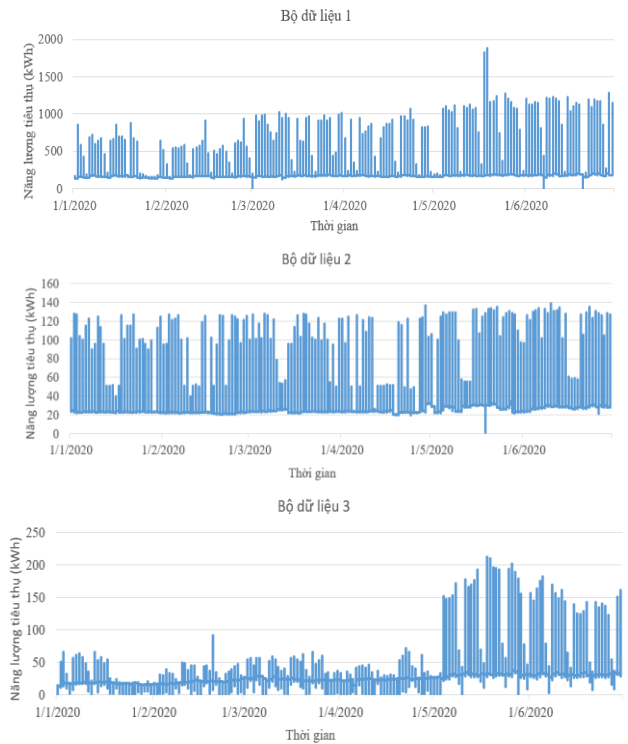
Trong đó, $Y_{(pred_C)}$ là giá trị dự đoán thu được từ số cây quyết định C .

Đầu ra của tất cả các cây được tạo ngẫu nhiên này được tổng hợp để có được dự đoán cuối cùng Y_{pred_C} là giá trị trung bình của tất cả các cây trong rừng. RF tạo ra số lượng C cây quyết định từ số lượng N mẫu đào tạo. Đối với mỗi cây trong rừng, lấy mẫu khởi động được thực hiện để tạo các tập đào tạo mới trong khi các mẫu không được chọn được gọi là các tập ngoài túi [16]. Lấy mẫu khởi động là

phương pháp lấy mẫu lại bằng cách lấy mẫu độc lập với sự thay thế từ dữ liệu gốc có cùng kích thước mẫu. Sau đó, tập đào tạo mới được sử dụng để phát triển hoàn toàn một cây hồi quy (hoặc phân loại) chưa cắt tỉa. Bằng cách sử dụng lựa chọn tính năng ngẫu nhiên, một số lượng nhỏ m tính năng (biến đầu vào) được chọn ngẫu nhiên trong mỗi lần chia tách của một nút cây quyết định. Quá trình này được lặp lại cho đến khi M cây quyết định được phát triển để tạo thành một khu rừng được tạo ngẫu nhiên.

3. Đánh giá tính hiệu quả và độ chính xác các mô hình AI trong bài toán dự báo năng lượng tiêu thụ

3.1. Thu thập dữ liệu



Hình 1. Dữ liệu năng lượng tiêu thụ trong các tòa nhà

Để phục vụ cho việc đề xuất mô hình AI nhằm dự đoán năng lượng tiêu thụ trong tòa nhà, bộ dữ liệu về năng lượng tiêu thụ trong tòa nhà được thu thập ở một số tòa nhà trên địa bàn thành phố Đà Nẵng. Dữ liệu được thu thập với tần suất 30 phút trong thời gian 6 tháng từ tháng 1 năm 2020 đến tháng 6 năm 2020. Hình 1 thể hiện năng lượng tiêu thụ trong các tòa nhà tại thành phố Đà Nẵng được sử dụng để đánh giá mô hình dự báo dựa trên AI. Bảng 1 mô tả thông tin về các bộ dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này. Thêm vào đó, để nâng cao hiệu quả dự báo năng lượng tiêu thụ, dữ liệu thời tiết tại thành phố Đà Nẵng được thu thập. Mặc dù, BIM được đề cập trong nghiên cứu này, việc sử dụng mô hình BIM để thu thập và cập nhật dữ liệu trong giai đoạn vận hành công trình vẫn còn đang là một thách thức. Nó đòi hỏi sự đầu tư hệ thống công nghệ BIM cán bộ kỹ thuật có chuyên môn và chính sách phù hợp. Điểm đáng chú ý là nghiên cứu này mở ra thêm một hướng mới tiềm năng trong tương lai gần để tích hợp sử dụng BIM và AI trong quá trình vận hành tòa nhà. Trong tương lai, khi dữ liệu BIM được thu thập sẽ là nguồn dữ liệu quý giá để tích hợp với các mô hình AI trong dự báo năng lượng tòa nhà.

Bảng 1. Thống kê năng lượng tiêu thụ của các bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu	Số ID	Loại tòa nhà	Mã đơn vị quản lý	Số liệu thông kê năng lượng tiêu thụ (kWh)			
				Giá trị lớn nhất	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị trung bình	Độ lệch chuẩn
1	149	Tòa nhà văn phòng làm việc	PP0100	1881,1	0,0	369,2	301,1
2	154	Tòa nhà văn phòng làm việc	PP0100	139,0	0,5	41,9	26,0
3	179	Tòa nhà trường đại học	PP0300	212,1	0,0	33,8	32,7

3.2. Đánh giá mô hình dự báo dựa trên AI

Dữ liệu đầu vào để huấn luyện mô hình bao gồm dữ liệu năng lượng tiêu thụ, dữ liệu về nhiệt độ ngoài trời và dữ liệu liên quan đến thời gian như các thứ trong tuần và các giờ trong ngày. Các bộ dữ liệu với thời gian thu thập 6 tháng với số mẫu là 8736 mẫu cho mỗi bộ dữ liệu. Để huấn luyện và kiểm tra mô hình dự báo năng lượng tiêu thụ, dữ liệu được chia thành 2 phần, phần dữ liệu huấn luyện chiếm 80% tổng số dữ liệu, phần còn lại 20% được dùng để kiểm tra tính hiệu quả của mô hình dự báo. Bảng 2 thể hiện cài đặt các thông số các mô hình dự báo dựa trên AI. Các mô hình được thực hiện trong phần mềm học máy mã nguồn mở Weka.

Bảng 2. Thông số các mô hình dự báo

Mô hình dự báo	Cài đặt
ANNs	hiddenLayers = a; learningRate = 0,3; momentum = 0,2; normalizeAttributes = True; trainingTime = 500
SVR	classifier = SMOreg; c = 1.0; filterType = Normalize training data; kernel = RBFKernel; gamma = 0,01
RF	bagSizePercent = 100; batchSize = 100; numFeatures = 0; numIterations = 100; Seed = 1; maxDepth = 0

Độ chính xác của các mô hình được đo bằng cách sử dụng các chỉ số thống kê phổ biến, bao gồm sai số tuyệt đối trung bình (mean absolute error - MAE), sai số bình phương trung bình căn bậc hai (root mean square error - RMSE) và hệ số tương quan (R). Trong đó, kết quả của mô hình có giá trị MAE và RMSE càng nhỏ thì thể hiện mô hình đó hiệu quả hơn. Đồng thời, giá trị R càng tiến gần về 1 thể hiện mô hình có khả năng dự báo chính xác hơn.

Bảng 3. Kết quả đánh giá các mô hình

Bộ dữ liệu	Chỉ số đánh giá độ chính xác mô hình AI	Các mô hình dự báo dựa trên AI		
		ANNs	SVR	RF
1	R	0,94	0,81	0,93
	MAE (kWh)	53,20	107,29	55,47
	RMSE (kWh)	101,47	186,02	115,77
	Thời gian tính toán (giây)	0,20	1,21	0,22
2	R	0,70	0,68	0,73
	MAE (kWh)	11,39	9,89	8,97
	RMSE (kWh)	18,94	19,16	17,94
	Thời gian tính toán (giây)	0,24	1,18	0,28
3	R	0,89	0,69	0,89
	MAE (kWh)	9,82	13,15	7,74
	RMSE (kWh)	18,09	27,37	15,13
	Thời gian tính toán (giây)	0,60	1,19	0,27

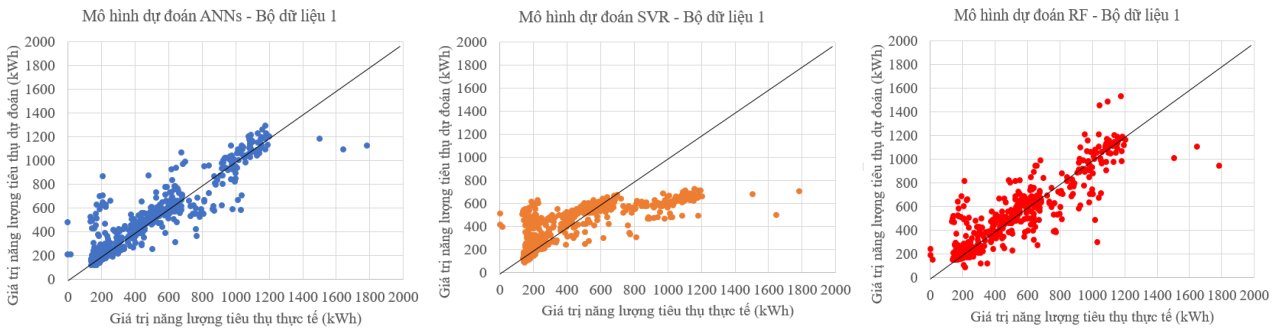
Ba bộ dữ liệu được sử dụng để kiểm chứng tính hiệu quả của các mô hình. Kết quả về các chỉ số đánh giá các mô hình dự báo năng lượng tiêu thụ được thể hiện ở Bảng 3. Đối với bộ dữ liệu thứ nhất, các mô hình ANNs, SVR, RF có chỉ số R lần lượt là 0,94, 0,81 và 0,93. Chỉ số MAE và RMSE của 2 mô hình ANNs và RF khá tương đương nhau, trong khi đó mô hình SVR có chỉ số MAE và RMSE khá lớn. Điều này thể hiện mô hình SVR kém hiệu quả hơn mô hình ANNs và RF trong dự báo năng lượng ở bộ dữ liệu 1. Hình 2 so sánh giá trị thực tế và dự đoán của các mô hình ANNs, SVR và RF đối với bộ dữ liệu thứ nhất.

Đối với bộ dữ liệu thứ 2, kết quả cho thấy mô hình RF vượt trội hơn 2 mô hình còn lại bởi vì giá trị R của mô hình RF (0,73) lớn hơn giá trị R của mô hình ANNs và SVR. Đồng thời, MAE, RMSE của RF đạt giá trị nhỏ nhất với giá trị lần lượt là 8,97 kWh và 17,94 kWh. Hình 3 so sánh

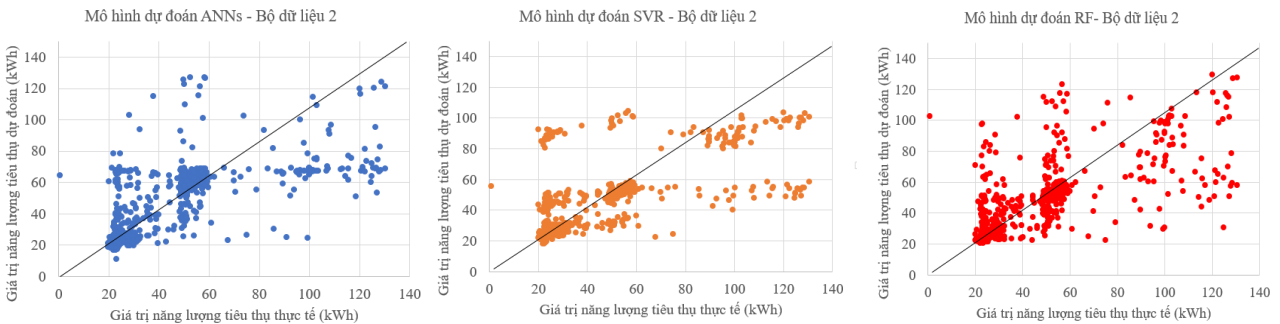
giá trị thực tế và dự đoán của các mô hình ANNs, SVR và RF đối với bộ dữ liệu thứ hai.

Đối với bộ dữ liệu thứ 3, mô hình RF vẫn thể hiện khả năng dự báo tốt hơn hai mô hình còn lại ANNs và SVR. Cụ thể, giá trị sai số MAE và RMSE của mô hình RF đạt lần lượt là 7,74 kWh và 15,13 kWh. Trong khi đó, MAE và RMSE của ANNs lần lượt là 9,82 kWh và 18,09 kWh. Giá trị MAE và RMSE của SVR lần lượt là 13,15 kWh và 27,37 kWh. Đồng thời chỉ số R của mô hình RF cũng khá cao với giá trị là 0,89. Hình 4 so sánh giá trị năng lượng tiêu thụ thực tế và dự đoán của các mô hình ANNs, SVR và RF đối với bộ dữ liệu thứ ba.

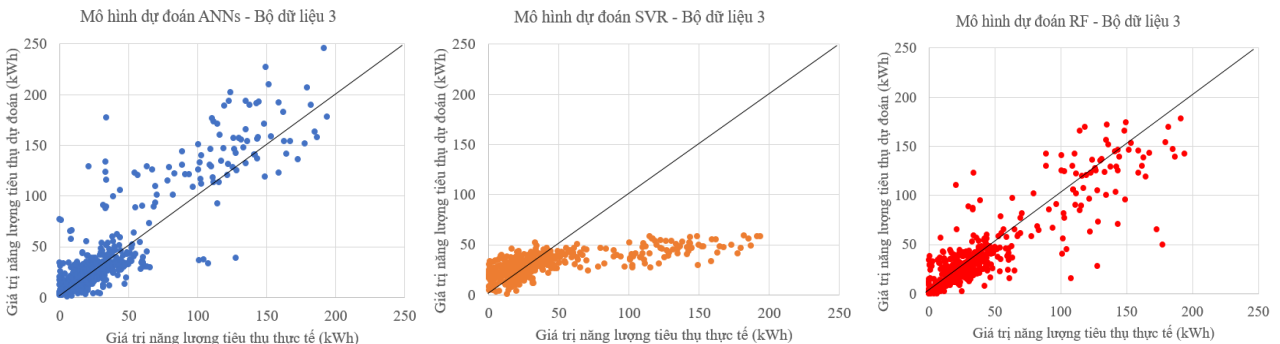
Từ những phân tích trên, kết quả so sánh xác nhận mô hình dự báo dựa trên RF hiệu quả hơn so với mô hình ANNs và SVR trong dự báo năng lượng tiêu thụ ở các tòa nhà tại thành phố Đà Nẵng.



Hình 2. Kết quả so sánh giá trị thực tế và dự đoán của các mô hình đối với bộ dữ liệu 1



Hình 3. Kết quả so sánh giá trị thực tế và dự đoán của các mô hình đối với bộ dữ liệu 2



Hình 4. Kết quả so sánh giá trị thực tế và dự đoán của các mô hình đối với bộ dữ liệu 3

4. Kết luận

AI là một các tiếp cận mới trong việc trích xuất các tri thức từ dữ liệu. AI có tiềm năng ứng dụng vào lĩnh vực quản lý năng lượng, nâng cao hiệu quả sử dụng năng lượng

trong các toàn nhà. Nghiên cứu này đã phân tích tính hiệu quả của mô hình AI nhằm dự đoán năng lượng tiêu thụ trong công trình, bao gồm mô hình ANNs, SVR và RF. Ba bộ dữ liệu năng lượng của các tòa nhà tại Đà Nẵng được sử

dùng để đánh giá khả năng dự báo của các mô hình. Kết quả cho thấy, mô hình rừng ngẫu nhiên (RF) đạt được kết quả dự báo tốt hơn các mô hình mạng lưới thần kinh nhân tạo ANNs và mô hình véc tơ hồi quy hỗ trợ. Kết quả dự báo năng lượng tiêu thụ trong công trình có ý nghĩa quan trọng trong hỗ trợ các quyết định đầu tư sửa chữa, cải tạo công trình.

Trên cơ sở mô hình được đề xuất, nghiên cứu tương lai có thể tích hợp mô hình AI trong hệ thống quản lý năng lượng tòa nhà để hỗ trợ dự báo năng lượng tiêu thụ theo thời gian thực. Đồng thời, mô hình AI có thể phát triển để dự báo năng lượng cho toàn thành phố để phục vụ cho việc dự báo sự đáp ứng nhu cầu sử dụng năng lượng của thành phố. Dữ liệu năng lượng và các dữ liệu trong công trình chưa được thu thập mô hình BIM. Đây cũng là hạn chế của nghiên cứu. Trong tương lai, nghiên cứu sẽ mở rộng để sử dụng mô hình BIM tích hợp với thu thập dữ liệu công trình, từ đó ứng dụng AI để khai thác dữ liệu.

Lời cảm ơn: Nghiên cứu này được tài trợ bởi Sở Khoa học và Công nghệ thành phố Đà Nẵng, thuộc nội dung của nhiệm vụ khoa học và công nghệ cấp thành phố “Nghiên cứu thúc đẩy ứng dụng công nghệ BIM cho chuyển đổi số ngành xây dựng tại thành phố Đà Nẵng” theo quyết định số 347/QĐ-SKHCN ngày 12/9/2022 của Sở Khoa học và Công nghệ thành phố Đà Nẵng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] E. Golafshani, A. A. Chiniforush, P. Zandifaez, and T. Ngo, "An artificial intelligence framework for predicting operational energy consumption in office buildings", *Energy and Buildings*, vol. 317, p. 114409, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114409>.
- [2] T. Ramesh, R. Prakash, and K. K. Shukla, "Life cycle energy analysis of buildings: An overview", *Energy and Buildings*, vol. 42, no. 10, pp. 1592-1600, 2010, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.05.007>.
- [3] M. V. Shoubi, M. V. Shoubi, A. Bagchi, and A. S. Barough, "Reducing the operational energy demand in buildings using building information modeling tools and sustainability approaches", *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 41-55, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2014.09.006>.
- [4] A. Zabin, V. A. González, Y. Zou, and R. Amor, "Applications of machine learning to BIM: A systematic literature review", *Advanced Engineering Informatics*, vol. 51, p. 101474, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101474>.
- [5] R. O. Yussuf and O. S. Asfour, "Applications of artificial intelligence for energy efficiency throughout the building lifecycle: An overview", *Energy and Buildings*, vol. 305, p. 113903, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.113903>.
- [6] K. Konhäuser, S. Wenninger, T. Werner, and C. Wiethe, "Leveraging advanced ensemble models to increase building energy performance prediction accuracy in the residential building sector", *Energy and Buildings*, vol. 269, p. 112242, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112242>.
- [7] A.-D. Pham, N.-T. Ngo, T. T. Ha Truong, N.-T. Huynh, and N.-S. Truong, "Predicting energy consumption in multiple buildings using machine learning for improving energy efficiency and sustainability", *Journal of Cleaner Production*, vol. 260, p. 121082, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121082>.
- [8] S. Seyedzadeh, F. Pour Rahimian, S. Oliver, S. Rodriguez, and I. Glesk, "Machine learning modelling for predicting non-domestic buildings energy performance: A model to support deep energy retrofit decision-making", *Applied Energy*, vol. 279, p. 115908, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115908>.
- [9] V. Kecman, *Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models*. MIT Press, Cambridge, MA, 2001.
- [10] V. N. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*. Springer-Verlag, United States, New York: Springer-Verlag, 1995.
- [11] T. V. G. Johan A K Suykens, Jos De Brabanter, Bart De Moor, and Joos Vandewalle, *Least squares support vector machines*. Singapore: World Scientific, 2002.
- [12] L. Breiman, "Random Forests", *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [13] X. Qiu, L. Zhang, P. Nagaratnam Suganthan, and G. A. J. Amaratunga, "Oblique random forest ensemble via Least Square Estimation for time series forecasting", *Information Sciences*, vol. 420, pp. 249-262, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.08.060>.
- [14] P. Kotschieder, S. R. Bulò, H. Bischof, and M. Pelillo, "Structured class-labels in random forests for semantic image labelling", in *2011 International Conference on Computer Vision*, 2011, pp. 2190-2197, doi: 10.1109/ICCV.2011.6126496.
- [15] J. C.-W. Chan and D. Paelinckx, "Evaluation of Random Forest and Adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery", *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, no. 6, pp. 2999-3011, 2008, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.02.011>.
- [16] R. Jiang, W. Tang, X. Wu, and W. Fu, "A random forest approach to the detection of epistatic interactions in case-control studies", (in eng), *BMC Bioinformatics*, vol. 10 Suppl 1, no. Suppl 1, p. S65, 2009, doi: 10.1186/1471-2105-10-s1-s65.