

# Ứng dụng học máy dự báo nhu cầu năng lượng tòa nhà theo kịch bản biến đổi khí hậu

Bùi Trọng<sup>1</sup>, Lê Thái Sơn<sup>1</sup>, Nguyễn Tấn Nhật<sup>1</sup>, Cao Thảo Vy<sup>1</sup>, Hồ Việt Long<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup> Đại học Giao thông vận tải

## TỪ KHOẢ

Biến đổi khí hậu  
Nhu cầu năng lượng  
Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN)  
Termus plus  
Meteororm

## TÓM TẮT

Thời tiết cực đoan làm gia tăng đáng kể nhu cầu sử dụng điện, dẫn đến lượng phát thải CO<sub>2</sub> cao hơn trong quá trình vận hành công trình. Mặc dù nhiều giải pháp thiết kế tiết kiệm năng lượng đã được đề xuất, song việc định lượng và dự báo tiêu thụ năng lượng của tòa nhà vẫn còn hạn chế. Bài báo tập trung dự báo nhu cầu năng lượng của một tòa nhà giảng đường trong giai đoạn khai thác, xét theo kịch bản biến đổi khí hậu RCP 8.5 vào năm 2030. Phần mềm Termus-Plus được sử dụng để mô phỏng hiệu suất năng lượng với các kịch bản thiết kế khác nhau, từ đó đánh giá tác động của từng phương án đến mức tiêu thụ điện. Dựa trên kết quả mô phỏng, một mô hình học máy ANN được phát triển nhằm dự báo nhu cầu năng lượng hàng tháng. Việc điều chỉnh siêu tham số của mạng ANN, cụ thể là số lượng nơ-ron trong lớp ẩn, đã được thực hiện nhằm cải thiện khả năng dự báo của mô hình. Kết quả cho thấy mô hình ANN có khả năng dự báo nhu cầu năng lượng theo từng tháng với sai số dưới 2%. Nghiên cứu này góp phần hỗ trợ công tác quản lý năng lượng trong vận hành và định hướng lựa chọn vật liệu thân thiện với môi trường ngay từ giai đoạn thiết kế.

## KEYWORDS

Climate change  
Energy requirement  
Artificial neural network (ANN)  
Termus plus  
Meteororm

## ABSTRACT

Extreme weather conditions have significantly increased electricity demands, resulting in higher CO<sub>2</sub> emissions during the operational period. Although various energy-saving design solutions have been proposed, the quantification and prediction of building energy consumption remain limited. This study focuses on forecasting the energy demand of a lecture hall during its operational phase, under a climate change scenario, RCP 8.5, in 2030. A BIM-based software, Termus-Plus, was used to simulate energy performance with different design scenarios, thereby evaluating the impact of each option on electricity consumption. Based on the simulation results, an artificial neural network (ANN) model was developed to estimate monthly energy demand. Hyperparameter tuning of the ANN, specifically the number of neurons in the hidden layer, was performed to enhance the model's predictive capability. The findings indicate that the ANN model can forecast monthly energy demand with an error of less than 2%. This research contributes to energy management during building operation and informs the selection of eco-friendly materials from the design stage.

## 1. Giới thiệu

Biến đổi khí hậu toàn cầu đang diễn biến nhanh chóng và phức tạp, kéo theo sự gia tăng bất thường về nhiệt độ và tần suất các hiện tượng thời tiết cực đoan. Theo tổ chức khí tượng thế giới (WMO), năm 2024 được ghi nhận là năm nóng nhất trong lịch sử, khi hàng tỷ người trên toàn cầu phải chịu đựng mức nhiệt độ cao trong nhiều ngày liên tiếp. Trong bối cảnh đó, các đô thị lớn cũng đối mặt với áp lực ngày càng lớn từ các đợt nắng nóng cực đoan, nhu cầu tiêu thụ năng lượng tăng cao và lượng phát thải CO<sub>2</sub> gia tăng.

Tại Việt Nam, một trong những quốc gia chịu ảnh hưởng nặng nề nhất bởi biến đổi khí hậu, các thành phố như TP. Hồ Chí Minh đã ghi nhận mức tiêu thụ năng lượng tăng đột biến [1–4]. Tại TP. Hồ Chí

Minh, trong năm 2024, mức tiêu thụ điện trong những tháng cao điểm đạt đến trên 90 triệu kWh. Theo ước tính, nếu mỗi 1 kWh điện tiêu thụ thải ra khoảng 0,393 kg CO<sub>2</sub> thì mức tiêu thụ điện này sẽ thải ra 35 nghìn tấn CO<sub>2</sub> mỗi ngày. Trong thời gian gần đây, nhu cầu sử dụng năng lượng trong các tòa nhà tăng dần, chiếm khoảng 35–40 % tổng tiêu thụ năng lượng toàn quốc [5]. Điều này đặt ra sức ép không nhỏ cho mục tiêu giảm phát thải và ứng phó với biến đổi khí hậu. Thực trạng này đặt ra yêu cầu cấp thiết về việc nghiên cứu và ứng dụng các công cụ hỗ trợ đánh giá, dự báo và tối ưu hóa nhu cầu năng lượng công trình, hướng tới mục tiêu công trình phát thải các-bon thấp. Bên cạnh đó, việc phân tích và dự báo nhu cầu năng lượng cho tòa nhà có tính

\*Liên hệ tác giả: longhv\_ph@utc.edu.vn

Nhận ngày 15/01/2026, sửa xong ngày 04/03/2026, chấp nhận đăng ngày 06/03/2026

Link DOI: <https://doi.org/10.54772/jomc.02.2026.1225>

đến tác động của biến đổi khí hậu trong tương lai là hết sức cần thiết. Điều này không chỉ góp phần nâng cao hiệu quả vận hành tòa nhà mà còn hỗ trợ cơ quan quản lý trong quy hoạch, thiết kế đô thị và hoạch định chính sách tiết kiệm năng lượng.

Trên thế giới, nhiều công cụ phân tích và mô phỏng năng lượng như EnergyPlus, DesignBuilder, Termus Plus... đã được phát triển nhằm hỗ trợ hiệu quả cho các kỹ sư và kiến trúc sư trong thiết kế công trình tiết kiệm năng lượng. Các công cụ này cho phép mô phỏng chi tiết điều kiện khí hậu, đặc tính vật liệu, hệ thống chiếu sáng và điều hòa không khí, từ đó đánh giá được mức tiêu thụ năng lượng của công trình. Tại Việt Nam, việc phân tích, định lượng nhu cầu năng lượng tòa nhà còn tương đối mới, và các nghiên cứu chủ yếu mới dừng ở mức mô phỏng vật lý tòa nhà. Ngô Ngọc Tri và cộng sự đã nghiên cứu tập trung vào đánh giá tác động của lớp vỏ công trình đối với khả năng tiết kiệm năng lượng, thông qua việc phân tích chi phí năng lượng và cường độ sử dụng năng lượng thay đổi theo các giải pháp thiết kế tường, cửa sổ, tỷ lệ cửa sổ trên tường và hướng tòa nhà [6]. Nguyễn Đức Lượng và cộng sự đã ứng dụng BIM để mô phỏng và sơ bộ đánh giá tác động của lượng nhiệt bức xạ mặt trời lên các kết cấu bao che của tòa nhà văn phòng Technosoft tại thành phố Hà Nội vào năm 2010 [7]. Nhóm tác giả [8] nghiên cứu sự ảnh hưởng của hệ thống điều hòa không khí đến mức tiêu thụ năng lượng trong các tòa nhà văn phòng. Thông qua kết quả nghiên cứu, có thể nhận thấy tính hiệu quả của việc ứng dụng các công cụ này trong phân tích nhu cầu năng lượng điện. Tuy nhiên, cách tiếp cận này thường đòi hỏi kiến thức chuyên môn, thời gian phân tích đáng kể hoặc nguồn tài nguyên tính toán lớn khi đánh giá nhu cầu năng lượng của tòa nhà.

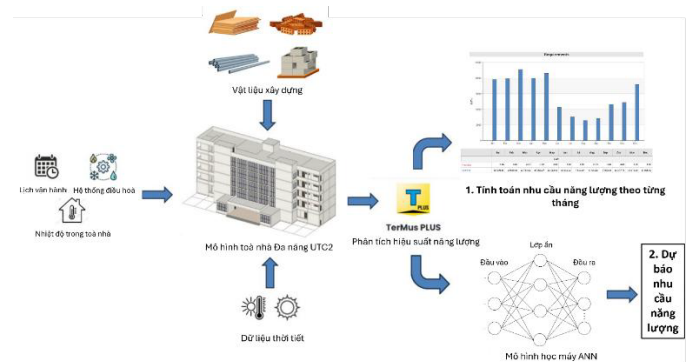
Ngày nay, xu hướng ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks, ANN), đang nổi lên như một giải pháp hiệu quả trong việc dự đoán nhu cầu năng lượng dựa trên các yếu tố đầu vào như vật liệu xây dựng, lớp kính, hướng nhà, điều kiện khí hậu [9–10]. Với khả năng xử lý dữ liệu lớn, bao gồm cả dữ liệu thực tế thu thập từ công trình lẫn dữ liệu mô phỏng, ANN cho thấy tiềm năng ứng dụng rộng rãi trong các mô hình dự báo năng lượng. Thực tế, nhiều nghiên cứu đã chứng minh ANN có thể rút ngắn đáng kể thời gian tính toán, đồng thời cho kết quả dự báo với độ chính xác cao, hỗ trợ hiệu quả cho công tác thiết kế, quản lý và vận hành công trình. Điều này mở ra triển vọng áp dụng ANN như một công cụ hỗ trợ quan trọng bên cạnh các phần mềm mô phỏng truyền thống, góp phần nâng cao hiệu quả sử dụng năng lượng và giảm phát thải trong lĩnh vực xây dựng.

Mặc dù mô hình học máy ANN đã và đang được ứng dụng trong các lĩnh vực khác nhau, nhưng trong lĩnh vực dự báo nhu cầu năng lượng cho các tòa nhà còn rất hạn chế. Nhóm tác giả Trần Đức Học và Lê Tấn Tài đã bước đầu khai thác ANN trong dự báo nhu cầu điện của hộ gia đình hoặc phân tích hiệu quả của vật liệu xây dựng [11]. Theo tìm hiểu của nhóm nghiên cứu, việc kết hợp giữa mô hình mô phỏng vật lý và mô hình học máy ANN, có xét đến dữ kiện thời tiết theo kịch bản biến đổi khí hậu, hiện chưa được triển khai tại Việt Nam. Đây vừa là một thách thức, nhưng cũng là động lực cho nhóm nghiên cứu.

Dựa trên những phân tích đã trình bày, nghiên cứu này được thực hiện với mục tiêu xây dựng mô hình học máy (ANN) nhằm dự báo nhu cầu năng lượng trong tương lai của một tòa nhà giảng đường. Nhu cầu năng lượng được xem xét bao gồm điện năng tiêu thụ cho hệ thống thông gió, làm mát, sưởi ấm và cấp nước nóng, không bao gồm nhu cầu chiếu sáng. Khác với các nghiên cứu trước đây tại Việt Nam, nhóm nghiên cứu đã đưa thêm dữ liệu thời tiết cho năm 2030 theo kịch bản biến đổi khí hậu RCP 8.5, kịch bản xấu nhất [2]. Nghiên cứu này cũng góp phần làm rõ tác động của biến đổi khí hậu đến nhu cầu năng lượng trong tòa nhà, từ đó cung cấp cơ sở khoa học cho việc đề xuất các giải pháp tiết kiệm năng lượng và giảm phát thải khí nhà kính. Nghiên cứu gồm hai bước: i) Sử dụng phần mềm Termus-Plus [12], kết hợp với dữ liệu thời tiết thu thập từ phần mềm Meteonorm [13], để mô phỏng mức tiêu thụ năng lượng theo các kịch bản thiết kế khác nhau, bao gồm số lớp kính, độ dày tường và sàn, và loại vật liệu; ii) Xây dựng và huấn luyện mạng ANN nhằm dự báo nhu cầu năng lượng của tòa nhà theo từng tháng. Việc xây dựng thành công mô hình ANN sẽ giúp rút ngắn thời gian phân tích, đồng thời vẫn đảm bảo độ chính xác cần thiết so với mô phỏng mô hình vật lý khi có thay đổi thiết kế.

## 2. Phương pháp nghiên cứu

Để đạt được mục tiêu nghiên cứu, quá trình thực hiện được chia thành hai bước: (1) thu thập hồ sơ thiết kế và dữ liệu thời tiết để phân tích nhu cầu năng lượng của tòa nhà bằng phần mềm Termus Plus theo kịch bản biến đổi khí hậu RCP 8.5 vào năm 2030; và (2) trên cơ sở này, thiết lập các kịch bản thiết kế nhằm thu thập dữ liệu huấn luyện, phục vụ cho việc xây dựng mô hình học máy ANN dự báo nhu cầu năng lượng theo từng tháng của tòa nhà giảng đường. Tổng quan các nội dung thực hiện của nghiên cứu được thể hiện trong Hình 1.



Hình 1. Nội dung nghiên cứu của bài báo.

### 2.1. Mô hình tòa nhà giảng đường đa năng

Termus Plus là phần mềm mô phỏng được sử dụng để phân tích và xác định nhu cầu năng lượng của các tòa nhà [12]. Phần mềm này cho phép người dùng xem xét các yếu tố thời tiết xung quanh cũng như chế độ khai thác công trình nhằm đánh giá chính xác nhu cầu năng

lượng. Các tham số cần được khai báo trong Termus Plus bao gồm:

- Kích thước và cấu trúc tòa nhà: gồm chiều cao, diện tích sàn, bố trí các phòng, loại cửa chính và cửa sổ. Thông tin này giúp xây dựng mô hình 3D của công trình, phục vụ quá trình phân tích nhu cầu năng lượng theo thời gian.

- Đặc trưng vật liệu xây dựng: khả năng cách nhiệt, khả năng hấp thụ nhiệt của các loại vật liệu sử dụng trong tòa nhà. Người dùng có thể lựa chọn từ thư viện sẵn có hoặc tự xây dựng thư viện riêng dựa trên dữ liệu thí nghiệm, đặc biệt hữu ích với các loại vật liệu mới.

- Hệ thống điều hoà không khí (HVAC): Thông tin chi tiết về các bộ phận như bộ sưởi, máy lạnh, quạt, hệ thống thông gió và hệ thống nước nóng/lạnh. Các thông tin này cho phép đánh giá mức độ tiện nghi nhiệt của người sử dụng khi điều kiện thời tiết thay đổi theo mùa.

- Lịch vận hành: số lượng người sử dụng, thời gian vận hành tòa nhà, giúp phần mềm xác định nhu cầu năng lượng sát với thực tế.

- Dữ liệu thời tiết: gồm nhiệt độ không khí, độ ẩm tương đối, bức xạ mặt trời, tốc độ gió và lượng mưa. Các dữ liệu này được thu thập từ phần mềm Meteonorm [13] và đưa vào Termus Plus dưới định dạng \*.epw. Meteonorm cho phép lấy dữ liệu tại vị trí cụ thể trên bản đồ, theo thời gian, đồng thời xét đến nhiều kịch bản biến đổi khí hậu khác nhau.

2.2. Mô hình học máy ANN dự báo nhu cầu năng lượng tòa nhà

Termus Plus thể hiện khả năng mô phỏng đáng tin cậy đối với nhu cầu năng lượng của các tòa nhà. Tuy nhiên, quá trình phân tích thường tốn nhiều thời gian, phụ thuộc vào quy mô và mức độ phức tạp của mô hình. Vì vậy, để hướng tới một giải pháp đánh giá nhanh và hiệu quả hơn, nhóm nghiên cứu đề xuất phát triển mô hình học máy ANN dựa trên dữ liệu đầu ra của Termus Plus. Cách tiếp cận này đặc biệt hữu ích khi cần thay đổi giải pháp thiết kế, bởi mô hình ANN có

thể nhanh chóng dự báo nhu cầu năng lượng mà không phải mô phỏng và phân tích lại toàn bộ kết cấu. Nhờ vậy, có thể tiết kiệm tài nguyên tính toán, hỗ trợ nhà quản lý trong việc lựa chọn giải pháp tối ưu về năng lượng. Từ đó, góp phần giảm phát thải CO<sub>2</sub> ra môi trường thông qua việc giảm thiểu nhu cầu năng lượng của tòa nhà.

2.2.1. Cấu trúc mạng ANN

Thông qua việc tổng hợp và phân tích các nghiên cứu trong và ngoài nước, có thể nhận thấy rằng các tham số như chiều dày tường gạch/bê tông, số lớp kính và chiều dày sàn bê tông có ảnh hưởng đáng kể đến nhu cầu năng lượng của tòa nhà. Trên cơ sở đó, nhằm đạt được mục tiêu nghiên cứu đã đề ra, nhóm nghiên cứu xây dựng các kịch bản thiết kế dựa trên sự thay đổi của các thông số này để hình thành bộ dữ liệu huấn luyện cho mô hình. Mô hình học máy ANN được phát triển để dự báo nhu cầu năng lượng của tòa nhà giảng đường đa năng UTC2, với cấu trúc mạng nơ-ron gồm ba lớp chính: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra (xem Hình 2). Trong đó:

- Lớp đầu vào gồm 3 biến: hệ số truyền nhiệt  $U_{i=1-3}$  ( $W/m^2K$ ), lần lượt tương ứng với số lớp kính  $U_K$ , chiều dày tường gạch/bê tông  $U_N/U_M$ , chiều dày sàn bê tông  $U_S$  (Chi tiết được giới thiệu ở Bảng 1).

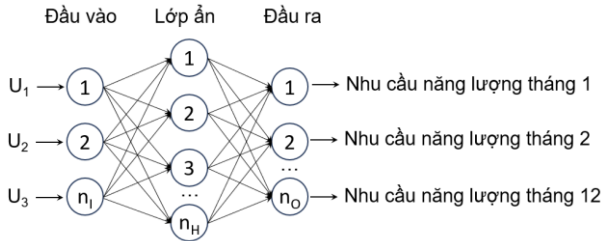
- Lớp đầu ra gồm 12 biến tương ứng với nhu cầu năng lượng của 12 tháng trong năm khảo sát.

Ngoài ra, các nghiên cứu cũng cho thấy rằng số nút trong lớp ẩn ảnh hưởng đáng kể đến khả năng học của mô hình ANN. Việc lựa chọn tham số này phụ thuộc vào loại, kích thước và phân bố của dữ liệu. Do đó, nhằm đánh giá tác động của cấu trúc mạng đến hiệu suất dự báo, số nút của lớp ẩn được khảo sát lần lượt là  $n_H = n, 2n, 3n, 4n, 5n$  với  $n$  là số nút của lớp đầu vào.

Bảng 1. Bảng thống kê dữ liệu đầu vào tương ứng với các kịch bản thiết kế.

STT	Biến đầu vào	Giá trị khảo sát	$U$ ( $W/m^2K$ )*
1	Hệ số truyền nhiệt với số lớp kính tương ứng ( $U_{K1}, U_{K2}, U_{K3}$ )	1 lớp, 2 lớp, 3 lớp.	$U_{K1} = 5.4, U_{K2} = 3.1, U_{K3} = 2.1.$
2	Hệ số truyền nhiệt với chiều dày tường gạch (vữa trát 2 bên) tương ứng ( $U_{N1}, U_{N2}, U_{N3}, U_{N4}$ )	100mm, 150mm, 200mm, 220mm.	$U_{N1} = 3.1373, U_{N2} = 2.5385, U_{N3} = 2.1317, U_{N4} = 2.0032.$
	Hệ số truyền nhiệt với chiều dày tường bê tông (vữa trát 2 bên) tương ứng ( $U_{M1}, U_{M2}, U_{M3}, U_{M4}$ )	100mm, 150mm, 200mm, 220mm.	$U_{M1} = 3.7409, U_{M2} = 3.2220, U_{M3} = 2.8295, U_{M4} = 2.6981.$
3	Hệ số truyền nhiệt với chiều dày sàn bê tông tương ứng ( $U_{S1}, U_{S2}, U_{S3}, U_{S4}, U_{S5}, U_{S6}$ )	100mm, 120mm, 140mm, 160mm, 180mm, 200mm.	$U_{S1} = 3.3679, U_{S2} = 3.1206, U_{S3} = 2.8616, U_{S4} = 2.6810, U_{S5} = 2.5220, U_{S6} = 2.3501.$

(\*): Hệ số truyền nhiệt  $U$  được lấy từ thư viện vật liệu của phần mềm Termus Plus.



Hình 2. Sơ đồ cấu trúc của mạng nơ-ron thần kinh ANN.

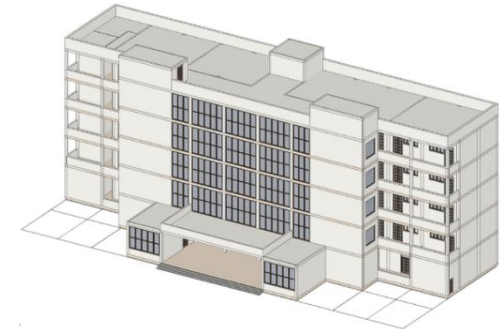
thu thập sẽ được sử dụng để xây dựng mô hình học máy ANN nhằm dự báo nhu cầu năng lượng của tòa nhà.

3. Trường hợp nghiên cứu

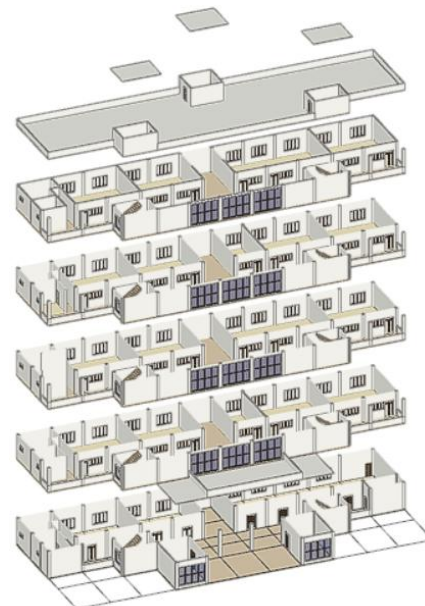
3.1. Giới thiệu mô hình tòa nhà



(a) Tòa nhà giảng đường đa năng



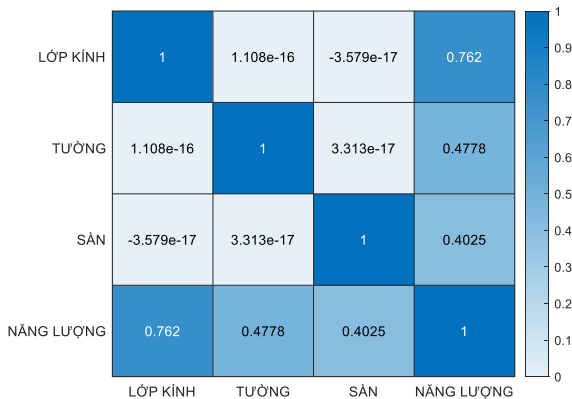
(b) Mô hình 3D của tòa nhà đa năng trong Termus plus



(c) Chi tiết mô hình tòa nhà theo tầng  
Hình 4. Mô phỏng mô hình tòa nhà đa năng.

2.2.2. Thu thập dữ liệu huấn luyện

Bảng 1 trình bày các giá trị khảo sát của ba biến đầu vào liên quan đến hệ số truyền nhiệt, bao gồm số lớp kính ( $U_1$ ), chiều dày tường gạch/bê tông ( $U_2$ ) và chiều dày sàn bê tông ( $U_3$ ). Các thông số này được lần lượt đưa vào mô hình tòa nhà trong Termus Plus để xác định nhu cầu năng lượng tương ứng theo từng tháng trong năm. Tổng cộng có 144 kịch bản thiết kế được khảo sát, từ đó xây dựng bộ dữ liệu huấn luyện gồm ma trận đầu vào có kích thước  $144 \times 3$  và ma trận đầu ra có kích thước  $144 \times 12$ .



Hình 3. Biểu đồ về mối tương quan của các biến khảo sát (số lớp kính, tường, sàn) đến nhu cầu năng lượng theo năm (năng lượng).

Để làm rõ mối quan hệ giữa các biến đầu vào và mức tiêu thụ năng lượng của tòa nhà, nhóm nghiên cứu xây dựng biểu đồ tương quan Pearson từ bộ dữ liệu thu thập được. Kết quả này hỗ trợ quá trình lựa chọn các biến quan trọng cho việc xây dựng mô hình ANN và được trình bày trong Hình 3, cụ thể:

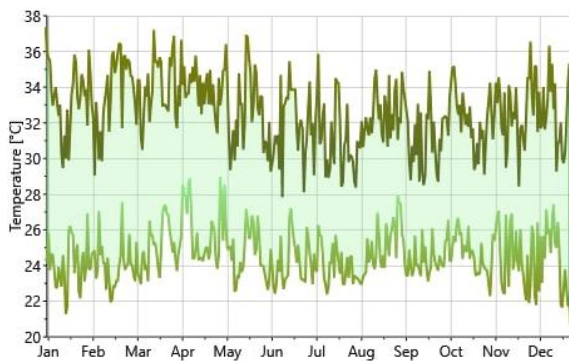
- Số lớp kính có mức độ ảnh hưởng lớn nhất đến năng lượng tiêu thụ của tòa nhà, với hệ số tương quan là 0.762.
- Tường đứng thứ hai với hệ số tương quan là 0.4778, cho thấy mức độ ảnh hưởng vừa phải đến nhu cầu năng lượng.
- Sàn có mức độ ảnh hưởng thấp hơn, với hệ số tương quan là 0.4025, nhưng vẫn thể hiện mối liên hệ đáng kể với năng lượng.

Từ kết quả trên, có thể khẳng định rằng các biến đầu vào như số lớp kính, tường và sàn đều có mối liên hệ rõ rệt với mức tiêu thụ năng lượng. Việc sử dụng các biến này trong mô hình dự báo là hợp lý và phù hợp với kết quả của các nghiên cứu trước đây. Do đó, bộ dữ liệu

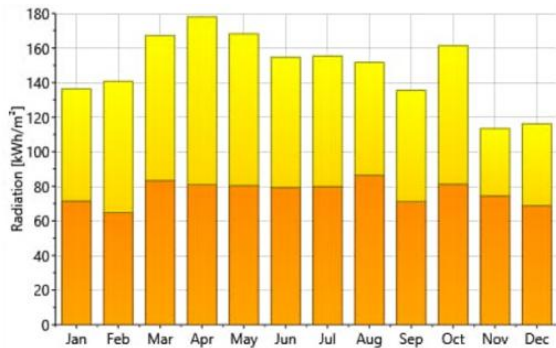
Toà nhà giảng đường đa năng UTC2 được đặt trong khuôn viên của Trường Đại học Giao thông vận tải, phân hiệu tại TP HCM, xem Hình 4(a). Toà nhà có chiều cao 23.5m được thiết kế 5 tầng, 1 tầng áp mái, với tổng diện tích sàn 4086 m<sup>2</sup>. Sàn cấu tạo bê tông cốt thép có chiều dày 120 mm. Tường dùng 2 loại là tường xây gạch bê tông có chiều dày 200 mm và 300 mm, cửa ra vào cửa khuôn nhôm sơn tĩnh điện có lớp kính dày 6,38 mm, cửa sổ ở các phòng là cửa sổ khuôn nhôm 4 cánh có lớp kính dày 8,38 mm. Toà nhà đa năng được mô hình hóa bằng phần mềm Termus Plus như Hình 4(b) và (c).

Để phân tích nhu cầu năng lượng sát với điều kiện thực tế, cần thiết lập thêm một số thông tin liên quan đến khí hậu, chế độ vận hành và hệ thống điều hòa - thông gió - sưởi (HVAC) của tòa nhà như sau:

- Lịch trình hoạt động: Tòa nhà đa năng có lịch trình hoạt động từ thứ 2 đến thứ 7 vào khoảng 6h sáng đến 9h tối.



(a) Biểu đồ nhiệt độ thấp/cao nhất



(b) Biểu đồ bức xạ

**Hình 5.** Dữ liệu thời tiết tại khu vực TPHCM trong phần mềm Meteororm.

- Hướng tòa nhà và thông số thời tiết: Vị trí của tòa nhà được xác định trên bản đồ thông qua kinh độ, vĩ độ và cao độ so với mực nước biển, sau đó được khai báo trong phần mềm Meteororm. Dựa trên các thông số này, Meteororm tự động tham chiếu đến trạm khí tượng gần nhất để thu thập dữ liệu thời tiết theo kịch bản RCP 8.5 cho năm 2030, bao gồm nhiệt độ và bức xạ mặt trời, như thể hiện trong Hình 5(a) và (b). Nghiên cứu này lựa chọn RCP 8.5 như một kịch bản nhằm đánh giá mức gia tăng tải năng lượng trong điều kiện khí hậu bất lợi trong bối cảnh thành phố Hồ Chí Minh, đô thị nhiệt đới có nền nhiệt cao và ghi nhận xu hướng gia tăng số ngày nắng nóng trong những năm

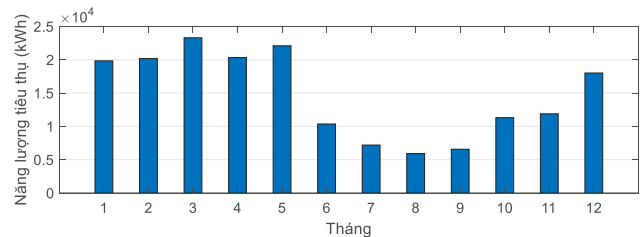
gần đây. Hướng mặt tiền của tòa nhà được xác định là hướng Nam. Việc xác định hướng này nhằm xét đến ảnh hưởng của quỹ đạo mặt trời đến nhu cầu tiêu thụ điện năng của tòa nhà.

- Thiết lập hệ thống HVAC (Hệ thống sưởi, thông gió và điều hòa không khí): Mô hình phân tích trên chỉ xét 2 khu vực: khu vực làm mát (Zone C - cooling) và khu vực thông gió (Zone V - ventilation). Khu vực C là sử dụng hệ thống làm mát cho căn phòng điển hình là máy lạnh. Thiết lập nhiệt độ tính toán trong phòng là 26 độ C để đảm bảo sự thoải mái của người sử dụng tòa nhà. Khu vực V là sử dụng hệ thông gió cho căn phòng theo hình thức thông gió tự nhiên. Các phòng có cả làm mát và thông gió sẽ bao gồm: phòng truyền thống, phòng hội thảo, phòng hội trường đa năng 220 chỗ, phòng học 60 chỗ, phòng nghỉ giáo viên, phòng học 120 chỗ. Chỉ khai báo khu vực V cho nhà vệ sinh, nhà kho.

### 3.2. Phân tích nhu cầu năng lượng của tòa nhà

Phần mềm Termus Plus được sử dụng để phân tích và đánh giá hiệu suất năng lượng của tòa nhà đa năng dựa trên thông số cơ bản trong hồ sơ thiết kế và các thông số đã được giới thiệu ở mục 3.1. Hình 6 thể hiện nhu cầu năng lượng theo từng tháng, với tổng tiêu thụ cả năm đạt 176,997.54 kWh. Năng lượng tiêu thụ của tòa nhà chủ yếu phục vụ cho hệ thống làm mát và thông gió. Không ghi nhận nhu cầu sưởi ấm, điều này phù hợp với điều kiện thực tế khi nhiệt độ trung bình duy trì ở mức cao và hiếm khi giảm xuống đến ngưỡng cần sưởi hoặc sử dụng hệ thống nước nóng. Dựa trên mức tiêu thụ này, lượng khí CO<sub>2</sub> phát thải ra môi trường được ước tính vào khoảng 69.6 tấn CO<sub>2</sub> tương ứng với thể tích xấp xỉ 35,200 m<sup>3</sup>. Với diện tích của một tầng là 966 m<sup>2</sup>, thì chiều cao tương đương 36,4m, tức gấp khoảng 1.5 lần chiều cao của tòa nhà (23.5 m)

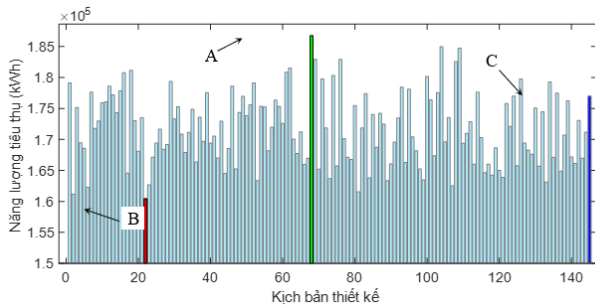
Từ tháng 1 đến 5, nhu cầu làm mát duy trì ở mức cao (≥ 20.000 kWh/tháng), đạt đỉnh vào tháng 3 (22,753.61 kWh), phản ánh đặc trưng mùa khô tại TP.HCM. Từ tháng 6 đến 9, nhu cầu giảm rõ rệt do bước vào mùa mưa, thấp nhất vào tháng 8 (6,416.22 kWh). Từ tháng 10 đến 12, nhu cầu có xu hướng tăng trở lại, đặc biệt tháng 12 đạt 17,895.5 kWh, do thời tiết nóng lên vào cuối năm. Để hoàn thành việc phân tích nhu cầu năng lượng của tòa nhà giảng đường đa năng UTC2, phần mềm Termus Plus mất khoảng 20 phút, chưa bao gồm thời gian dành cho việc xây dựng và hiệu chỉnh mô hình.



**Hình 6.** Biểu đồ nhu cầu sử dụng năng lượng theo từng tháng.

Để đánh giá ảnh hưởng của vật liệu đến nhu cầu năng lượng, nhóm tiến hành khai báo và phân tích 144 trường hợp thay đổi về vật

liệu (bê tông, gạch), độ dày kết cấu tường (100, 150, 200, 220 mm), sàn (100, 120, 140, 160, 180, 200 mm) và số lớp kính (1, 2, 3). Kết quả phân tích nhu cầu năng lượng bằng Termus Plus theo 144 trường hợp được thể hiện trong Hình 7.



**Hình 7.** Biểu đồ nhu cầu năng lượng tòa nhà theo năm theo 144 trường hợp.

Quan sát biểu đồ trên cho thấy mức tiêu thụ năng lượng hàng năm của tòa nhà đa năng thay đổi đáng kể khi các thông số vật liệu và kích thước được điều chỉnh. Cụ thể, trong kịch bản thiết kế A (sử dụng kính một lớp, tường bê tông dày 100 mm và sàn bê tông dày 100 mm), nhu cầu năng lượng đạt mức cao nhất là 186,757.61 kWh, cao hơn 5.5 % so với thiết kế hiện tại của tòa nhà (kịch bản C). Ngược lại, ở kịch bản thiết kế B (sử dụng kính ba lớp, tường gạch dày 220 mm và sàn bê tông dày 200 mm), mức tiêu thụ năng lượng hàng năm thấp nhất đạt 160,418.41 kWh, tương ứng giảm 9.4 % so với thiết kế gốc và 14 % so với kịch bản A.

Kết quả khảo sát 144 trường hợp cho thấy mức tiêu thụ năng lượng hàng năm có sự biến động đáng kể, với chênh lệch lên đến 14% giữa trường hợp cao nhất và thấp nhất. Điều này cho thấy việc tối ưu hóa thiết kế vật liệu bao che có thể là một giải pháp hiệu quả trong việc tiết kiệm nhu cầu năng lượng.

**3.2.1. Xây dựng mô hình học máy ANN dự báo nhu cầu năng lượng tòa nhà**

Nhằm đánh giá ảnh hưởng của cấu trúc mạng ANN đến khả năng dự báo của mô hình học máy, số nút trong lớp ẩn được khảo sát theo các bội số của số nút lớp đầu vào, cụ thể là  $n_H = 3, 6, 9, 12$  và  $15$ . Tỷ lệ dữ liệu được chia theo tỷ lệ 70 % cho huấn luyện và 30 % cho hiệu chỉnh mô hình. Quá trình huấn luyện được thực hiện bằng thuật toán Bayesian Regularization (trainbr). Với thuật toán này, hàm mục tiêu đồng thời tối thiểu hóa sai số dự báo và tổng bình phương các trọng số của mạng. Cơ chế này giúp hạn chế sự gia tăng quá mức của các trọng số, qua đó kiểm soát độ phức tạp hiệu dụng của mô hình dự báo và giảm nguy cơ quá khớp (overfitting). Hiệu quả của các mô hình tương ứng được đánh giá thông qua các chỉ số thống kê, bao gồm biểu đồ hồi quy, biểu đồ hiệu suất và biểu đồ phân bố sai số, như thể hiện trong Hình 8 đến Hình 10.

Khi số nút ẩn ( $n_H$ ) tăng từ 3 đến 12, hệ số tương quan  $R$  giữa giá

trị dự báo và giá trị thực liên tục được cải thiện, từ  $R \approx 0.9999$  lên đến  $R = 1$ , cho thấy mô hình dần học được mối quan hệ phi tuyến giữa các biến đầu vào và đầu ra một cách hoàn thiện hơn. Đặc biệt, các mô hình với  $n_H = 9, 12$  và  $15$  đều đạt hệ số tương quan xấp xỉ bằng 1, và các điểm dữ liệu dự báo phân bố sát đường chéo 45° trên biểu đồ hồi quy, thể hiện khả năng dự báo cao hơn so với các trường hợp còn lại (xem Hình 8). Giá trị  $R$  cao trong nghiên cứu này có thể xuất phát từ việc dữ liệu được tạo từ mô phỏng vật lý, thay vì từ dữ liệu đo đạc thực tế vốn chịu ảnh hưởng của các yếu tố nhiễu. Trong môi trường mô phỏng, đầu ra được xác định bởi tập hợp các tham số đầu vào và các phương trình tính toán, do đó mức độ biến thiên ngẫu nhiên trong dữ liệu tương đối thấp.

Biểu đồ hiệu suất cho thấy MSE giảm nhanh ở giai đoạn đầu và ổn định khi mô hình hội tụ, phản ánh quá trình học hiệu quả của mạng ANN. Khi số nút ẩn tăng, khả năng mô hình hóa quan hệ phi tuyến được cải thiện, giúp MSE giảm rõ rệt.

Theo Hình 9, các mô hình với  $n_H = 3$  và  $6$  hội tụ nhanh nhưng MSE cao hơn, trong khi  $n_H = 9$  cho thấy sự cân bằng tốt giữa huấn luyện và kiểm tra. Đáng chú ý, mô hình với  $n_H = 12$  đạt MSE thấp và ổn định nhất, hai đường “huấn luyện – kiểm tra” gần trùng nhau, thể hiện khả năng khái quát cao. Khi tăng lên  $n_H = 15$ , MSE của tập huấn luyện tiếp tục giảm nhẹ, nhưng MSE của tập kiểm tra không cải thiện tương ứng, cho thấy mô hình bắt đầu có xu hướng quá khớp nhẹ, do độ phức tạp mạng tăng.

Với  $n_H = 3$  và  $6$ , các cột phân bố còn lệch, dài lồi rộng, chứng tỏ dự báo còn phân tán. Ở  $n_H = 9$ , phân bố trở nên đối xứng và hẹp hơn, sai số nhỏ hơn rõ rệt. Đáng chú ý, mô hình với  $n_H = 12$  phân bố lồi gần chuẩn nhất, phạm vi phân phối hẹp (từ -21.71 đến 22.6) và tập trung cao quanh đường sai số không. Điều này phản ánh khả năng khái quát tốt và tính ổn định cao giữa hai tập dữ liệu. Khi tăng lên  $n_H = 15$ , mặc dù sai số nhỏ hơn nhưng phân bố bắt đầu hẹp bất thường, cho thấy dấu hiệu quá khớp với dữ liệu huấn luyện (chi tiết xem Hình 10).

Tổng hợp từ các phân tích biểu đồ hồi quy, hiệu suất và phân bố lỗi, mô hình ANN với  $n_H = 12$  cho kết quả tin cậy và ổn định nhất. Mô hình này đạt độ chính xác cao, sai số nhỏ và cân bằng tốt giữa huấn luyện – kiểm tra, do đó được lựa chọn để xây dựng mô hình ANN dự báo nhu cầu năng lượng của tòa nhà.

**3.2.2. Phân tích độ nhạy bằng phương pháp SHAP**

Nhằm làm rõ mức độ ảnh hưởng của từng biến đầu vào đến kết quả dự báo của mô hình ANN với  $n_H = 12$ , bài báo tiến hành phân tích độ nhạy sử dụng SHAP (SHapley Additive exPlanations) [14]. Đây là một công cụ hỗ trợ giải thích mô hình học máy, cho phép định lượng mức độ đóng góp của từng biến đầu vào đến đầu ra của mô hình theo cách công bằng và nhất quán. Thông qua việc tính toán giá trị SHAP cho từng mẫu dữ liệu, có thể xác định hướng tác động (tăng hoặc giảm) và mức độ quan trọng tương đối của các biến đầu vào đối với kết quả dự báo nhu cầu năng lượng. Cách tiếp cận này không chỉ giúp làm sáng tỏ cơ chế hoạt động của mô hình ANN, mà còn cung cấp thông tin hữu ích phục vụ việc điều chỉnh thiết kế hoặc quản lý năng lượng dựa trên

các yếu tố ảnh hưởng chính. Kết quả phân tích độ nhạy bằng phương pháp SHAP cho thấy mức độ ảnh hưởng của các biến đầu vào đến nhu cầu năng lượng có sự khác biệt đáng kể (xem Hình 11). Cụ thể:

- Biểu đồ giá trị SHAP trung bình tuyệt đối (Hình 11a) cho thấy số lớp kính có mức đóng góp lớn nhất đến đầu ra của mô hình, tiếp theo là tường và sàn. Kết quả này khẳng định vật liệu kính đóng vai trò quan trọng trong việc điều tiết trao đổi nhiệt giữa môi trường bên ngoài và bên trong công trình.

- Biểu đồ phân bố giá trị SHAP (Hình 11b) chỉ ra rằng biến “lớp kính” có dải phân bố rộng nhất, phản ánh rằng tác động của thông số này thay đổi đáng kể giữa các mẫu khảo sát. Trong khi đó, các biến “tường” và “sàn” có phạm vi dao động hẹp hơn, cho thấy mức ảnh hưởng ổn định hơn đối với nhu cầu năng lượng.

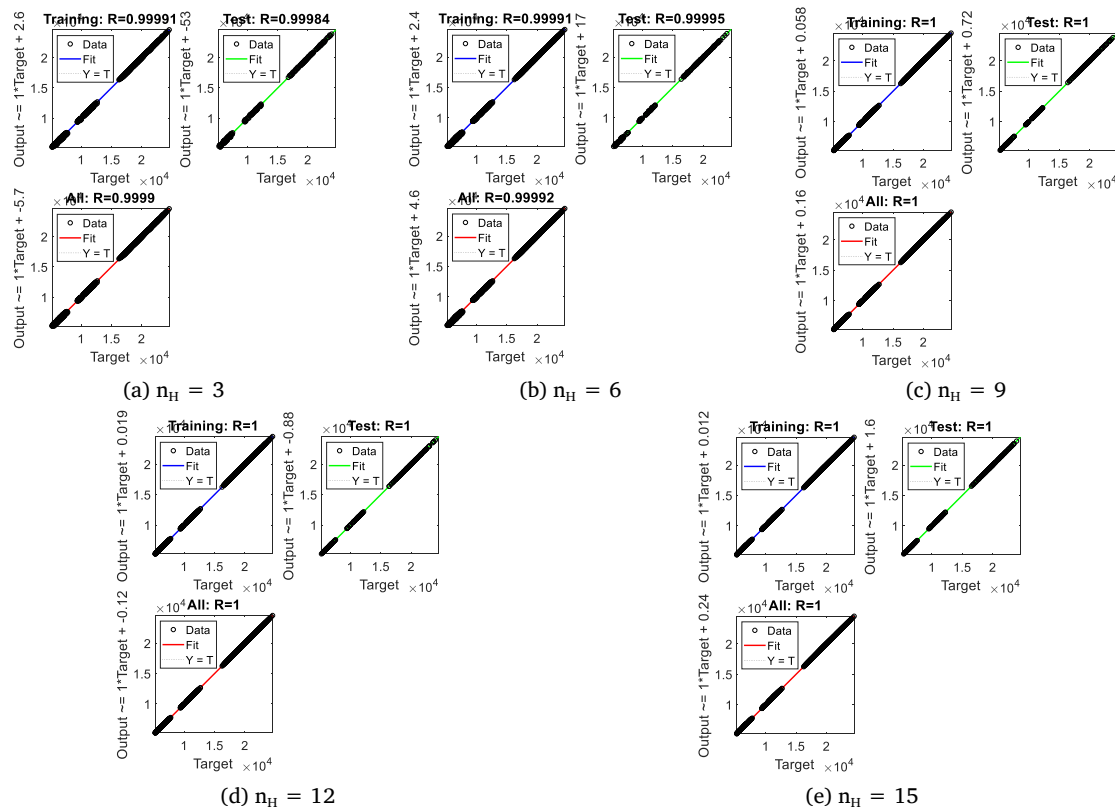
Cần lưu ý rằng các giá trị SHAP phụ thuộc vào đặc trưng của bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu này, do đó chưa thể khẳng định tính đại diện cho mọi loại công trình hoặc điều kiện khí hậu khác. Vì vậy, các kết quả này có thể được xem như cơ sở tham khảo ban đầu, hỗ trợ định hướng cho việc mở rộng phạm vi dữ liệu và kiểm chứng mô hình trong các nghiên cứu tiếp theo.

### 3.2.3. Đánh giá hiệu năng của mô hình ANN bằng dữ liệu mới

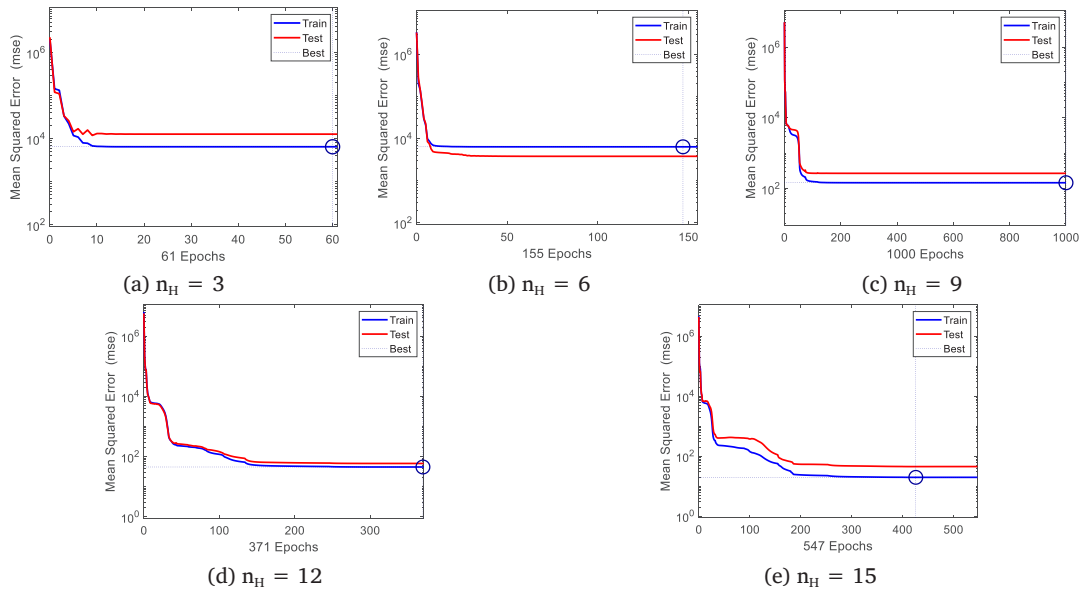
Sau khi huấn luyện, mô hình ANN với  $n_H = 12$ , được kiểm tra độ chính xác và tính ổn định thông qua 10 trường hợp thay đổi vật liệu, không trùng lặp với các mẫu trong tập huấn luyện được giới thiệu trong Bảng 2 và 3. Mô hình ANN được sử dụng để dự báo nhu cầu năng lượng theo tháng dựa trên các thông số đầu vào tương ứng  $U_i$ .

Hình 12(a) so sánh nhu cầu năng lượng theo từng tháng trong trường hợp 1 (TH1) giữa kết quả tính toán bằng phần mềm Termus Plus (cột màu đỏ) và kết quả dự báo từ mô hình ANN (cột màu xanh). Hình 12(b) thể hiện sai số phần trăm (%) theo từng tháng đối với 10 trường hợp khảo sát. Kết quả cho thấy, sai số của các trường hợp dao động trong khoảng từ  $-0,5\%$  đến  $2\%$ , chứng tỏ mô hình ANN không chỉ được huấn luyện hiệu quả, mà còn đạt độ tin cậy và tính ổn định cao trong việc dự báo nhu cầu năng lượng của tòa nhà.

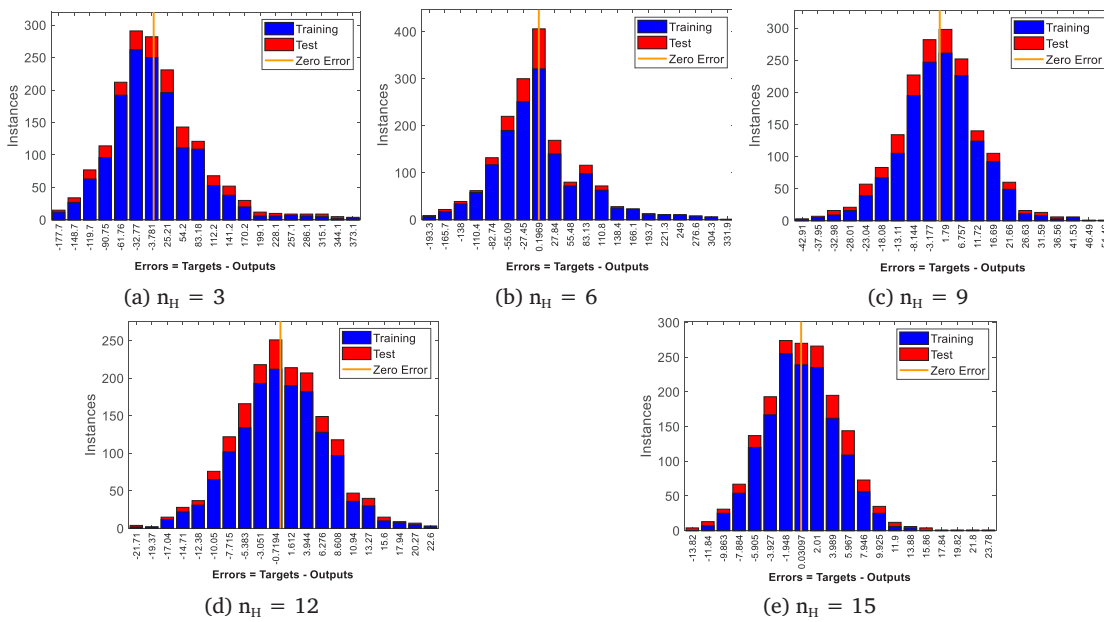
Một ưu điểm đáng chú ý khác của mô hình ANN là tốc độ tính toán cao, khi toàn bộ quá trình dự báo hoàn tất trong khoảng 3-5 giây, trong khi mô phỏng 10 trường hợp tương ứng bằng phần mềm Termus Plus cần khoảng 3 giờ 20 phút. Kết quả này cho thấy hiệu quả vượt trội của mô hình ANN về thời gian xử lý, đồng thời vẫn duy trì được độ chính xác cao.



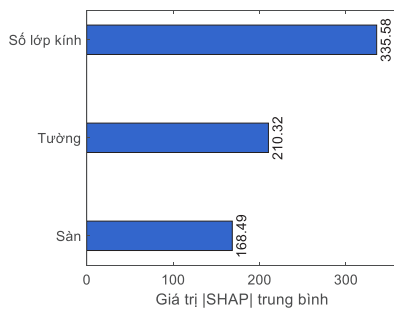
Hình 8. Biểu đồ hồi quy của mạng nơ-ron với số nút ở lớp ẩn thay đổi.



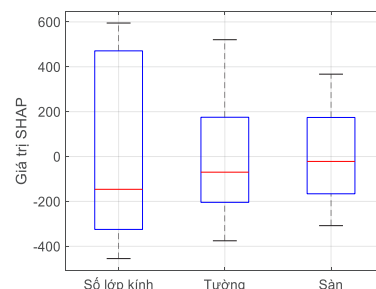
Hình 9. Biểu đồ hiệu suất của mạng nơ-ron với số nút ở lớp ẩn thay đổi.



Hình 10. Biểu đồ phân bố sai số của mạng nơ-ron với số nút ở lớp ẩn thay đổi.



(a) Giá trị |SHAP| trung bình



(b) Phân bố giá trị SHAP

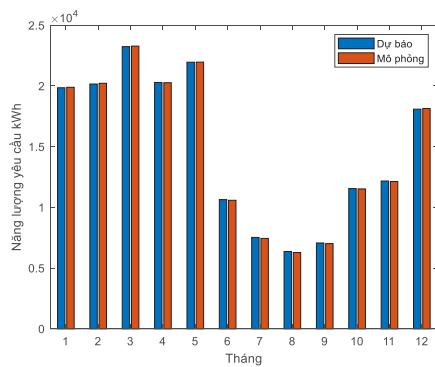
Hình 11. Phân tích độ nhạy sử dụng SHAP.

**Bảng 2.** Tóm tắt 10 trường hợp kiểm tra với nhu cầu năng lượng từ tháng 1-6.

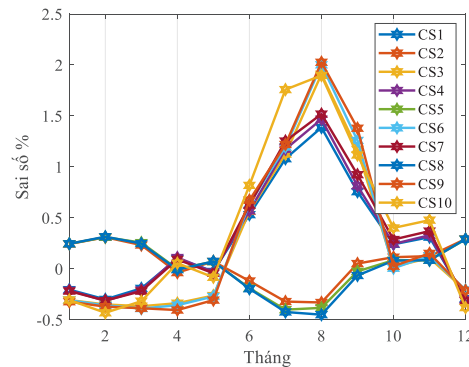
TH	Tham số đầu vào $U_i$ (W/m <sup>2</sup> K)			Kết quả phân tích nhu cầu năng lượng (kWh) bằng Termus Plus từ tháng 1 đến 6 (T1 – T6)					
	U1	U2	U3	T1	T2	T3	T4	T5	T6
1	5.4	2.8668	2.7684	19,892.32	20,221.73	23,284.40	20,265.44	21,963.42	10,583.96
2	5.4	2.2777	2.7684	19,479.62	19,705.97	22,638.52	19,925.78	21,539.34	10,558.01
3	5.4	3.5145	2.7684	20,216.28	20,630.33	23,849.22	20,650.77	22,394.86	10,506.19
4	3.1	2.8668	2.7684	19,190.86	19,570.59	22,586.28	19,486.32	20,942.93	9,856.57
5	3.1	2.2777	2.7684	18,736.53	19,015.97	21,891.24	19,097.71	20,462.74	9,789.83
6	3.1	3.5145	2.7684	19,555.41	20,017.21	23,193.61	19,917.48	21,430.21	9,821.03
7	2.1	2.8668	2.7684	18,943.53	19,327.93	22,320.23	19,237.69	20,631.66	9,649.95
8	2.1	2.2777	2.7684	18,473.62	18,759.36	21,608.67	18,833.62	20,133.12	9,575.67
9	2.1	3.5145	2.7684	19,323.10	19,791.70	22,939.93	19,684.39	21,135.62	9,624.70
10	2.1	2.8668	2.4169	18,655.81	19,006.72	21,952.68	19,004.33	20,456.50	9,554.24

**Bảng 3.** Tóm tắt 10 trường hợp kiểm tra với nhu cầu năng lượng từ tháng 7-12.

TH	Tham số đầu vào $U_i$ (W/m <sup>2</sup> K)			Kết quả phân tích nhu cầu năng lượng (kWh) bằng Termus Plus từ tháng 7 đến 12 (T7 – T12)					
	U1	U2	U3	T7	T8	T9	T10	T11	T12
1	5.4	2.8668	2.7684	7,444.56	6,276.15	7,015.27	11,519.85	12,132.89	18,141.93
2	5.4	2.2777	2.7684	7,491.26	6,310.39	6,892.17	11,436.05	12,019.80	17,769.77
3	5.4	3.5145	2.7684	7,296.28	6,077.65	6,899.53	11,519.51	12,128.34	18,383.80
4	3.1	2.8668	2.7684	6,807.41	5,733.70	6,622.88	11,040.33	11,615.96	17,484.29
5	3.1	2.2777	2.7684	6,816.15	5,729.88	6,476.28	10,928.98	11,475.42	17,073.82
6	3.1	3.5145	2.7684	6,700.00	5,571.52	6,533.02	11,069.52	11,640.96	17,765.40
7	2.1	2.8668	2.7684	6,643.49	5,600.65	6,505.68	10,887.16	11,453.83	17,255.14
8	2.1	2.2777	2.7684	6,647.41	5,592.98	6,359.18	10,771.54	11,307.61	16,828.81
9	2.1	3.5145	2.7684	6,544.63	5,444.59	6,421.22	10,925.10	11,487.49	17,548.63
10	2.1	2.8668	2.4169	6,571.23	5,489.63	6,273.06	10,692.51	11,241.89	16,961.45



(a) Phân tích nhu cầu năng lượng TH1



(b) Sai số phân tích nhu cầu năng lượng

**Hình 12.** So sánh nhu cầu năng lượng giữa mô phỏng Termus Plus và dự báo ANN.

**4. Kết luận**

Với kịch bản biến đổi khí hậu RCP 8.5 vào năm 2030, nghiên cứu đã xây dựng thành công mô hình dự báo nhu cầu năng lượng cho giảng

đường đa năng UTC2, kết hợp mô phỏng Termus Plus với dữ liệu khí hậu từ Meteororm và mạng ANN. Một số kết quả chính bao gồm:

- Khảo sát các kịch bản thiết kế khác nhau cho thấy sự thay đổi về kết cấu và vật liệu có thể làm chênh lệch đến 14 % tổng nhu cầu

năng lượng hàng năm của tòa nhà.

- Mô hình ANN dự báo nhu cầu năng lượng theo tháng với sai số nhỏ hơn 2 %, đồng thời rút ngắn đáng kể thời gian tính toán so với mô phỏng truyền thống, cho thấy tiềm năng ứng dụng trong các bài toán dự báo và quản lý năng lượng thời gian thực.

Tuy nhiên, mô hình hiện được huấn luyện trên 144 trường hợp mô phỏng với ba biến đầu vào, do đó khả năng khái quát hóa còn hạn chế. Các nghiên cứu tiếp theo cần mở rộng bộ dữ liệu và bổ sung các biến như hướng nhà, tỷ lệ cửa sổ - cửa chính, đặc tính vận hành và yếu tố bối cảnh (công trình lân cận, cây xanh) nhằm nâng cao độ tin cậy và khả năng thích ứng của mô hình trong các điều kiện đa dạng hơn.

## Tài liệu tham khảo

- [1]. Quỹ cộng đồng phòng tránh thiên tai, “*Một năm 2024 gồng mình chống chịu với thách thức lớn từ biến đổi khí hậu*”. Địa chỉ: <https://qpt.org.vn/mot-nam-2024-gong-minh-chong-chiu-voi-thach-thuc-lon-tu-bien-doi-khi-hau-d591.html>
- [2]. World Bank Group và Asian Development Bank, “*Climate Risk Country Profile: Vietnam*,” *World Bank*, 2021.
- [3]. Báo VnExpress, “*Chuối ngày nắng nóng dài kỷ lục ở Sài Gòn*”. Địa chỉ: [https://vnexpress.net/chuoi-ngay-nang-nong-dai-ky-luc-o-sai-gon-4739003.html?fbclid=IwZXh0bgNhZW0CMTEAAAR23ksexfiPDtGXByW8ebJp3fA7yzpeHINjfJVoiHeQ5PT6f1U1icfwDKNo\\_aem\\_Pk1KVx9I0T4XfENpQ6cVOg](https://vnexpress.net/chuoi-ngay-nang-nong-dai-ky-luc-o-sai-gon-4739003.html?fbclid=IwZXh0bgNhZW0CMTEAAAR23ksexfiPDtGXByW8ebJp3fA7yzpeHINjfJVoiHeQ5PT6f1U1icfwDKNo_aem_Pk1KVx9I0T4XfENpQ6cVOg)
- [4]. Điện lực TP HCM | EVNHCMC - Trung tâm chăm sóc khách hàng, “*Sản lượng điện EVNHCMC từ 01/04/2024 đến 30/04/2024*”. Địa chỉ: <https://cshk.evnhcmc.vn/>
- [5]. Cổng thông tin điện tử Bộ Công Thương, “*Tiết kiệm năng lượng trong các tòa nhà mang lại lợi ích lớn*”. Địa chỉ: <https://moit.gov.vn/phat-trien-ben-vung/tiet-kiem-nang-luong-trong-cac-toa-nha-mang-lai-loi-ich-lon.html>
- [6]. Ngô Ngọc Tri và Cộng sự, “*Phân tích năng lượng trong tòa nhà sử dụng mô hình thông tin công trình hướng đến sự bền vững*,” *Tạp chí Khoa học công nghệ*, Đại học Đà Nẵng, vol 18, 2020.
- [7]. Nguyễn Đức Lượng và cộng sự, “*Ứng dụng BIM để mô phỏng lượng nhiệt bức xạ mặt trời tác động lên một tòa nhà văn phòng ở thành phố Hà Nội*,” *Tạp chí Khoa học công nghệ xây dựng*, vol 12, 2018.
- [8]. Nguyễn Minh Hòa và Nguyễn Lam, “*Khảo sát và đánh giá ảnh hưởng của các yếu tố vận hành của máy điều hòa đến tiêu thụ điện năng trong các công trình*,” *Tạp chí Khoa học công nghệ*, Đại học Đà Nẵng, vol 118, 2017.
- [9]. Chujie Lu, Sihui Li, và Zhengjun Lu, “*Building energy prediction using artificial neural networks: A literature survey*,” *Energy and Buildings*, vol 262, 2022. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111718>
- [10]. Qing Yin, Chunmiao Han, Ailin Li, Xiao Liu, và Ying Liu, “*A Review of Research on Building Energy Consumption Prediction Models Based on Artificial Neural Networks*,” *Sustainability*, vol 16, 2024. Doi: <https://doi.org/10.3390/su16177805>
- [11]. Trần Đức Học và Lê Tấn Tài, “*Tối ưu hóa ước tính mức tiêu thụ năng lượng trong các tòa nhà dựa trên các thuật toán trí tuệ nhân tạo*,” *Tạp chí Khoa học Công nghệ xây dựng*, vol 14, 2020.
- [12]. Termus Plus. <https://www.accasoft.com/en/trial/termus-plus>
- [13]. Meteororm V8. <https://mn8.meteororm.com/en/meteororm-version-8>
- [14]. S. Lundberg and S.-I. Lee, “*A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*,” 2017, arXiv. Doi: 10.48550/ARXIV.1705.07874.