

Bài báo khoa học

Thử nghiệm khả năng dự báo số ngày nắng nóng trên lãnh thổ Việt Nam bằng mạng thần kinh nhân tạo

Tạ Hữu Chính^{1*}, Hoàng Phúc Lâm², Vũ Văn Thăng¹, Trương Bá Kiên¹

¹ Viện Khoa học Khí tượng Thủy văn và Biến đổi khí hậu; chinhth2010@gmail.com; kien.cbg@gmail.com; vvthang26@gmail.com

² Trung tâm Dự báo Khí tượng Thủy văn quốc gia; lamhpvn@gmail.com

*Tác giả liên hệ: chinhth2010@gmail.com; Tel.: +84–868791281

Ban Biên tập nhận bài: 5/8/2022; Ngày phản biện xong: 22/9/2022; Ngày đăng bài: 25/9/2022

Tóm tắt: Bài báo trình bày về phân bố nắng nóng đặc trưng bởi đại lượng số ngày nắng nóng (SNN) trong năm trên phạm vi toàn lãnh thổ Việt Nam. Kết quả chỉ ra, SNN gia tăng mạnh ở khu vực Tây Nguyên, Nam Bộ trong thời kỳ khoảng tháng 3 đến tháng 5; ở các tỉnh Bắc Bộ và Trung Bộ trong thời kỳ từ khoảng tháng 4 đến tháng 8. Giá trị SNN nhiều nhất ở khu vực các tỉnh miền Trung, đặc biệt ở Bắc và Trung Trung Bộ. Ngoài ra, nghiên cứu thực hiện dự báo thử nghiệm SNN trong mùa tháng 4 đến tháng 6 bằng sử dụng mạng thần kinh nhân tạo với nhân tố dự báo là các chỉ số liên quan đến ENSO. Kết quả cho thấy, dự báo có kỹ năng cho các khu vực thuộc phần các tỉnh Bắc Bộ và Bắc Trung Bộ, trong khi các tỉnh thuộc phần phía nam như Tây Nguyên, Nam Bộ, Nam Trung Bộ có kỹ năng yếu.

Từ khóa: Mạng ANN; ENSO; Nắng nóng.

1. Giới thiệu

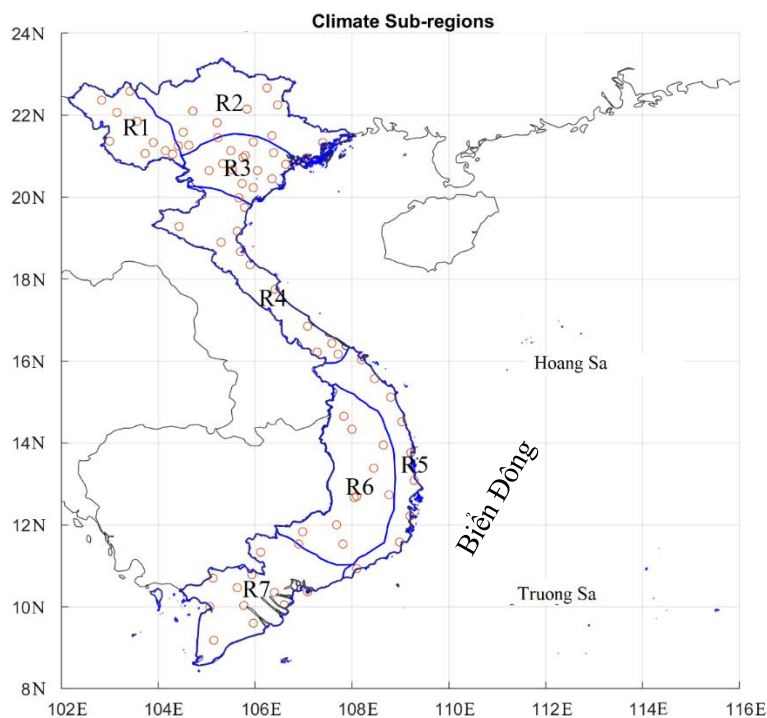
Dự báo khí hậu thời hạn mùa cung cấp thông tin quan trọng trong việc xây dựng các kế hoạch sản xuất dài hạn. Trong đó, có một số thông tin đặc biệt cần thiết với sản xuất nông nghiệp và cơ cấu mùa vụ như: nhiệt độ, lượng mưa, số đợt, số ngày rét đậm, nắng nóng. Hiện nay, ở Việt Nam, có hai đơn vị nhà nước cung cấp thông tin dự báo mùa là: 1) Trung tâm Dự báo khí tượng thủy văn quốc gia (TTDBQG); 2) Viện Khoa học khí tượng thủy văn và Biến đổi khí hậu (Viện KTTV&ĐKH). Các sản phẩm dự báo mùa dựa chính trên ba phương pháp: 1) Sản phẩm từ các mô hình khí hậu động lực (clWRF, RegCM,); 2) Sử dụng thống kê truyền thống với các nhân tố dự báo như: ENSO hoặc nhiệt độ bề mặt biển; 3) Kết hợp giữa thống kê và mô hình dự báo số. Những thông tin dự báo mùa hiện nay cũng cơ bản đáp ứng được phần nào nhu cầu của xã hội. Tuy nhiên, dự báo các yếu tố cực đoan như: số ngày nắng nóng, rét đậm, ... cần được quan tâm, nhấn mạnh và nâng cấp.

Gần đây, phát triển của công nghệ máy tính đã cho phép thực hiện được nhiều tính toán phức tạp hơn, giúp ích nhiều cho các lĩnh vực ứng dụng. Thuật toán về trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence; AI), máy học (Learning Machine; LM) có điều kiện thuận lợi để ứng dụng trong các lĩnh vực khác nhau [1–2]. Khoa học khí hậu cũng cần những thuật toán hiện đại cho phân tích dữ liệu [3–7]. Các thuật toán AI, LM hay mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network; ANN) cho phép giải được các quan hệ phi tuyến, khắc phục được các nhược điểm của hồi qui tuyến tính truyền thống. Từ đó, các thuật giải AI, LM, ANN gia tăng cơ hội, tìm kiếm được các tín hiệu có ích, khai thác cho việc xây dựng bài toán dự báo. Một số những ứng dụng của AI, LM, hay mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network; ANN) cũng

đã thu được những thành tựu nhất định. Ví dụ, [4] đã sử dụng NNs để hiệu chỉnh dự báo của mô hình khí quyển tại vị trí trạm quan trắc. Một số nghiên cứu khác đã ứng dụng NNs để tìm tương tự các hình thái quy mô lớn của khí quyển có thể gây ra sự kiện thời tiết cực đoan [8–10], nâng cấp tham số hóa trong mô hình số [11]. Tại Việt Nam, một số những nghiên cứu đã ứng dụng NNs trong dự báo khí tượng thủy văn như: dự báo lưu lượng nước, dòng chảy [12]. Tuy nhiên, hầu như chưa có nghiên cứu thử nghiệm dự báo số ngày nóng với thời hạn khí hậu. Cách tiếp cận, có thể sử dụng mô hình dự báo động lực [13], hoặc sử dụng các quan hệ thống kê với nhân tố dự báo là các dao động khí hậu quy mô lớn như ENSO (*El Niño–Southern Oscillation*). Đã có những nghiên cứu chỉ ra quan hệ giữa ENSO và biến động của các đợt nắng nóng tại các nước ở Bán Đảo Đông Dương, trong đó có Việt Nam [14]. Cụ thể, điều kiện El Niño xuất hiện sẽ làm tăng cường hệ thống dòng giáng dẫn tới điều kiện khô hạn, thiếu mưa góp phần làm gia tăng nắng nóng ở khu vực bán đảo Đông Dương. Đây có thể là cơ sở quan trọng đề xuất xây dựng một phương án dự báo mùa số ngày nắng nóng khu vực Việt Nam dựa trên chỉ số liên quan đến ENSO. Mặt khác, do thời hạn dự báo xa, sản phẩm dự báo từ các mô hình động lực cũng trở nên kém hiệu quả hơn với hạn dự báo khí hậu. Việc sử dụng các thuật toán ANN cung cấp thêm một cách tiếp cận dự báo là điều cần thiết. Những chủ đề nghiên cứu về vấn đề này, cần được thực hiện nhiều hơn. Trong nghiên cứu này, thuật toán ANN được sử dụng để phân tích với dữ liệu đầu vào là các chỉ số dao động khí hậu quy mô lớn liên quan đến ENSO, để thử nghiệm dự báo số ngày nóng trên lãnh thổ Việt Nam.

2. Số liệu và phương pháp

2.1. Khu vực nghiên cứu



Hình 1. Lãnh thổ Việt Nam và mạng lưới trạm quan trắc (chấm tròn). Các phân vùng khí hậu: Tây Bắc Bộ (R1), Đông Bắc Bộ (R2), Đồng Bằng Bắc Bộ (R3), Bắc Trung Bộ (BTB), Nam Trung Bộ (NTB), Tây Nguyên (TN) và Nam Bộ (NB).

Hình 1 trình bày các vùng khí hậu trên lãnh thổ Việt Nam (bao gồm cả quần đảo Hoàng Sa và Trường Sa) và mạng lưới trạm quan trắc. Các kết quả phân tích trong nghiên cứu chủ

yếu tập trung vào khu vực đất liền, nên trong các hình vẽ sau đây sẽ không hiển thị Quần đảo Hoàng Sa và Trường Sa.

2.2. Số liệu

a. Số liệu quan trắc

Nghiên cứu sử dụng dữ liệu nhiệt độ ngày cực đại quan trắc tại các trạm quan trắc trên lãnh thổ Việt Nam để xác định số ngày nắng nóng (SNN). Dữ liệu được thu thập từ Trung tâm Dự báo Khí tượng Thủy văn quốc gia, Việt Nam. Có khoảng gần 200 trạm quan trắc trên toàn lãnh thổ Việt Nam. Tuy nhiên, nhiều trạm vị trí tại khu vực núi cao nơi hầu như không có SNN. Vì vậy, nghiên cứu chỉ thực hiện phân tích, tính toán với 77 trạm quan trắc trong thời kỳ 1981–2020 (40 năm).

b. Các chỉ số khí hậu

Số liệu các chỉ số ENSO đã được tính toán và cung cấp tại website của Trung tâm quốc gia dự báo môi trường Hoa Kỳ (NCEP) như mô tả trong Bảng 1. Các chỉ số liên quan đến ENSO được sử dụng làm điều kiện đầu vào (nhân tố dự báo) để xây dựng mô hình hồi qui thống kê.

Bảng 1. Các chỉ số khí hậu dùng làm nhân tố dự báo.

TT	Ký hiệu chỉ số	Thông tin chỉ số
1	Niño1+2	Chỉ số SST vùng Niño 1+2 (0–10S, 90W–80W) https://www.psl.noaa.gov/data/correlation/NINO1.data
2	Niño3	SST vùng nhiệt đới Đông Thái Bình Dương (5N–5S, 150W–90W) https://www.psl.noaa.gov/data/correlation/NINO3.data
3	Niño3.4	Chỉ số SST vùng Niño 3.4 (5N–5S, 170E–120W) https://www.psl.noaa.gov/data/correlation/NINO34.data
4	Niño4	Chỉ số SST vùng Niño 4 (5N–5S, 160E–150W) https://www.psl.noaa.gov/data/correlation/NINO4.data
5	MEIV2	Chỉ số ENSO đa biến https://psl.noaa.gov/data/correlation/meiv2.data
6	CENSO	Chỉ số ENSO kết hợp https://psl.noaa.gov/data/correlation/censo.data
7	ONI	Chỉ số Niño Đại Dương https://www.psl.noaa.gov/data/correlation/oni.data
8	SOI	Chỉ số dao động Nam https://www.psl.noaa.gov/data/correlation/soi.data

2.3. Định nghĩa ngày nắng nóng

Có nhiều cách định nghĩa về ngày nắng nóng (SNN), một số nghiên cứu trước đây đã sử dụng ngưỡng phân vị 90th hoặc 97,5th của giá trị nhiệt độ cực đại để xác định [15–19]. Trong nghiên cứu này, SNN được định nghĩa dựa trên quy định của TTDBQG. Ngày nắng nóng được định nghĩa như là ngày có nhiệt độ cực đại lớn hơn hoặc bằng 35oC. Số ngày nắng nóng trong một mùa, là tổng số những ngày thỏa mãn điều kiện bên trên.

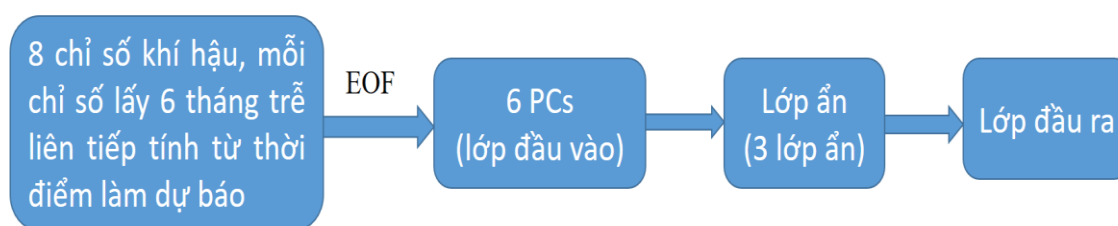
2.4. Phân tích thành phần chính và mạng thần kinh nhân tạo

Phương pháp phân tích thành phần chính được sử dụng để tối giản thông tin trường ban đầu. Trong phương trình (1), trường ban đầu $F(x,t)$ – là các bộ chỉ số dao động khí hậu liên quan đến ENSO như mô tả trong bảng 1. Trong đó, x – là chiều không gian đại diện cho 8 chỉ số, mỗi chỉ số được lấy trễ 6 tháng, và t – là chiều thời gian theo năm. Như vậy, kích cỡ dữ liệu của các chỉ số dao động khí hậu là $1920 = 8$ (chỉ số) $\times 6$ (tháng trễ) $\times 40$ (năm).

$$F(x, t) = EOF1 \times PC1 + EOF2 \times PC2 + \dots + EOFn \times PCn \quad (1)$$

Mạng thần kinh nhân tạo (*Artificial Neural Network – ANN*) đã được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau. ANN hoạt động dựa trên cơ chế mô phỏng giống như hoạt động của não bộ. Cấu trúc mạng bao gồm 1 lớp đầu vào, 1 lớp đầu ra, ở giữa có thể có 1 lớp hoặc nhiều lớp ẩn. Giữa các lớp và các neuron được liên kết với nhau bằng hàm truyền phi tuyến. Mạng ANN cho phép giải được các bài toán có cấu trúc dữ liệu phức tạp hơn so với các thuật giải tuyến tính truyền thống.

Cấu trúc mạng ANN trong nghiên cứu này gồm 1 lớp đầu vào, 3 lớp ẩn, và lớp đầu ra. Các hệ số PC (6 PC) được cập nhật vào lớp đầu vào sau khi sử dụng phân tích thành phần chính (EOF) phân tích 8 chỉ số khí hậu. Các lớp ẩn (3 lớp) gồm 6 nodes, 3 nodes và 6 nodes tương ứng với mỗi lớp. Việc lựa chọn 3 lớp ẩn vào số nodes tuần tự là 6, 3, 6 thông qua quá trình thực nghiệm (quá trình học cấu trúc).



Hình 3. Cấu trúc mạng ANN.

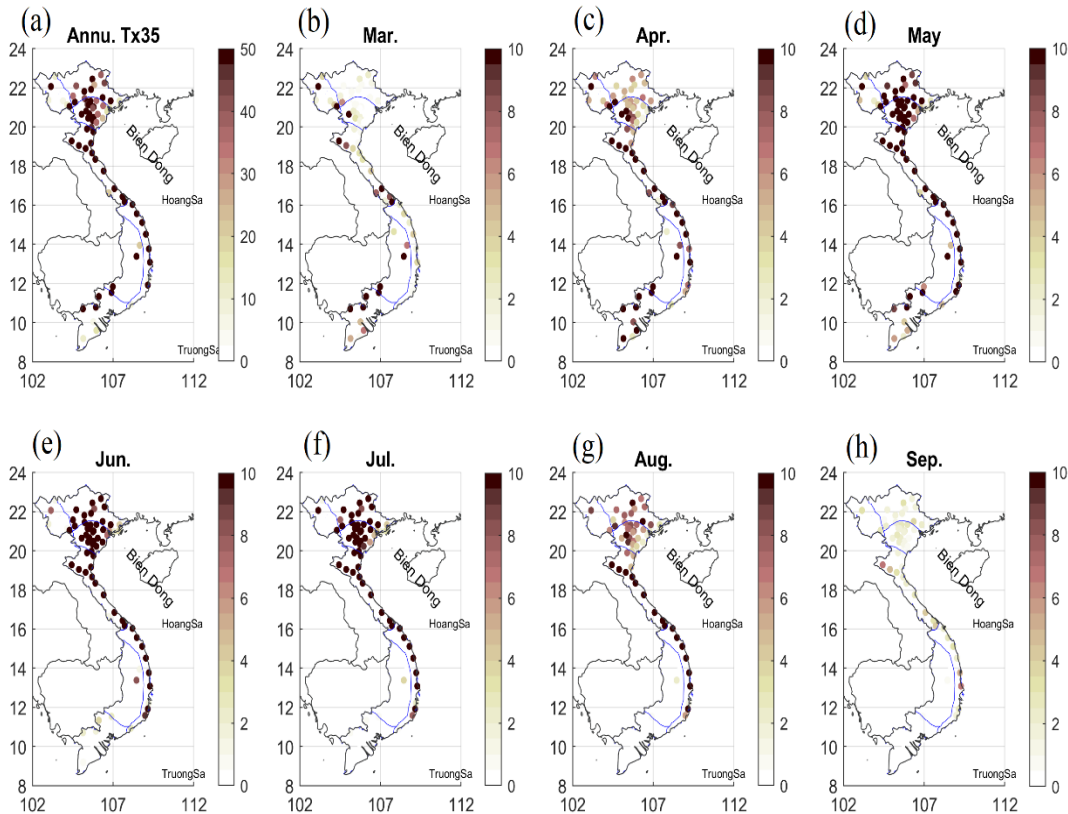
2.5. Đánh giá dự báo

Phương pháp đánh giá dự báo dựa trên một số đặc trưng thống kê. Hệ số tương quan (Pearson correlation) để đánh giá xu hướng dao động của 2 chuỗi dữ liệu: tương quan dương – 2 chuỗi dữ liệu dao động đồng pha, tương quan âm – 2 chuỗi dữ liệu dao động ngược pha. Độ chính xác (Accuracy, %), nếu quan trắc ở pha trên chuẩn (dưới chuẩn), và dự báo ở pha trên chuẩn (dưới chuẩn) thì được tính là dự báo đúng và ngược lại. Độ chính xác, được ứng dụng cho dự báo 2 pha và 3 pha. Dự báo được gọi là có kỹ năng khi độ chính xác tối thiểu vượt qua dự báo ngẫu nhiên.

3. Kết quả

3.1. Phân bố của SNN trên lãnh thổ Việt Nam

Hình 4 chỉ ra SNN được lấy trung bình khí hậu theo tháng và năm trên toàn lãnh thổ Việt Nam. Kết quả cho thấy, SNN trung bình năm cao nhất tại khu vực R₄ và R₅. SNN bắt đầu xuất hiện sớm nhất ở các tỉnh phía nam như Tây Nguyên (R₆) và Nam Bộ (R₇) trong tháng 3, tiếp theo sau là các tỉnh phía bắc (R₁) và miền Trung (R₄, R₅) trong tháng 4, và các tỉnh Đông Bắc (R₁) và Đồng Bằng Bắc Bộ (R₃) trong tháng 5. SNN hầu hết xuất hiện từ tháng 3 đến tháng 5 tại khu vực R₆ và R₇, trong tháng 5 đến tháng 9 tại khu vực R₂ đến R₅, và tháng 4 đến tháng 9 tại khu vực R₁. Xuất hiện của SNN tại khu vực R₆ và R₇ liên quan đến thời kỳ mùa khô và bức xạ trực tiếp của mặt trời gây ra nhiệt độ cao và độ ẩm thấp, trong khi trong những khu vực còn lại, nắng nóng được qui cho hiệu ứng Phơn. Sự xuất hiện sớm của nắng nóng trong vùng R₁ có thể do ảnh hưởng của áp thấp Nam Á.

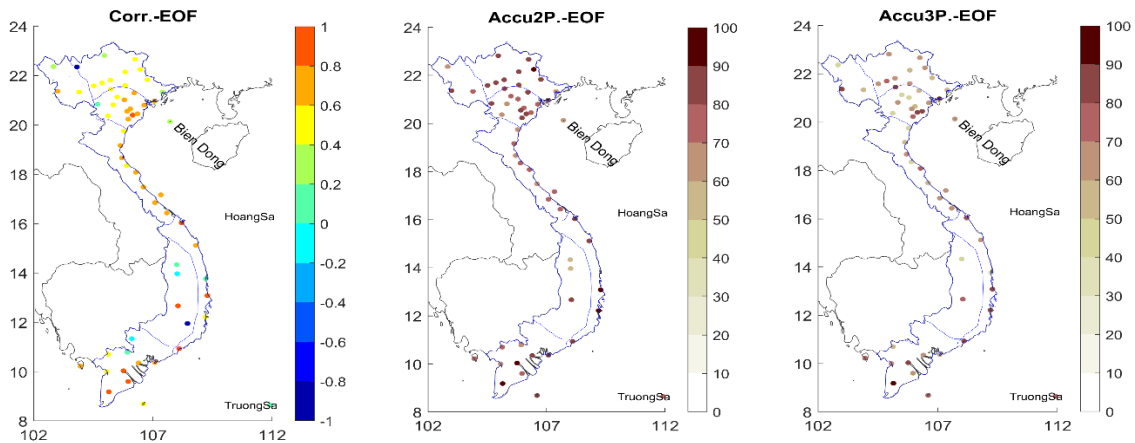


Hình 4. Giá trị khí hậu của SNN theo năm (a) và tháng (b–h, tháng 3 đến tháng 9).

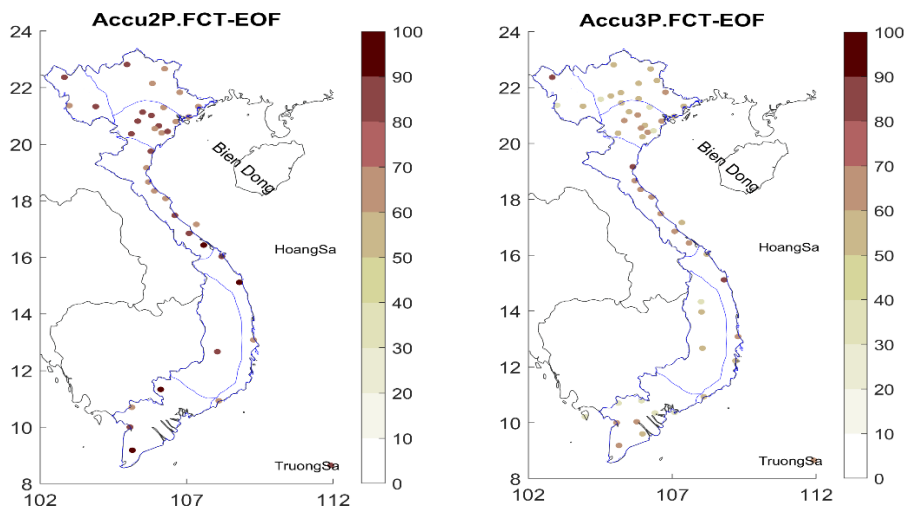
3.2. Kết quả đánh giá dự báo mùa tháng 4–5–6

Trong nghiên cứu này, chúng tôi chỉ thực hiện dự báo thử nghiệm với mùa tháng 4 đến tháng 6 đối với SNN. Như đã phân tích ở trên, đây là thời điểm trong năm mà nắng nóng xuất hiện trên toàn lãnh thổ Việt Nam. Khu vực Tây Nguyên, Nam Bộ, nắng nóng xuất hiện trong giai đoạn từ tháng 3 đến tháng 5. Trong khi các tỉnh Bắc Bộ và Trung Bộ, nắng nóng gia tăng và mở rộng trong tháng 5 và tháng 6. Để đánh giá kỹ năng dự báo của mô hình thống kê, chúng tôi sử dụng hệ số tương quan, độ chính xác 2 pha và 3 pha như đã trình bày ở mục 2.5.

Hình 5 trình bày kết quả đánh giá dự báo trên dữ liệu phụ thuộc giai đoạn 1981–2015. Kết quả cho thấy, hệ số tương quan phổ biến nhận giá trị dương trong khoảng 0,4–0,6 ở khu vực các tỉnh Bắc Bộ và Trung Bộ (đến Huế), trong khi phần các tỉnh Nam Trung Bộ, Tây Nguyên và Nam Bộ tín hiệu tương quan yếu hơn. Tương quan dương cao tương đương với khả năng dự báo được xu thế tăng/giảm của mô hình thống kê. Độ chính xác dự báo 3 pha có xu hướng tương tự như hệ số tương quan, chủ yếu chỉ mạnh ở phần Bắc và Trung Bộ. Trong khi đó, dự báo 2 pha có xu hướng phân bố đều hơn trên toàn lãnh thổ Việt Nam. Chú ý rằng, với đánh giá dự báo pha (2, 3 pha), chỉ các trạm có chất lượng dự báo vượt qua dự báo ngẫu nhiên (trên 50% với 2 pha, và trên 30% với 3 pha) được hiển thị. Như vậy, với dự báo 3 pha trên chuỗi số liệu phụ thuộc, khu vực Nam Trung Bộ, Tây Nguyên và Nam Bộ không có kỹ năng dự báo (dự báo thấp hơn dự báo ngẫu nhiên). Hình 6 trình bày độ chính xác dự báo 2 pha và 3 pha, nhưng trên số liệu độc lập (2016–2020). Nhìn chung, xu thế cũng tương tự như xu thế dự báo trên số liệu phụ thuộc. Kỹ năng dự báo vượt qua dự báo ngẫu nhiên trong cả 2 pha và 3 pha trên hầu hết các bộ phận phía bắc đất nước (Bắc Bộ, Bắc Trung Bộ), trong khi bộ phận các tỉnh phía nam cho thấy dự báo ít kỹ năng hơn. Kết quả cho thấy những tiềm năng dự báo nhất định đối với SNN khu vực các tỉnh Bắc và Trung Bộ.



Hình 5. Hệ số tương quan (trái), độ chính xác dự báo 2 pha (% , giữa), và độ chính xác dự báo 3 pha (% , phải) tính toán trên số liệu phụ thuộc giai đoạn 1981–2015. Với độ chính xác 2, 3 pha, chỉ những giá trị vượt qua dự báo ngẫu nhiên được hiển thị.



Hình 6. Độ chính xác dự báo 2 pha (% , trái), và độ chính xác dự báo 3 pha (% , phải) tính toán trên số liệu độc lập giai đoạn 2016–2020. Chỉ những giá trị vượt qua dự báo ngẫu nhiên được hiển thị.

4. Kết luận

Bài báo trình bày kết quả phân tích phân bố của hiện tượng nắng nóng, được đặc trưng bởi SNN trong năm trên phạm vi toàn lãnh thổ Việt Nam. Kết quả chỉ ra rằng, SNN gia tăng mạnh ở khu vực Tây Nguyên, Nam Bộ trong thời kỳ khoảng tháng 3 đến tháng 5; ở các tỉnh Bắc Bộ và Trung Bộ trong thời kỳ từ khoảng tháng 4 đến tháng 8. SNN xuất hiện nhiều nhất ở khu vực các tỉnh miền Trung, đặc biệt ở Bắc và Trung Trung Bộ. Bên cạnh đó, nghiên cứu cũng trình bày một số kết quả dự báo thử nghiệm SNN trong mùa tháng 4 đến tháng 6 tại các khu vực trên phạm vi lãnh thổ Việt Nam. Nghiên cứu đã ứng dụng phương pháp sử dụng mạng thần kinh nhân tạo với các nhân tố dự báo là các chỉ số dao động khí hậu quy mô lớn có liên quan đến hiện tượng ENSO. Kết quả cho thấy, dự báo có kỹ năng cho các khu vực thuộc phần các tỉnh Bắc Bộ và Bắc Trung Bộ, trong khi các tỉnh thuộc phần phía nam như Tây Nguyên, Nam Bộ, Nam Trung Bộ cho kỹ năng yếu.

Đóng góp của tác giả: Xây dựng ý tưởng nghiên cứu: T.H.C., H.P.L.; Xử lý số liệu: T.B.K.; Viết bản thảo bài báo: T.H.C.; V.V.T.; Chỉnh sửa bài báo: T.B.K.; H.P.L.

Lời cảm ơn: Bài báo hoàn thành nhờ vào kết quả của nhiệm vụ “Nghiên cứu ứng dụng các chỉ số dao động khí hậu quy mô lớn vào dự báo khí hậu cho Việt Nam”, mã số: TNMT.2021.02.05.

Lời cam đoan: Tập thể tác giả cam đoan bài báo này là công trình nghiên cứu của tập thể tác giả, chưa được công bố ở đâu, không được sao chép từ những nghiên cứu trước đây; không có sự tranh chấp lợi ích trong nhóm tác giả.

Tài liệu tham khảo

1. Gers, F.A.; Schmidhuber, J.; Cummins, F. Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural Comput.* **2000**, *12*(10), 2451–2471.
2. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. Long short-term memory. *Neural Comput.* **1997**, *9*(8), 1735–1780.
3. Larraondo, P.R.; Renzullo, L.J.; Inza, I.; Lozano, J.A. A data-driven approach to precipitation parameterizations using convolutional encoder-decoder neural networks. *ArXiv* **2019**. <http://arxiv.org/abs/1903.10274>.
4. Rasp, S.; Pritchard, M.S.; Gentine, P. Deep learning to represent subgrid processes in climate models. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2018, *115*(39), 9684–9689.
5. Rodrigues, E.R.; Oliveira, I.; Cunha, R.; Netto, M. (). Deep Downscale: A deep learning strategy for high-resolution weather forecast. 2018 IEEE 14th International Conference on e-Science Amsterdam, Netherlands: IEEE. 2018, pp. 415–422. <https://doi.org/10.1109/eScience.2018.00130>.
6. Ruder, S. An overview of multi-task learning in deep neural networks. *ArXiv* **2017**. <http://arxiv.org/abs/1706.05098>.
7. Scher, S.; Messori, G. Weather and climate forecasting with neural networks: Using GCMs with different complexity as study-ground. *Geosci. Model Dev. Discuss.* **2019**, *12*, 2797–2809.
8. Kurth, T.; Treichler, S.; Romero, J.; Mudigonda, M.; Luehr, N.; Phillips, E.; ... Houston, M. Exascale deep learning for climate analytics. In SC18: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, IEEE 2018, pp. 649–660.
9. Lagerquist, R.; McGovern, A.; Gagne II, D.J. Deep learning for spatially explicit prediction of synoptic-scale fronts. *Weather Forecasting* **2019**, *34*(4), 1137–1160.
10. Liu, Y.; Racah, E.; Correa, J.; Khosrowshahi, A.; Lavers, D.; Kunkel, K.; ... Collins, W. Application of deep convolutional neural networks for detecting extreme weather in climate datasets. 2016. arXiv preprint arXiv:1605.01156.
11. Brenowitz, N.D.; Bretherton, C.S. Prognostic validation of a neural network unified physics parameterization. *Geophys. Res. Lett.* **2018**, *45*(12), 6289–6298.
12. Quận, N.V. và cs. Nghiên cứu ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo trong dự báo lưu lượng nước đến hồ chứa Cửa Đạt. *Tạp chí khoa học và công nghệ thủy lợi* **2017**, *39*, 1–7.
13. Khiêm, M.V và cs. Nghiên cứu xây dựng hệ thống nghiệp vụ dự báo khí hậu hạn mùa cho Việt Nam bằng các mô hình động lực. Báo cáo tổng kết đề tài mã số KC.08.01/16–20, 2019.
14. Lin, L.; Chen, C.; Luo, M. Impacts of El Niño–Southern Oscillation on heat waves in the Indochina peninsula. *Atmos. Sci. Lett.* **2018**, *19*, e856. <https://doi.org/10.1002/asl.856>.
15. Anderson, G.B.; Bell, M.L. Heat waves in the United States: mortality risk during heat waves and effect modification by heat wave characteristics in 43 US communities. *Environ. Health. Perspect.* **2011**, *119*(2), 210–218.
16. Lau, N.C.; Nath, M.J. Model simulation and projection of European heat waves in present-day and future climates. *J. Clim.* **2014**, *27*(10), 3713–3730.

17. Luo, M.; Lau, N.C. Heat waves in southern China: Synoptic behavior, long-term change, and urbanization effects. *J. Clim.* **2017**, *30*(2), 703–720.
18. Smith, T.T.; Zaitchik, B.F.; Gohlke, J.M. Heat waves in the United States: definitions, patterns and trends. *Clim. Change* **2013**, *118*(3), 811–825.
19. Teng, H.; Branstator, G.; Wang, H.; Meehl, G.A.; Washington, W. M. Probability of US heat waves affected by a subseasonal planetary wave pattern. *Nat. Geosci.* **2013**, *6*(12), 1056–1061.

Predictability of hot day number over Vietnam by the artificial neural network

Ta Huu Chinh^{1*}, Hoang Phuc Lam², Vu Van Thang¹, Truong Ba Kien¹

¹ Vietnam Institute of Meteorology Hydrology and Climate change;
chinhth2010@gmail.com; kien.cbg@gmail.com; vvthang26@gmail.com;

² Vietnam National Center for Hydro–Meteorology Forecasting; lamhpvn@gmail.com

Abstract: The analysis with data on hot day numbers (HDN) performed over Vietnam show that, HDN occur in the Central Highlands and the South during March to May; in the Northern and Central provinces from about April to August. HDN occur in most of the central regions, especially in the North and the Central region. In addition, the study examines the predictability of HDN during April to June using an artificial neural network with predictors of ENSO-related climate indices. The results show that, the forecast is skillful for the regions of the North and North Central provinces, while the southern provinces such as the Central Highlands, the South, and the South Central region show poor skills.

Keywords: Neural network; ENSO; Hot days.