



Original Article

Application of the Standardized Precipitation Index for Forecasting Seasonal Drought in Vietnam

Trinh Tuan Long^{1,*}, Phan Van Tan², Pham Quang Nam²,
Pham Thanh Ha², Tran Anh Quan³, Nguyen Xuan Thanh⁴

¹*Vietnam Academy for Water Resources, 171 Tay Son, Dong Da, Hanoi, Vietnam*

²*VNU University of Science, 334 Nguyen Trai, Thanh Xuan, Hanoi, Vietnam*

³*Hanoi University of Mining and Geology, 18 Pho Vien, Bac Tu Liem, Hanoi, Vietnam*

⁴*University of Science and Technology of Hanoi, 18B Hoang Quoc Viet, Cau Giay, Hanoi, Vietnam*

Received 26 July 2024

Revised 9 November 2024; Accepted 11 November 2024

Abstract: Drought is a natural disaster that causes significant damages to the economy, society and environment. Forecasting droughts is crucial for disaster risk management and water security. This study introduces a new method for forecasting seasonal droughts in Vietnam using the Standardized Precipitation Index (SPI) which is based on a combination of dynamic modeling and statistical methods. The precipitation forecast products from regional climate models (RegCM, cIWRf) with inputs from Climate Forecast System (CFSv2) were used to calculate the SPI index after statistical calibration. Results show that calibrating model precipitation with statistical methods such as Artificial Neural Networks (ANN) and Multivariate Linear Regression (MLR) significantly improves the precipitation forecast accuracy. Evaluation indices indicate that the SPI calculated with the post-calibration model precipitation has a good reproducibility for drought events, particularly mild droughts. However, there remains some limitations on accurate forecast of the intensity and spatial distribution of moderate drought events in certain regions such as Central Vietnam.

Keywords: Drought, SPI, seasonal forecast, Vietnam.

* Corresponding author.

E-mail address: trinhtuanlong@gmail.com

<https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnu.ees.5184>

Sử dụng chỉ số SPI dự báo mùa hạn hán cho Việt Nam

Trịnh Tuấn Long^{1,*}, Phan Văn Tân², Phạm Quang Nam²,
Phạm Thanh Hà², Trần Anh Quân³, Nguyễn Xuân Thành⁴

¹Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam, 171 Tây Sơn, Đống Đa, Hà Nội, Việt Nam

²Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Đại học Quốc gia Hà Nội,
334 Nguyễn Trãi, Thanh Xuân, Hà Nội, Việt Nam

³Trường Đại học Mỏ Địa Chất, 18 Phố Viên, Bắc Từ Liêm, Hà Nội, Việt Nam

⁴Trường Đại học Khoa học và Công nghệ Hà Nội, 18B Hoàng Quốc Việt, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam

Nhận ngày 26 tháng 7 năm 2024

Chỉnh sửa ngày 9 tháng 11 năm 2024; Chấp nhận đăng ngày 11 tháng 11 năm 2024

Tóm tắt: Hạn hán là một hiện tượng thiên tai, gây thiệt hại nghiêm trọng đối với kinh tế - xã hội và môi trường. Việc dự báo được hạn hán có ý nghĩa quan trọng trong quản lý rủi ro thiên tai và an ninh nguồn nước. Nghiên cứu này giới thiệu một phương pháp dự báo mùa hạn hán cho Việt Nam bằng chỉ số lượng mưa chuẩn hoá (SPI) trên cơ sở kết hợp mô hình động lực và phương pháp thống kê. Sản phẩm dự báo lượng mưa từ mô hình khí hậu khu vực (RegCM, cIWRF) với đầu vào là các trường dự báo toàn cầu CFSv2, sau khi được hiệu chỉnh thống kê, được sử dụng để tính chỉ số hạn hán SPI. Kết quả cho thấy, việc hiệu chỉnh lượng mưa mô hình bằng các phương pháp thống kê như mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và hồi quy tuyến tính đa biến (MLR) đã cải thiện đáng kể độ chính xác dự báo lượng mưa. Các chỉ số đánh giá dự báo cũng cho thấy chỉ số SPI được tính với lượng mưa tổ hợp từ mô hình sau khi hiệu chỉnh có khả năng tái tạo tốt các sự kiện hạn, đặc biệt là hạn nhẹ. Tuy nhiên, phương pháp đề xuất vẫn còn tồn tại một số hạn chế về khả năng dự báo chính xác cường độ và phân bố theo không gian của các đợt hạn vừa tại một số nơi như khu vực miền Trung.

Từ khóa: Hạn hán, SPI, Dự báo mùa, Việt Nam

1. Mở đầu

Hạn hán là một trong những hiểm họa tự nhiên ít được hiểu rõ nhất do có nhiều cơ chế gây ra hoặc do sự đóng góp của nhiều nhân tố có quy mô không gian và thời gian khác nhau. Hạn hán chủ yếu bắt nguồn từ sự thiếu hụt lượng mưa, trong một số trường hợp nhất định, nó có thể là kết quả của những biến động bất thường của các nhân tố khác, chẳng hạn như nhiệt độ hoặc lượng bốc thoát hơi nước [1, 2]. Nhiệt độ cao có thể làm tăng lượng bốc hơi và giảm độ ẩm của đất,

gây hạn hán trong lĩnh vực nông nghiệp. Hạn hán cũng có thể không thuần túy do tự nhiên, vì các hoạt động của con người như thay đổi mục đích sử dụng đất, vận hành hồ chứa có thể làm thay đổi các quá trình thủy văn, góp phần thúc đẩy sự phát triển của hạn hán [3]. Nhìn chung, sự xuất hiện, tiến triển và diễn biến của hạn hán là kết quả của sự tương tác phức tạp giữa các hiện tượng thời tiết, các quá trình trên bề mặt đất và các hoạt động của con người tích lũy trong một khoảng thời gian nhất định được gọi là quy mô thời gian hạn.

* Tác giả liên hệ.

Địa chỉ email: trinhtuanlong@gmail.com

<https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnuees.5184>

Việc dự báo hạn hán có tầm quan trọng đặc biệt trong việc cung cấp thông tin cảnh báo sớm khả năng xảy ra hạn hán, phục vụ quản lý rủi ro thiên tai do hạn. Dự báo hạn có thể được thực hiện dựa trên các phương pháp thống kê, động lực hoặc kết hợp giữa hai phương pháp này [4]. Dự báo hạn bằng phương pháp thống kê là mô hình hóa mối quan hệ thống kê giữa các chỉ số hạn hán và bộ các nhân tố dự báo tiềm năng, bao gồm các chỉ số khí hậu quy mô lớn, các biến khí hậu địa phương và cả đặc điểm thổ nhưỡng. Dự báo hạn bằng phương pháp động lực là dựa trên sản phẩm dự báo mùa của các mô hình khí hậu toàn cầu (GCM) hoặc mô hình khí hậu khu vực (RCM). Dự báo hạn bằng việc kết hợp giữa sản phẩm của mô hình động lực và phương pháp thống kê, còn được gọi là phương pháp thống kê – động lực hay phương pháp kết hợp (hybrid). Tuy vậy, bài toán dự báo hạn vẫn tồn tại nhiều thách thức do những hạn chế trong vấn đề dự báo mùa các trường lượng mưa và nhiệt độ cũng như những thay đổi môi trường gây ra bởi các yếu tố tự nhiên và con người [4].

Với sự hiểu biết ngày càng sâu sắc hơn về hệ thống khí hậu và khả năng tính toán ngày càng được nâng cao, các GCM đã được sử dụng để dự báo khí hậu hạn mùa, hay còn gọi là dự báo mùa, tại nhiều Trung tâm dự báo khác nhau, như Trung tâm quốc gia dự báo môi trường Hoa Kỳ (NCEP) (có hệ thống dự báo khí hậu (CFS, mà phiên bản hiện tại đang vận hành là CFSv2) [5], hoặc Trung tâm Dự báo Thời tiết hạn vừa Châu Âu (ECMWF) [6]. Dự báo mùa thường có quy mô thời gian dao động từ một vài tháng đến một năm và thường cung cấp giá trị trung bình từ một đến ba tháng. Về không gian, các GCM thường có độ phân giải thô, đa số từ 1° trở lên [7-9] do vậy chưa cung cấp được các thông tin chi tiết cho một khu vực, nơi khí hậu có thể chịu nhiều ảnh hưởng bởi yếu tố địa hình, mặt đệm. Dự báo mùa lượng mưa và nhiệt độ có thể được sử dụng để tính toán các chỉ số hạn hán phục vụ dự báo hạn khí tượng [10-13]. Do vậy việc quan trọng nhất trong dự báo mùa hạn hán là dự báo chính xác lượng mưa và nhiệt độ. Mặc dù đã đạt được tiến bộ đáng kể trong việc dự báo khí hậu (ví dụ dự báo ENSO vài tháng tới), dự báo mùa lượng mưa

chỉ được cải thiện đôi chút và kỹ năng dự báo nói chung vẫn ở mức thấp, nhất là ở các vùng ngoại nhiệt đới, do tính chất hỗn loạn của hệ thống khí quyển-đại dương và hiểu biết vật lý của con người hiện còn hạn chế [5, 14-16]. Việt Nam, với đặc điểm khí hậu có sự phân hóa rất rõ rệt từ Bắc đến Nam cũng như theo mùa [17], do vậy, việc sử dụng các mô hình khí hậu khu vực để hạ quy mô động lực là rất cần thiết nhằm chi tiết hóa cũng như nâng cao độ chính xác của dự báo [18]. Tại Việt Nam, đã có nhiều nghiên cứu sử dụng mô hình khí hậu khu vực nhằm chi tiết hóa động lực, trong số đó cWRF và RegCM đã chứng minh được khả năng cải thiện mô phỏng mưa cũng như trong các bài toán dự báo hạn mùa [19-21].

Tại Việt Nam, hạn hán là một trong những hiểm họa tự nhiên nghiêm trọng gây nhiều thiệt hại về kinh tế và xã hội. Các đợt hạn lớn đã xảy ra nhiều lần trong lịch sử như hạn hán năm 1977-1978 gây thiếu nước nghiêm trọng ở miền Trung và phía Nam, hạn hán 1997-1998 gây thiệt hại lớn về nông nghiệp, ảnh hưởng nặng nề đến đời sống dân sinh ở nhiều tỉnh miền Trung và Tây Nguyên. Gần đây nhất, đợt hạn hán kéo dài từ cuối năm 2019 đến giữa năm 2020 đã làm thiếu nước trầm trọng tại nhiều khu vực, đặc biệt là khu vực Nam Trung Bộ và Tây Nguyên [22]. Do tác động của biến đổi khí hậu toàn cầu, các đợt hạn hán có khả năng sẽ ngày càng trở nên nghiêm trọng hơn về cường độ và thời gian kéo dài [1, 11]. Vì vậy, việc nghiên cứu cơ chế hình thành hạn hán và xây dựng hệ thống dự báo hạn hán cho Việt Nam là rất cần thiết. Cho đến hiện nay đã có một số nghiên cứu đánh giá tác động hoặc nghiên cứu về đặc điểm hạn hán ở một số khu vực tại Việt Nam [23-26], tuy nhiên, các nghiên cứu về dự báo hạn hán còn rất hạn chế, do thiếu bộ số liệu quan trắc đồng nhất theo không gian và thời gian (dữ liệu quan trắc lưới) và các phương pháp xử lý hậu mô hình. Do đó, trong nghiên cứu này, khả năng dự báo mùa hạn hán sử dụng chỉ số SPI được phân tích và đánh giá khả năng dự báo cho Việt Nam trên cơ sở kết hợp giữa phương pháp thống kê và động lực. Sản phẩm dự báo lượng mưa với hạn dự báo tối đa 6 tháng từ mô hình khí hậu khu vực RegCM và

cIWRF sử dụng đầu vào là các trường dự báo toàn cầu CFSv2 để tính toán chỉ số hạn hán SPI.

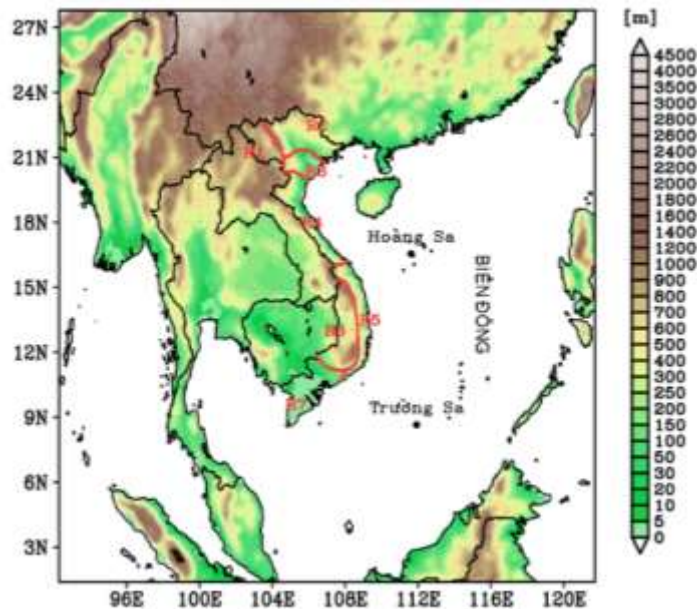
2. Số liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1. Số liệu

Các nguồn số liệu được sử dụng trong nghiên cứu này gồm: i) Số liệu quan trắc lượng mưa tháng đã đưa về lưới $0,25^\circ$ kinh vĩ trên toàn lãnh thổ đất liền Việt Nam giai đoạn 1982-2020 [27, 28]; và ii) Số liệu dự báo lại của hai mô hình RegCM và cIWRF (gọi chung là RCMs) cho giai đoạn 1982-2020. Các mô hình RegCM và cIWRF được chạy với số liệu điều kiện ban đầu và điều kiện biên từ mô hình CFS với tâm miền tính tại 108°E , $15,75^\circ\text{N}$, độ phân giải ngang 20km và số điểm lưới theo phương Đông-Tây là 160 điểm, theo phương Bắc-Nam là 156 điểm ($2-29^\circ\text{N}$ và $93-122^\circ\text{E}$, Hình 1). Các sơ đồ tham số hoá được chọn đối với mô hình RegCM và cIWRF lần lượt là: Mô hình bức xạ CCSM và RRTMG; Mô hình bề mặt đất: CLM 4.5 và Noah; Sơ đồ lớp biên: Holtslag và YSU; Sơ đồ

thông lượng đại dương Zeng và WSM6; và sơ đồ tham số hóa đối lưu Kain-Fritsch và Betts-Miller-Janjic.

Số liệu dự báo lại CFSv2 [5] độ phân giải $1^\circ \times 1^\circ$ từ hệ thống lưu trữ trên máy chủ của NCEP được tải về và tiến hành xử lý làm điều kiện ban đầu và điều kiện biên cho RegCM và cIWRF cho cả thời kỳ 39 năm, từ 1/1982 đến 12/2020. Các mô hình khí hậu khu vực sau đó được sử dụng để hạ quy mô về độ phân giải 20 km x 20 km cho toàn miền tính. Số liệu dự báo lại CFSv2 gồm hai giai đoạn: Giai đoạn từ 1/1982-3/2011 (GD1) chỉ gồm 1 thành phần (M1) với hạn dự báo là 5 tháng (LT1-LT5), và giai đoạn từ 4/2011-12/2020 (GD2) gồm 6 thành phần (M1-M6) và hạn dự báo là 6 tháng (LT1-LT6). Do đó, để tiện xử lý tính toán, ở đây đã lấy số liệu LT5 của GD1 làm LT6 cho giai đoạn này, và GD2 chỉ lấy thành phần 1 (M1). Sau khi gộp cả hai giai đoạn sẽ được bộ số liệu dự báo của các RCMs của M1 với 6 hạn dự báo từ LT1-LT6 cho toàn giai đoạn 1982-2020. Biến dự báo của RCMs là tổng lượng mưa từng tháng (R).



Hình 1. Miền tính của các mô hình RegCM và cIWRF. Độ cao địa hình và ranh giới 7 vùng khí hậu cũng được hiển thị (đơn vị mét).

2.2. Phương pháp hiệu chỉnh sản phẩm dự báo của các RCMs

Các biến dự báo, bao gồm cả lượng mưa của các mô hình RegCM và cWRF, kết quả hạ quy mô các trường CFSv2, được lưu trữ từng 6 giờ một cho giai đoạn quá khứ, sẽ được xử lý và trích xuất các biến cần thiết về số liệu ngày và tháng. Các biến này sẽ được đưa về lưới cùng độ phân giải không gian $0,25^\circ$ và được sử dụng để hiệu chỉnh lượng mưa mô hình khi so sánh với lượng mưa quan trắc. Trong nghiên cứu này chúng tôi sử dụng ba phương pháp hiệu chỉnh, bao gồm hiệu chỉnh sai số hệ thống dựa trên trung bình khí hậu (Cli), hiệu chỉnh bằng mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và hiệu chỉnh bằng hồi quy tuyến tính đa biến (MLR). Mỗi phương pháp hiệu chỉnh sẽ cho ra một bộ sản phẩm tương ứng.

Đối với phương pháp Cli, lượng mưa hiệu chỉnh nhận được sẽ là:

$$R_{Cli} = R_{mod} * \delta R$$

Trong đó $\delta R = R_{obs}/R_{mod}$, R_{obs} và R_{mod} tương ứng là trung bình khí hậu quan trắc và trung bình khí hậu mô hình của lượng mưa cho mỗi điểm lưới và 12 tháng.

Đối với các phương pháp ANN và MLR, lượng mưa hiệu chỉnh nhận được sẽ là:

$$R_{ann} = f_{ann}(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad \text{và} \quad R_{mlr} = f_{mlr}(x_1, x_2, \dots, x_m)$$

Trong đó: $f_{ann}(x_1, x_2, \dots, x_m)$ và $f_{mlr}(x_1, x_2, \dots, x_m)$ là các hàm hiệu chỉnh, mà thực chất là bộ các trọng số xây dựng được bởi các mô hình thống kê, x_1, x_2, \dots, x_m là các biến đầu ra của mô hình.

Quá trình xây dựng các hàm hiệu chỉnh được tiến hành dựa trên bộ số liệu của thành phần dự báo M1 và chia làm hai bước. Bước 1 là sử dụng bộ số liệu giai đoạn 2/1982-3/2011 làm tập luyện và bước 2 là sử dụng bộ số liệu giai đoạn 4/2011-12/2020 làm tập kiểm định. Hai bước này được thực hiện lặp đi lặp lại với những thay đổi các tham số trong mô hình ANN và bộ các biến đầu vào x_1, x_2, \dots, x_m đối với cả mô hình ANN và MLR cho đến khi đạt được sự ổn định tương đối về sai số của cả hai bước nhằm tránh tình trạng quá khớp.

2.3. Phương pháp dự báo hạn

Sau khi đã xây dựng được các phương pháp hiệu chỉnh lượng mưa, toàn bộ số liệu thành phần M1 của cả hai giai đoạn sẽ được gộp để xác định lại các hàm hiệu chỉnh $f_{ann}(x_1, x_2, \dots, x_m)$, $f_{mlr}(x_1, x_2, \dots, x_m)$ cũng như đại lượng δR mà chúng sẽ được áp dụng để hiệu chỉnh lượng mưa M1 cho cả giai đoạn 1982-2020 và các thành phần M2-M6 từ 4/2011-2020. Đối với giai đoạn 4/2011-12/2020, từ 6 thành phần M1-M6 sẽ tạo thêm một thành phần trung bình tổ hợp (M7), và do đó sẽ có tất cả 7 thành phần. Như vậy, mỗi mô hình và mỗi phương án hiệu chỉnh sẽ có 1 chuỗi số liệu mưa của M1 cho giai đoạn 1/1982-3/2011 và 7 chuỗi M1-M7 cho giai đoạn 4/2011-12/2020. Nói cách khác, giai đoạn 1/1982-3/2011 sẽ có 6 chuỗi số liệu (2 RCMs x 3 phương án hiệu chỉnh x 1 thành phần (M1)), giai đoạn 4/2011-12/2020 sẽ có 42 chuỗi (2 RCMs x 3 phương án hiệu chỉnh x 7 thành phần (M1-M7)). Do việc tính SPI đòi hỏi chuỗi số liệu đủ dài nên số liệu các thành phần M2-M7 của giai đoạn 1/1982-3/2011 sẽ được gán bằng số liệu tương ứng của thành phần M1. Với nguyên tắc đó, sẽ có tất cả 42 chuỗi chỉ số SPI sẽ được tính từ sản phẩm dự báo.

Hạn được dự báo sẽ xảy ra nếu chỉ số SPI tính từ mưa dự báo nhỏ hơn một ngưỡng nào đó tùy theo cấp hạn [26]. Ở đây các cấp hạn được quy ước như trong Bảng 1.

Bảng 1. Quy ước phân cấp cường độ hạn

Giá trị SPI	Cấp hạn	Ký hiệu
$SPI > -0,5$	Không có hạn	D0
$SPI \leq -0,5$	Hạn nhẹ	D1
$SPI \leq -1,0$	Hạn trung bình	D2
$SPI \leq -1,5$	Hạn nặng	D3
$SPI \leq -2,0$	Hạn rất nặng	D4

Xác suất xuất hiện hạn được tính theo công thức:

$$P(D_i) = \frac{m}{n} \times 100 (\%)$$

Trong đó D_i là cấp hạn (Bảng 1), n là tổng số thành phần ($n=42$), m là số thành phần thoả mãn điều kiện giá trị SPI rơi vào các khoảng tương ứng.

2.4. Phương pháp đánh giá dự báo

Trước tiên, để đánh giá hiệu quả của việc hiệu chỉnh mưa mô hình, đại lượng giá trị gia tăng (Added Value – AV) [29, 30] sẽ được sử dụng:

$$AV = \frac{RMAE_{mod} - RMAE_{hc}}{\max\{RMAE_{hc}; RMAE_{mod}\}}$$

Trong đó $RMAE_{mod}$ và $RMAE_{hc}$ tương ứng là sai số tương đối trung bình tuyệt đối của lượng mưa mô hình trước và sau khi hiệu chỉnh, được tính theo công thức:

$$RMAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |R_{mh} - R_{obs}|$$

Bảng 2. Mô tả công thức và ý nghĩa các chỉ số thống kê dùng để đánh giá dự báo pha (giá trị bôi đậm trong khoảng giá trị là giá trị tốt nhất)

TT	Chỉ số	Công thức sử dụng	Khoảng giá trị
1	PC	$(A+D)/(A+B+C+D)$	$0 \leq HSS \leq \mathbf{1}$
2	POD	$A/(A+B)$	$0 \leq HSS \leq \mathbf{1}$
3	CSI	$A/(A+B+C)$	$0 \leq CSI \leq \mathbf{1}$
4	HSS	$2(AD-BC)/[(A+B)(B+D)+(A+C)(C+D)]$	$-1 \leq HSS \leq \mathbf{1}$

Trong đó: A: quan trắc có, dự báo có; B: quan trắc không dự báo có; C: quan trắc có dự báo không; D: quan trắc không, dự báo không.

3. Kết quả và thảo luận

Trong mục này sẽ trình bày hiệu quả của việc hiệu chỉnh mưa dự báo của mô hình động lực và kết quả dự báo hạn cho Việt Nam với các hạn dự báo từ 1-6 tháng. Mặc dù miền tính mô hình bao gồm cả khu vực Biển Đông (Hình 1), nhưng để tiện trình bày, các bản đồ ở đây chỉ thể hiện phần lãnh thổ đất liền Việt Nam.

3.1. Hiệu quả của việc hiệu chỉnh mưa dự báo

Trên các Hình 2-4 tương ứng trình bày kết quả đánh giá ba phương pháp hiệu chỉnh Cli, ANN và MLR đối với lượng mưa từng tháng và từng hạn dự báo của mô hình RegCM cho hai giai đoạn luyện và kiểm định. Với các giá trị AV

Với n là dung lượng mẫu, R_{mh} là lượng mưa mô hình trước hoặc sau khi hiệu chỉnh, R_{obs} là lượng mưa quan trắc. Giá trị AV dương (âm) phản ánh sai số mô hình sau khi hiệu chỉnh nhỏ hơn (lớn hơn) trước khi hiệu chỉnh.

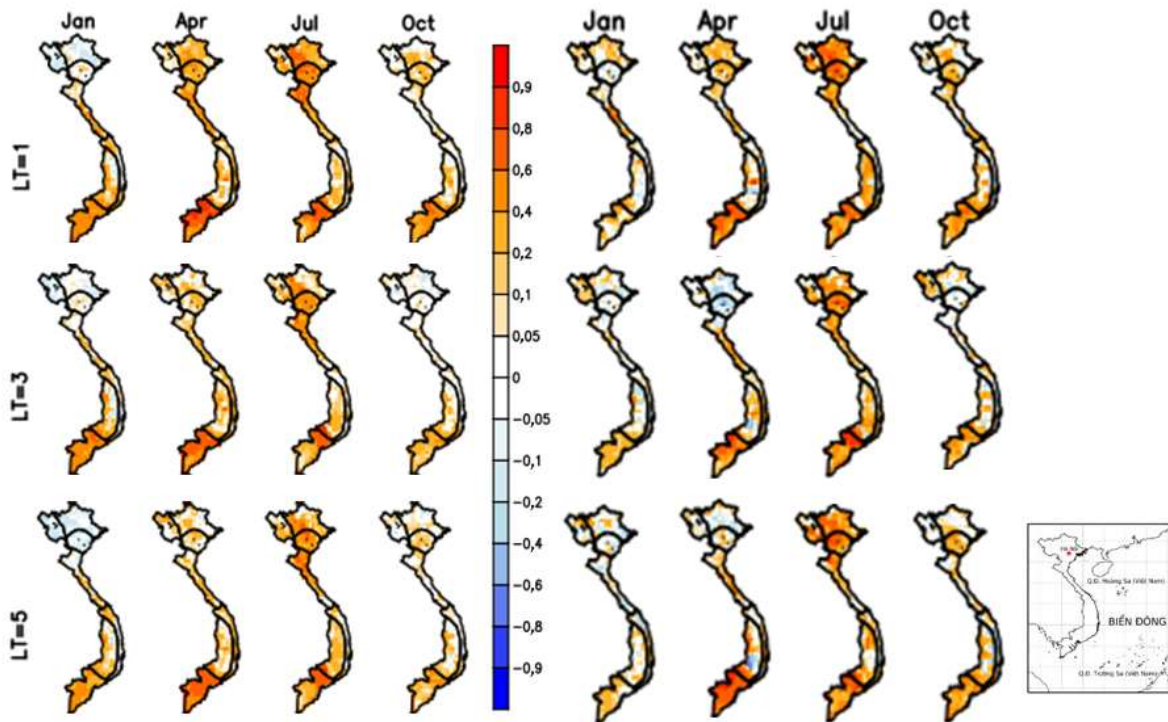
Ngoài ra, hiệu quả dự báo hạn được đánh giá dựa trên các chỉ số đánh giá dự báo pha cho các cấp hạn. Cụ thể, các chỉ số được sử dụng (Bảng 2) là tỷ lệ dự báo đúng (hay độ chính xác dự báo) sự kiện (Proportion Correction – PC), xác suất phát hiện đúng (Probability of Detection – POD), các chỉ số kỹ năng CSI (Critical Success Index), HSS (Heidke Skill Score). Ngoài ra, hệ số tương quan giữa chỉ số hạn dự báo và quan trắc cũng được sử dụng.

dương, sai số mô hình sau khi hiệu chỉnh nhỏ hơn so với trước khi hiệu chỉnh, do đó sẽ cải thiện khả năng dự báo và ngược lại. Kết quả đánh giá cho thấy, trong cả giai đoạn luyện và giai đoạn kiểm định, giá trị AV dương tại phần lớn các điểm lưới trong giai đoạn mùa hè (tháng 7) trong cả ba phương pháp Cli, ANN và MRL. Cụ thể tại khu vực Bắc Bộ, Nam Bộ và Tây Nguyên, giá trị AV phổ biến trong khoảng 0,6-0,8 đối với phương pháp Cli, 0,8 đến trên 0,9 đối với phương pháp ANN và trên 0,8 đối với phương pháp MLR. Như vậy, độ chính xác của lượng mưa dự báo sau hiệu chỉnh đã được cải thiện một cách đáng kể, nhất là trong các tháng mùa hè, thời gian trùng với mùa mưa ở các vùng khí hậu phía bắc, phía nam và Tây Nguyên. Trong một số tháng mùa đông và mùa khô, ở cả giai đoạn luyện và kiểm định, phương pháp hiệu chỉnh Cli, AV ghi nhận giá trị âm lớn nhất ở một số vùng, đặc biệt tại miền Bắc trong tháng 10 và tháng 01. Điều này cho thấy phương pháp hiệu chỉnh Cli

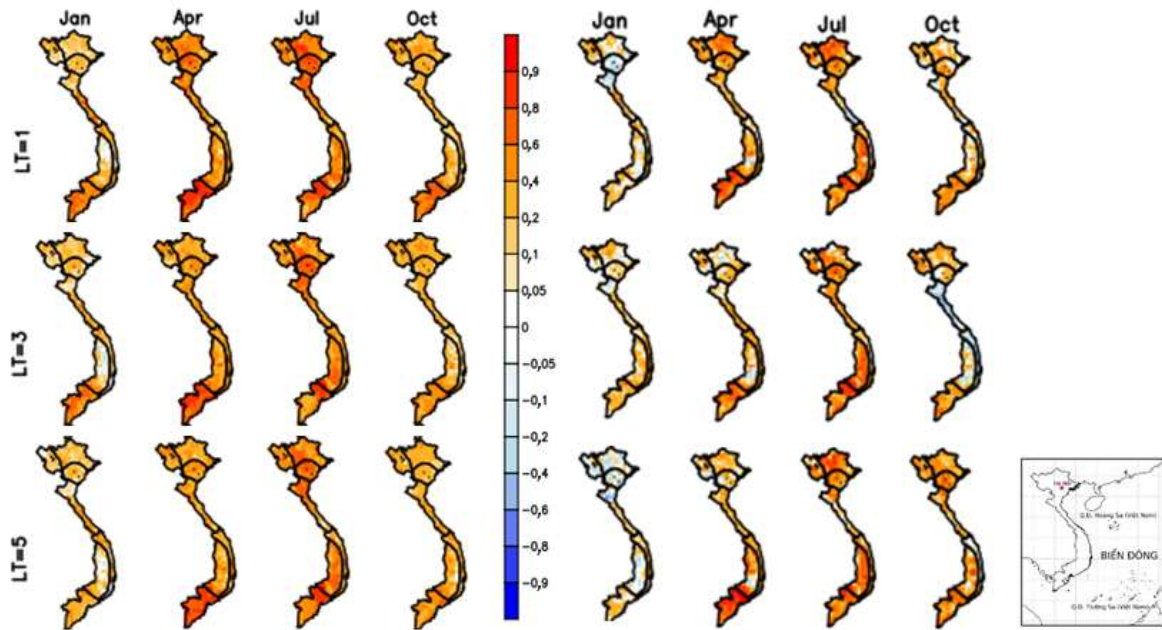
không có hiệu quả cải thiện giá trị dự báo lại trong những tháng mùa khô, ít mưa. Đối với phương pháp ANN và phương pháp MLR, giá trị AV ở giai đoạn luyện thể hiện mức độ mô phỏng tốt sau đã khi hiệu chỉnh. Nhưng đến giai đoạn kiểm định thì cho thấy độ cải thiện khả năng dự báo giảm đi ở các tháng 01, tháng 4 và tháng 10, đặc biệt ở miền Bắc và Tây Nguyên.

Nhìn chung so với giai đoạn kiểm định giai đoạn luyện cho kết quả hiệu chỉnh tốt hơn đáng kể trong cả 3 phương pháp Cli, ANN và MLR. Nguyên nhân do giai đoạn luyện kéo dài 30 năm (1982-2011) dài hơn đáng kể so với 10 năm của giai đoạn kiểm định (2011-2020) nên các đặc trưng thống kê được sử dụng trong giai đoạn này ổn định hơn. Khi so sánh giá trị AV giữa các hạn dự báo khác nhau (1, 3, 5) tháng, không thấy có sự khác biệt giữa giá trị AV ở cả 3 phương pháp

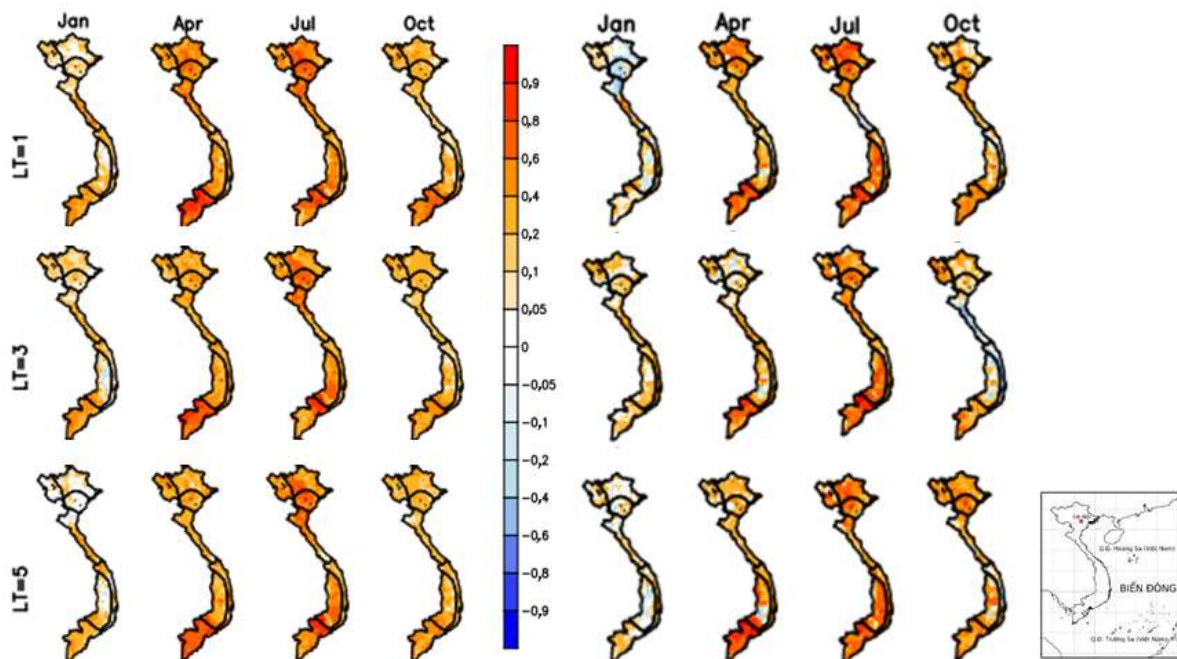
Cli, ANN và MLR điều đó cho thấy các phương pháp hiệu chỉnh có khả năng cải thiện sai số dự báo là như nhau mà không phụ thuộc nhiều vào hạn dự báo khác nhau của mô hình. Kết quả đánh giá hiệu quả của 3 phương pháp hiệu chỉnh cũng cho thấy phương pháp ANN và MLR là gần tương đương nhau nhưng tốt hơn đáng kể so với phương pháp Cli. Mặc dù vậy, ANN vẫn có phần nhỉnh hơn đôi chút so với MLR trong một số các tháng tại một số vùng. Việc phân tích chi tiết hơn các kết quả đánh giá từ các hình tương tự cho mô hình clWRF, các phương pháp hiệu chỉnh và cho các thành phần dự báo khác nhau (không đưa ra đây) cho thấy rằng, giá trị AV nói chung tương đối cao đối với giai đoạn luyện, còn trong giai đoạn kiểm định AV không có sự khác biệt đáng kể giữa các thành phần (M1-M6).



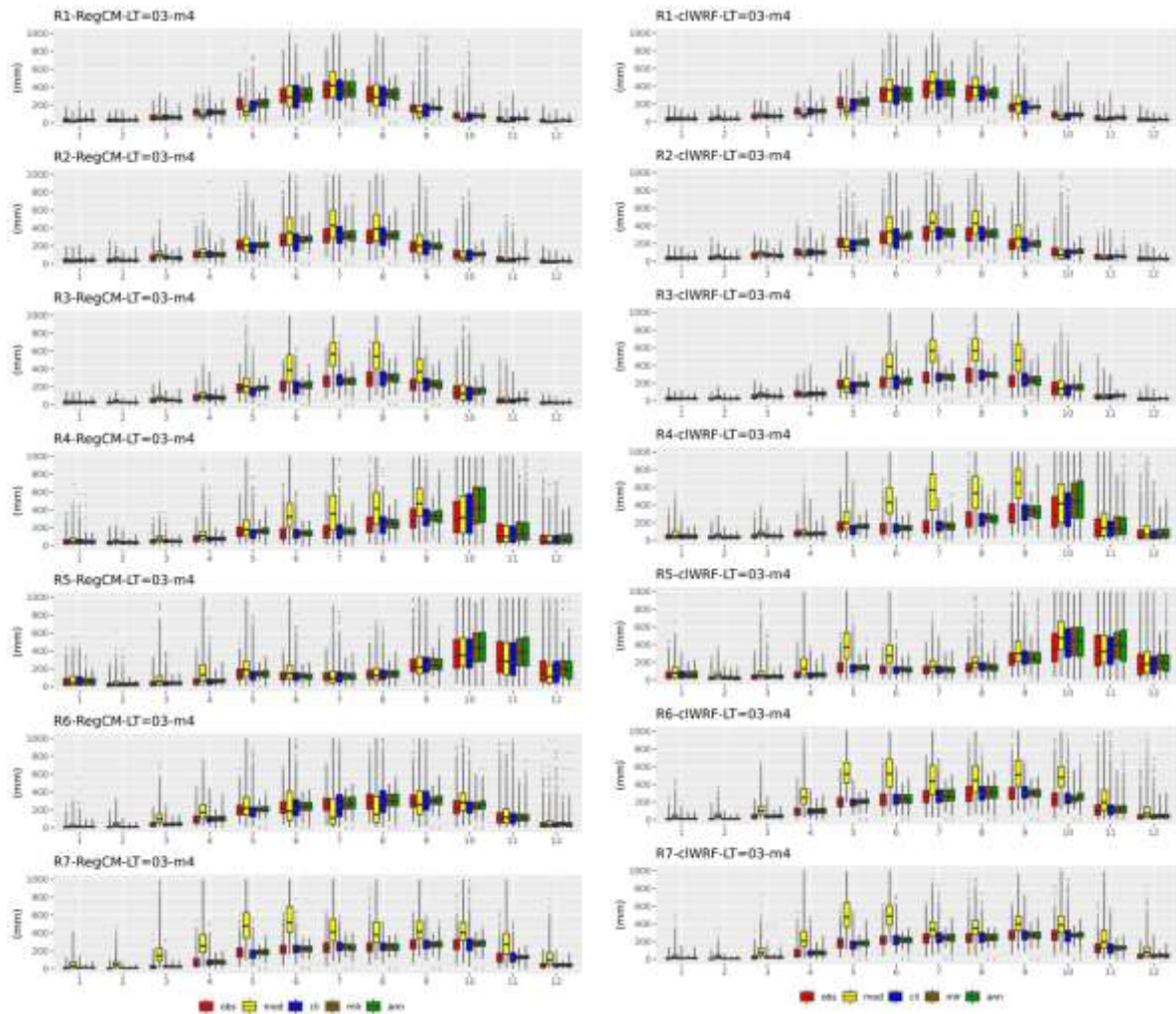
Hình 2. Giá trị AV của hiệu chỉnh lượng mưa mô hình RegCM cho các giai đoạn luyện (1982-2011, bên trái) và kiểm định (2011-2020, bên phải) bằng phương pháp Cli.



Hình 3. Giá trị AV của hiệu chỉnh lượng mưa mô hình RegCM cho các giai đoạn luyện (1982-2011, bên trái) và kiểm định (2011-2020, bên phải) bằng phương pháp ANN.



Hình 4. Giá trị AV của hiệu chỉnh lượng mưa mô hình RegCM cho các giai đoạn luyện (1982-2011, bên trái) và kiểm định (2011-2020, bên phải) bằng phương pháp MLR.



Hình 5. Biểu đồ hộp thể hiện lượng mưa quan trắc (obs), mô hình trước hiệu chỉnh (mod) và sau hiệu chỉnh (CLI, MLR, ANN) từng tháng (1-12) từ tất cả các điểm lưới trên 7 vùng khí hậu Tây Bắc (R1), Đông Bắc (R2), Đồng bằng Bắc Bộ (R3), Bắc Trung Bộ (R4), Nam Trung Bộ (R5), Tây Nguyên (R6) và Nam Bộ (R7).

Hình 5 phân tích biểu đồ hộp (boxplot) của lượng mưa quan trắc (obs), lượng mưa mô hình trước hiệu chỉnh (mod) và sau hiệu chỉnh (CLI, MLR, ANN) cho từng tháng (1-12) từ tất cả các điểm lưới theo từng vùng khí hậu Việt Nam. Có thể thấy, các mô hình trước khi hiệu chỉnh đều nắm bắt được sự biến động theo mùa của lượng mưa trên các vùng khí hậu, với giá trị cao nhất tập trung vào mùa mưa và thấp nhất vào mùa khô. Vùng Nam Bộ (R7) lượng mưa trung bình các tháng 5-10 dao động trong khoảng 200-300 mm/tháng. Các vùng ở Bắc Bộ (R1, R2, R3) và Tây Nguyên (R6) lượng mưa lớn rơi vào các

tháng mùa hè phổ biến trong khoảng 300-400 mm/tháng. Trong khi đó, ở Trung Bộ (R4, R5) lượng mưa lớn nhất rơi vào cuối mùa thu đầu mùa đông, với giá trị trung bình vùng có thể đạt 500 mm/tháng. Đáng chú ý, mô hình RegCM và cIWRF cho kết quả mô phỏng tương đối đồng nhất và tương quan tốt với phân bố lượng mưa thực đo ở khu vực Bắc Bộ (từ R1 đến R4), trong khi ở các vùng R5-R7, cả hai mô hình đều thể hiện chu kỳ mùa của lượng mưa kém chính xác hơn. Đặc biệt, kết quả cả hai mô hình RegCM và cIWRF đều có xu hướng thiên dương và có tính biến động lớn đáng kể so với quan trắc vào mùa

hệ tại các vùng R2, R3, R4 và R7. Tuy nhiên, với vùng R6, mô hình lại có xu thế thiên âm trong một số tháng như tháng 7 và tháng 8 ở mô hình RegCM nhưng lại thiên dương ở mô hình CIWRF. Sai số của các mô hình nhìn chung không tuân theo quy luật không gian và thời gian cụ thể, mà có tính khá ngẫu nhiên.

Các mô hình sau khi hiệu chỉnh bằng các phương pháp Cli, MLR, ANN đều thể hiện độ chính xác cao hơn và khả năng mô phỏng biến động theo mùa tốt hơn so với mô hình trước hiệu chỉnh (mod). Trong số các phương pháp hiệu chỉnh, phương pháp MLR và ANN có xu hướng cho kết quả chính xác hơn và mô phỏng biến động theo mùa tốt hơn ở một số vùng. Nguyên nhân có thể do MLR và ANN thể hiện mạnh mẽ các quan hệ phi tuyến tính giữa dữ liệu luyện tập kiểm định trong khi Cli khó khăn hơn trong việc mô tả hiện tượng phi tuyến tính trong dự báo mưa nói chung. Nhìn chung, các mô hình hiệu chỉnh thể hiện khả năng mô phỏng sự phân bố không gian của lượng mưa tốt hơn so với mô hình trước hiệu chỉnh, cho phép dự báo chính xác hơn xu hướng phân bố lượng mưa cao thấp trong không gian.

3.2. Dự báo sự xuất hiện hạn giai đoạn 1983-2020

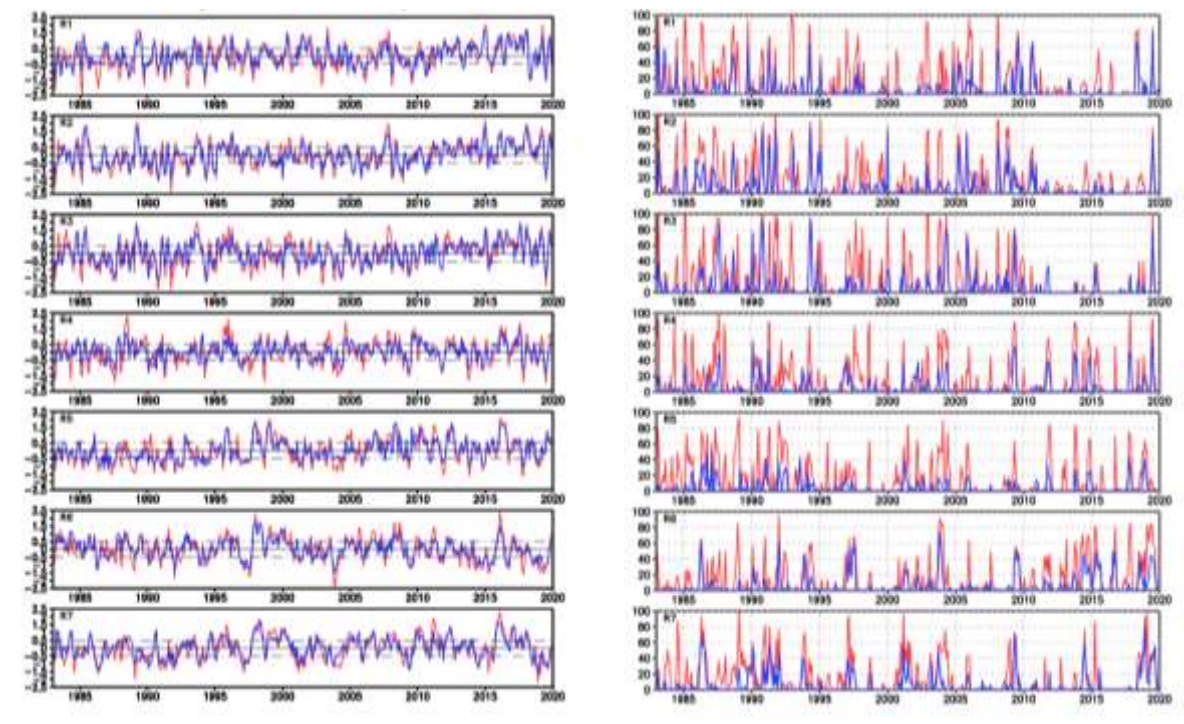
Để đánh giá khả năng dự báo hạn cho toàn lãnh thổ Việt Nam, số liệu mưa của cả hai mô hình RegCM và CIWRF sau khi hiệu chỉnh bằng 3 phương pháp Cli, MLR và ANN giai đoạn 1982-2020 đã được sử dụng. Như đã đề cập ở mục 2.3, số liệu của các thành phần M2-M7 chỉ có từ 2011-2020 nên để tính chỉ số SPI cho các thành phần này cần sử dụng số liệu của thành phần M1 giai đoạn 1982-2011 làm số liệu thay thế. Điều đó dẫn đến việc giá trị của SPI giai đoạn 1982-2011 trong các chuỗi M2-M7 có thể không khác nhau nhiều. Do đó, trong nghiên cứu này việc đánh giá khả năng dự báo hạn sẽ chỉ được dựa trên trung bình tổ hợp của các chỉ số SPI tính từ 6 chuỗi lượng mưa đã hiệu chỉnh (2 RCMs x 3 phương án hiệu chỉnh). Các sự kiện hạn sẽ được dự báo khi sử dụng các ngưỡng trong Bảng 1.

Hình 6 trình bày kết quả tính chỉ số hạn 3 tháng (SPI-03) trung bình vùng (hình trái) và phần trăm diện tích xuất hiện hạn (hình phải) trong từng vùng với thời hạn dự báo 3 tháng tính theo lượng mưa dự báo (SPI dự báo) và theo số liệu quan trắc (SPI quan trắc) giai đoạn 1983-2020. Có thể nhận thấy đường biểu diễn SPI dự báo bám khá sát SPI quan trắc, chứng tỏ khả năng nắm bắt tốt các sự kiện hạn hán xảy ra trên các vùng khí hậu của Việt Nam. Bên cạnh đó, các giai đoạn tăng giảm của SPI dự báo cũng phù hợp với xu thế của quan trắc, đặc biệt với một số đợt hạn nặng ($SPI \leq -1,5$) vào các năm 1993-1994, 2009-2010 ở khu vực phía Bắc và 2015-2016, 2019-2020 ở khu vực phía Nam. Mặc dù vậy, vẫn tồn tại một số sai lệch lớn giữa giá trị SPI dự báo và quan trắc khi giá trị SPI âm lớn. Điều đó dẫn đến việc mô hình bỏ sót khá nhiều sự kiện hạn nặng; chẳng hạn, năm 2008 ở R1, R2, R3, năm 2017 ở R4, R5, R6, năm 2019 ở R1, R2, R3, R4. Nguyên nhân có thể do các chỉ số SPI đã bị “làm trơn” khi lấy trung bình. Nhìn chung, mô hình cho kết quả dự báo ở các vùng R6 và R7 tốt hơn so với các vùng khí hậu khác cả về số sự kiện cũng như cường độ hạn.

Kết quả đánh giá tỷ lệ phần trăm diện tích bị hạn cường độ vừa ($SPI \leq -1,0$) giữa dự báo và quan trắc giai đoạn 1983-2020 được thể hiện trên Hình 6 (phải) cho thấy, mô hình cũng có khả năng nắm bắt được ở mức độ nhất định diện tích hạn trên các vùng khí hậu, trong đó khu vực Tây Nguyên và Nam Bộ tốt hơn so các vùng phía Bắc và Trung Bộ. Nguyên nhân có thể do đặc điểm hạn ở khu vực Tây Nguyên và Nam Bộ xuất hiện đồng nhất hơn về không gian. Một điểm đáng chú ý là diện tích hạn dự báo của mô hình thường thiên thấp hơn so với quan trắc. Chi tiết hơn có thể thấy ở Trung Bộ (R4 và R5), mức độ chênh lệch diện tích giữa dự báo và quan trắc có thể lên đến 50%. Sự sai lệch về diện tích hạn cao hơn so với sai lệch về thời gian xảy ra hạn thể hiện sự phức tạp trong việc dự báo chính xác vị trí các vùng chịu ảnh hưởng của hạn so với dự báo thời điểm bắt đầu và kết thúc đợt hạn. Bên cạnh đó, độ chính xác dự báo cũng phụ thuộc nhiều vào quy mô và cường độ của đợt hạn. Các đợt hạn nhỏ, cục bộ với diện tích vùng hạn chiếm dưới

40% tổng diện tích vùng thường khó dự báo được một cách chính xác. Ví dụ như các đợt hạn tại Bắc Bộ giai đoạn 2012-2017 hay khu vực Trung Bộ và Tây Nguyên năm 2005-2009. Nguyên nhân có thể do các đợt hạn quy mô nhỏ, cường độ nhẹ thường mang tính chất cục bộ và phức tạp, chịu ảnh hưởng nhiều của yếu tố địa phương. Mặc dù với độ phân giải cao (20km) tuy

nhiên mô hình khu vực RegCM và cIWRF vẫn tỏ ra hạn chế với các khu vực nơi có yếu tố địa hình và khí hậu có sự phân hóa mạnh như khu vực Trung Bộ và Tây Nguyên. Để chi tiết hóa cho những khu vực này, các mô phỏng, dự báo sử dụng mô hình với độ phân giải cao hơn cần được xem xét.



Hình 6. Chỉ số SPI-03 trung bình vùng giai đoạn 1983-2020 của mô hình và quan trắc (trái), và phần trăm diện tích bị hạn vừa xác định từ SPI-03 theo mô hình và quan trắc (phải). Màu xanh là dự báo của mô hình, màu đỏ là quan trắc.

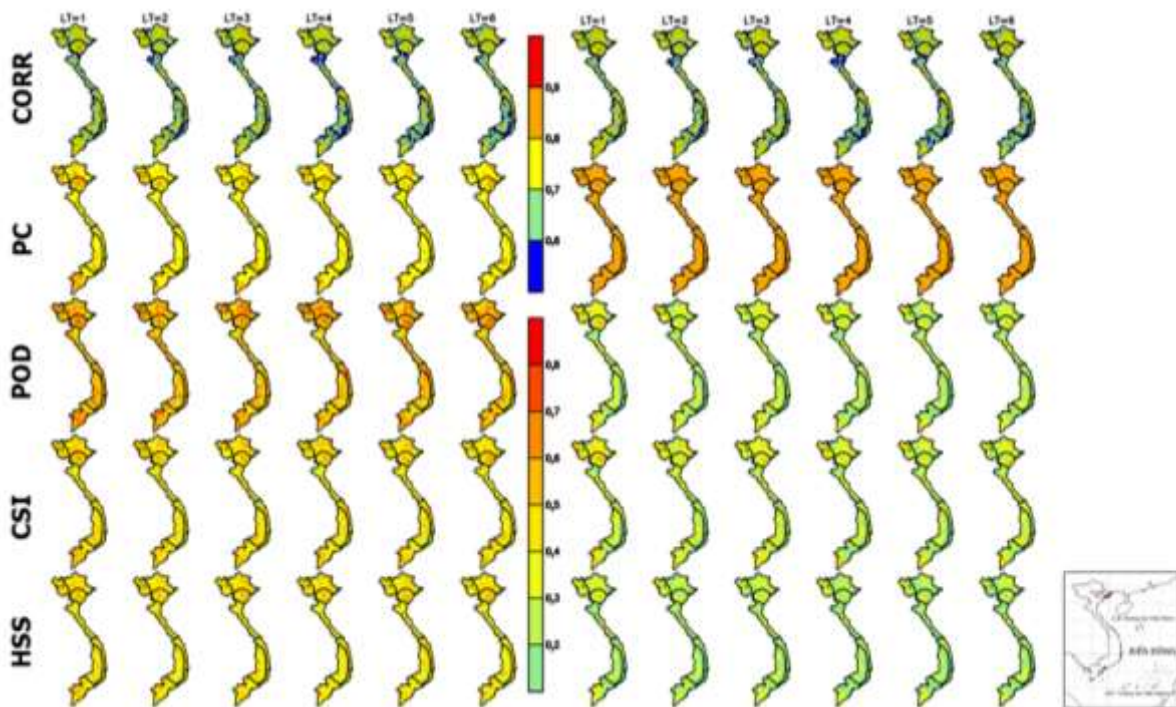
Để đánh giá kỹ năng dự báo của mô hình, Hình 7 dẫn ra kết quả tính toán các chỉ số thống kê bao gồm tương quan (correlation), độ chính xác (PC), xác suất dự báo đúng (POD), và các chỉ số kỹ năng HSS, CSI. Qua đó nhận thấy, hệ số tương quan giữa chỉ số SPI dự báo và quan trắc đạt mức phổ biến trong khoảng 0,6-0,8 có ý nghĩa thống kê ở mức 5% trên toàn lãnh thổ. Chỉ số PC trong trường hợp hạn nhẹ là 70-80% trong khi PC đối với hạn vừa là cao hơn nhiều, khoảng 80-90%. Tuy nhiên xác suất phát hiện đúng (POD) sự kiện hạn nhẹ (0,5-0,7) lại cao hơn so với sự kiện hạn vừa (0,3-0,5) trên tất cả các vùng

khí hậu. Giá trị của các chỉ số kỹ năng HSS và CSI trong trường hợp hạn nhẹ (0,3-0,5) cũng cao hơn nhiều so với hạn vừa (0,2-0,4). Như vậy, ngoại trừ chỉ số PC (độ chính xác), các chỉ số còn lại đều chứng tỏ mô hình dự báo sự xuất hiện các sự kiện hạn nhẹ tốt hơn dự báo sự xuất hiện các sự kiện hạn vừa. Giá trị PC trong trường hợp hạn vừa lớn hơn nhiều so với hạn nhẹ, và POD trong trường hợp hạn vừa nhỏ hơn nhiều so với hạn nhẹ được lý giải bởi số sự kiện không có hạn vừa lớn hơn nhiều so với số sự kiện có hạn vừa, và số trường hợp có hạn nhẹ lớn hơn số trường hợp có hạn vừa, dẫn đến số lần dự báo đúng sự kiện

không xuất hiện và số lần dự báo sai sự kiện có xuất hiện hạn vừa lớn hơn so với trường hợp hạn nhẹ. Nguyên nhân sâu xa của vấn đề có lẽ nằm ở việc các chỉ số SPI đã bị làm trơn do lấy trung bình tổ hợp.

Một điểm đáng chú ý là kết quả dự báo không có sự khác biệt đáng kể giữa các hạn dự báo khác nhau trên tất cả các vùng khí hậu. Như vậy có thể thấy mô hình có kỹ năng dự báo đối với hạn nhẹ là tốt hơn đáng kể so với hạn vừa.

Sự khác biệt về khả năng dự báo giữa hạn nhẹ và hạn vừa có thể được giải thích bởi tính chất của hai loại sự kiện này. Hạn vừa biểu hiện qua dị thường mưa thiếu hụt nhiều hơn, sự kiện xảy ra ít xảy ra hơn, với vùng diện tích ảnh hưởng nhỏ hơn, và do vậy, mô hình khó dự báo chính xác hơn so với hạn nhẹ. Việc áp dụng các phương pháp hiệu chỉnh đã nâng cao độ chính xác dự báo mưa, qua đó cải thiện kỹ năng dự báo hạn thông qua chỉ số SPI.



Hình 7. Các chỉ số đánh giá dự báo sự xuất hiện hạn 3 tháng (SPI-03) ở cấp nhẹ (trái) và vừa (phải). Đường gạch chéo ở bản đồ hệ số tương quan là vùng thoả mãn mức ý nghĩa thống kê 5%.

4. Kết luận

Nghiên cứu này giới thiệu một phương pháp dự báo mùa hạn hán cho Việt Nam bằng chỉ số lượng mưa chuẩn hoá (SPI) từ sản phẩm dự báo của mô hình động lực kết hợp hiệu chỉnh thống kê với hạn dự báo từ 1 đến 6 tháng. Mô hình khí hậu khu vực RegCM, và cIWRF sử dụng đầu vào là các trường dự báo toàn cầu CFSv2 tạo ra trường dự báo mưa, sau đó được hiệu chỉnh thống kê bằng các phương pháp Cli, ANN và

MLR. Kết quả lượng mưa hiệu chỉnh được dùng để tính chỉ số hạn SPI.

Kết quả phân tích cho thấy, việc hiệu chỉnh lượng mưa mô hình bằng các phương pháp thống kê như mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và hồi quy tuyến tính đa biến (MLR) đã cải thiện đáng kể độ chính xác lượng mưa dự báo. Kỹ năng hiệu chỉnh của ANN và MLR có phần vượt trội hơn so với Cli. Không có sự khác biệt đáng kể giữa kết quả hiệu chỉnh của hai mô hình RegCM và cIWRF và giữa các hạn dự báo khác nhau. Chỉ

số hạn dự báo của mô hình có tương quan tốt với quan trắc. Kỹ năng dự báo hạn nhẹ của mô hình tốt hơn đáng kể so với dự báo hạn vừa. Việc lấy trung bình tổ hợp các chỉ số hạn có thể là nguyên nhân cơ bản dẫn đến kỹ năng dự báo hạn có cường độ mạnh kém hơn hạn có cường độ yếu. Điều đó gợi ý rằng để nâng cao chất lượng dự báo của mô hình cần thay thế giải pháp tổ hợp các chỉ số hạn.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được hỗ trợ bởi Đại học Quốc gia Hà Nội thông qua đề tài QG.22.81. Nhóm tác giả xin chân thành cảm ơn Ban biên tập và hai phản biện đã có những ý kiến góp ý quý báu, giúp nhóm tác giả cải thiện, nâng cao chất lượng bài báo.

Tài liệu tham khảo

- [1] B. I. Cook, J. E. Smerdon, R. Seager, S. Coats, Global Warming and 21st Century Drying, *Climate Dynamics*, Vol. 43, 2014, pp. 2607-2627, <https://doi.org/10.1007/s00382-014-2075-y>.
- [2] B. Livneh, M. P. Hoerling, The Physics of Drought in the U. S. Central Great Plains, *Journal of Climate*, Vol. 29, 2016, pp. 6783-6804, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0697.1>.
- [3] A. F. V. Loon, T. Gleeson, J. Clark, A. I. V. Dijk, K. Stahl, J. Hannaford, G. D. Baldassarre, A. J. Teuling, L. M. Tallaksen, R. Uijlenhoet, D. M. Hannah, J. Sheffield, M. Svoboda, B. Verbeiren, T. Wagener, S. Rangeland, N. Wanders, H. Lanen, Drought in the Anthropocene, *Nature Geoscience*, Vol. 9, 2016, pp. 89-91, <https://doi.org/10.1038/ngeo2646>.
- [4] Z. Hao, F. Hao, Y. Xia, V. P. Singh, Y. Hong, X. Shen, W. A. Ouyang, A Statistical Method for Categorical Drought Prediction Based on NLDAS-2, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, Vol. 55, 2016, pp. 1049-1061, <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-15-0200.1>.
- [5] S. Saha, S. Moorthi, X. Wu, J. Wang, S. Nadiga, P. Tripp, D. Behringer, Y. Hou, H. Chuang, M. Iredell, M. Ek, J. Meng, R. Yang, M. P. Mendez, H. Dool, Q. Zhang, W. Wang, M. Chen, E. Becker, The NCEP Climate Forecast System Version 2, *Journal of Climate*, Vol. 27, 2014, pp. 2185-2208, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00823.1>.
- [6] F. Molteni, T. Stockdale, M. Balmaseda, G. Balsamo, R. Buizza, L. Ferranti, L. Magnusson, K. Mogensen, T. Palmer, F. Vitart, The New ECMWF Seasonal Forecast System (System 4), ECMWF Technical Memoranda, 2011, Retrieved from <https://www.ecmwf.int/en/research/publications> (accessed on: May 4th, 2024).
- [7] M. A. Crimmins, M. P. McClaran, Where do Seasonal Climate Predictions belong in the Drought Management Toolbox?, *Rangelands*, Vol. 38, 2016, pp. 169-176, <https://doi.org/10.1016/j.rala.2016.06.004>.
- [8] F. J. D. Reyes, J. G. Serrano, F. Lienert, A. P. Biescas, L. Rodrigues, Seasonal Climate Predictability and Forecasting: Status and Prospects, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, Vol. 4, 2013, pp. 245-268, <https://doi.org/10.1002/wcc.217>.
- [9] N. Wanders, E. F. Wood, Improved Sub-seasonal Meteorological Forecast Skill using Weighted Multi-model Ensemble Simulations, *Environmental Research Letters*, Vol. 11, 2016, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/9/094007>.
- [10] E. Dutra, W. Pozzi, F. Wetterhall, F. D. Giuseppe, L. Magnusson, G. Naumann, P. Barbosa, J. Vogt, F. Pappenberger, Global Meteorological Drought-Part 2: Seasonal Forecasts, *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol. 18, 2014, pp. 2669-2678, <https://doi.org/10.5194/hess-18-2669-2014>.
- [11] K. C. Mo, B. Lyon, Global Meteorological Drought Prediction using the North American Multi-Model Ensemble, *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 16, 2015, pp. 1409-1424, <https://doi.org/10.1175/JHM-D-14-0192.1>.
- [12] A. C. Steinemann, Using Climate Forecasts for Drought Management, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, Vol. 45, 2006, pp. 1353-1361, <https://doi.org/10.1175/JAM2401.1>.
- [13] X. Yuan, E. F. Wood, Multi-model Seasonal Forecasting of Global Drought Onset, *Geophysical Research Letters*, Vol. 40, 2013, pp. 4900-4905, <https://doi.org/10.1002/grl.50949>.
- [14] B. Kirtman, A. Pirani, The State of the Art of Seasonal Prediction, *Bulletin of the American Meteorological Society*, Vol. 90, 2009, pp. 455-458, <https://doi.org/10.1175/2008BAMS2707.1>.
- [15] NRC, Assessment of Intraseasonal to Interannual Climate Prediction and Predictability, National Academies Press, Washington, DC, 2010.

- [16] D. M. Smith, A. A. Scaife, B. P. Kirtman, What is the Current State of Scientific Knowledge with Regard to Seasonal and Decadal Forecasting?, *Environmental Research Letters*, Vol. 7, No. 1, 2012, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/1/015602>.
- [17] N. D. Ngu, N. T. Hieu, *Climate and Climate Resources of Vietnam*, Agricultural Publishing House, 2004 (in Vietnamese).
- [18] P. V. Tan, N. D. Thanh, T. H. T. M. Ha, Seasonal and Interannual Variations of Surface Climate Elements over Vietnam, *Climate Research*, Vol. 40, 2009, pp. 49-60, <https://doi.org/10.3354/cr00824>.
- [19] N. T. Hanh, V. T. Hang, P. V. Tan, Seasonal Rainfall Forecasting Using the cIWRF Model: Sensitivity of Convective Parameterization Schemes, *VNU Journal of Science: Earth and Environmental Sciences*, Vol. 32, 2016, pp. 25-33 (in Vietnamese).
- [20] P. V. Tan, N. V. Hiep, T. T. Long, N. Q. Trung, N. D. Thanh, P. Laux, N. X. Thanh, Seasonal Prediction of Surface Air Temperature Across Vietnam Using the Regional Climate Model Version 4.2 (RegCM4.2), *Advances in Meteorology*, 2014, <https://doi.org/10.1155/2014/245104>.
- [21] V. T. Hang, N. T. Hanh, Experimental Seasonal Forecasting of Monthly Mean Temperature and Precipitation for Vietnam Using the cIWRF Model, *VNU Journal of Science: Earth and Environmental Sciences*, Vol. 30, No. 1, 2014 (in Vietnamese).
- [22] <https://phongchongthientai.mard.gov.vn/> (accessed on: May 4th, 2024).
- [23] N. L. Bang, ENSO Influence on Hydrometeorological Drought Variability in the Cai River Basin, *Water Resources and Environmental Journal*, Vol. 46, 2014, pp. 71-78 (in Vietnamese).
- [24] V. H. Nguyen, Q. F. Li, L. B. Nguyen, Drought Forecasting using ANFISa Case Study in Drought Prone Area of Vietnam, *Paddy and Water Environment*, Vol. 15, 2017, pp. 605-616, <https://doi.org/10.1007/s10333-017-0579-x>.
- [25] L. H. N. Thanh, N. H. Ngu, N. T. N. Linh, D. Q. Nôn, Investigating the Impact of Drought on Rice Cultivation in Que Son District, Quang Nam Province, *Vietnam Science and Technology - University of Agriculture and Forestry - Hue University*, Vol. 2, No. 1, 2018, pp. 547-558 (in Vietnamese).
- [26] T. Q. Duc, P. V. Tan, N. P. Thao, T. T. Long, C. T. T. Huong, N. V. Hiep, Investigation of Drought Characteristics Across Vietnam During Period 1980-2018 using SPI and SPEI Drought Indices, *VNU Journal of Science: Earth and Environmental Sciences*, Vol. 38, 2022, pp. 71-84, <https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnuees.4757> (in Vietnamese).
- [27] N. X. Thanh, N. D. Thanh, H. Kamimera, T. T. Long, J. Matsumoto, T. Inoue, P. V. Tan, The Vietnam Gridded Precipitation (VnGP) Dataset: Construction and Validation, *SOLA*, Vol. 12, 2016, pp. 291-296, <https://doi.org/10.2151/sola.2016-057>.
- [28] T. A. Quan, N. D. Thanh, E. Espagne, T. T. Long, A High-resolution Projected Climate Dataset for Vietnam: Construction and Preliminary Application in Assessing Future Change, *Journal of Water and Climate Change*, Vol. 13, 2022, pp. 3379-3399, <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.144>.
- [29] P. V. Tan, N. X. Thanh, N. V. Hiep, P. Laux, P. T. Ha, N. D. Thanh, Evaluation of the NCEP Climate Forecast System and Its Downscaling for Seasonal Rainfall Prediction over Vietnam, *Weather and Forecasting*, Vol. 33, 2018, pp. 615-640, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-17-0098.1>.
- [30] A. D. Luca, R. Elía, R. Laprise, Potential for Small Scale Added Value of RCM's Downscaled Climate Change Signal, *Climate Dynamics*, Vol. 40, 2013, pp. 601-618, <https://doi.org/10.1007/s00382-012-1415-z>.