

# NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG CÁC PHƯƠNG PHÁP TÍNH TOÁN TRUNG BÌNH CÓ TRỌNG SỐ ĐỂ NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG DỰ BÁO TRUNG BÌNH TỔ HỢP CHO HỆ THỐNG DỰ BÁO TỔ HỢP THỜI TIẾT HẠN NGẮN

ThS. **Võ Văn Hòa**, TS. **Bùi Minh Tăng** - Trung tâm Dự báo khí tượng thủy văn Trung ương  
GS.TS. **Phan Văn Tân** - Trường Đại học Khoa học tự nhiên, Đại học quốc gia Hà Nội

**B**ài báo này giới thiệu kết quả ứng dụng và thử nghiệm một số phương pháp tính toán trung bình có trọng số để nâng cao chất lượng dự báo trung bình tổ hợp trường nhiệt độ bề mặt được dự báo từ hệ thống dự báo tổ hợp thời tiết hạn ngắn (SREPS). Kết quả thử nghiệm và đánh giá cho 176 điểm trạm dựa trên chuỗi số liệu 2008-2010 đã cho thấy chất lượng dự báo trung bình tổ hợp đã được cải thiện đáng kể, trong đó các phương pháp tính toán trọng số giảm theo thời gian và theo phương sai sai số cho kết quả tốt nhất. Các khu vực có biên độ sai số hệ thống lớn chính là khu vực có sự cải thiện nhiều nhất.

## 1. Đặt bài toán

Tại Việt Nam, các hệ thống NWP đã được nghiên cứu và ứng dụng nghiệp vụ từ hơn 10 năm trở lại đây, trong đó bao gồm các EPS từ quy mô hạn ngắn cho đến hạn mùa. Năm 2010, Trung tâm Dự báo Trung ương (TTDBTU) đã triển khai nghiệp vụ hệ thống dự báo tổ hợp thời tiết hạn ngắn (1-3 ngày) - SREPS dựa trên cách tiếp cận đa mô hình đa phân tích và bao gồm 20 dự báo thành phần. Các sản phẩm dự báo trung bình tổ hợp (EM) và dự báo xác suất từ SREPS đã và đang góp phần quan trọng trong công tác dự báo thời tiết hạn ngắn, đặc biệt là dự báo các hiện tượng thời tiết nguy hiểm tại TTDBTU. Theo kết quả đánh giá của Võ Văn Hòa và nnk (2012) [1], chất lượng dự báo EM và xác suất của hệ thống SREPS vẫn còn nhiều hạn chế cho cả các biến bề mặt và trên cao. Những hạn chế này dẫn đến hiệu quả phục vụ công tác dự báo thời tiết của hệ thống SREPS chưa cao.

Theo phân tích của Võ Văn Hòa và nnk (2012) [1], nguyên nhân dẫn đến những hạn chế của hệ thống SREPS có thể bắt nguồn từ sự chưa hoàn hảo của các mô hình NWP được sử dụng, phương pháp tạo các dự báo thành phần, sai số địa hình và thảm phủ, sai số trường ban đầu và điều kiện biên, ... Những nguyên nhân này đều có đóng góp tới sai số tổng cộng của hệ thống SREPS theo cả nghĩa sai số hệ thống và sai số ngẫu nhiên. Trên thực tế, rất khó để tách biệt được các nguồn sai số gây ra cũng như định lượng hóa mức độ gây ra sai số hoặc bản chất của sai số là hệ thống hay ngẫu nhiên. Để khắc

phục những hạn chế nói trên, rất nhiều bài toán khác nhau cần phải thực hiện riêng rẽ hoặc đồng thời. Chẳng hạn, để khắc phục nguyên nhân do mô hình NWP, rõ ràng cần phải đầu tư nghiên cứu cải tiến mô hình từ động lực, vật lý cho đến phương pháp số. Để cải tiến sai số trong trường ban đầu, cần phải nghiên cứu ứng dụng bài toán đồng hóa số liệu, ... Đây là những bài toán lớn đòi hỏi phải nghiên cứu lâu dài và tốn nhiều công sức. Vậy "Làm cách nào để lựa chọn được giải pháp hiệu quả nhất để nâng cao được chất lượng dự báo EM và xác suất cho hệ thống SREPS?"

Theo Du (2007) [4], trên thế giới hiện tại phổ biến 2 cách tiếp cận để giải quyết những tồn tại nói trên cho các EPS, đó là động lực và thống kê. Cách tiếp cận động lực liên quan đến bài toán cải tiến mô hình NWP sử dụng trong EPS hoặc cải tiến cách thức tạo ra các dự báo thành phần cho EPS. Cách tiếp cận thống kê tương tự như bài toán MOS cho mô hình NWP tất định, đó là sử dụng các kỹ thuật thống kê để hiệu chỉnh các dự báo thành phần của EPS hoặc tổng hợp thông tin EF một cách hiệu quả nhất nhằm nâng cao được chất lượng dự báo EM và xác suất của EPS thô (nguyên mẫu). Câu hỏi đặt ra là: "Trong hai cách tiếp cận nói trên, cách tiếp cận nào phù hợp và khả thi cho hệ thống SREPS?"

Như đã biết, hệ thống SREPS dựa trên cách tiếp cận đa mô hình đa phân tích trong đó sử dụng 4 mô hình NWP khu vực (WRFARW, WRFNMM, HRM, BoLAM) chạy riêng rẽ với các đầu vào từ 5 mô hình NWP toàn cầu (GFS, GME, GSM, NOGAPS và GEM).

Người đọc phản biện: TS. **Nguyễn Đức Cường**

Theo cách tiếp cận động lực, việc cải tiến mô hình cần phải thực hiện cho cả 4 mô hình NWP của hệ thống SREPS trong khi cải tiến trường ban đầu sẽ liên quan tới 5 mô hình NWP toàn cầu. Công việc này đòi hỏi một khối lượng công việc khổng lồ và thực hiện trong thời gian dài. Việc cải tiến cách thức tạo ra các dự báo thành phần hoặc số lượng dự báo thành phần cũng gặp phải khó khăn tương tự. Trong khi đó, cách tiếp cận thống kê chỉ tác động đến kết quả đầu ra của hệ thống SREPS mà không ảnh hưởng tới các mô hình NWP được sử dụng cũng như cách thức tạo ra các dự báo thành phần. Đây là cách tiếp cận đơn giản, khả thi và có thể đem lại hiệu quả cao khi sai số hệ thống chiếm ưu thế trong sai số tổng cộng. Đây chính là lý do chúng tôi lựa chọn cách tiếp cận thống kê để hiệu chỉnh dự báo tổ hợp từ SREPS.

Như đã biết, bất kỳ EPS nào đều có thể cung cấp 2 dạng sản phẩm dự báo chính là dự báo EM và dự báo xác suất. Với EM, chất lượng dự báo được phản ánh thông qua giá trị của sai số dự báo. Cụ thể, giá trị sai số quân phương càng nhỏ và gần 0 cho biết chất lượng dự báo cao và ngược lại. Tuy nhiên, đối với dự báo xác suất, rất nhiều đặc trưng thống kê khác nhau có thể được xem xét như độ tin cậy (reliability), khả năng phân hoạch (resolution), độ tán (spread), độ rộng (width), độ nhọn (sharpness), ... Các kết quả đánh giá cho mỗi đặc trưng thống kê này sẽ phản ánh một khía cạnh nào đó của dự báo xác suất. Ví dụ, kết quả đánh giá độ tin cậy sẽ cho biết tần suất dự báo có phù hợp với tần suất quan trắc hay không. Trong khi đó, kết quả đánh giá độ phân giải sẽ cho biết EPS có khả năng tạo ra các dự báo xác suất chi tiết hơn so với dự báo khí hậu hay không. Đối với độ tán, các chỉ số đánh giá sẽ cho biết không gian nghiệm dự báo từ EPS có phù hợp với không gian nghiệm thực hay không.

Như vậy, tùy thuộc vào mục đích của nghiên cứu cải tiến chất lượng dự báo của một EPS đưa ra (đối tượng dự báo hoặc đặc tính sai số cần cải thiện), các phương pháp thống kê khác nhau sẽ được sử dụng. Mỗi một phương pháp thống kê sẽ hướng đến giải quyết một hoặc nhiều hạn chế có liên quan đến sản phẩm dự báo EM hoặc xác suất. Ví dụ, cách tính toán EF có trọng số khác nhau sẽ chỉ tác động đến chất lượng dự báo EM mà không làm thay đổi chất lượng dự báo xác suất của EPS đưa ra do các dự báo thành phần không thay đổi.

Tuy nhiên, với cách tiếp cận hiệu chỉnh sai số hệ thống cho từng dự báo thành phần, rõ ràng chất lượng dự báo EM và xác suất của EPS sẽ bị thay đổi so với dự báo EF ban đầu. Trong bài báo này, chúng tôi sẽ tập trung vào khía cạnh nâng cao chất lượng dự báo EM thông qua các phương pháp tính toán EM có trọng số khác nhau để cải thiện chất lượng dự báo EM từ hệ thống SREPS. Các phần tiếp theo sẽ trình bày chi tiết về cơ sở toán học của các phương pháp thống kê, tập số liệu nghiên cứu và phương pháp đánh giá chất lượng dự báo EM. Cuối cùng, các kết quả thử nghiệm và đánh giá cho 176 trạm quan trắc khí tượng bề mặt thuộc 9 khu vực nghiên cứu sẽ được phân tích và so sánh.

**2. Mô tả phương pháp và số liệu nghiên cứu**

**a. Các phương pháp tính trung bình tổ hợp có trọng số**

Trước hết, giả thiết có một EPS bao gồm N dự báo thành phần, khi đó dự báo trung bình tổ hợp (EM) có trọng số như nhau có thể được tính thông qua công thức trung bình cộng đơn giản 1 dưới đây:

$$EM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_i \tag{1}$$

Trong đó,  $F_i$  là dự báo thành phần thứ  $i$ . Trong công thức 1 thực chất trọng số cho mỗi dự báo thành phần là như nhau và bằng  $1/N$ . Đây chính là cách tính đang được áp dụng hàng ngày cho hệ thống SREPS nghiệp vụ tại TTDBTU (được ký hiệu là Raw trong các phần đánh giá kết quả dưới đây). Cách tính này có hạn chế là không tính đến được khả năng đóng góp của từng dự báo thành phần tới chất lượng dự báo EM. Như đã biết, mỗi dự báo thành phần có chất lượng dự báo khác nhau và chất lượng này liên tục thay đổi theo các phiên dự báo. Do đó, đưa được yếu tố này vào trong công thức 1 sẽ cải thiện được chất lượng dự báo EM. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất 3 phương án tính toán EM có trọng số khác nhau như sau:

- Hồi quy tuyến tính đa biến (ký hiệu EMLR):

Cách tiếp cận này dựa trên kỹ thuật hồi quy tuyến tính đa biến, trong đó giả thiết dự báo trung bình tổ hợp (EM) quan hệ tuyến tính với các dự báo thành phần  $F_i$  qua công thức 2:

$$EM = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i F_i^{no bias} \tag{2}$$

Với  $a_i, i=0,N$  là các hệ số hồi quy. Trong công

thức 2, các dự báo thành phần  $F_i$  có vai trò như là các nhân tố dự báo trong bài toán MOS. Các trọng số ai sẽ được xác định bằng cách giải hệ các phương trình dạng 2 trên bộ số liệu phụ thuộc cho trước bằng phương pháp bình phương tối thiểu. Phương pháp này đã được sử dụng trong nghiên cứu của Krishnamurti và nnk (2000) [5] nhưng hệ số tự do a0 được thay bằng giá trị trung bình khí hậu của đại lượng quan trắc và  $F_i$  là độ lệch của chính nó so với trung bình khí hậu tương ứng. Krishnamurti gọi đây là phương pháp dự báo siêu tổ hợp và ứng dụng cho cả mục đích dự báo các yếu tố khí tượng và bão. Trong nghiên cứu này, các dự báo thành phần đã được hiệu chỉnh sai số hệ thống bằng phương pháp trung bình trượt trước khi đưa vào tính toán EM như trong công thức 3 dưới đây:

$$F_i^{nobias} = F_i^{raw} - bias$$

$$bias = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (F_{ij}^{raw} - O_j) \quad (3)$$

Trong đó,  $F_i^{raw}$  là dự báo thành phần thứ i của SREPS chưa được hiệu chỉnh hay còn gọi là dự báo trực tiếp từ mô hình (DMO),  $O_j$  là số liệu quan trắc của ngày thứ j và M là tổng số ngày trong chu kỳ được sử dụng để tính toán sai số hệ thống (bias).

- Trung bình có trọng số giảm dần theo hàm mũ (EMES):

Kỹ thuật này được Daley (1991) [3] đề xuất trong đó EM được tính theo công thức 4 dưới đây:

$$EM = \sum_{i=1}^N w_i F_i^{nobias} \quad (4)$$

với  $F_i^{nobias}$  là dự báo thành phần thứ i của EPS đưa ra nhưng đã được hiệu chỉnh sai số hệ thống. Các trọng số  $w_i$  sẽ được tính theo công thức 5 và 6 dưới đây:

$$w_i = \beta \alpha^{j-1} \quad (5)$$

trong đó:

$$\beta = \frac{1-\alpha}{1-\alpha^N} \quad (6)$$

Với  $\alpha$  là nhân tố làm trơn, giá trị j trong công thức 5 là hạng của dự báo thành phần thứ i ( $F_i^{nobias}$ ) được tính dựa trên sai số bình phương trung bình (MSE) và MSE được tính như trong công thức 7 dưới đây:

$$MSE_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (F_{ij}^{nobias} - O_j)^2 \quad (7)$$

Cụ thể, từ các giá trị MSE tìm được của từng dự báo thành phần dựa trên tập số liệu phụ thuộc cho trước (M ngày ở trên), tiến hành sắp xếp theo chuỗi trình tự tăng dần. Dự báo thành phần nào có MSE bé nhất sẽ có hạng là 1 và cứ thế tiếp tục. Nếu các dự báo thành phần có MSE bằng nhau thì sẽ có cùng hạng với nhau. Lưu ý là giá trị MSE được tính toán cho từng dự báo thành phần đã được hiệu chỉnh sai số hệ thống ( $F_i^{nobias}$ ) như trong công thức 3. Theo Yossouf và Stensrud (2006) [6], nhân tố dao động trong khoảng [0.1,0.9] và cần thiết phải lựa chọn tối ưu cho từng yếu tố khí tượng khác nhau. Tuy nhiên, rất nhiều nghiên cứu đã chỉ ra giá trị 0.85 là tối ưu cho hầu hết các yếu tố khí tượng liên tục. Theo công thức 5, trọng số sẽ giảm dần theo đường cong hàm mũ khi j tăng lên.

- Trung bình có trọng số tính theo phương sai sai số (EMMV):

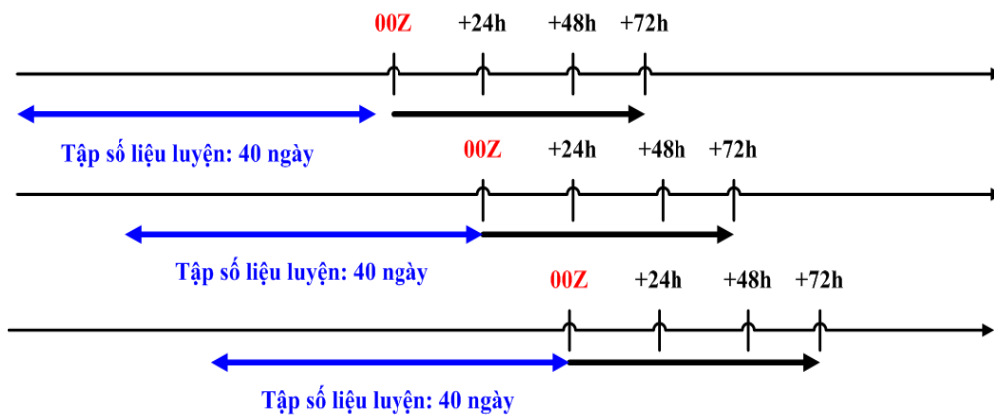
Tương tự phương pháp EMES, phương pháp EMMV cũng được Daley (1991) [3] đề xuất trong đó EM được tính theo công thức 4 ở trên và các trọng số  $w_i$  được tính theo công thức 8 dưới đây với j (j=1,N) là chỉ số chạy theo tổng số dự báo thành phần.

$$w_i = \frac{(1/MSE_i)}{\sum_{j=1}^N (1/MSE_j)} \quad (8)$$

Các phần nói trên đã trình bày chi tiết về cơ sở toán học của các phương pháp thống kê được đề xuất để nghiên cứu nâng cao chất lượng dự báo EM từ Raw. Câu hỏi đặt ra là, cách thức áp dụng các phương pháp này cho hệ thống SREPS như thế nào. Đặc biệt, như các phương pháp thống kê khác, 3 phương pháp tính toán trung bình có trọng số ở trên đòi hỏi phải có một tập số liệu phụ thuộc để tính toán các trọng số hồi quy, bias, sai số bình phương trung bình, ... Hay nói cách khác là độ dài chuỗi số liệu (M) bao nhiêu là hiệu quả. Theo Du (2007) [4], hầu hết các phương pháp thống kê được sử dụng để nâng cao chất lượng dự báo EM và xác suất của EPS đều sử dụng bộ số liệu phụ thuộc dạng trượt theo thời gian thay vì cố định như bài toán thống kê truyền thống. Trong đó độ dài chuỗi số liệu này là cố định cho tất cả các ngày dự báo nhưng các ngày trong chuỗi trượt theo thời gian. Cũng theo Du (2007) [4], tùy theo phương pháp và yếu tố khí tượng, độ dài chuỗi số liệu phụ thuộc dao động trong khoảng 30-60 ngày. Ví dụ, đối với các

yếu tố khí quyển có tính ổn định trong dự báo (như nhiệt độ), độ dài chuỗi số liệu có thể ngắn nhưng đối với các yếu tố có tính biến động lớn, chuỗi số liệu dài hơn là cần thiết (ví dụ như mưa). Trong nghiên cứu này chúng tôi sử dụng chuỗi số liệu 40 ngày để thử nghiệm các phương pháp nói trên. Giá trị này được đưa ra dựa trên các nghiên cứu thực nghiệm trong đó sử dụng nhiều giá trị M để khảo sát sự biến thiên trong chất lượng dự báo. Giá trị được lựa chọn là giá trị tại đó sai số dự báo đạt cực tiểu (do khuôn khổ hạn hẹp của bài báo nên các kết quả tính toán này không được trình bày ở đây, người đọc có thể tham khảo trong nghiên cứu của Võ Văn Hòa (2013) [2]).

Quy trình áp dụng các phương pháp tính toán trung bình có trọng số được minh họa như trong hình 2.1 dưới đây. Cụ thể, để tính toán các trọng số hoặc hệ số trong các phương pháp ở trên cho 1 phiên dự báo 00GMT của ngày nào đó, số liệu quan trắc và dự báo từ SREPS của 40 ngày trước đó sẽ được sử dụng như là bộ số liệu phụ thuộc. Nếu trong 40 ngày này, có những ngày mất dữ liệu (quan trắc, dự báo hoặc cả hai) thì dữ liệu của các ngày lùi về quá khứ nhưng gần nhất với chu kỳ 40 ngày này sẽ được bù vào để đảm bảo luôn có đủ 40 dung lượng mẫu. Quá trình xử lý này tiếp tục được áp dụng cho các phiên dự báo tiếp theo.



**Hình 1. Sơ đồ dự báo trượt theo thời gian của các phương pháp tính trung bình có trọng số được thử nghiệm**

### **b. Mô tả số liệu nghiên cứu và phương pháp đánh giá**

Để phục vụ việc xây dựng, thử nghiệm và đánh giá hiệu quả của các phương pháp tính toán trung bình có trọng số trong việc nâng cao chất lượng dự báo EM của hệ thống SREPS, chúng tôi đã tiến hành thu thập, xử lý và lưu các nguồn số liệu như được mô tả trong bảng 1. Cụ thể, số liệu quan trắc nhiệt độ không khí ( $T_2m$ ), nhiệt độ điểm sương ( $Td_2m$ ), nhiệt độ tối cao ngày ( $Tmax$ ) và nhiệt độ tối thấp ngày ( $Tmin$ ) của 176 các trạm quan trắc khí tượng bề mặt trên lãnh thổ Việt Nam được thu thập. Trong đó, các yếu tố  $T_2m$  và  $Td_2m$  được thu thập tại phiên quan trắc 00GMT. Các nguồn số liệu này đều được thu thập trong 3 năm (2008-2010). Toàn bộ các thử nghiệm 3 phương pháp tính toán trung bình có

trọng số ở trên sẽ được áp dụng riêng rẽ cho từng điểm trạm, từng yếu tố và hạn dự báo. Các hạn dự báo +24h, +48h và +72h được sử dụng để đánh giá chất lượng dự báo cho cả 4 yếu tố (lưu ý là các giá trị  $Tmax$  và  $Tmin$  là giá trị xác định trong ngày nên ký hiệu +24h cũng bao hàm ý nghĩa dự báo cho ngày thứ nhất, ...).

Để thuận tiện cho quá trình nghiên cứu cũng như triển khai nghiệp vụ sau này, tất cả các nguồn số liệu trên lưới đều được xử lý để đưa về định dạng NetCDF thay vì sử dụng định dạng gốc ban đầu. Các kết quả hiệu chỉnh các trường khí tượng được nghiên cứu từ các phương pháp EMOS cũng được sao lưu theo định dạng NetCDF. Riêng đối với số liệu quan trắc các yếu tố nhiệt độ bề mặt tại trạm, tác giả đã tiến hành giải mã từ mã điện gốc, sau đó

thực hiện kiểm tra chất lượng thám sát gồm các bước kiểm tra vật lý và kiểm tra thống kê khí hậu để loại bỏ các giá trị sai hoặc nghi ngờ. Sau cùng, số liệu mưa quan trắc sẽ được mã hóa vào trong cơ sở dữ liệu (CSDL) được thiết kế dựa trên hệ quản trị cơ sở dữ liệu PostGRESQL. Số lượng các điểm trạm nghiên cứu được phân bố theo 9 khu vực như sau:

Tây Bắc (TB) có 21 trạm; Việt Bắc (VB) có 25 trạm; Đông Bắc (ĐB) có 25 trạm; Đồng bằng Bắc Bộ (ĐBBB) có 14 trạm; Bắc Trung Bộ (BTB) có 20 trạm; Trung Trung Bộ (TTB) có 15 trạm; Nam Trung Bộ (NTB) có 12 trạm; Tây Nguyên (TN) có 18 trạm và Nam Bộ (NB) có 26 trạm.

**Bảng 1 Danh sách các nguồn số liệu được thu thập để phục vụ nghiên cứu**

TT	Tên nguồn số liệu	Phạm vi không gian	Phạm vi thời gian	Các biến thu thập
1	Quan trắc các yếu tố nhiệt độ tại trạm	Tại 176 điểm trạm	3 năm (2008-2010)	T2m (00GMT), Td2m (00GMT), Tmax, Tmin
2	Số liệu dự báo các yếu tố nhiệt độ bề mặt từ hệ thống SREPS có độ phân giải 0.15° x 0.15°	Toàn bộ miền dự báo [0°-28°N;95°E-128°E]	3 năm (2008-2010)	T2m, Td2m, Tmax, Tmin tại các hạn dự báo +24h, +48h và +72h (dự báo bắt đầu từ 00GMT)

Như đã biết, dự báo EM từ SREPS và 3 phương pháp tính toán trung bình có trọng số ở trên thực chất vẫn là dự báo tất định. Do đó, các chỉ số đánh giá cho dự báo tất định hoàn toàn có thể áp dụng trong trường hợp này. Với yếu tố nghiên cứu là trường nhiệt độ bề mặt, các chỉ số sai số tuyệt đối (MAE) và sai số quân phương (RMSE) sẽ được sử dụng trong nghiên cứu này (sai số trung bình - ME không được sử dụng do không cho biết chính xác về biên độ sai số thực). Hai chỉ số đánh giá này cho phép chúng ta khảo sát chất lượng dự báo EM. Các giá trị nhỏ và gần 0 của MAE và RMSE cho biết dự báo có chất lượng tốt và ngược lại. Ngoài ra, việc so sánh sự khác biệt về độ lớn giữa chỉ số MAE và RMSE cũng cho biết về mức độ xuất hiện các sai số lớn trong chu kỳ đánh giá. Nếu hai chỉ số đánh giá này có độ lớn gần nhau, thì dự báo đưa ra về cơ bản có tính ổn định và không có những sai số lớn bất

thường.

**3. Kết quả thử nghiệm và đánh giá**

Như đã trình bày ở trên, để đánh giá được khả năng của 3 phương pháp tính toán trung bình có trọng số trong việc nâng cao chất lượng dự báo EM của Raw, các chỉ số đánh giá MAE và RMSE được sử dụng. Do khuôn khổ hạn chế của bài báo, phần dưới đây chỉ đưa ra các kết quả đánh giá cho hạn dự báo 24h, đối với các hạn dự báo 48h và 72h người đọc có thể tham khảo trong [2]. Các bảng 2 đến 5 dưới đây lần lượt đưa ra các kết quả tính toán chỉ số đánh giá MAE và RMSE (độ C) của dự báo EM từ Raw và các phương pháp tính trung bình có trọng số cho yếu tố T2m, Td2m, Tmax và Tmin với hạn dự báo 24h trong đó các giá trị được bôi đậm ngụ ý không đem lại sự cải thiện trong sai số.

**Bảng 2. Kết quả tính toán chỉ số đánh giá MAE và RMSE (độ C) của dự báo EM từ Raw và các phương pháp tính trung bình có trọng số cho yếu tố T2m với hạn dự báo 24h (các giá trị được bôi đậm ngụ ý không đem lại sự cải thiện trong sai số)**

Chỉ số	Phương pháp	Khu vực nghiên cứu								
		TB	VB	ĐB	ĐBBB	BTB	TTB	NTB	TN	NB
MAE	EMLR	1.8	<b>1.6</b>	<b>1.4</b>	<b>1.35</b>	<b>1.52</b>	<b>1.6</b>	<b>1.23</b>	<b>1.34</b>	<b>1.42</b>
	EMES	1.0	0.99	1.08	0.89	0.83	0.78	0.7	0.7	0.7
	EMMV	1.04	1.03	1.11	0.9	0.85	0.79	0.71	0.71	0.71
	Raw	1.96	1.65	1.28	1.04	1.05	0.98	0.91	0.9	0.81
RMSE	EMLR	2.3	<b>2.6</b>	<b>2.1</b>	<b>2.15</b>	<b>2.02</b>	<b>1.96</b>	<b>1.63</b>	<b>1.92</b>	<b>1.22</b>
	EMES	1.41	1.32	1.47	1.17	1.11	0.99	0.91	0.92	0.89
	EMMV	1.46	1.36	1.5	1.18	1.13	1.01	0.92	0.94	0.9
	Raw	2.42	2.15	2.69	1.33	2.38	2.26	1.17	2.17	1.05

Từ bảng 2 có thể thấy đối với dự báo T2m, phương pháp EMLR hầu như không đem lại sự cải thiện trong chất lượng dự báo T2m tại hầu hết các khu vực nghiên cứu ngoại trừ khu vực Tây Bắc. Nguyên nhân chính dẫn đến những hạn chế này là trong phương pháp EMLR, việc sử dụng dung lượng mẫu 40 ngày để tính toán các hệ số hồi quy là không phù hợp. Về nguyên tắc, trong bài toán hồi quy các trọng số cần được xác định trên tập số liệu phụ thuộc đủ dài. Các phương pháp EMES và EMMV đều cho thấy chất lượng dự báo T2m đã được cải thiện đáng kể tại tất cả các khu vực nghiên cứu. Chất lượng dự báo của hai phương pháp này là không có nhiều khác biệt giữa các khu vực nghiên cứu. Theo khu vực nghiên cứu, sự cải thiện đáng kể được tìm thấy tại các khu vực Tây Bắc, Việt Bắc, Đông Bắc, Bắc Trung Bộ, Trung Trung Bộ và Tây Nguyên. Đây chính là các khu vực có sai số mô tả địa hình lớn trong các mô hình NWP khu vực của hệ thống SREPS. Hay nói cách khác, các phương pháp thống kê được thử nghiệm đã loại bỏ được đáng kể sai số dự báo T2m do sai số mô tả địa hình trong mô hình NWP khu vực gây nên.

Bên cạnh việc nâng cao chất lượng dự báo, cũng có thể thấy các phương pháp EMES và EMMV còn

hạn chế được các sai số dự báo lớn. Cụ thể, chênh lệch giữa giá trị MAE và RMSE của các phương pháp EMOS tại hầu hết khu vực không có nhiều sự khác biệt và thường không quá 0,6°C. Trong khi đó, dự báo EM từ hệ tổ hợp Raw tại một số khu vực có sự chênh lệch giữa giá trị MAE và RMSE lên tới hơn 1°C. Các kết quả tương tự cũng được tìm thấy cho hạn +48h và +72h.

Đối với dự báo Td2m, từ bảng 3 có thể thấy các phương pháp EMES và EMMV cho thấy sự giảm sai số MAE và RMSE tại tất cả các khu vực nghiên cứu trong khi phương pháp EMLR chỉ cho thấy sự cải thiện trong chất lượng dự báo Td2m so với Raw tại các khu vực từ Tây Bắc đến Bắc Trung Bộ. Các khu vực còn lại phương pháp EMLR cho sai số lớn hơn so với Raw. Sự hạn chế sai số bất thường trong dự báo Td2m cũng được tìm thấy. Các khu vực từ Tây Bắc đến Bắc Trung Bộ cho thấy sự cải thiện lớn nhất trong dự báo Td2m so với các khu vực khác. Các kết quả đánh giá cho các hạn dự báo 48h và 72h cũng cho thấy các kết quả tương tự trong đó mức độ cải thiện sai số dự báo Td2m lớn hơn so với hạn dự báo 24h.

**Bảng 3. Tương tự bảng 2 nhưng cho yếu tố Td2m**

Chỉ số	Phương pháp	Khu vực nghiên cứu								
		TB	VB	ĐB	ĐBBB	BTB	TTB	NTB	TN	NB
MAE	EMLR	2.18	1.93	1.83	2.05	1.89	0.96	<b>1.29</b>	<b>1.01</b>	<b>1.08</b>
	EMES	1.36	1.58	1.54	1.73	1.41	0.78	0.75	0.66	0.74
	EMMV	1.41	1.65	1.6	1.83	1.48	0.79	0.75	0.67	0.77
	Raw	2.52	2.74	2.01	2.31	2.07	1.09	0.91	0.91	0.98
RMSE	EMLR	2.16	2.13	2.14	2.25	2.38	<b>1.49</b>	<b>1.33</b>	<b>1.27</b>	<b>1.32</b>
	EMES	2.04	2.27	2.25	2.49	2.05	1.02	0.99	0.88	0.98
	EMMV	2.11	2.35	2.34	2.61	2.14	1.03	1.0	0.88	1.01
	Raw	3.24	3.62	3.0	3.3	2.84	1.39	1.17	1.15	1.28

Tương tự như dự báo T2m và Td2m, các phương pháp EMES và EMMV cũng cho thấy chất lượng dự báo Tmax đã được cải thiện tại tất cả các khu vực nghiên cứu (xem bảng 4), đặc biệt là tại các khu vực Tây Bắc, Việt Bắc, Đông Bắc và Tây Nguyên (sai số giảm tới gần 50%). Các khu vực còn lại có sự cải thiện nhưng mức độ không lớn như các khu vực nói trên. Sự khác biệt trong chất lượng dự báo của hai

phương pháp EMES và EMMV là không lớn. Phương pháp EMLR chỉ cho thấy sự cải thiện trong chất lượng dự báo Tmax tại các khu vực Tây Bắc, Việt Bắc, Trung Trung Bộ trở vào đến Nam Bộ. Mức độ giảm sai số bất thường trong dự báo Tmax cũng được tìm thấy tương tự như trong dự báo T2m và Td2m. Các kết quả nghiên cứu tương tự cũng được tìm thấy trong dự báo Tmax với các hạn dự báo 48h và 72h.

**Bảng 4. Tương tự bảng 2 nhưng cho yếu tố Tmax**

Chỉ số	Phương pháp	Khu vực nghiên cứu								
		TB	VB	ĐB	ĐBBB	BTB	TTB	NTB	TN	NB
MAE	EMLR	2.41	2.33	2.65	<b>2.41</b>	<b>2.83</b>	2.38	1.81	2.05	1.61
	EMES	1.78	1.84	1.74	1.72	1.75	1.53	1.16	1.44	1.03
	EMMV	1.78	1.84	1.74	1.72	1.76	1.53	1.19	1.46	1.04
	Raw	4.06	3.58	2.74	1.93	2.62	2.64	2.51	2.64	1.97
RMSE	EMLR	3.43	3.53	<b>3.46</b>	<b>3.14</b>	<b>3.94</b>	2.81	2.34	2.68	1.92
	EMES	2.47	2.49	2.36	2.31	2.36	2.04	1.61	1.93	1.39
	EMMV	2.49	2.51	2.38	2.34	2.39	2.04	1.63	1.94	1.41
	Raw	4.71	4.29	3.22	2.46	3.24	3.12	2.94	3.09	2.31

Đối với dự báo Tmin, từ bảng 5 có thể thấy ngoại trừ phương pháp EMLR, các phương pháp EMES và EMMV cũng cho thấy chất lượng dự báo Tmin đã được cải thiện tại tất cả các khu vực nghiên cứu (xem bảng 4), đặc biệt là tại các khu vực Tây Bắc, Việt Bắc và Đông Bắc. Trong khi đó, phương pháp EMLR chỉ cho thấy sự cải thiện tại khu vực Tây Bắc, các khu

vực nghiên cứu còn lại có sai số lớn hơn so với Raw. Chất lượng dự báo từ hai phương pháp EMES và EMMV cũng không có nhiều sự khác biệt tại các khu vực nghiên cứu. Đối với các hạn dự báo 48h và 72h, sự cải thiện trong chất lượng dự báo Tmin cũng được tìm thấy và tương tự như đối với hạn 24h nhưng mức độ cải thiện lớn hơn.

**Bảng 5. Tương tự bảng 2 nhưng cho yếu tố Tmin**

Chỉ số	Phương pháp	Khu vực nghiên cứu								
		TB	VB	ĐB	ĐBBB	BTB	TTB	NTB	TN	NB
MAE	EMLR	1.68	<b>1.92</b>	<b>1.93</b>	<b>2.09</b>	<b>1.87</b>	<b>1.78</b>	<b>1.38</b>	<b>1.25</b>	<b>1.53</b>
	EMES	1.26	1.33	1.46	1.39	1.23	0.94	0.77	0.81	0.81
	EMMV	1.26	1.33	1.47	1.41	1.23	0.94	0.78	0.81	0.82
	Raw	1.9	1.8	1.81	1.53	1.43	1.27	1.12	1.06	1.4
RMSE	EMLR	2.22	<b>2.53</b>	<b>2.67</b>	<b>2.35</b>	<b>2.26</b>	<b>1.98</b>	<b>1.62</b>	<b>1.54</b>	<b>1.92</b>
	EMES	1.69	1.76	1.93	1.75	1.58	1.24	0.99	1.06	1.02
	EMMV	1.69	1.77	1.95	1.76	1.59	1.24	0.99	1.05	1.03
	Raw	2.37	2.32	2.39	1.99	1.86	1.63	1.44	1.34	1.73

**4. Kết luận và kiến nghị**

Bài báo này trình bày nghiên cứu thử nghiệm 3 phương pháp tính toán dự báo trung bình tổ hợp (EM) có trọng số để nâng cao chất lượng dự báo EM từ hệ thống SREPS. Cụ thể, các trọng số được tính theo phương pháp hồi quy tuyến tính đa biến (EMLR); theo hàm mũ trong đó có giá trị giảm dần hạng của dự báo thành phần (EMES); và theo sai số bình phương trung bình (EMMV). Các kết quả thử nghiệm 3 phương pháp này cho dự báo T2m, Td2m, Tmax và Tmin tại 176 điểm trạm quan trắc khí tượng bề mặt ở Việt Nam dựa trên chuỗi số liệu dự báo 2008-2010 của hệ thống SREPS đã cho thấy các phương pháp EMES và EMMV đều đã cải thiện được chất lượng dự báo của 4 yếu tố nhiệt độ nói trên tại tất cả các khu vực nghiên cứu. Phương pháp EMLR hầu như ít đem lại sự cải thiện trong chất lượng dự báo của 4 yếu tố nhiệt độ được xem xét ngoại trừ cho một số khu vực ở phía Bắc. Các khu vực có sự cải thiện lớn nhất trong chất lượng dự báo các yếu

tố nhiệt độ bề mặt là Tây Bắc, Việt Bắc, Đông Bắc, Trung Trung Bộ và Tây Nguyên. Trong số 4 yếu tố được nghiên cứu, sự cải thiện lớn nhất được tìm thấy trong dự báo Td2m và Tmax.

Các kết quả nói trên đã một lần nữa khẳng định vai trò quan trọng của bài toán hiệu chỉnh thống kê cho các hệ thống dự báo tổ hợp để nâng cao chất lượng dự báo EM và xác suất. Do đó, nhóm nghiên cứu kiến nghị triển khai ứng dụng các phương pháp EMES và EMMV vào nghiệp vụ để nâng cao chất lượng dự báo EM cho hệ thống SREPS và tiếp tục nghiên cứu thử nghiệm các phương pháp thống kê khác để nâng cao chất lượng dự báo xác suất của hệ thống SREPS. Trong đó cần nâng cao được độ tin cậy, độ tán, độ nhọn của dự báo xác suất. Để làm được điều này, các phương pháp thống kê cần phải áp dụng cho từng dự báo thành phần riêng lẻ thay vì tính toán trung bình tổ hợp có trọng số như trong nghiên cứu này đã thực hiện.

**Tài liệu tham khảo**

1. Võ Văn Hòa và cộng sự, 2012: Nghiên cứu phát triển hệ thống dự báo tổ hợp thời tiết hạn ngắn cho khu vực Việt Nam. Báo cáo tổng kết đề tài NCKH cấp Bộ, 188 trang.
2. Võ Văn Hòa, 2013: Nghiên cứu phát triển và ứng dụng phương pháp thống kê sau mô hình tổ hợp (EMOS) vào dự báo thời tiết ở Việt Nam. Báo cáo dự thảo luận án tiến sĩ ngành Khí tượng, 144 trang.
3. Daley R., 1991: Atmospheric Data Analysis. Cambridge University Press, 457p.
4. Du J., 2007: Uncertainty and Ensemble Forecast. Science and Technology Lecture Series: <http://www.nws.noaa.gov/ost/climate/STIP/STILecture1.pdf>
5. Krishnamurti, T. N., C. M. Kishtawal, T. LaRow, D. Bachiochi, Z. Zhang and C. E. Williford, 2000: Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate. J. Climate, 13, 4196-4216.
6. Yussouf, N. and D. J. Stensrud, 2006: Prediction of near-surface variables at independent locations from a bias-corrected ensemble forecasting system. Mon. Rev. Rev., 134, 3415-3424.