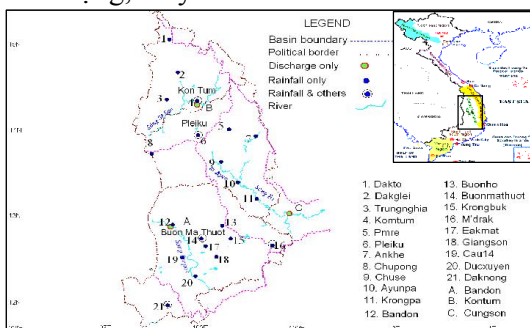


ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO ĐỂ DỰ BÁO MƯA VÀ DÒNG CHẢY LÀM CƠ SỞ CHO CÔNG TÁC PHÒNG TRÁNH VÀ GIẢM NHẸ THIÊN TAI HẠN HÁN TRÊN MỘT SỐ LƯU VỰC SÔNG THUỘC VÙNG TÂY NGUYÊN VIỆT NAM

TS NGUYỄN ĐĂNG TÍNH

I. GIỚI THIỆU CHUNG

Tây nguyên có địa hình tương đối phức tạp, xen kẽ bởi các khu đồi núi, rừng và cao nguyên đất bazan. Diện tích đất canh tác nông nghiệp chiếm khoảng 16% và rừng chiếm khoảng 22% diện tích tương ứng trong cả nước. Trong vùng nghiên cứu có 21 trạm khí tượng và 3 trạm thủy văn gồm trạm Kontum trên sông Sê San, Bản đôn trên sông Srepok và trạm Củng Sơn trên sông Ba. Sông Sê San và Srepok bắt nguồn từ các dãy núi cao trên lãnh thổ Việt Nam, với cao độ trung bình từ 500-1000m so với mặt nước biển. Cả hai con sông trải dài từ Cao nguyên Việt nam sang lãnh thổ Campuchia, chảy theo hướng Tây và nhập vào hệ thống sông Mê Kông. Lưu vực sông Ba nằm hoàn toàn trên lãnh thổ Việt Nam, sông Ba bắt nguồn từ dãy núi phía Bắc của Tây nguyên, với cao độ trung bình khoảng 300-500m so với mực nước biển, và chảy qua vùng đất bằng phẳng của vùng Tây nguyên rồi đổ ra biển Đông. Chi tiết về các trạm khí tượng, thủy văn xem trên hình 1.



Hình 1: Bản đồ phân bố các trạm khí tượng, thủy văn trong vùng nghiên cứu

Tây nguyên là vùng có chế độ khí hậu nằm kẹp giữa hai đới gió mùa Đông Nam và Tây Nam [Chen and Yoon, 2000]. Lượng mưa trung bình năm dao động trong phạm vi từ 1500mm đến 2000mm, và mùa mưa diễn ra trong 6 tháng, từ tháng 5 đến tháng 10, lượng mưa chiếm khoảng 80% tổng lượng mưa năm. Diễn biến lượng mưa trong vùng có ảnh hưởng rất nhiều đến các hoạt động sản xuất cũng như đời sống người dân trong vùng, đặc biệt là công tác quy hoạch và quản lý nguồn nước. Thiếu mưa sẽ dẫn đến cạn kiệt nguồn cung cấp nước cho các hoạt động sản xuất, khi đó hạn hán có thể xuất hiện và ảnh hưởng đến năng suất, sản lượng của các ngành kinh tế, và cuối cùng sẽ ảnh hưởng đến các yếu tố về xã hội, môi trường sinh thái v.v... Do vậy công tác nghiên cứu dự báo mưa và dòng chảy ở Tây nguyên là rất cần thiết, và nó sẽ là cơ sở ban đầu để triển khai công tác phòng tránh và giảm nhẹ thiên tai do hạn hán gây ra, đây cũng là vấn đề mà được các cấp, các ngành và cả xã hội đang quan tâm.

II. SỐ LIỆU

Khu vực nghiên cứu dự báo bao gồm 3 lưu vực sông Sê San, Srepok và sông Ba nằm tại vùng Tây Nguyên - Việt Nam. Số liệu đầu vào cho mô hình bao gồm mưa tháng tính trung bình trên toàn lưu vực, lưu lượng trung bình tháng tại một số trạm đo trên 3 sông nói trên. Ngoài ra, số liệu về nhiệt độ mặt nước biển trung bình trên phạm vi 5°S-5°S; 150°W-90°W thuộc Thái Bình Dương (khu vực đại diện cho hiện tượng nhiễu động bán cầu Nam- ENSO) và liệt số liệu về khí tượng như nhiệt độ không khí, độ ẩm, tốc độ

gió... cũng được tận dụng để làm số liệu đầu vào của mô hình.

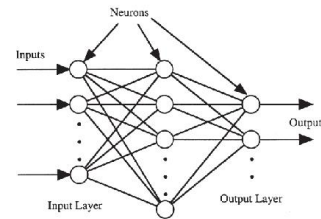
Số liệu được thu thập từ năm 1980 đến năm 2000, liệt số liệu được chia thành 3 liệt nhỏ, 13 năm số liệu dùng cho việc thiết lập mô hình dự báo, 3 năm sau dùng cho việc kiểm định mô hình, và 5 năm cuối dùng cho việc dự báo thử của mô hình.

III. PHƯƠNG PHÁP

Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) đã được nghiên cứu rất rộng rãi trong nhiều lĩnh vực khoa học để ứng dụng vào thực tế rất và đã mang lại nhiều kết quả khả quan. ANN được sử dụng để mô phỏng quan hệ phi tuyến giữa hai hoặc nhiều biến có tương quan với nhau mà chúng ta không thể giải thích rõ ràng cơ chế tương quan vật lý, chúng ta có thể hiểu ANN như một mô hình hộp đen. Đặc biệt, ANN đã đóng vai trò quan trọng và rất thành công trong công tác mô phỏng, dự báo các yếu tố trong lĩnh vực khí tượng- thủy văn- tài nguyên nước, được thể hiện trong các nghiên cứu: *Vemuri & Rogers [1994]*, *Salas &nnk [2000]*, *Zhang & Govindaraju [2000]*, và *Uvo &nnk [2000]*.

Mạng nơ-ron nhân tạo, tổng quan mà nói, là một tập hợp những phần tử đơn làm việc song song với nhau và có những liên kết cùng nhau theo cơ chế của một hệ thần kinh sinh học. Xét về mặt toán học thì ANN là một dạng mô hình toán học trong đó các toán tử được liên kết chặt chẽ với nhau thành một mạng thống nhất, việc liên kết giữa các toán tử trong mạng thông qua các trọng số. Mạng ANN có thể tìm được cực tiểu trên miền phi tuyến bằng cách điều chỉnh các trọng số liên kết các toán tử trong hệ thống, vì vậy theo như đánh giá của *Hsu & nnk [1995]* thì mạng ANN là một công cụ ước lượng hoàn hảo thông qua một hệ thống hàm toán học linh hoạt, nó có thể biểu thị mối tương quan giữa đầu vào và đầu ra trong bất kỳ một hệ thống nào. Mạng ANN tối ưu được xác lập thông qua việc chạy thử và kiểm tra sai số ước lượng của mạng. Trong khuôn khổ bài báo này, tác giả đã đề xuất một số mạng và sau khi kiểm tra sai số dự báo của các mạng thì thấy rằng, mạng đa lớp một

chiều cho kết quả tối ưu nhất (xem hình 2). Cấu trúc của mạng đã lựa chọn bao gồm 3 lớp, lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Lớp đầu ra gồm một nơ-ron (toán tử), và số nơ-ron trong lớp đầu vào tương quan với số biến đầu vào của mạng. Số nơ-ron trong lớp ẩn được xác định thông qua quá trình chạy thử mô hình với số lượng ít nơ-ron và tăng dần cho đến kết quả dự báo và sai số dự báo đạt đến trị số cho phép. Hàm toán học hypebolic tang được sử dụng để chuyển hoá thông tin trong các lớp của mạng, và mạng ANN được thiết lập và chạy trong môi trường MATLAB.



Hình 2: Cấu trúc mạng đa lớp một chiều

Hàm hypebolic tang được biểu diễn như sau:

$$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$$

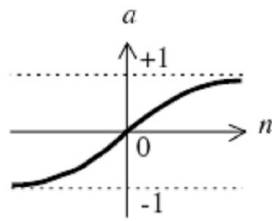
Trong đó: n là biến đầu vào và a là biến đầu ra của mạng

Trong quá trình luyện mạng, các trọng số và số dư đều được ước lượng trong mỗi lần lặp của mạng. Theo *Moller [1993]* thì thuật toán *tỷ lệ liên hợp* (The scaled conjugate algorithm) có tốc độ hội tụ nhanh hơn các thuật toán khác vì thuật toán này sử dụng cơ chế chia tỷ lệ các bước dò cực trị thích hợp, vì vậy khi dùng thuật toán này còn tiết kiệm thời gian dò tìm cực trị hơn so với các thuật toán khác trong các bước lặp. Để tránh mạng lặp quá nhiều mà vẫn đảm bảo độ chính xác của mạng, tác giả đã ấn định số lần lặp là 300 hoặc sai số giữa hai lần lặp liên tiếp nhỏ hơn 1/1000 khi đó mạng sẽ ngừng lặp và xuất kết quả.

Một điểm rất quan trọng trong việc thiết lập một mạng ANN là làm sao cho kết quả của mô hình đạt độ chính xác cao và cấu trúc của mạng là thích hợp nhất. Nếu có quá nhiều lớp và nơ-ron được sử dụng thì mạng sẽ có rất nhiều hệ số tự do, điều này có thể dẫn đến việc làm nhiều

thông tin đầu vào. Ngược lại, nếu có quá ít lớp và nơ-ron được sử dụng trong mạng thì có thể mạng sẽ không đủ khả năng biểu diễn hết tương quan giữa các biến đầu vào và đầu ra trong mạng. Vì vậy, một mạng ANN tối ưu cần phải xác định có số lượng lớp, số lượng nơ-ron trong từng lớp và hàm chuyển hoá thông tin, kỹ thuật “luyện mạng” thích hợp.

Toán tử là hàm hypebolic tang, có miền dao động nằm trong khoảng $[-1.0 +1.0]$ như hình 3, và hàm đạt tiệm cận khi biến số tiến đến giá trị vô cùng. Theo đề xuất của Dawson & Wilby [2001], tất cả các liệt số liệu đều được chuẩn hoá theo yêu cầu của toán tử của mạng nơ ron nhân tạo, cụ thể để thuận tiện cho việc tính toán trong mạng nên các liệt số liệu được chuyển về khoảng $[-0.9, +0.9]$, và kết quả dự báo từ mô hình sẽ được đưa về số liệu thực tế.



Hình 3: Miền dao động của toán tử hàm hypebolic tang

Kết quả tính toán của mạng còn phụ thuộc vào trọng số ban đầu của mạng, mà trọng số này được lấy ngẫu nhiên. Để kết quả ổn định, theo đề nghị của Hsieh & Tang [1998], kết quả cuối cùng của mô hình là trị số kết quả trung bình của các lần chạy mô hình, mỗi lần chạy mô hình sẽ có một trọng số ban đầu khác nhau.

Trong quá trình luyện mạng, một số điều kiện cần phải thỏa mãn để kết quả cuối cùng đạt độ chính xác cao là: (1) Số liệu đầu vào phải chứa đựng thông tin của đầu ra [Uvo & các cộng sự, 2000]. (2) Số liệu dùng cho việc luyện mạng phải là những số liệu mang tính chất đại diện cho cả chuỗi số liệu [Hsieh & Tang, 1998]. Qua phân tích và chọn lọc sơ bộ số liệu đầu vào cho công tác dự báo trong khuôn khổ bài viết này, tất cả các điều kiện cần thiết đều đảm bảo điều kiện yêu cầu của ANN.

Chất lượng kết quả dự báo của mô hình được đánh giá thông qua giá trị sai quân phương (RMSE) và hệ số tương quan (Corre.coeff). Các trị số được biểu diễn dưới dạng như sau:

$$Correcoeff = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{iObs} - \alpha)(Y_{iEst} - \beta)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{iObs} - \alpha)^2 \sum_{i=1}^n (Y_{iEst} - \beta)^2}}$$

và

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{iObs} - Y_{iEst})^2}{n}}$$

Trong đó

Y_{iObs} , Y_{iEst} : Lần lượt là giá trị quan sát thực tế và giá trị dự báo cho điểm thứ i.

α , β : Lần lượt là giá trị bình quân của liệt quan trắc và dự báo.

n: số giá trị quan trắc (số điểm trong chuỗi số liệu).

IV. KẾT QUẢ

Kết quả dự báo đạt được từ mô hình ANN cho mưa và dòng chảy trên ba lưu vực sông được thể hiện chi tiết trong bảng 1 và các hình 4&5. Nhìn chung mô hình ANN có khả năng dự báo khá tốt mưa và dòng chảy trên phạm vi 3 lưu vực sông của vùng Tây Nguyên, hệ số tương quan đạt được khá cao, từ 0.75 đến 0.88. Kết quả dự báo dòng chảy nhìn chung là tốt hơn kết quả dự báo mưa, được thể hiện bằng hệ số tương quan cao hơn. Mô hình ANN không dự báo được những trận mưa lớn trong hầu hết cả chuỗi số liệu, kết quả này cũng phản ánh một thực tế là do số liệu mưa được lấy trung bình trên toàn lưu vực để dự báo, đầu vào của mô hình lấy theo yếu tố ảnh hưởng vĩ mô (nhiệt độ mặt nước biển ở vùng trung tâm Thái Bình Dương), trong khi đó mưa lớn ở vùng này thường là do dông, bão, và nhiễu động trên diện rộng mà cơ chế hình thành rất phức tạp. Hơn thế nữa, mưa ở các tiểu vùng trong lưu vực khác nhau do một phần ảnh hưởng của khí hậu cục bộ của các tiểu vùng. Vì vậy với số liệu đầu vào của mô hình như thể hiện trong bảng 1, chưa thể phản ánh hết tất cả các yếu tố ảnh hưởng đến lượng mưa trong vùng nghiên cứu. Trong khi

mô hình dự báo dòng chảy có số liệu đầu vào đặc tính của lưu vực, do vậy kết quả dự báo của phản ánh khá tốt dòng chảy trên lưu vực đó do mạng ANN cho dòng chảy là khá tốt.

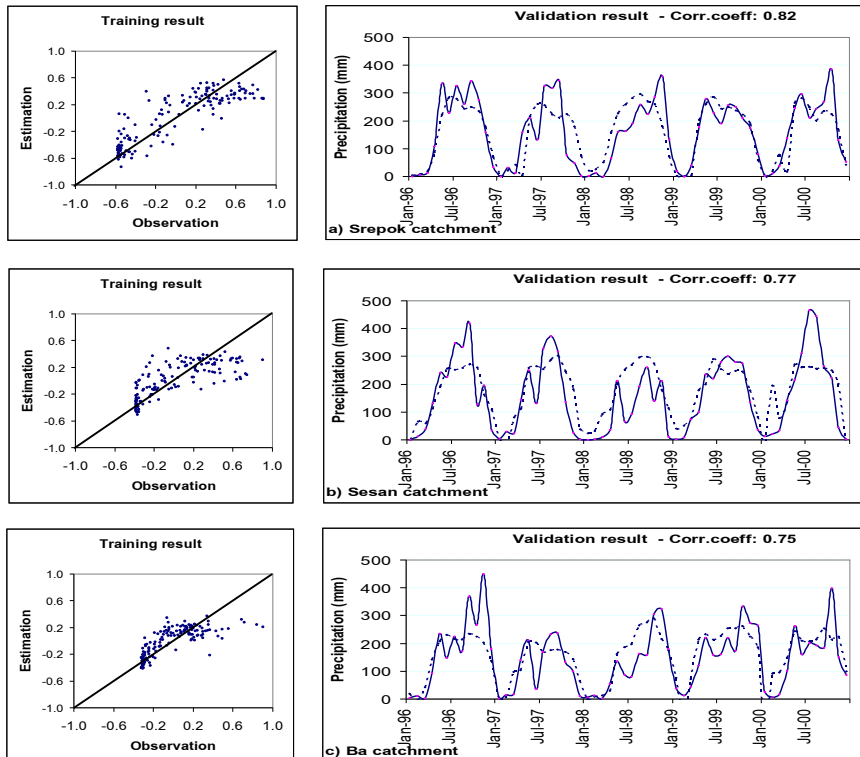
Bảng 1. Kết quả dự báo mưa và dòng chảy trên 3 lưu vực sông từ mô hình ANN.

Lưu vực	Đối tượng dự báo	Số liệu đầu vào của mạng	Cấu trúc mạng (a-b-c)	Cor.coeff	RMSE
Srepok	Mưa	SST ₂ , H ₁ , T _{1-max,min,mean}	5-7-1	0.82	67.3
	Lưu lượng	SST ₂ , H ₁ , T _{1-max,min,mean} , Q ₁	7-10-1	0.82	162.6
Sesan	Mưa	SST ₂ , H ₁ , T _{1-max,min,mean}	5-7-1	0.77	85.9
	Lưu lượng	SST ₂ , H ₁ , T _{1-max,min,mean} , Q ₁	6-7-1	0.78	51.3
Ba	Mưa	SST ₂ , H ₁ , T _{1-max,min,mean}	5-7-1	0.75	73.4
	Lưu lượng	SST ₂ , H ₁ , T _{1-max,min,mean} , Q ₁	6-7-1	0.88	210

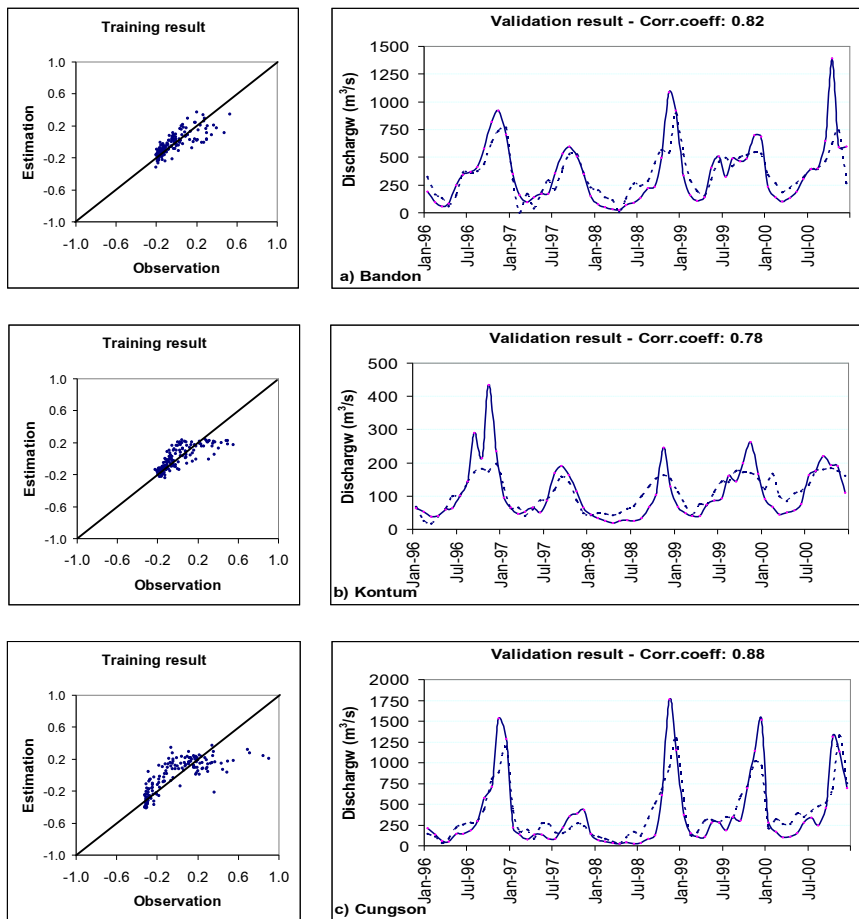
Ghi chú: Số liệu đầu vào của mô hình ANN bao gồm: Nhiệt độ mặt nước biển (SST), Độ ẩm không khí (H), nhiệt độ không khí (T) và Lưu lượng (Q). Chỉ số biểu diễn số tháng trước thời gian dự báo. Cấu trúc mạng a-b-c biểu thị số nơ-ron trong lớp đầu vào - lớp ẩn - lớp đầu ra của mô hình.

Hình 4 biểu diễn kết quả dự báo mưa cho 3 lưu vực thuộc vùng Tây nguyên. Các hình bên trái biểu thị kết quả luyện mạng và các hình bên phải hiển thị kết quả dự báo của mô hình. Theo như các hình biểu thị kết quả trong quá trình luyện mạng thấy rằng, mô hình không có khả năng dự báo các tháng có giá trị mưa lớn, trong khi đó các tháng có lượng mưa vừa và nhỏ thì

được dự báo khá tốt. Điều này cho thấy rằng, những tháng ít mưa (hạn) sẽ có khả năng dự báo được trước khá tốt. Các hình bên phải biểu diễn liệt số liệu quan trắc (đường nét liền) và các giá trị dự báo (đường nét đứt). Kết quả dự báo khá tốt cho cả 3 lưu vực biểu thị bằng các hệ số tương quan, với sông Srepok (0.82), sông Sê San (0.77) và sông Ba (0.75).



Hình 4. Kết quả dự báo mưa tháng bằng mô hình ANN cho 3 lưu vực. Các hình bên trái biểu diễn kết quả trong giai đoạn luyện mạng. Các hình bên phải biểu diễn kết quả dự báo của mô hình, đường nét liền biểu thị các giá trị quan trắc và đường nét đứt biểu thị các giá trị dự báo.



Hình 5. Kết quả dự báo dòng chảy tháng bằng mô hình ANN cho 3 trạm quan trắc Bản Đôn, Kon Tum và Cung Sơn. Các hình bên trái hiển thị kết quả trong giai đoạn luyện mạng. Các hình bên phải biểu thị kết quả dự báo, đường nét liền là giá trị quan trắc, đường nét đứt là các giá trị dự báo.

Tương tự như phần dự báo mưa tháng, kết quả dự báo dòng chảy cho 3 điểm quan trắc trên 3 sông thuộc vùng Tây nguyên được biểu diễn như hình 5. Kết quả luyện mạng cho thấy, mô hình hoàn toàn có khả năng dự báo tốt diễn biến dòng chảy trên các sông nghiên cứu, kết quả dự báo được thể hiện trên các hình bên phải. Hệ số tương quan giữa liên quan trắc và các giá trị dự báo đạt được từ mô hình ANN là 0.82 cho trạm Bản Đôn (sông Srepok), 0.78 cho trạm Kontum (sông Sesan) và 0.88 cho trạm Cung Sơn (sông Ba).

V. ÁP DỤNG KẾT QUẢ CHO VIỆC CẢNH BÁO HẠN SỚM

Hạn hán và dấu hiệu của hạn hán được xác định theo hệ số hạn dựa trên cơ sở lượng mưa và lưu lượng dòng chảy trên các lưu vực. Hiện nay chủ yếu chúng ta chỉ chú trọng đến hai loại hạn chính đó là: Hạn khí tượng và hạn thủy văn,

hai loại hạn này có quan hệ qua lại lẫn nhau mật thiết, thường thì hạn thủy văn xảy ra khi hạn khí tượng đã xảy ra rất nghiêm trọng. Nhưng cũng có trường hợp không có hạn khí tượng nhưng lại xuất hiện hạn thủy văn và ngược lại, trường hợp này thường được xác định ở những vùng có lưu vực hứng nước trên mặt đất và lưu vực ngầm khác nhau. Khi có kết quả dự báo mưa, dòng chảy và một số yếu tố khác, chúng ta có thể dự báo được trị số hạn khí tượng và thủy văn để cảnh báo hạn sớm nhằm phục vụ cho công tác phòng tránh và giảm nhẹ thiên tai.

Hạn khí tượng: Hạn khí tượng được xét trên cơ sở thiếu hụt lượng mưa theo thời đoạn. Có rất nhiều công thức để tính toán xác định hệ số hạn như: Brounov, Henry (1906), Cole (1933), Bates (1935), Cơ quan nghiên cứu của Anh (1936)... và chỉ số mưa chuẩn hóa

(Standardized Precipitation Index- SPI), chỉ số này đang được dùng phổ biến nhất hiện nay.

Các nhà khoa học trên thế giới đã phát triển nhiều chỉ số hạn khác nhau để định nghĩa, phân cấp và giám sát hạn hán. Năm 1993 McKee cùng các đồng sự đã đề xuất chỉ số SPI. Tuy mới được đề xuất nhưng chỉ số SPI đã và đang được ứng dụng rất rộng rãi trên toàn thế giới. Tại Mỹ SPI cùng với PDSI (Palmer Drought Severity Index), CMI (Crop Moisture Index) và SWSI (Surface Water Supply Index) là những chỉ số được dùng nhiều nhất trong giám sát hạn. Các bản đồ diễn biến theo không gian của các chỉ số này cho từng tuần/tháng được công bố rộng rãi trên các Website của mạng lưới giám sát hạn tại Mỹ (US Drought Watch). Việc sử dụng chỉ số PDSI, CMI và SWSI ở nước ta hiện đang gặp nhiều khó khăn do cơ sở dữ liệu quan trắc phục vụ cho việc tính toán các chỉ số này rất thiếu. Ngược lại, việc sử dụng chỉ số SPI, nếu phù hợp, sẽ tạo điều kiện rất thuận lợi cho việc xây dựng một hệ thống giám sát và cảnh báo hạn bởi chỉ số này chỉ dựa vào liệt số liệu mưa. Ưu điểm của việc dùng chỉ số SPI so với dùng lượng mưa hoặc phần trăm lượng mưa so với trị trung bình là ở chỗ SPI cho phép so sánh các vùng (trạm) có lượng mưa trung bình khác nhau. SPI cho phép đánh giá trị số thống kê của độ lệch so với trị số bình quân bởi vậy mô tả tốt hơn mức độ trầm trọng của sự thiếu hụt mưa.

Dựa trên sự phù hợp rất cao của phân phối gamma với liệt số liệu mưa theo thời gian McKee và các đồng sự đã phát triển chỉ số SPI ở dạng biến ngẫu nhiên có phân phối chuẩn $Z \sim N(0, 1)$ (được biến đổi từ xác suất lũy tích) như sau:

$$Z = SPI = - \left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right) \quad (1)$$

với $0 < H(x) \leq 0,5$

$$Z = SPI = + \left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right) \quad (2)$$

với $0,5 < H(x) < 1$
trong đó:

$$t = \sqrt{\ln \left(\frac{1}{(H(x))^2} \right)} \quad (3)$$

với $0 < H(x) \leq 0,5$

$$t = \sqrt{\ln \left(\frac{1}{(1,0 - H(x))^2} \right)} \quad (4)$$

với $0,5 < H(x) < 1$

$$\begin{aligned} c_0 &= 2,515517 \\ c_1 &= 0,802853 \\ c_2 &= 0,010328 \\ d_1 &= 1,432788 \\ d_2 &= 0,189269 \\ d_3 &= 0,001308 \\ H(x) &= q + (1-q)G(x) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} G(x) &= \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\beta^{\hat{\alpha}} \Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x x^{\hat{\alpha}-1} e^{-x/\beta} dx \\ &= \frac{1}{\Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x t^{\hat{\alpha}-1} e^{-t} dt \end{aligned} \quad (6)$$

$$t = \frac{x}{\beta} \quad (7)$$

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (8)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\bar{x}}{\hat{\alpha}} \quad (9)$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n} \quad (10)$$

Trong (5) q là xác suất của một trị số không. Nếu m là số giá trị không trong một liệt n số liệu mưa theo thời gian, q có thể lấy bằng m/n; n là số số liệu mưa quan trắc.

Theo Trung tâm Giảm nhẹ Hạn hán Quốc gia Mỹ (NDMC), điều kiện khí hậu (khô hạn hay ẩm ướt) được phân cấp theo chỉ số SPI như trong bảng sau

Bảng phân cấp hạn theo SPI

SPI	Điều kiện khí hậu
2,0 +	Rất ẩm ướt
1,5 ÷ 1,99	Rất ẩm
1,0 ÷ 1,49	Hơi ẩm
-0,99 ÷ 0,99	Gần bình thường
-1,0 ÷ -1,49	Hơi khô hạn
-1,5 ÷ -1,99	Hạn nặng

$\leq -2,0$	Hạn cực nặng
-------------	--------------

Hạn thủy văn: Chỉ số cấp nước mặt SWSI (Surface Water Supply Index) được phát triển ở Colorado và đang được sử dụng khá rộng rãi ở nhiều bang của Hoa Kỳ. SWSI tích hợp dung tích hồ chứa, lưu lượng dòng chảy mặt, mưa và/hoặc tuyết thành một chỉ số duy nhất. SWSI được sử dụng để tính toán hạn thủy văn và được tính theo công thức:

$$SWSI = \frac{aP_{snow} + bP_{rain} + cP_{strm} + dP_{resv} - 50}{12}$$

Trong đó a, b, c và d là các trọng số đối với các thành phần tuyết, mưa, dòng chảy mặt và dung tích hồ chứa trong cân bằng nước lưu vực ($a+b+c+d=1$); P_{snow} , P_{rain} , P_{strm} , và P_{resv} là xác suất (%) không vượt quá của các thành phần cân bằng nước tương ứng ($P(X \leq A)$). Chỉ số SWSI được tính với thời đoạn tháng -4,2 đến +4,2. Giá trị âm thể hiện mức độ thiếu nước, giá trị càng nhỏ mức độ khô hạn càng khốc liệt. Giá trị dương thể hiện tình trạng dư thừa nước, như thể hiện thang phân cấp hạn theo SWSI ở bảng dưới đây.

Đối với nước ta do không có băng tuyết nên thành phần cân bằng nước này bị loại khỏi công thức 1 ($a=0$). Như vậy để tính toán được chỉ số SWSI để tính toán hạn thủy văn, cần có chuỗi tài liệu quan trắc mưa, chuỗi tài liệu quan trắc dòng chảy và chuỗi số liệu dung tích trữ của các hồ chứa trong lưu vực.

Bảng phân cấp hạn theo SWSI

SWSI	Tình trạng cấp nước
$\leq -4,2$	Hạn cực nặng
$-4,1 \div -3,0$	Hạn rất nặng
$-2,9 \div -2,0$	Hạn vừa
$-1,9 \div -1,0$	Hơi khô
$-0,9 \div 0,9$	Gần như bình thường
$1,0 \div 1,9$	Hơi ẩm
$2,0 \div 2,9$	Âm vừa
$3,0 \div 4,1$	Rất ẩm
$\geq 4,2$	Cực ẩm

Tài liệu tham khảo

1. Chen, T. C. & Yoon, J. H. (2000) Interannual variation in Indochina summer monsoon rainfall. Possible mechanism. *J. Climate* **13**, 1979-1986.

VI. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Kết quả dự báo dòng chảy và mưa trên 3 lưu vực sông thuộc vùng Tây nguyên đóng một vai trò vô cùng quan trọng trong công tác cảnh báo hạn sớm cho vùng Tây nguyên. Kết quả dự báo của mô hình cho ta thấy rằng hệ số hạn được tính toán từ mưa, dòng chảy và kết hợp cả hai yếu tố khí tượng thủy văn quan trắc ngoài hiện trường như mực nước trong các hồ chứa, trên các sông, mực nước ngầm, lưu lượng nước ngầm vv... sẽ cung cấp thông tin rất hữu hiệu cho các nhà quản lý, các nhà cung cấp dịch vụ nước để chuẩn bị phương án phòng tránh, đối phó và giảm nhẹ tác hại do thiếu hụt nguồn nước.

Thiệt hại do hạn hán là do những khách quan và chủ quan gây ra cho nên cần phải có văn bản pháp luật hướng dẫn cụ thể phòng chống hạn.

Ở khu vực Tây Nguyên tài liệu mưa khá phong phú, tài liệu đo đạc dòng chảy ít hơn. Số liệu thiếu nhất là dung tích trữ các hồ chứa, nhiều hồ chứa vừa và nhỏ hầu như không có số liệu quan trắc. Về lâu dài cần thiết lập được hệ thống quan trắc mực nước hồ để chủ động điều tiết, sử dụng nước một cách hiệu quả nhất.

Về lâu dài, cần xây dựng một hệ thống giám sát và đo đạc các yếu tố khí tượng thủy văn, địa chất thủy văn, bề mặt thảm phủ vv... có độ chính xác cao để phục vụ trong công tác cảnh báo sớm các dấu hiệu thiếu hụt nguồn nước để làm cơ sở vững chắc trong công tác phòng tránh và giảm nhẹ thiên tai hạn hán trên phạm vi toàn quốc.

2. Dawson, C. W. & Wilby, R. L. (2001) Hydrological modelling using artificial neural networks. *Prog. Phys. Geog.* **25**(1), 80-108.
3. Hsieh, W. W. & Tang, B. (1998) Applying neural network models to prediction and data analysis in meteorology and oceanography. *Bull. Am. Met. Soc.* **79**, 1855-1870.
4. Moller, A. F. (1993) A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*. **6**, 525-533
5. Uvo, C. B., Tolle, U. & Berndtsson, R. (2000) Forecasting discharge in Amazonia using artificial neural network. *Int. J. Climatol.* **20**, 1495-1507.
6. Hsu, K., Gupta, H. V. & Sorooshian, S. (1995) Artificial neural network modelling of rainfall-discharge process. *Water Resour. Res.* **31**(10), 2517-2530.
7. Vemuri, V. R. & Rogers, R. D. (1994) *Artificial Neural Networks: Forecasting Time Series*, IEEE Compu. Soc. Press. Los Alamitos, California.
8. Salas, J. D., Markus, M. & Tokar, A. S. (2000) Streamflow forecasting based on artificial neural networks. In: *Artificial Neural Networks in Hydrology* (ed. by R. S. Govindaraju & A. R. Rao), 23-51. Kluwer Academic Publishers.
9. Zhang, B. & Govindaraju, R. S. (2000) Prediction of watershed discharge using Bayesian concepts and modular neural networks. *Water Resour. Res.* **36**(3), 753-762.
10. Uvo, C. B., Tolle, U. & Berndtsson, R. (2000) Forecasting discharge in Amazonia using artificial neural network. *Int. J. Climatol.* **20**, 1495-1507.
11. National Drought Mitigation Center (<http://www.drought.unl.edu/index.htm>): Monitoring Drought – The Standardized Precipitation Index.

Abstract

USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO FORECAST RAINFALL AND DISCHARGE TO SUPPORT THE DROUGHT PREPAREDNESS AND MITIGATION MEASURES IN THE CENTRAL HIGHLANDS - VIETNAM

Variations of monthly rainfall and river discharge over the Vietnamese central highlands (VCH) have a strong impact on water use for both livelihoods and agricultural production in the region. Improvement of the rainfall/discharge forecast over the VCH would contribute significantly to water resources planning and management in terms of, e.g., improved reservoir operation, agricultural practice and mitigation of drought effects.

Artificial neural network is employed to estimate monthly rainfall and discharge in three river basins within the VCH. The results reveal how the rainfall in different parts of the VCH is influenced by the Pacific Ocean sea surface temperature and local climatic patterns. The quality of the forecast results varies spatially and results improve southward for rainfall. For discharge, the quality of the forecasts varies among the sites and depends on the location and the characteristics of the catchment. The best results are obtained from the artificial neural network models at sites where the rainfall is coherently influenced by the large-scale circulations, i.e., impacted by El Niño Southern Oscillation (ENSO) as reflected in the sea surface temperature (SST) variations, and where the rainfall contributes more directly to the discharge due to the characteristics of the catchments. The highest correlation coefficient between observed and validated time series is found at stations in the south of the VCH with values up to 0.82 for precipitation and 0.88 for discharge.

Keywords Artificial Neural Network, discharge, forecast, rainfall, sea surface temperature