

VẤN ĐỀ NGOẠI SUY CỦA MẠNG THẦN KINH NHÂN TẠO (ANN)

ThS. Lê Xuân Cầu

Trung tâm tư liệu khí tượng thủy văn

Tóm tắt: Các mạng thần kinh đa lớp chuẩn có khả năng biểu diễn những gì trong phạm vi nó được học còn ngoài phạm vi đó thì ANN bị bão hoà, hay nói một cách khác ANN không có khả năng ngoại suy các giá trị nằm ngoài khoảng dao động (từ các ví dụ để ANN học) của các biến đầu vào. Trong khi đó, các bài toán thực tế (chẳng hạn mưa rào-dòng chảy) thường yêu cầu phải tính các giá trị ngoại suy. Do ANN có thể học được đạo hàm tổng quan của hệ thống và sai số bảo đảm của ANN có thể được tính theo lý thuyết cực tiểu hoá mạo hiểm theo cấu trúc (SRM) nên tác giả đề nghị dùng triển khai chuỗi Taylor đối với ANN để tính các giá trị ngoại suy. Cách này sẽ làm cho ANN chuẩn thông minh hơn và có thể hiện tốt hơn khi chúng được ứng dụng vào các bài toán kỹ thuật.

I. Vấn đề ngoại suy của ANN

Vấn đề không thể ngoại suy của ANN đã cản trở đến việc áp dụng ANN giải một số bài toán kỹ thuật. Về lý thuyết các ANN chuẩn sẽ chỉ thể hiện kết quả tốt trong phạm vi biến đổi của các ví dụ được đưa ra để học, ANN không có khả năng dự đoán những gì nằm ngoài phạm vi mà nó được học. Cụ thể là nếu các ví dụ để dạy của các biến đầu vào ANN biến đổi trong một khoảng nào đó thì các biến đầu ra của ANN sẽ bị “bão hoà” khi các biến đầu vào nhận các giá trị nằm ngoài khoảng biến đổi này. Điều đó do hàm tại các nút của ANN là các hàm nén (chẳng hạn hàm logic). Các hàm này sẽ bị bão hoà (bị chặn và thay đổi rất ít) đối với các giá trị ở gần biên dao động và ngoài khoảng dao động của các ví dụ để dạy.

Kết quả nghiên cứu ứng dụng của ANN cho bài toán “Mưa rào-Dòng chảy” chỉ ra rằng ANN có thể dùng để tính dòng chảy từ lượng mưa có được với độ chính xác khá cao [4]. Một ưu điểm hơn hẳn ANN so với các mô hình “Mưa rào-Dòng chảy” hiện có là ANN có thể hiện tốt trên các tập số liệu kiểm tra độc lập. Việc áp dụng ANN cho quan hệ “Mưa rào —Dòng chảy” trên một lưu vực sông cụ thể không cần phải xây dựng chi tiết các thành phần của mô hình, cho nên thời gian và chi phí để giải quyết bài toán ngắn. Các yêu cầu về kiến thức chuyên môn cho việc xây dựng và sử dụng mô hình không cao. Tuy nhiên, một hạn chế của ANN là thể hiện của nó phụ thuộc vào tập số liệu quan trắc có được. Nếu lượng mưa trong tương lai nằm ngoài khoảng dao động của lượng mưa đã đo được để dạy ANN thì ANN không thể được sử dụng để tính dòng chảy theo lượng mưa. Vấn đề không ngoại suy được của ANN cũng là một trở ngại đối với phương pháp kiểm tra chéo khi dạy ANN. Bởi vì các ví dụ được chọn ngẫu nhiên để dạy ANN thường phải bao cả khoảng dao động của các biến đầu vào, nếu không như vậy thì ANN không thể dùng để tính cho các ví dụ kiểm tra.

Vấn đề tương tự cũng xảy ra khi dùng ANN để thiết lập quan hệ lưu lượng nước Q với mực nước H và cường suất mực nước dH/dt : $Q = f(H, dH/dt)$. Trong thực tế mực nước thực đo lưu lượng nhỏ hơn mực nước tính toán lớn nhất. ANN được dạy từ các giá trị mực nước thực đo lưu lượng còn khi trích dữ liệu thì ta phải dùng ANN để tính lưu lượng nước tương ứng với mực nước cao hơn mực nước đo lưu lượng.

Khi áp dụng ANN để giải các bài toán kỹ thuật chúng ta thường gặp các trường hợp tương tự như trên. Vì vậy, việc tìm một giải pháp để hạn chế được những khiếm khuyết của ANN là rất cần thiết.

Vấn đề ngoại suy thường hay gặp phải trong các bài toán dự báo hoặc gần đúng hàm trong các nghiên cứu khí tượng thủy văn. Do đó, khi áp dụng ANN để giải các bài toán khí tượng thủy văn chúng ta không tránh khỏi phải giải quyết vấn đề ngoại suy.

II. Ngoại suy bằng ANN

Minns [4] chỉ ra hạn chế của ANN khi ngoại suy trong nghiên cứu quan hệ mưa rào dòng chảy.

Khi ứng dụng phương pháp cực tiểu mao hiểm theo cấu trúc cho ANN chúng ta có thể tính sai số bảo đảm $E_{\text{guaranteed}}$ của ANN [2]. Điều đó có nghĩa là sai số dự báo của ANN sẽ nhỏ hơn $E_{\text{guaranteed}}$ với xác suất bảo đảm cho trước. Do vậy, ta có một mức tin tưởng nào đó để ngoại suy.

Một câu hỏi được đặt ra là ANN sau khi học thì sẽ cho những kết quả gì? ANN thường cho các kết quả sau:

- ANN với các trọng số được dùng như là gần đúng hàm.
- Ma trận nhạy cảm của ANN.

Ma trận nhạy cảm của ANN (của hệ thống) mô tả độ nhạy của mỗi đầu ra đối với mỗi đầu vào của ANN. Ma trận nhạy cảm của ANN được tính như là ma trận đạo hàm riêng của các đầu ra tương ứng với các biến đầu vào (được biết như là ma trận Jacobian). Đối với mỗi đầu ra của ANN, ma trận nhạy cảm của ANN cho ta biết giá trị của đầu ra sẽ biến đổi bao nhiêu khi mỗi đầu vào thay đổi. Ma trận nhạy cảm S của ANN có thể được tính theo công thức sau:

$$S_{ik} = \sum_j w_{ij} (1 - h_j) h_j w_{jk}$$

ở đây :

- S_{ik} : phần tử i, k của ma trận nhạy cảm ANN tương ứng với đầu vào i và đầu ra k ,
- w_{ij} : trọng số của đầu vào-nút ẩn,
- w_{jk} : trọng số nút ẩn-đầu ra,
- h_j : giá trị ra của nút ẩn j .

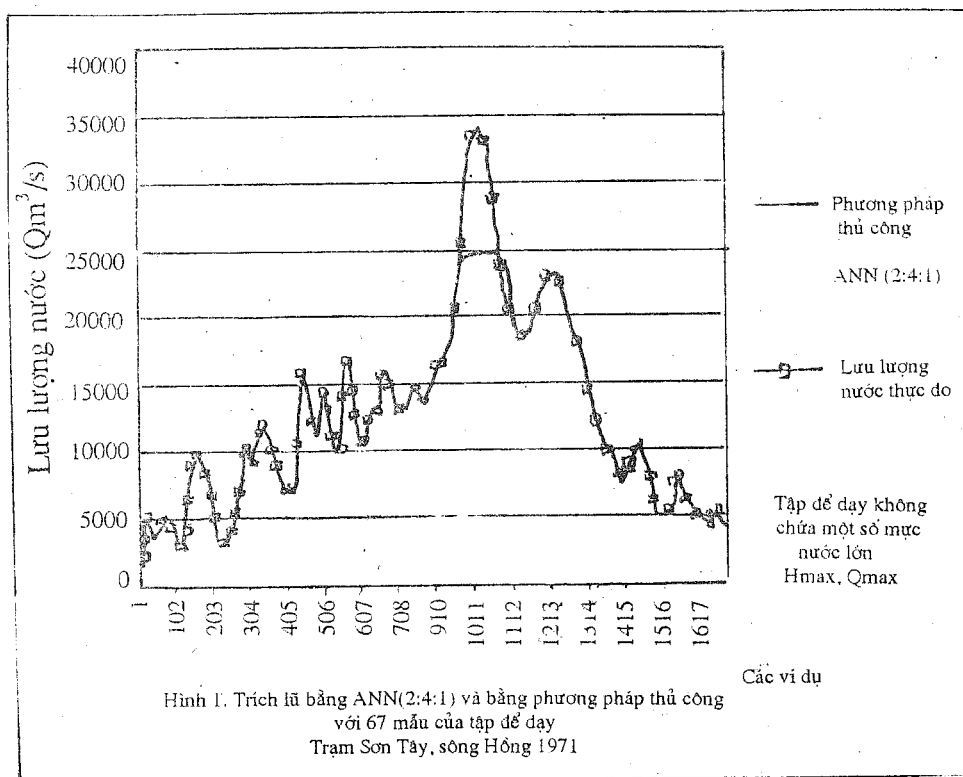
Ma trận nhạy cảm của ANN có thể dùng trong điều khiển hệ thống. Một hệ thống có trạng thái hiện tại, nếu ma trận nhạy cảm tính được thì ta sẽ đánh giá được biến đổi của các đầu ra sẽ biến đổi tương ứng các biến đổi đầu vào.

Trong [3] chỉ ra rằng ANN có thể dùng để gần đúng đạo hàm tổng quan của một ánh xạ, cho nên ta có thể dùng triển khai chuỗi Taylor để biểu diễn gần đúng hàm. Các giá trị ngoại suy của ANN sẽ được tính nhờ triển khai Taylor.

III. Ví dụ ngoại suy quan hệ $Q = f(H, dH/dt)$ bằng ANN

Khả năng gần đúng tổng quan của ANN được thể hiện khi tiến hành xác định các vòng lũ cho sông Hồng, trạm Sơn Tây, năm 1971. ANN được áp dụng ở đây có 2 đầu vào là các biến H và dH/dt , 4 nút ẩn, 1 đầu ra (biến lưu lượng nước Q). Trong mùa lũ tại trạm Sơn Tây có 93 lần đo lưu lượng. Từ tập số liệu quan trắc có được 93 ví dụ (93 vectơ các giá trị đầu vào và đầu ra) hai tập con sẽ được tạo ra một cách ngẫu nhiên. Tập thứ nhất gồm 71 ví dụ (mẫu) dùng để dạy ANN. Tập thứ hai gồm 22 ví dụ dùng để kiểm tra độc lập kết quả tính (các ví dụ này không tham gia trong việc tìm các

trọng số của ANN). Nếu tập để dạy bao gồm cả giá trị H lớn nhất thì ta có kết quả trích lũ đạt độ chính xác cao như đã trình bày trong [1,2].

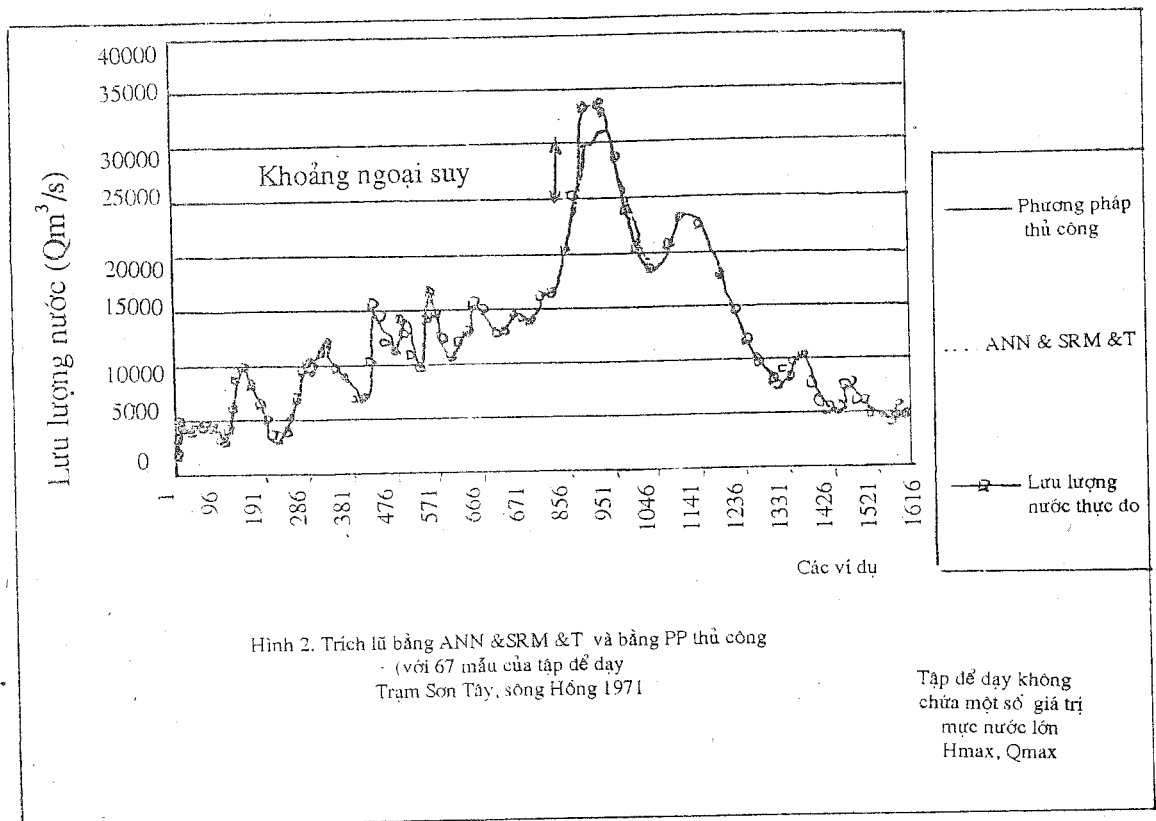


Nếu trong tập mẫu để dạy khi loại bỏ 4 ví dụ có giá trị mực nước lớn hơn cả thì kết quả của trích lũ bằng mạng thần kinh chuẩn ANN (2:4:1) chỉ ra ở hình 1.

Kết quả hình 1 chỉ ra các giá trị lưu lượng trích lũ luôn nhỏ hơn $25000\text{m}^3/\text{s}$. ANN không thể cho kết quả tính đúng với các giá trị mực nước tính lớn hơn các giá trị mực nước thực đo trong tập để dạy. Sai số giữa trích lũ bằng ANN và bằng thủ công lớn không thoả mãn yêu cầu.

Một mạng thần kinh đa lớp chuẩn ANN kết hợp với lý thuyết cực tiểu mạo hiểm theo cấu trúc và triển khai Taylor (ANN & SRM&T) được xây dựng. ANN & SRM&T sẽ cho kết quả như là ANN chuẩn và thêm một khả năng ngoại suy. Điều đó được chứng minh bằng kết quả số trị khi áp dụng ANN & SRM&T để trích lũ trong trường hợp nêu trên. Kết quả trích lũ bằng ANN & SRM&T chỉ ra ở hình 2.

Rõ ràng ANN & SRM&T cho kết quả trích lũ tốt hơn hẳn ANN chuẩn. Trường hợp trên chỉ ra rằng dùng ANN chuẩn để trích lũ phải có số liệu mực nước thực đo lưu lượng lớn hơn hoặc bằng mực nước tính, còn ANN & SRM&T có thể dùng để trích lũ trong điều kiện rộng rãi hơn.



IV. Kết luận

Mạng thần kinh nhân tạo chuẩn không thể dùng để tính các giá trị ngoại suy. Điều đó hạn chế phần nào việc áp dụng ANN để giải các bài toán thực tế. Mạng thần kinh nhân tạo ANN & SRM&T mà tác giả đưa ra ở trên cho phép tính các giá trị ngoại suy với sự bảo đảm nào đó và cho phép tính ma trận nhạy cảm của hệ thống. Điều đó được chứng tỏ từ ví dụ dùng ANN & SRM&T để trích dữ liệu.

Tài liệu tham khảo

1. Câu, L.X. Ứng dụng của mạng thần kinh nhân tạo (ANN) xử lý dữ liệu khí tượng thủy văn. Tạp chí Khí tượng Thủy văn, 4 (460), 1999.
2. Câu, L.X. Tìm số nút ẩn tối ưu của mạng thần kinh nhân tạo (ANN) bằng lý thuyết cực tiểu hoá mạo hiểm theo cấu trúc (SRM). Tạp chí Khí tượng Thủy văn 8(464), 1999.
3. Hornik, k.M. Stinchcombe, & H. White. Universal approximation of an Unknown Mapping and Its derivatives using Multilayer Feedforward Networks. Neural Networks. 3(5):551-560, 1989.
4. Minns A.W. Extended rainfall-runoff modelling using artificial neural networks. Hydroinformatics '96, Muller (ed.). Balkema. Rotterdam, 1996.