TẠP CHÍ
KHÍ TƯỢNG THỦY VĂN

Check for updates

Bài báo khoa học

Giới thiệu một số phương pháp tính toán lưu lượng dòng chảy cho lưu vực thiếu hoặc không có số liệu quan trắc mặt đất

Đặng Đình Khá[1], Trần Ngọc Anh[1,2*], Nguyễn Ý Như[1], Phạm Thị Thúy Nga[2], Đặng Thị Hồng Nhung[2], Nguyễn Hoàng Minh[3]

[1] Khoa Khí tượng Thủy văn và Hải dương học, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Đại học Quốc gia Hà Nội; dangdinhkha@hus.edu.vn; tranngocanh@hus.edu.vn; nguyenynhu@hus.edu.vn

[2] Trung tâm Động lực học Thủy khí Môi trường, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Đại học Quốc gia Hà Nội; phamnga3789@gmail.com; dangthihongnhung_t61@hus.edu.vn

[3] Trung tâm Dự báo khí tượng thủy văn quốc gia, Tổng cục Khí tượng Thủy văn; hoangminh281287@gmail.com

*Tác giả liên hệ: tranngocanh@hus.edu.vn; Tel.: +84–915051515

Ban Biên tập nhận bài: 23/7/2022; Ngày phản biện xong: 21/08/2022; Ngày đăng bài: 25/08/2022

Tóm tắt: Tính toán lưu lượng dòng chảy cho lưu vực thiếu/không có trạm quan trắc mặt đất đang là thách thức trong ngành thủy văn. Bài báo này sẽ giới thiệu và phân tích, đánh giá, tổng hợp một số phương pháp tính toán dòng chảy tại những lưu vực thiếu hoặc không có trạm quan trắc mặt đất nhằm giúp các nhà thủy văn có thể vận dụng phù hợp các phương pháp này cho vùng nghiên cứu nhằm cải thiện độ chính xác khi tính toán dòng chảy. Bài báo sẽ tập trung vào một số hướng tiếp cận được sử dụng nhiều trong những năm gần đây cho các lưu vực thiếu/không có trạm quan trắc mặt đất, bao gồm các phương pháp; (1) chuyển đổi thông số mô hình, (2) cải tiến cấu trúc mô hình toán thủy văn, (3) tích hợp các mô hình, (4) sử dụng phương pháp học máy, (5) sử dụng dữ liệu mưa lưới, (6) sử dụng dữ liệu thay thế.

Từ khóa: Lưu lượng dòng chảy; Lưu vực thiếu hoặc không có trạm quan trắc.

1. Giới thiệu

Việt Nam có một hệ thống mạng lưới sông ngòi dày đặc, có trên 2360 sông suối có chiều dài từ 10 km trở lên. Dòng chảy sản sinh trên lãnh thổ Việt Nam là 238,52 km3 chiếm 46,3%, phần còn lại đến từ lãnh thổ các nước láng giềng [1]. Tuy nhiên mạng lưới quan trắc các số liệu khí tượng thủy văn (KTTV) hiện nay là khá thưa thớt và đang trong quá trình nâng cấp và hiện đại hóa để thu thập thông tin KTTV phục vụ phát triển kinh tế xã hội [2]. Theo báo cáo của WB5, tính đến tháng 9 năm 2019, Trung tâm Khí tượng Thủy văn Quốc gia (NHMS) vận hành tất cả 333 trạm khí tượng (bao gồm các trạm khí tượng bề mặt, khí tượng nông nghiệp và khí tượng tự động) và 781 trạm đo mưa bao gồm các trạm đo mưa nhân dân và đo mưa dịch vụ. Mạng lưới các trạm thủy văn sẽ có tất cả là 511 trạm bao gồm các trạm thủy văn truyền thống và trạm đo mực nước tự động [3]. Tuy nhiên, phân bố mạng lưới trạm lại không đồng đều, các trạm khí tượng thủy văn tập trung chủ yếu ở vùng đồng bằng và hạ lưu của các hệ thống sông. Có đến 75% các trạm khí tượng nằm trong phạm vi độ cao từ 0–200 m (48% diện tích cả nước) [4]. Do đó, số lượng trạm mặt đất đặt ở độ cao lớn hơn 200 m là chưa đại diện cho đặc điểm khí tượng thủy văn ở thượng nguồn các lưu vực sông. Ngoài ra, Việt Nam còn có 10 trạm radar quan trắc mưa, dông (chưa bao gồm các trạm radar dùng riêng tại các sân bay, khu vực quân sự, …), tuy nhiên, các trạm radar này gặp khó khăn khi

quan trắc mưa ở những vùng đồi núi. Như vậy, có thể nói, trên lãnh thổ Việt Nam, có rất nhiều lưu vực đang nằm trong tình trạng thiếu số liệu hoặc không có các trạm quan trắc mặt đất chưa kể phần lớn diện tích của hai hệ thống sông lớn nhất là sông Hồng và sông Mê Công nằm trên lãnh thổ nước ngoài–vốn không có khả năng thu thập được dữ liệu một cách hệ thống và kịp thời. Do vậy, lựa chọn phương pháp tính dòng chảy cho kết quả tốt tại các lưu vực thiếu/không có số liệu quan trắc mặt đất có ý nghĩa quan trọng trong dự báo, vận hành các công trình thủy lợi và quản lý tài nguyên nước một cách hiệu quả.

Mức độ chính xác của giá trị lưu lượng dòng chảy có ý nghĩa then chốt để đảm độ tin cậy của kết quả dự báo, tính hợp lý khi xây dựng, vận hành các công trình thủy lợi và quản lý tài nguyên nước một cách hiệu quả. Việc lắp đặt các trạm quan trắc dòng chảy trên lưu vực sông sẽ cho kết quả chính xác tại vị trí đo đạc nhưng tại những vị trí không có trạm quan trắc thì phải tính toán, ước lượng theo các phương pháp khác nhau do lưu lượng dòng chảy luôn biến đổi theo không gian và thời gian. Các số liệu lưu lượng dòng chảy tại những nơi không có trạm quan trắc thường được tính gián tiếp thông qua các giá trị quan trắc ở khu vực lân cận, của trạm thượng lưu và/hoặc hạ lưu, hoặc từ các số liệu khí tượng và số liệu mặt đệm trên lưu vực như; mưa, bốc hơi, độ ẩm của đất, thảm phù thực vật, địa hình,…bằng các công thức kinh nghiệm, các phương trình toán lý hay thống kê. Bài báo này sẽ trình bày và tổng hợp một số phương pháp tính toán nhằm nâng cao độ chính xác kết quả tính toán dòng chảy lưu lượng cho những lưu vực thiếu/không có trạm quan trắc thường được sử dụng trong những năm gần đây.

2. Giới thiệu một số phương pháp tính toán dòng chảy cho lưu vực thiếu hoặc không có trạm quan trắc

Để có thể thu thập được thông tin hay ước lượng thủy văn trên các lưu vực thiếu hay không có quan trắc KTTV trên bề mặt, hướng nghiên cứu sử dụng các tài liệu trên lưu vực tương tự được bắt đầu từ rất lâu. Các nguồn thông tin hay ước lượng thủy văn này có ý nghĩa quan trọng trong việc đánh giá tài nguyên nước, thiết kế các công trình (hồ chứa, đập dâng, cầu cống,…), xây dựng các công cụ dự báo/cảnh báo về lũ lụt và hạn hán. Các phương pháp theo hướng nghiên cứu này đã được đưa vào quy phạm, quy chuẩn trong tính toán thủy văn, thủy lực (QP.TL.C–6–77 [5] hay TCVN 9845:2013 [6]) để phục vụ tính toán thiết kế các công trình thủy lợi thủy điện và tài nguyên nước trên lưu vực. Có thể thấy rằng, điều kiện tiên quyết của các nghiên cứu theo hướng này là tính chất tương tự của các lưu vực [7]. Do vậy, độ tin cậy của kết quả nghiên cứu phụ thuộc nhiều vào tiêu chí đánh giá độ tương đồng (về quy mô lưu vực, điều kiện địa hình, thổ nhưỡng, thảm phủ, khí tượng khí hậu,…), trong khi bản thân các đặc tính đó của lưu vực lại có tính phân bố theo không/thời gian mạnh mẽ. Vì thế, các giả thiết về tính tương tự giữa các lưu vực và điều kiện ứng dụng rất khó được đáp ứng một cách chặt chẽ, nhất là trong điều kiện các hoạt động KTXH trên bề mặt lưu vực (sử dụng đất, hồ chứa, công trình thủy lợi, giao thông…) đã làm thay đổi cơ bản các tính chất vật lý của quá trình hình thành dòng chảy. Bên cạnh đó, các nghiên cứu sử dụng phương pháp lưu vực tương tự trong những năm gần đây nhìn chung ít được sử dụng hơn trước, do có nhiều thay đổi về mặt thu thập số liệu cũng như xuất hiện nhiều phương pháp mới để bổ khuyết số liệu cho các lưu vực thiếu hoặc không có số liệu quan trắc.

Trong thời gian gần đây cùng với sự phát triển của công nghệ, đặc biệt là công nghệ viễn thám, nhiều nguồn số liệu cũng như phương pháp tính toán dòng chảy đã được nghiên cứu và phát triển nhằm bổ khuyết số liệu cho các lưu vực không có số liệu hoặc khó truy cập (vùng sâu vùng xa, địa hình hiểm trở, chính trị bất ổn …). Một số hướng nghiên cứu nhằm nâng cao kết quả tính toán cho lưu vực thiếu hoặc không có trạm quan trắc có thể được kể đến như sau:

- Chuyển đổi thông số mô hình
- Cải tiến cấu trúc mô hình toán thủy văn
- Tích hợp các mô hình

- Sử dụng phương pháp học máy
- Sử dụng dữ liệu mưa lưới (bao gồm mưa vệ tinh/radar, mưa tái phân tích, mưa từ mô hình số, mưa nội suy)
- Sử dụng dữ liệu thay thế

Các hướng nghiên cứu này có thể được kết hợp với nhau theo các sơ đồ, thuật toán cụ thể tuỳ theo từng nghiên cứu để cải thiện tính toán dòng chảy cho lưu vực thiếu hoặc không có số liệu.

2.1. Chuyển đổi thông số mô hình

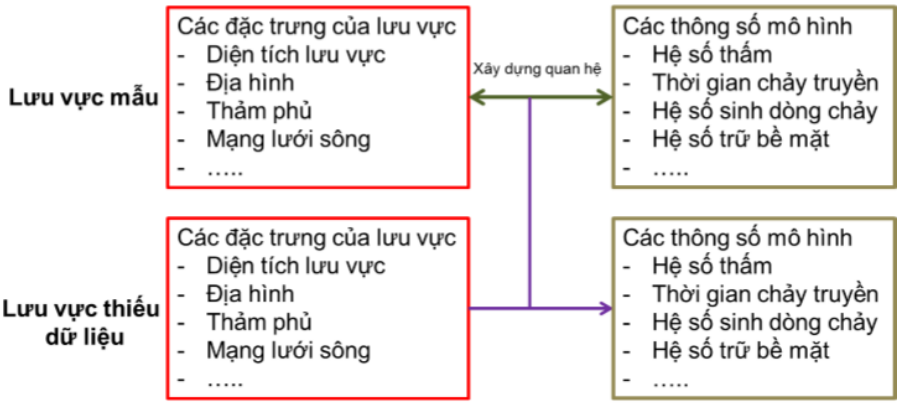
Phương pháp chuyển đổi thông số mô hình từ lưu vực tương tự là phương pháp được sử dụng phổ biến [8–10] trong tính toán dòng chảy cho lưu vực thiếu hoặc không có số liệu. Những tiêu chí về lưu vực tương tự của phương pháp này chủ yếu dựa trên giả thuyết về (i) tương tự không gian (*spatial proximity*) – lưu vực gần nhau hoặc tiếp giáp sẽ có quá trình thuỷ văn tương tự nhau, (ii) thuộc tính lưu vực tương tự (*similar catchment attributes*) – sử dụng các thuộc tính lưu vực đo đạc được làm chỉ số (thổ nhưỡng, thực vật, địa hình), (iii) tương tự quá trình hình thành dòng chảy (*similarity indices*). Một khi tính tương tự giữa hai lưu vực được xác định, dòng chảy lưu vực thiếu hoặc không có số liệu (sau đây gọi là lưu vực đích) sẽ được tính toán theo lưu vực có số liệu (sau đây gọi là lưu vực mẫu). Các thông số của mô hình có thể được các định theo các cách sau đây;

(1) Xác định thông số mô hình theo đặc trưng của lưu vực dựa vào công thức thực nghiệm [11–12], ví dụ như hệ số tổn thất được tính toán theo thảm phủ, thổ nhưỡng và độ ẩm đất (như phương pháp Curve Number (CN) [13]), độ trễ xác định theo các đặc trưng địa mạo của lưu vực như độ dốc, chiều dài sông [14], đường đặc tính của hồ từ dữ liệu địa hình (DEM), mặc dù những phương pháp này đôi khi cũng yêu cầu được hiệu chỉnh.

(2) Sử dụng trực tiếp bộ thông số mô hình đã hiệu chỉnh cho lưu vực mẫu để tính toán dòng chảy cho lưu vực [15–18]. Một số các nghiên cứu tại trường ĐHKHTN [19–21] đã ứng dụng mô hình MIKE NAM, MIKE 11, MIKE 21 trên các lưu vực sông Thạch Hãn, lưu vực sông Lam, sông Nhuệ Đáy.... Nghiên cứu [22] sử dụng bộ thông số mô hình MIKE NAM đã hiệu chỉnh cho trạm thủy văn Nông Sơn và Thành Mỹ để tính toán cho các lưu vực lân cận hay các nghiên cứu gần đây [23] đã dùng phương pháp tương tự khi sử dụng kết quả của bộ mô hình MIKE NAM, MIKE 11, MIKE 21 để đánh giá rủi ro thiên tai do lũ lụt khu vực Trung Trung Bộ.

(3) Từ bộ thông số mô hình đã được hiệu chỉnh cho lưu vực mẫu (Hình 1), tính toán thông số cho lưu vực đích theo các phương pháp thống kê hay hội quy tuyến tính đa biến [10, 24, 25]. Trong nghiên cứu [11], tác giả xây dựng quan hệ giữa thông số mô hình đã hiệu chỉnh với đặc trưng của 60 lưu vực ở Anh và Wales, (hệ số tương quan tốt nhất là $R^2 = 0,69$ giữa thông số bốc hơi và mưa năm). Các nghiên cứu cho thấy phương pháp này cho kết quả tốt hơn phương pháp sử dụng trực tiếp bộ thông số của lưu vực mẫu. Nhưng đồng thời các nghiên cứu cũng cho thấy tương quan thấp giữa thông số mô hình và các đặc trưng lưu vực. Điều này có thể do quá trình mưa dòng chảy chủ yếu diễn ra ở lớp sát mặt trong khi các thông tin lưu vực được cung cấp (địa hình, lớp phủ thực vật) lại nằm trên mặt đất (ít thông tin về lớp sát mặt) [26].

Có thể thấy rằng, phương pháp chuyển đổi thông số mô hình từ lưu vực tương tự đã được sử dụng từ khá lâu và đã phát huy được hiệu quả trong mô phỏng dòng chảy trên các lưu vực sông. Tuy nhiên, cách tiếp cận này có nhiều yếu tố bất định [27] do độ tin cậy của kết quả nghiên cứu phụ thuộc nhiều vào các tiêu chí đánh giá tính tương tự (về quy mô lưu vực, điều kiện địa hình, thổ nhưỡng, thảm phủ, khí tượng khí hậu, hình thành dòng chảy …), trong khi bản thân các đặc tính đó của lưu vực biến đổi mạnh theo không/thời gian.



Hình 1. Sơ đồ phương pháp lưu vực tương tự.

2.2. Cải thiện cấu trúc mô hình thủy văn

Trước đây, các mô hình mưa–dòng chảy thường sử dụng các công thức thực nghiệm đơn giản như công thức cường độ giới hạn, công thức triết giảm [7] hay mô hình thống kê đơn giản (mực nước tương ứng, quan hệ mưa–dòng chảy) để tính toán giá trị mực nước, lưu lượng tại những khu vực bị thiếu hay không có trạm quan trắc. Tuy nhiên, cùng với sự phát triển khoa học tính toán và máy tính thì các mô hình thủy văn được phát triển theo hai hướng chính (1) chi tiết hóa hoặc (2) đơn giản hóa cấu trúc hoặc thông số mô hình. Chi tiết hoá mô hình thông qua bổ sung các quá trình dòng chảy trên lưu vực, hay đưa thêm các biến đầu vào cho mô hình nhằm phản ánh đầy đủ hơn các quá trình dòng chảy trên lưu vực. Ví dụ [28] nghiên cứu xây dựng mô hình mưa dòng chảy sóng động học 1 chiều dựa trên phương pháp phần tử hữu hạn với mô hình SCS [29], thay đổi thuật toán giải mô hình MIKE–NAM FORTRAN [8], cải tiến mô hình SWAT [30–31],...

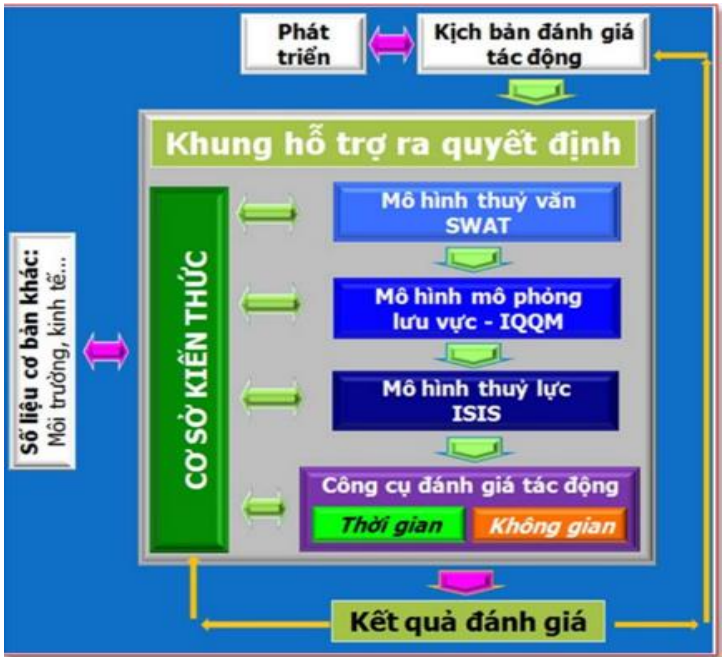
Theo hướng đơn giản hoá mô hình, nghiên cứu [32] đã giới thiệu công nghệ tự động cảnh báo lũ dựa trên mô hình quan niệm đa lớp MLCM (*Multi–Layer Conceptual Model*). Dữ liệu đầu vào của mô hình chỉ yêu cầu mưa và bốc hơi từ mô hình dự báo thời tiết bằng phương pháp số (NWP) hay dữ liệu vệ tinh. Mô hình này có ưu điểm sử dụng ít dữ liệu đầu vào, phù hợp cho lưu vực thiếu số liệu và cho phép tối ưu bộ thông số mô hình theo thuật toán "tìm kiếm từng bước" (*Stepwise line search*) [33]. Mô hình MLCM đã thể hiện sự ưu việt hơn các mô hình thông dụng khác như mô hình HBV (*Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning*), SAC–SMA (*Sacramento Soil Moisture Accounting Model*) [34] trong dự báo thủy văn trên lưu vực thiếu hoặc không có trạm quan trắc. Mô hình cũng đã ứng dụng thành công ở nhiều lưu vực sông của Liên bang Nga [32] và lưu vực sông Sê San ở Việt Nam [34], tuy nhiên, mô hình này phù hợp với các lưu vực có diện tích lưu vực trong khoảng 1000–10000 km^2.

Có thể thấy rằng nghiên cứu theo hướng tiếp cận cải tiến cấu trúc mô hình toán thủy văn đang được các nhà khoa học phát triển nhằm dần hoàn thiện bộ mô hình để đáp ứng được nhu cầu thực tế và thích hợp với khả năng đáp ứng về nguồn số liệu trên lưu vực nhằm nâng cao kết quả tính toán trong thủy văn. Tuy nhiên, cách tiếp cận này thường đòi hỏi người xây dựng mô hình phải có kiến thức rất sâu về toán–lý để có thể giải quyết các bài toán về mô phỏng các quá trình hình thành dòng chảy trên lưu vực.

2.3. Tích hợp các mô hình

Nhằm phát huy thế mạnh của từng mô hình, hướng nghiên cứu tích hợp các mô hình cũng được nhiều tác giả nghiên cứu trong những năm gần đây. Nghiên cứu [35–36] đã xây dựng hệ thống mô phỏng kết hợp giữa khí tượng (mô hình động lực *RegCM – Dynamical downscaling*) và thủy văn (*WEHY (CHRL, Davis)*). Mô hình kết hợp được gọi là WEHY–HCM đã tính toán khôi phục dữ liệu khí tượng thủy văn trên lưu vực sông Thao tận dụng

nguồn dữ liệu tái phân tích ERA–20C và dữ liệu viễn thám làm đầu vào cho mô hình. Tuy nhiên, việc sử dụng mô hình WEHY–HCM khá phức tạp bao gồm cả khí tượng động lực, xử lý ảnh viễn thám, và thủy văn. Nghiên cứu [37] đã thử nghiệm sử dụng bộ mô hình liên kết khí tượng thủy văn (*WRF–Hydro*) để dự báo thử nghiệm cho lưu vực sông Lũy, Bình Định. Kết quả nghiên cứu cho thấy hướng nghiên cứu tích hợp mô hình có nhiều tiềm năng trong dự báo khí tượng thủy văn.



Hình 2. Khung hỗ trợ ra quyết định (DSF) [42].

Nghiên cứu [38] đã tích hợp mô hình mưa dòng chảy thông số phân bố Marine với mô hình thủy lực MIKE 11 và công cụ dự tính triều trong MIKE 21 để dự báo mực nước tại trạm thủy văn Sơn Giang và Trà Khúc. Hay nghiên cứu khôi phục số liệu dòng chảy trên lưu vực sông Cái Phan Rang [39] và sông Cái Nha Trang [40] bằng mô hình tích hợp mô hình Marine với mô hình sóng động học một chiều phi tuyến. Kết quả nghiên cứu cho thấy bộ mô hình tích hợp cho kết quả mô phỏng dòng chảy khá tốt những những khu vực hạn chế về nguồn số liệu đầu vào cho mô hình thủy văn, đây là cơ sở để nâng cao chất lượng trong dự báo thủy văn. Ngoài ra còn nhiều nghiên cứu khác đã tích hợp các mô hình thủy văn, thủy lực trong tính toán dòng chảy của DHI [41], đã sử dụng bộ các mô hình khác nhau bao gồm SWAT, MIKE Basin, MIKE 21C, MIKE 11, MIKE 21 để tính toán dòng chảy và các đặc trưng khác cho toàn lưu vực sông Mê Công. Nghiên cứu [42] sử dụng mô hình Khung hỗ trợ ra quyết định DSF tích hợp mô hình thuỷ văn SWAT, IQQM và ISIS (Hình 2) của MRC đánh giá ảnh hưởng của các điều kiện phát triển đến phân bố dòng chảy trên lưu vực.

Có thể thấy rằng nghiên cứu theo hướng tiếp cận này vẫn đang được các nhà khoa học phát triển nhằm dần hoàn thiện bộ mô hình để đáp ứng được thực tế. Tuy nhiên, cách tiếp này thường phức tạp, đòi hỏi người sử dụng phải hiểu biết nhiều mô hình, khả năng kết hợp giữa các mô hình.

2.4. Sử dụng phương pháp học máy

Bên cạnh các mô hình vật lý đang được phát triển trong những năm gần đây thì các mô hình dữ liệu, điển hình như mô hình học máy, mạng thần kinh nhân tạo (*machine learning (ML), ANN và deep learning (DL)*) cũng được phát triển mạnh. Do sự phổ biến của mô hình dữ liệu là quan hệ phi tuyến có thể dễ dàng được xây dựng về mặt số học chỉ dựa trên dữ liệu lịch sử mà không yêu cầu nhiều kiến thức về các quá trình vật lý cơ bản [43]. Có thể thấy các mô hình dự báo/ dự tính theo hướng dữ liệu sử dụng ML đang phát triển rất mạnh mẽ vì sự

phát triển nhanh của các mô hình dữ liệu đầu vào. Tính phù hợp của các mô hình học máy đối với dự báo lũ đã được khẳng định qua sự tiến bộ liên tục và độ chính xác của các phương pháp ML trong hai thập kỷ qua [43].

Trong học máy có nhiều thuật toán khác nhau được áp dụng trong dự báo/dự tính lũ và tính toán dòng chảy như mạng thần kinh nhân tạo (ANN) [44], neuro–fuzzy [45], support vector machine (SVM) [46], wavelet neural networks (WNN) [47], multilayer perceptron (MLP) [48], recurrent neural network (RNN) [49–50] và LSTM và gated recurrent unit (GRU), feed–forward neural network và convolutional neural network (CNN) [51–52].

Thuật toán ANN được sử dụng phổ biến nhất trong dự báo lũ và tính toán dòng chảy và được sử dụng từ những năm 1990 [53]. Thay vì sử dụng các thông tin về đặc trưng vật lý của lưu vực, ANN chỉ dựa vào chuỗi dữ liệu quá khứ. Vì thế ANN được xem là một công cụ dữ liệu hiệu quả trong thiết lập/xây dựng mô hình hộp đen với độ tin cậy cao cho các quan hệ phi tuyến phức tạp giữa mưa và dòng chảy. Thuật toán MLP [54] sử dụng học máy giám sát để thiết lập mạng kết nối đa lớp có khả năng khái quát hoá tốt hơn [55–56]. Một số nghiên cứu đã sử dụng các mô hình LSTM và GRU trong các nghiên cứu dự báo thủy văn đã thể hiện tính ưu việt trong việc giải quyết các bài toán phức tạp [52, 57].

Ngoài các phương pháp ML, DL phổ biến, các phương pháp kết hợp cũng được thực hiện có xu hướng tăng trong các nghiên cứu gần đây và được đánh giá cho kết quả mô phỏng chính xác hơn so với sử dụng phương pháp/ thuật toán đơn lẻ tuy nhiên đi kèm với nó là mức độ phức tạp và yêu cầu lớn về dữ liệu.

Đối với lưu vực thiếu hoặc không có trạm quan trắc mặt đất thì phương pháp học máy cũng được phát triển trong những năm gần đây do có nhiều nguồn dữ liệu có thể bổ khuyết thay thế cho nguồn dữ liệu mặt đất như nguồn dữ liệu từ viễn thám hay radar. Hay như nghiên cứu [57] đã dự báo khá chính xác dòng chảy xả ra khỏi hồ Hòa Bình trên lưu vực sông Đà khi chỉ sử dụng số liệu lưu lượng đến hồ trong khi có rất ít thông tin về quy trình vận hành của hồ. Điều này có thể khẳng định, phương pháp học máy có thể sử dụng được cả cho những lưu vực có ít số liệu. Mặc dù vậy, việc ứng dụng ML hay ANN vào giải quyết một vấn đề tổng thể hay cho một lưu vực lớn và phức tạp như lưu vực sông Mê Công vẫn còn gặp nhiều khó khăn. Phương pháp này dựa trên những dữ liệu viễn thám có thể cung cấp thông tin về diện ngập và biến đổi độ rộng sông theo mực nước. Trên cơ sở đó có thể xác định được mặt cắt ngang sông, từ đó xác định được lưu lượng dựa vào đường quan hệ lưu lượng tại trạm với độ rộng sông hoặc diện tích mặt nước trích xuất từ ảnh vệ tinh với vận tốc dòng chảy và diện tích mặt cắt ngang [58]. [59] đã sử dụng chuỗi ảnh Landsat để xác định diễn biến diện tích mặt nước hồ chứa, xác định quá trình hoạt động hồ chứa theo thời gian.

Các nghiên cứu đã khẳng định tiềm năng tính toán dòng chảy của các phương pháp sử dụng dữ liệu vệ tinh cho khu vực không có hoặc thiếu số liệu quan trắc, đồng thời cũng kiến nghị việc sử dụng dữ liệu đo cao kết hợp với lưu lượng quan trắc tại trạm lân cận có khả năng cải thiện đáng kể kết quả tính toán. Ngoài ra để khắc phục nhược điểm của từng loại sản phẩm vệ tinh, đã có nhiều nghiên cứu theo hướng kết hợp như sử dụng thuật toán đồng bộ hoá. Tuy nhiên, những cách tiếp cận này yêu cầu khối lượng tính toán lớn, cũng như khối lượng dữ liệu lớn [60–61].

Từ các tài liệu nghiên cứu trên thế giới có thể nhận thấy, sử dụng nguồn dữ liệu thay thế sẽ nâng cao độ chính xác cho kết quả tính toán dòng chảy ở lưu vực thiếu hoặc không có số liệu quan trắc. Và đây là hướng nghiên cứu có nhiều tiềm năng, đặc biệt là dữ liệu đo cao từ vệ tinh, có thể tính toán gián tiếp được lưu lượng dòng chảy trong sông trong tính toán thủy văn.

2.5. Sử dụng dữ liệu mưa lưới

Mưa là một biến đóng vai trò quan trọng trong tính toán dòng chảy và các thành phần trong vòng tuần hoàn nước [62–63]. Nhược điểm của các trạm đo đặt tại mặt đất là hạn chế về độ phủ và phân bố không đều theo không gian. Đặc biệt là những khu vực có địa hình

phức tạp, mưa do đối lưu hoặc vùng có tuyết [64–65]. Những nhược điểm này dẫn đến sự ra đời của các phương pháp đo mưa gián tiếp qua ảnh viễn thám hoặc radar [66] nhằm bổ khuyết cho những vùng có mạng lưới trạm thưa thớt hay không có trạm quan trắc. Sự ra đời và phát triển của sản phẩm mưa lưới (GPPs) đã mở ra một kỷ nguyên mới trong giám sát và tính toán tài nguyên nước, đặc biệt là vùng thiếu số liệu [67–69]. Thuật ngữ sản phẩm mưa lưới ở đây chỉ dữ liệu mưa phân bố không gian theo các ô lưới, lượng mưa trong mỗi ô lưới là lớp nước trải đều trên mỗi ô. Các điểm (vùng) nằm trong phạm vi của ô lưới mưa có cùng một giá trị mưa. Nhìn chung sản phẩm mưa lưới dựa trên 3 loại đầu vào (1) dữ liệu quan trắc tại trạm [70–71], (2) mưa tái phân tích từ các mô hình số [72], (3) mưa quan trắc từ vệ tinh/radar [73–74]:

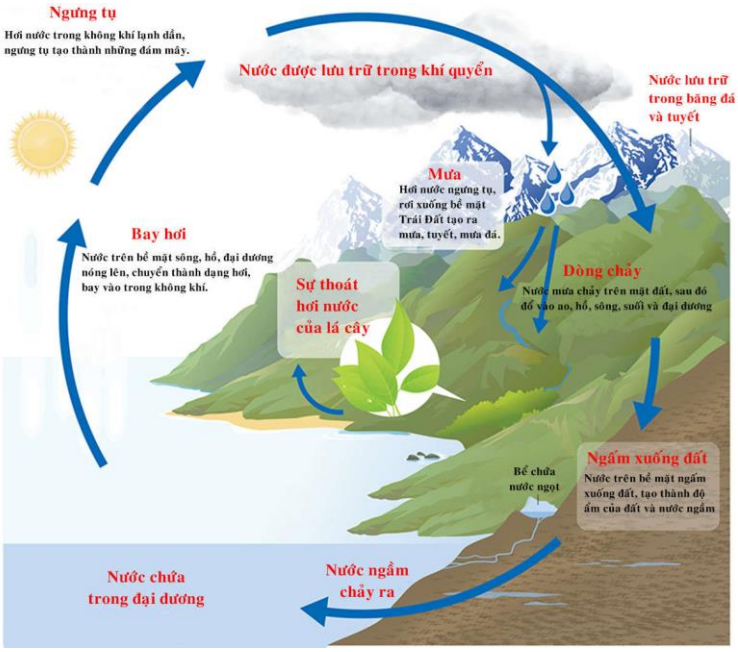
Các sản phẩm mưa này đã góp phần nâng cao hiệu quả trong tính toán các thông tin khí tượng thủy văn nói chung và tính toán dòng chảy thủy văn nói riêng [75–76]. Tuy nhiên, giữa các sản phẩm có độ chính xác và có độ phân giải khác nhau cả về không gian và thời gian trên quy mô toàn cầu do thiết bị sử dụng, thuật toán xử lý khác nhau hoặc do thuộc tính vật lý của đám mây ở vùng nghiên cứu [77–78]. Do đó, các sản phẩm mưa lưới cần được đánh giá trước khi sử dụng [79] hoặc kết hợp với dữ liệu mưa quan trắc tại trạm, như trong nghiên cứu [80] đã kết hợp dữ liệu mưa lưới GSMap và mưa quan trắc tại trạm để nâng cao kết quả tính toán dòng chảy trên lưu vực sông Lam. Các hướng nghiên cứu sử dụng dữ liệu mưa lưới đã cho thấy hiệu quả trong tính toán thủy văn và nguồn dữ liệu mưa lưới có thể bổ khuyết cho nguồn dữ liệu mặt đất khi không có mạng lưới quan trắc mặt đất hay thiếu trạm quan trắc.

2.6. Sử dụng dữ liệu thay thế

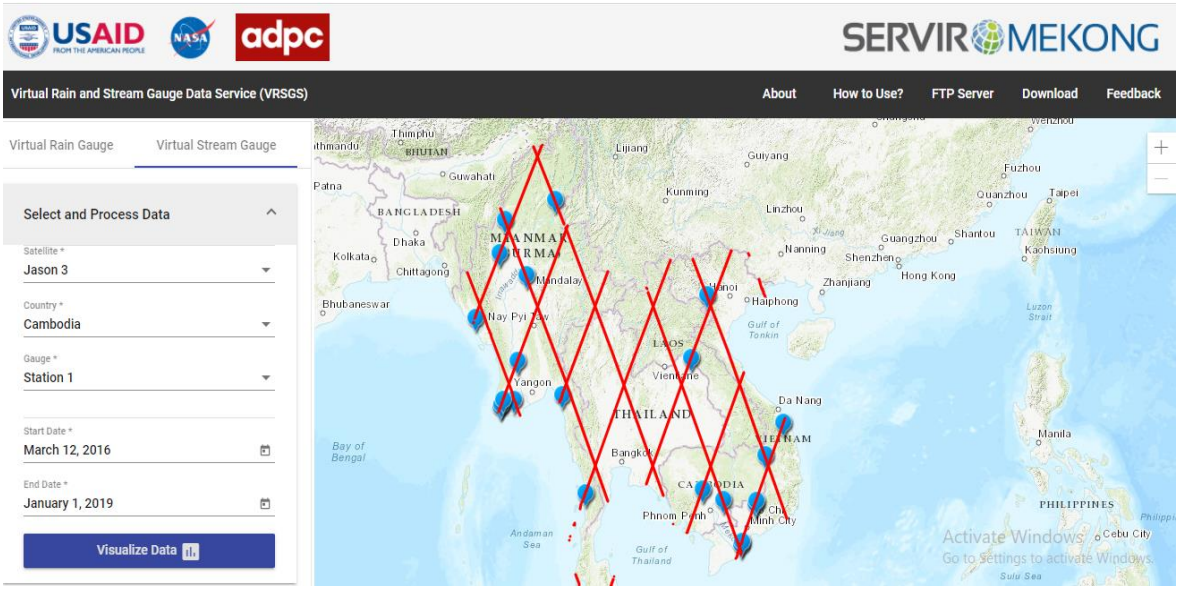
Nguồn dữ liệu thay thế cho số liệu lưu lượng có thể là thông tin/dữ liệu quan trắc một số yếu tố trong vòng tuần hoàn nước (Hình 3). Dữ liệu đó có thể là dữ liệu khảo sát rời rạc như dữ liệu nước ngầm sử dụng trong nghiên cứu [81]; hoặc thông tin trích xuất từ ảnh vệ tinh bao gồm đặc trưng vật lý của lưu vực như dữ liệu bốc thoát hơi [82], thông tin độ ẩm đất [83–84], dữ liệu thảm phủ [85], dữ liệu đo cao từ vệ tinh [86–87]; hoặc dữ liệu đặc trưng dòng chảy như diện tích mặt nước, độ rộng sông, độ dốc, mực nước [88].

Một số nghiên cứu theo cách tiếp cận này có thể kể đến như nghiên cứu của Seibert và McDonnell (2002) đã chỉ ra rằng việc tích hợp số liệu nước ngầm vào mô hình thủy văn nước mặt cải thiện đáng kể kết quả tính toán dòng chảy. [82] đã sử dụng lượng bốc thoát hơi từ viễn thám và số liệu dòng chảy để hiệu chỉnh mô hình thủy văn. [85] đã sử dụng ảnh ENVISAT kết hợp với mô hình thủy văn MIKE NAM để tăng mức độ chính xác của mô hình thủy văn trên lưu vực sông Vệ. Nhìn chung, sau khi thực hiện nghiên cứu các các giả đưa kết luận rằng, việc đưa yếu tố bốc thoát hơi, nước ngầm, ảnh vệ tinh, … vào hiệu chỉnh mô hình có khả năng tăng độ chính xác trong tính toán dòng chảy ngày và tháng cho lưu vực thiếu trạm quan trắc.

Bên cạnh đó, phương pháp tính toán dòng chảy dựa vào dữ liệu đo cao từ vệ tinh cho lưu vực thiếu hoặc không có số liệu đã được rất nhiều công trình nghiên cứu thực hiện. Dữ liệu đo cao có thể (i) kết hợp với mô hình thuỷ văn để tính toán dòng chảy [86, 90] hoặc (ii) xây dựng đường quan hệ giữa mực nước đo cao với lưu lượng hoặc quan trắc [60, 91], hoặc tính toán sử dụng phương pháp Muskingum–Cunge [92]. Điển hình như nghiên cứu thuộc dự án Servir Mekong trích xuất mực nước từ vệ tinh đo cao Jason–2/3 cho 4 trạm ảo trên lưu vực sông Mê Công, cung cấp dữ liệu từ 2016 đến tháng 3/2019 (https://vrsg–servir.adpc.net/) (Hình 4). Tuy nhiên, số lượng trạm trích xuất khá hạn chế và độ tin cậy của những dữ liệu trích xuất này chưa được đánh giá. Một số nghiên cứu khác lại sử dụng dữ liệu viễn thám để xác định diện tích mặt nước, độ rộng sông hoặc độ dốc để tính toán lưu lượng.



Hình 3. Các thành phần trong vòng tuần hoàn thủy văn [89].



Hình 4. Các điểm quan trắc đo cao vệ tinh từ Jason2/3 cung cấp bởi Servir MeKong.

3. Kết luận

Đối với những lưu vực thiếu hoặc không có số liệu quan trắc mặt đất, bao gồm cả dữ liệu dòng chảy và dữ liệu khí tượng luôn có những phương pháp phù hợp như phương pháp lưu vực tương tự để đáp ứng khả năng tính toán dòng chảy trên lưu vực với độ chính xác trong khoảng cho phép theo các quy định, quy chuẩn. Tuy nhiên, để đáp ứng nhu cầu ngày càng cao về kết quả dự báo dòng chảy, tính toán thủy lực công trình, … và thích ứng với sự biến đổi mạnh mẽ của lớp phủ bề mặt hay ảnh hưởng của biến đổi khí hậu thì yêu cầu tính toán lưu lượng dòng chảy cần được cải thiện, nâng cao. Hiện nay, đã hình thành nhiều phương pháp tính toán dòng chảy trong điều kiện thiếu hoặc không có số liệu. Các phương pháp này chủ yếu dựa trên những phát triển của khoa học kỹ thuật như công nghệ tính toán, công nghệ viễn thám để nâng cao kết quả tính toán dòng chảy. Người sử dụng có thể lựa chọn các phương pháp phù hợp với từng vùng nghiên cứu để đáp ứng nhu cầu tính toán của nghiên cứu.

Đóng góp của tác giả: Xây dựng ý tưởng nghiên cứu: T.N.A.; Thu thập tài liệu: P.T.T.N., Đ.T.H.N.; Viết bản thảo bài báo: Đ.Đ.K.; Chỉnh sửa bài báo: T.N.A., N.Y.N., N.H.M.

Lời cảm ơn: Nghiên cứu này được thực hiện trong khuôn khổ Đề tài Nghị định thư mã số NĐT.58.RU/19 được Bộ KH&CN Việt Nam và Bộ Khoa học và Giáo dục CHLB Nga tài trợ, nhóm tác giả xin trân trọng cám ơn sự hỗ trợ quý báu này.

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

Tài liệu tham khảo

1. Xuân T.T. Đặc điểm thủy văn và nguồn nước sông Việt Nam. Nhà xuất bản Nông Nghiệp, 2007.
2. Thủ tướng Chính phủ. Quyết định số 90/QĐ–TTg của Thủ tướng Chính phủ: Về việc phê duyệt Quy hoạch mạng lưới quan trắc tài nguyên và môi trường quốc gia giai đoạn 2016–2025, tầm nhìn đến năm 2030.
3. Vụ quản lý mạng lưới khí tượng thủy văn. Báo cáo: Hiện trạng mạng lưới quan trắc khí tượng thủy văn và danh mục hiện trạng chủng loại máy, thiết bị đang sử dụng trên mạng lưới trạm khí tượng thủy văn tính đến ngày 01/9/2019. Tổng cục Khí tượng thủy văn.
4. Heggli, M.; Thanh, N.D.; Duc, T.Q.; Hung, N.Q.; Huong, P.T. System Integration and Technical Assistance for Strengthening of Weather Forecasting and Early Warning Systems in Vietnam (C2–DV1) D–3 : status of hydro–met observation and communication networks and recommendations for improvement, 2015.
5. Bộ Nông Nghiệp và Phát Triển Nông Thôn. Qui phạm tính toán đặc trưng thủy văn thiết kế QP.TL.C–6–77, 1977.
6. Bộ Khoa Học và Công Nghệ. Tính toán các đặc trưng dòng chảy lũ – TCVN 9845:2013, 2013.
7. Sơn, N.T. Tính toán thủy văn. Nhà xuất bản Đại học Quốc gia Hà Nội, 2003.
8. Giang, N.T.; Hoan, N.T. Xây dựng mô hình mưa – dòng chảy để khôi phục số liệu dòng chảy tại An Khê trên lưu vực sông Ba. *Tạp Chí Khoa Học ĐHQGHN, Khoa Học Tự Nhiên và Công Nghệ* **2012**, *28*(*3S*), 30–38.
9. Long, V.Đ., Anh, T.N., Bình, H.T.; Khá, Đ.Đ. Giới thiệu công nghệ dự báo lũ hệ thống sông Bến Hải và Thạch Hãn sử dụng mô hình MIKE 11. *Tạp Chí Khoa Học ĐHQG, Khoa Học Tự Nhiên và Công Nghệ* **2010**, *26*, 397–404.
10. Merz, R.; Blöschl, G. Regionalisation of catchment model parameters. *J. Hydrol.* **2004**, *287*, 95–123. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.09.028
11. Sefton, C.E.; Howarth, S. Relationships between dynamic response characteristics and physical descriptors of catchments in England and Wales. *J. Hydrol.* **1998**, *211*, 1–16. https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00163-2.
12. Seibert, J. Regionalisation of parameters for a conceptual rainfall–runoff model. *Agric. For. Meteorol.* **1999**, *98–99*, 279–93. https://doi.org/10.1016/S0168-1923(99)00105-7.
13. Kent, K.M. A method for estimating volume and rate of runoff in small watersheds. Scs Tp–149, 1973, pp. 64.
14. USACE. Flood Runoff Analysis. Em 1110–2–1417, 1994, pp. 214.

15. Châu, N.L.; Mai, Đ.T.; Phương, T.T. Các bài toán trong ứng dụng mô hình thủy văn MARINE để mô phỏng và dự báo lũ sông Đà. *Tạp Chí Khí Tượng Thủy Văn* **2005**, *539*, 1–12.
16. Thục, T. Xây dựng công nghệ tính toán dự báo lũ lớn hệ thống sông Hồng– Thái Bình, Báo cáo tổng kết đề tài, Hà Nội, 2011.
17. Phung, N.K.; An, L.T.T. Apply swat model to assess the impact of climate change on the flow of the Dong Nai river basin. *J. Water Resour. Sci.Technol.* **2012**, *12*, 96–101.
18. Dũng, N.K. Ứng dụng mô hình swat tính toán dòng chảy và bùn cát lưu vực sông Sê San. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn* **2015**, *470*, 47–50.
19. Sơn, N.T.; Anh, T.N.; Khá, Đ.Đ.; Tiến, N.X.; Thìn, L.V. Thử nghiệm đánh giá tác động của Biến đổi khí hậu đến ngập lụt khu vực hạ lưu sông Lam. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn* **2014**, *645*, 13–20.
20. Anh, L.T.; Anh, T.N.; Đạt, T.V.; Giang, N.T.; Hưng, N.Q.; Khá, Đ.Đ. et al. Bản đồ ngập lụt và bản đồ đánh giá mức độ tổn thương do lũ các lưu vực sông: Lam, Bến Hải – Thạch Hãn và Thu Bồn. Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ Thuật, Hà Nội, 2015.
21. Anh, T.N. Xây dựng bản đồ ngập lụt hạ lưu các sông Bến Hải và Thạch Hãn, tỉnh Quảng Trị. *Tạp Chí Khoa Học Đại Học Quốc Gia Hà Nội, Khoa Học Tự Nhiên và Công Nghệ* **2011**, *27*, 1–8.
22. An, N.L.; Bích, T. Nghiên cứu dự báo dòng chảy lũ đến hồ chứa trên lưu vực sông Ba. *Tạp chí Khoa Học Kỹ Thuật Thủy Lợi và Môi Trường* **2012**, *8*, 9–16.
23. Hương, H.T.L.; Hiển, N.X.; Thủy, N.T.; Hằng, V.T.; Công, N.T. Đánh giá rủi ro thiên tai do lũ lụt khu vực Trung Trung Bộ. *Tạp Chí Khí Tượng Thủy Văn* **2020**, *717*, 13–26. https://doi.org/10.36335/vnjhm.2020(717).1-10
24. Vandewiele, G.L; Elias, A. Monthly water balance of ungauged catchments obtained by geographical regionalization. *J. Hydrol.* **1995**, *170*, 277–91. https://doi.org/10.1016/0022-1694(95)02681-E.
25. Parajka, J.; Merz, R.; Blöschl, G. A comparison of regionalisation methods for catchment model parameters. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2005**, *9*, 157–171. https://doi.org/10.5194/hess-9-157-2005.
26. Merz, R.; Blöschl, G.; Parajka, J. Regionalization methods in rainfall–runoff modelling using large catchment samples. *IAHS–AISH Pub.* **2006**, 117–125.
27. Blöschl, G.; Sivapalan, M. Runoff Prediction in Ungauged Basins. *J. Chem. Inf. Model*. **2013**. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004.
28. Lai, N.V.; Hưng, N.V. Mô hình bể chứa tuyến tính (Ltank–Linear Tank) và khả năng ứng dụng ở Việt Nam. Khoa Học Kỹ Thuật Thủy Lợi và Môi Trường, 2006.
29. Nguyen, T.S.; Luong, T.A.; Luong H.D.; Tran, H.T. A finite element one–dimensional kinematic wave rainfall–runoff model. *Pac. Sci. Rev. A: Nat. Sci. Eng.* **2016**, *18*, 233–240. https://doi.org/10.1016/j.psra.2016.11.001
30. Yu, D.; Xie, P., Dong, X., Hu, X.; Liu, J., Li, Y. et al. Improvement of the SWAT model for event–based flood simulation on a sub–daily timescale. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2018**, *22*, 5001–5019. https://doi.org/10.5194/hess-22-5001-2018.
31. Dang, K.; Nhu, N.; Anh, T. An Approach for Flow Forecasting in Ungauged Catchments – A Case Study for Ho Ho reservoir catchment, Ngan Sau River, Central Vietnam. *J. Ecol. Eng.* **2018**, *19*, 74–79. https://doi.org/10.12911/22998993/85759.

32. Sokolova, D.; Kuzmin, V.; Batyrov, A.; Pivovarova, I.; Tran, N.A.; Dang, D.K. et al. Use of MLCM3 software for flash flood modeling and forecasting. *J. Ecol. Eng.* **2018**, *19*, 177–185. https://doi.org/10.12911/22998993/79419.
33. Kuzmin, V.; Seo, D.J.; Koren, V. Fast and efficient optimization of hydrologic model parameters using a priori estimates and stepwise line search. *J. Hydrol*. **2008**, *353*, 109–128. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.02.001.
34. Kuzmin, V.; Pivovarova, I.; Shemanaev, K.; Sokolova, D.; Batyrov, A.; Tran, N.A. et al. Method of prediction of the stream flows in poorly gauged and ungauged basins, *J. Ecol. Eng.* **2019**, *20*, 180–187. https://doi.org/10.12911/22998993/94915.
35. Cường, H.V. Tiếp thu công nghệ tính toán mưa, lũ lớn cho các lưu vực sông liên Quốc gia trong điều kiện hạn chế hoặc không có dữ liệu đo đạc – Áp dụng thử nghiệm cho lưu vực sông Đà – Thao (Bao gồm cả phần lưu vực thuộc lãnh thổ Trung Quốc, Phòng thí nghiệm trọng điểm quốc gia về động lực học sông biển, Hà Nội, 2019.
36. Cường H.V. Nghiên cứu ứng dụng phương pháp tính toán khôi phục số liệu dòng chảy cho lưu vực sông, Phòng thí nghiệm trọng điểm quốc gia về động lực học sông biển, Hà Nội, 2021.
37. Hưng, N.Q.; Hương, H.T.L. Nghiên cứu đánh giá khả năng ứng dụng mô hình liên kết khí tượng thủy văn trong dự báo thủy văn. *Tạp Chí Khoa Học Biến Đổi Khí Hậu* **2021**, *17*, 1–11. https://doi.org/10.15625/vap.2019000287.
38. Chanh, B.V.; Anh, T.N. Tích hợp bộ mô hình dự báo thủy văn lưu vực sông Trà Khúc, *Tạp Chí Khoa Học ĐHQG, Khoa Học Trái Đất và Môi Trường* **2016**, *32*, 20–25.
39. Chanh, B.V.; Anh, T.N.; Trường, N.H. Khôi phục số liệu lưu vực sông Cái Phan Rang bằng phương pháp tích hợp các mô hình. *Tạp Chí Khí Tượng Thủy Văn* **2016**, *668*, 39–44.
40. Chanh, B.V.; Anh, T.N. Thử nghiệm tích hợp mô hình MARINE và mô hình sóng động học một chiều trên lưu vực sông Cái Nha Trang. *Tạp Chí Khoa Học Biến Đổi Khí Hậu* **2020**, *14*, 45–55.
41. DHI and HDR. Nghiên cứu tác động của các công trình thủy điện trên dòng chính sông Mê Công, Bộ Tài nguyên và Môi trường, 2015.
42. Đức, N.A. Nghiên cứu phân bố dòng chảy tại lưu vực sông Mê Công trong điều kiện phát triển sử dụng nước tưới của các quốc gia lưu vực sông Mê Công phục vụ cho công tác đàm phán của Việt Nam về chia sẻ nguồn nước trong thực hiện hiệp định Mê Công 1995 và công ước 1997 của Liên hiếp quốc, Bộ Tài nguyên và Môi trường, Hà Nội, 2019.
43. Mosavi, A.; Rabczuk, T.; Varkonyi–Koczy, A.R. Reviewing the novel machine learning tools for materials design. Advances in Intelligent Systems and Computing, **2018**, *660*, 50–8. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67459-9_7.
44. Prakash, O.; Sudheer, K.P.; Srinivasan, K. Improved higher lead time river flow forecasts using sequential neural network with error updating. *J. Hydrol. Hydromech.* **2014**, *62*, 60–74. https://doi.org/10.2478/johh-2014-0010.
45. Desai, S.; Ouarda, T.B.M.J. Regional hydrological frequency analysis at ungauged sites with random forest regression. *J. Hydrol.* **2021**, *594*, 125861. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125861.
46. Yu, P.S.; Yang, T.C.; Chen, S.Y.; Kuo, C.M.; Tseng, H.W. Comparison of random forests and support vector machine for real–time radar–derived rainfall forecasting, *J. Hydrol.* **2017**, *552*, 92–104. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.06.020.

47. Nourani, V.; Hosseini Baghanam, A.; Adamowski, J.; Kisi, O. Applications of hybrid wavelet–Artificial Intelligence models in hydrology: A review. *J. Hydrol.* **2014**, *514*, 358–377. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.03.057.
48. Zadeh, M.R.; Amin, S.; Khalili, D.; Singh, V.P. Daily Outflow Prediction by Multi Layer Perceptron with Logistic Sigmoid and Tangent Sigmoid Activation Functions. *Water Resour. Manage.* **2010**, *24*, 2673–2688. https://doi.org/10.1007/s11269-009-9573-4.
49. Hochreiter, S.; Schmidhuber, J. Long Short–Term Memory. *Neural Comput.* **1997**, *9*, 1735–1780.
50. Cho, K.; Van Merriënboer, B.; Gulcehre, C.; Bahdanau, D.; Bougares, F.; Schwenk H. et al. Learning phrase representations using RNN encoder–decoder for statistical machine translation, EMNLP 2014–2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Proceedings of the Conference, **2014**, 1724–1734. https://doi.org/10.3115/v1/d14-1179.
51. Le, X.; Nguyen, D.; Jung, S.; Yeon, M.; Lee, G. Comparison of Deep Learning Techniques for River Streamflow Forecasting. *IEEE Access* **2021**, 9, 71805–71820. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3077703.
52. Kratzert, F.; Klotz, D.; Herrnegger, M.; Sampson, A.K.; Hochreiter, S.; Nearing, G.S. Toward Improved Predictions in Ungauged Basins: Exploiting the Power of Machine Learning. *Water Resour. Res.* **2019**, *55*, 11344–11354. https://doi.org/10.1029/2019WR026065.
53. Wu, C.L.; Chau, K.W. Data–driven models for monthly streamflow time series prediction. *Eng. Appl. Artif. Intell.* **2010**, *23*, 1350–1367. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.04.003.
54. Rumelhart, D.E.; Hintont, G.E. Learning Representations by Back–Propagating Errors. *Cognit. Model.* **2019**, 3–6. https://doi.org/10.7551/mitpress/1888.003.0013.
55. Riad, S.; Mania, J.; Bouchaou, L.; Najjar, Y. Rainfall–runoff model usingan artificial neural network approach. *Math. Comput. Modell.* **2004**, *40*, 839–846. https://doi.org/10.1016/j.mcm.2004.10.012.
56. Senthil Kumar, A.R.; Sudheer, K.P.; Jain, S.K.; Agarwal, P.K. Rainfall–runoff modelling using artificial neural networks: Comparison of network types. *Hydrol. Processes* **2005**, *19*, 1277–1291. https://doi.org/10.1002/hyp.5581.
57. Le, X.H.; Ho, H.V.; Lee, G.; Jung, S. Application of Long Short–Term Memory (LSTM) neural network for flood forecasting. *Water* **2019**, *11(7)*, 1387.
58. Tarpanelli, A.; Barbetta, S.; Brocca, L.; Moramarco, T. River discharge estimation by using altimetry data and simplified flood routing modeling. *Remote Sen.* **2013**, *5*, 4145–4162. https://doi.org/10.3390/rs5094145.
59. Phương, N.A.; Hải, C.H.; Cường, T.M.; Như, T.Q.; Anh, P.N.; Linh, B.H. Nghiên cứu ứng dụng một số công nghệ viễn thám trong giám sát, dự báo tài nguyên nước, In: Tổng cục Khí tượng thủy văn, editor. Tài Liệu Hội Thảo Khoa Học Chào Mừng 75 Năm Ngày Truyền Thống Ngành Khí Tượng Thủy Văn Việt Nam, 2020, pp. 107–117.
60. Yoon, Y.; Durand, M.; Merry, C.J.; Clark, E.A.; Andreadis, K.M.; Alsdorf, D.E. Estimating river bathymetry from data assimilation of synthetic SWOT measurements. *J. Hydrol.* **2012**, *464–465*, 363–375.
61. Durand, M.; Andreadis, K.M.; Alsdorf, D.E.; Lettenmaier, D.P.; Moller, D.; Wilson M. Estimation of bathymetric depth and slope from data assimilation of swath

altimetry into a hydrodynamic model. *Geophys. Res. Lett*. **2008**, *35*, 1–5. https://doi.org/10.1029/2008GL034150.

62. Thiemig, V.; Rojas, R.; Zambrano–Bigiarini, M.; De Roo, A. Hydrological evaluation of satellite–based rainfall estimates over the Volta and Baro–Akobo Basin. *J. Hydrol.* **2013**, *499*, 324–38. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.07.012.
63. Bárdossy, A.; Das, T. Influence of rainfall observation network on model calibration and application. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2008**, *12*, 77–89. https://doi.org/10.5194/hess-12-77-2008.
64. Kidd, C.; Becker, A.; Huffman, G.J.; Muller, C.L.; Joe, P.; Skofronick–Jackson, G. et al. So, how much of the Earth's surface is covered by rain gauges?. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **2017**, *98*, 69–78. https://doi.org/10.1175/BAMS-D-14-00283.1.
65. Harrison, L.; Funk, C.; Peterson, P. Identifying changing precipitation extremes in Sub–Saharan Africa with gauge and satellite products. *Environ. Res. Lett. IOP Publishing* **2019**, *14*. https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab2cae.
66. Barrett, E.C. Rainfall evaluation by remote sensing: problems and prospects. Hydrological Applications of Remote Sensing and Remote Data Transmission. *IAHS Publ.* **1985**, 247–258.
67. Serrat–Capdevila, A.; Valdes, J.B.; Stakhiv, E.Z. Water management applications for satellite precipitation products: Synthesis and recommendations. *JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc.* **2014**, *50*, 509–525. https://doi.org/10.1111/jawr.12140.
68. Sheffield, J.; Wood, E.F.; Pan, M.; Beck, H.; Coccia, G.; Serrat–Capdevila A. et al. , Satellite Remote Sensing for Water Resources Management: Potential for Supporting Sustainable Development in Data–Poor Regions. *Water Resour. Res.* **2018**, *54*, 9724–9758. https://doi.org/10.1029/2017WR022437.
69. Hrachowitz, M.; Savenije, H.H.G.; Blöschl, G.; McDonnell, J.J.; Sivapalan, M.; Pomeroy, J.W. et al. A decade of Predictions in Ungauged Basins (PUB)–a review. *Hydrol. Sci. J. Taylor & Francis* **2013**, *58*, 1198–1255. https://doi.org/10.1080/02626667.2013.803183.
70. Schneider, U.; Becker, A.; Finger, P.; Meyer–Christoffer, A.; Ziese, M.; Rudolf, B. GPCC's new land surface precipitation climatology based on quality–controlled in situ data and its role in quantifying the global water cycle. *Theor. Appl. Climatol.* **2014**, *115*, 15–40. https://doi.org/10.1007/s00704-013-0860-x.
71. Yatagai, A.; Kamiguchi, K.; Arakawa, O.; Hamada, A.; Yasutomi, N.; Kitoh, A. APHRODITE: Constructing a Long–Term Daily Gridded Precipitation Dataset for Asia Based on a Dense Network of Rain Gauges. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **2012**, *93*, 1401–1415. https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00122.1.
72. Ebert, E.E.; Janowiak, J.E.; Kidd, C. Comparison of Near–Real–Time Precipitation Estimates from Satellite Observations and Numerical Models. *Bull. Am. Meteorol. Soc*. **2007**, *88*, 47–64. https://doi.org/10.1175/BAMS-88-1-47.
73. Ushio, T.; Sasashige, K.; Kubota, T.; Shige, S.; Okamoto, K.; Aonashi, K. et al. A kalman filter approach to the global satellite mapping of precipitation (GSMaP) from combined passive microwave and infrared radiometric data. *J. Meteorolog. Soc. Jpn*. **2009**, *87(A)*, 137–151. https://doi.org/10.2151/jmsj.87A.137.
74. Mega, T.; Ushio, T.; Kubota, T., Kachi, M.; Aonashi K.; Shige, S. Gage adjusted global satellite mapping of precipitation (gsmap_gauge), 2008, pp. 1–4.
75. Sorooshian, S.; AghaKouchak, A.; Arkin, P.; Eylander, J.; Foufoula–Georgiou, E.; Harmon, R. et al. Advanced Concepts on Remote Sensing of Precipitation at Multiple

Scales. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **2011**, *92*, 1353–1370. https://doi.org/10.1175/2011BAMS3158.1.

76. Tang, T.; Shindell, D.; Faluvegi, G.; Myhre, G.; Olivié, D.; Voulgarakis, A. et al. , Comparison of Effective Radiative Forcing Calculations Using Multiple Methods, Drivers, and Models. *J. Geophys. Res.: Atmos.* **2019**, *124*, 4382–4394. https://doi.org/10.1029/2018JD030188.
77. Tapiador, F.J.; Turk, F.J.; Petersen, W.; Hou, A.Y.; García–Ortega, E.; Machado L.A.T. et al. Global precipitation measurement: Methods, datasets and applications, *Atmos. Res.* **2012**, *104–105*, 70–97. https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2011.10.021.
78. Sun, Q.; Miao, C.; Duan, Q.; Ashouri, H.; Sorooshian, S.; Hsu, K.L. A Review of Global Precipitation Data Sets: Data Sources, Estimation, and Intercomparisons. *Rev. Geophys*. **2018**, *56*, 79–107. https://doi.org/10.1002/2017RG000574.
79. Dinh, K.D.; Anh, T.N.; Nguyen, N.Y.; Bui, D.D.; Srinivasan, R. Evaluation of Grid–Based Rainfall Products and Water Balances over the Mekong River Basin. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 1858. https://doi.org/10.3390/rs12111858.
80. Kha, D.D.; Nhu, N.Y.; Long, V.V.; Van, D.T.H. Utility of GSMap precipitation and point scale in gauge measurements for stream flow modelling – A case study in lam river basin. *VN J. Ecol. Eng.* **2020**, *21*, 39–45. https://doi.org/10.12911/22998993/116350.
81. Seibert, J.; McDonnell, J.J. On the dialog between experimentalist and modeler in catchment hydrology: Use of soft data for multicriteria model calibration. *Water Resour. Res.* **2002**, *38*, 23-1-23-14. https://doi.org/10.1029/2001WR000978.
82. Zhang, Y.; Chiew, F.H.S.; Zhang, L.; Li, H. Use of Remotely Sensed Actual Evapotranspiration to Improve Rainfall–Runoff Modeling in Southeast Australia. *J. Hydrometeorol.* **2009**, *10*, 969–980. https://doi.org/10.1175/2009JHM1061.1.
83. Parajka, J.; Blöschl, G. Validation of MODIS snow cover images over Austria. *Hydrol. Earth Syst. Sci*. **2006**, *10*, 679–689. https://doi.org/10.5194/hess-10-679-2006.
84. Mohamed, Y.A.; Savenije, H.H.G.; Bastiaanssen, W.G.M.; van den Hurk, B.J.J.M. New lessons on the Sudd hydrology learned from remote sensing and climate modeling. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2006**, *10*, 507–518. https://doi.org/10.5194/hess-10-507-2006.
85. Thị, N.; Huyền, T. Ứng dụng ảnh viễn thám kết hợp mô hình thủy văn trong nghiên cứu dòng chảy lũ lưu vực sông Vệ tỉnh Quảng Ngãi. *Bản B của Tạp Chí Khoa học Và Công nghệ Việt Nam* **2018**, *60*, 44–49.
86. Milzow, C.; Krogh, P.E.; Bauer–Gottwein, P. Combining satellite radar altimetry, SAR surface soil moisture and GRACE total storage changes for hydrological model calibration in a large poorly gauged catchment. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 1729–1743. https://doi.org/10.5194/hess-15-1729-2011.
87. Pereira–Cardenal, S.J.; Riegels, N.D.; Berry, P.A.M.; Smith, R.G.; Yakovlev, A.; Siegfried, T.U. et al. Real–time remote sensing driven river basin modeling using radar altimetry. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 241–254. https://doi.org/10.5194/hess-15-241-2011.
88. Domeneghetti, A.; Tarpanelli, A.; Brocca, L.; Barbetta, S.; Moramarco, T.; Castellarin, A. et al. The use of remote sensing–derived water surface data for hydraulic model calibration. *Remote Sens. Environ.* **2014**, *149*, 130–141. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.007.

89. Phung. Bầu khí quyển của trái đất chứa bao nhiêu nước. 12 - **2017**. https://quantrimang.com/
90. Getirana, A.C.V. Integrating spatial altimetry data into the automatic calibration of hydrological models, *J. Hydrol.* **2010**, 244–255. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.04.013.
91. Zakharova, E.A.; Kouraev, A.V.; Cazenave, A.; Seyler, F. Estimation du débit de l'Amazone à partir de donnèes altimétriques du satellite Topex/Poséidon. *Comptes Rendus Geosci.* **2006**, *338*, 188–196. https://doi.org/10.1016/j.crte.2005.10.003.
92. Leon, J.G.; Calmant, S.; Seyler, F.; Bonnet, M.P.; Cauhopé, M.; Frappart, F. et al. Rating curves and estimation of average water depth at the upper Negro River based on satellite altimeter data and modeled discharges. *J. Hydrol*. **2006**, *328*, 481–496. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.12.006.

Simulating river discharge for data–scarce or ungauged river basins: An introduction

Dang Dinh Kha[1], Tran Ngoc Anh[1,2*], Nguyen Y Nhu[1], Pham Thi Thuy Nga[2], Dang Thi Hong Nhung[2], Nguyen Hoang Minh[3]

[1] Faculty of Hydrology, Meteorology and Oceanography, Hanoi University of Science, VietNam National University, Hanoi; dangdinhkha@hus.edu.vn; tranngocanh@hus.edu.vn; nguyenynhu@hus.edu.vn
[2] Center for Environmental Fluid Dynamics, Hanoi University of Science, VietNam National University, Hanoi; phamnga3789@gmail.com; dangthihongnhung_t61@hus.edu.vn
[3] National Centre for Hydro–Meteorological Forecasting, Viet Nam Meteorological and Hydrological Administration; hoangminh281287@gmail.com

Abstract: Simulating river discharge for data–scarce or ungauged river basins is the major challenge in hydrology and water resources management. This paper reviews and analyzes existing methods developed or used for simulating flow for data–scarce or ungauged river basins. The recommendations from this review are provided for better simulating the river discharge. This paper will focus on studies in which their approaches commonly used in recent years for data–scarce or ungauged river basins, including (1) transferring hydrological model parameters to ungauged basins, (2) improving the mathematical structure of a hydrological model, (3) integrating hydrological and hydrodynamic models, (4) using machine learning methods, (5) using gridded rainfall data set, (6) using replacing data.

Keywords: River discharge; Data–scarce; Ungauged river basins.