



Original Article

Develop Daily Soil Moisture Maps for Binh Thuan Province Using Multi-Source Remote Sensing Data and Machine Learning Models

Bui Tien Dat¹, Pham Anh Duy¹, Vu Phuong Lan^{1,*},
Nguyen Phuong Bac¹, Ha Minh Cuong², Hoang Tich Phuc²

¹VNU University of Science, 334 Nguyen Trai, Thanh Xuan, Hanoi, Vietnam

²VNU University of Engineering and Technology, 144 Xuan Thuy, Cau Giay, Hanoi, Vietnam

Received 28th October 2024

Revised 25th December 2024; Accepted 4th April 2025

Abstract: Soil moisture is a critical parameter influencing the survival of plants and soil organisms. It is a key climate variable for many hydrological processes as well as in carbon and energy cycles. Therefore, accurate remote monitoring of soil moisture is essential. This study proposes the utilization of multi-source remote sensing data, including CYGNSS, SMAP, and ancillary data from NOAA, to develop a daily soil moisture dataset. The experiment was conducted in Binh Thuan province during the period of 2020-2021. The standardized soil moisture index (SSMI) was calculated based on the obtained soil moisture data to create an agricultural drought risk map. The application of advanced machine learning algorithms enhances the spatial and temporal resolution and accuracy of soil moisture data. The results produced a series of daily soil moisture maps with a resolution of 250 meters, which serve as a foundation for forecasting agricultural drought risk in Binh Thuan province. This study highlights the potential of satellite-derived soil moisture data combined with machine learning techniques for effective soil moisture monitoring. The generated surface-level soil moisture maps can be utilized for daily monitoring, precise yield estimation, and the analysis of significant climate trends.

Keywords: Soil Moisture, SMAP; CYGNSS; SAITS; SSMI, Binh Thuan.

* Corresponding author.

E-mail address: vuphuonglan@hus.edu.vn

<https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnuees.5257>

Nghiên cứu xây dựng bản đồ độ ẩm đất hàng ngày tại tỉnh Bình Thuận sử dụng dữ liệu viễn thám đa nguồn và mô hình học máy

Bùi Tiến Đạt¹, Phạm Anh Duy¹, Vũ Phương Lan^{1,*},
Nguyễn Phương Bắc¹, Hà Minh Cường², Hoàng Tích Phúc²

¹Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Đại học Quốc gia Hà Nội,
344 Nguyễn Trãi, Thanh Xuân, Hà Nội, Việt Nam

²Trường Đại học Công Nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội, 144 Xuân Thủy, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam

Nhận ngày 28 tháng 10 năm 2024

Chỉnh sửa ngày 25 tháng 12 năm 2024; Chấp nhận đăng ngày 05 tháng 3 năm 2025

Tóm tắt: Độ ẩm đất là một thông số quan trọng ảnh hưởng đến sự sống của cây trồng và các sinh vật trong đất. Ngoài ra, độ ẩm đất còn là một biến khí hậu cần thiết cho nhiều quá trình thủy văn, chu trình cacbon và năng lượng. Do đó, nhu cầu theo dõi độ ẩm đất từ xa một cách chính xác là rất cần thiết. Nghiên cứu này đề xuất sử dụng dữ liệu viễn thám đa nguồn, bao gồm CYGNSS, SMAP và dữ liệu phụ trợ từ NOAA để phát triển bộ dữ liệu độ ẩm đất hàng ngày. Thực nghiệm được tiến hành tại khu vực tỉnh Bình Thuận giai đoạn 2020-2021, chỉ số độ ẩm đất tiêu chuẩn hóa (SSMI) được tính toán dựa trên kết quả độ ẩm đất thu được để thành lập bản đồ nguy cơ hạn hán nông nghiệp. Việc áp dụng các thuật toán học máy tối ưu giúp nâng cao độ phân giải không gian, thời gian và độ chính xác của dữ liệu độ ẩm đất. Kết quả thu được chuỗi bản đồ độ ẩm đất hàng ngày với độ phân giải 250m, làm cơ sở để dự báo nguy cơ hạn hán nông nghiệp cho tỉnh Bình Thuận. Nghiên cứu đã chứng minh tiềm năng của dữ liệu độ ẩm đất từ vệ tinh và kỹ thuật học máy trong việc theo dõi độ ẩm đất. Kết quả bản đồ độ ẩm đất ở cấp độ bề mặt thu được có thể được sử dụng để theo dõi hàng ngày, ước tính năng suất chính xác và nghiên cứu các xu hướng khí hậu quan trọng.

Từ khóa: Độ ẩm đất; SMAP; CYGNSS; SAITS; SSMI, Bình Thuận.

1. Mở đầu

Độ ẩm đất là một biến số môi trường quan trọng trong các nghiên cứu về tác động của biến đổi khí hậu [1-4] vì nó có vai trò quan trọng trong quá trình hô hấp của đất, chu trình thủy văn [5], chu trình cacbon trong đất và thậm chí là chu trình cacbon toàn cầu [6]. Thông số độ ẩm đất cũng là một chỉ số quan trọng để theo dõi và dự báo hạn hán [7], giúp phòng ngừa và giảm thiểu

thiệt hại do hạn hán gây ra [4, 8]. Tuy nhiên, việc tính toán độ ẩm đất trên diện rộng hiện nay vẫn chưa được thực hiện do thiếu trang thiết bị chuyên dụng và việc đo đạc trực tiếp lại vô cùng tốn kém, không khả thi khi triển khai trên khu vực rộng lớn [9]. Do đó, việc phát triển và xây dựng bộ dữ liệu độ ẩm đất để phục vụ cho nông nghiệp và đánh giá ảnh hưởng của biến đổi khí hậu luôn được các nhà quản lý và các nhà khoa học quan tâm hàng đầu.

* Tác giả liên hệ.

Địa chỉ email: vuphuonglan@hus.edu.vn

<https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnuees.5257>

Hiện nay, các phương pháp được sử dụng để tính toán độ ẩm đất có thể được chia thành hai phương pháp chính: phương pháp đo đặc trực tiếp và phương pháp viễn thám [10]. Trong đó, phương pháp đo đặc trực tiếp thường là kỹ thuật nhiệt trọng lượng và kỹ thuật canxi cacbua thông qua việc lấy mẫu tại hiện trường và phân tích trong phòng thí nghiệm [10, 11]. Ngoài ra, một số phương pháp khác ít phổ biến hơn nhưng cũng mang lại độ chính xác cao như phương pháp đo điện trở dựa trên sự thay đổi điện trở của đất theo hàm lượng nước, phương pháp đo điện dung dựa trên sự thay đổi điện dung của đất theo độ ẩm, và phương pháp đo bức xạ neutron sử dụng sự tương tác giữa neutron với các nguyên tử hydro trong nước. Mặc dù các phương pháp đo trực tiếp có độ chính xác cao, thời gian ngắn, nhưng quy trình lấy mẫu phức tạp và hầu hết các phương pháp này chỉ có thể theo dõi các vị trí cụ thể và không đủ để theo dõi sự phân bố không gian của độ ẩm đất trên quy mô lớn [12, 13].

Với sự phát triển của các thể hệ vệ tinh mới, công nghệ viễn thám đã và đang là một công cụ quan trọng nhất để giám sát độ ẩm đất quy mô lớn [14]. Trong viễn thám quang học, các băng phổ có bước sóng từ 0,35 μm đến 2,5 μm được sử dụng để ước tính độ ẩm đất [1] dựa trên các mô hình tuyến tính [15-18], đa tuyến tính [19], và mô hình học máy [20-22]. Tuy nhiên, độ chính xác của phương pháp này phụ thuộc vào điều kiện thời tiết, thành phần loại đất và lớp phủ thực vật [23]. Viễn thám nhiệt sử dụng dải bước sóng trong khoảng từ 3,5 μm đến 14 μm [24] để ước tính độ ẩm đất dựa trên thông số nhiệt độ bề mặt đất thông qua sự thoát hơi nước. So với viễn thám quang học, ứng dụng viễn thám nhiệt để ước tính độ ẩm đất bị hạn chế do chi phí cao. Ngược lại, viễn thám radar, không bị ảnh hưởng bởi điều kiện thời tiết, trở thành giải pháp thay thế với độ chính xác cao và khả năng đo lường trong mọi điều kiện thời tiết. Công nghệ vi sóng có thể truy xuất thông tin độ ẩm đất thông qua sự khác biệt giữa độ điện môi của nước, không khí và đất [1], và có thể ước tính độ ẩm đất bằng các hàm hồi quy dựa trên sự thay đổi năng lượng phản xạ và tán xạ ngược từ bề mặt [25, 26]. Một

số phương pháp đã được thiết lập để ước tính độ ẩm đất từ các sứ mệnh vệ tinh SMAP (Độ ẩm đất chủ động thụ động) và SMOS (Độ ẩm đất và độ mặn đại dương) [27]. Hiện nay, SMOS và SMAP là những kỹ thuật hiệu quả nhất để theo dõi độ ẩm đất trên quy mô toàn cầu [1, 28, 29]. Tuy nhiên, cảm biến vi sóng thường có độ phân giải không gian kém, đặc biệt đối với SMOS và SMAP, dẫn đến sự không chắc chắn của kết quả ước tính độ ẩm đất [13, 29]. Do đó, việc tích hợp các nguồn dữ liệu viễn thám khác nhau có thể giúp tối ưu hóa ước tính độ ẩm đất.

Nhiệm vụ Cyclone GNSS (CYGNSS) là ứng dụng phản xạ GNSS-R trên không gian gần đây nhất của NASA đã cho thấy độ nhạy đặc biệt với các biến thể độ ẩm đất và tương quan cao với các sản phẩm độ ẩm đất từ dữ liệu SMAP [30-33]. Mặc dù được thiết kế để ước tính tốc độ gió trên đại dương, CYGNSS ghi lại tín hiệu phản xạ từ bề mặt đất liền và có thể thực hiện các quan sát dưới mức hàng ngày với độ phân giải không gian cao [30, 34, 35]. Tuy nhiên, việc truy xuất độ ẩm đất từ CYGNSS đối mặt với nhiều thách thức do các hiệu ứng từ thực vật, địa hình, độ nhám bề mặt và loại đất [36, 37]. Các nghiên cứu trước đây đã sử dụng các phương pháp trung bình không gian/thời gian để giảm thiểu bất định trong đo lường, nhưng điều này làm mất đi khả năng cung cấp dữ liệu độ ẩm đất với độ phân giải cao [30, 32, 33, 38].

Để khắc phục những vấn đề trên và nâng cao độ phân giải không gian và thời gian của dữ liệu độ ẩm đất, nghiên cứu này đề xuất sử dụng mô hình học máy kết hợp dữ liệu đa nguồn, bao gồm CYGNSS, SMAP và dữ liệu phụ trợ từ NOAA để ước tính độ ẩm đất bề mặt. Mục tiêu của nghiên cứu này là xây dựng chuỗi bản đồ độ ẩm đất với độ phân giải không gian và thời gian cao, làm cơ sở để tính toán chỉ số độ ẩm đất tiêu chuẩn SSMI, phục vụ giám sát và dự báo hạn hán nông nghiệp. Thực nghiệm được tiến hành tại khu vực tỉnh Bình Thuận trong giai đoạn 2020-2021. Các kết quả được đánh giá trên các loại lớp phủ đất và kết cấu đất khác nhau, đồng thời các tác động của các yếu tố ảnh hưởng đối với việc ước tính độ ẩm đất cũng được so sánh.



Hình 1. Khu vực nghiên cứu.

2. Khu vực nghiên cứu và dữ liệu sử dụng

2.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu là tỉnh Bình Thuận (Hình 1), thuộc duyên hải Nam Trung Bộ, với diện tích khoảng 7.800 km². Trong đó, vùng núi chiếm khoảng 30%, tập trung ở phía Bắc và phía Tây Bắc của tỉnh. Vùng đồng bằng tập trung chủ yếu ở khu vực ven biển. Tỉnh Bình Thuận được coi là một trong những khu vực khô hạn nhất cả nước. Theo số liệu từ Đài Khí tượng Thủy văn khu vực Nam Trung Bộ, lượng mưa trung bình hàng năm chỉ đạt khoảng 1024 mm, không đủ để bù đắp cho lượng bốc hơi lớn và biến động theo thời gian. Mùa khô kéo dài từ tháng 11 năm trước đến gần hết tháng 4 năm sau, trong khi mùa mưa thường ngắn và lượng mưa ít. Số ngày mưa trung bình hàng năm chỉ từ 40 đến 130 ngày, và lượng nước mưa không đủ để tích trữ trong ao hồ, sông

suối. Vì vậy, ngay cả trong những năm điều kiện thời tiết bình thường, Bình Thuận vẫn đối mặt với tình trạng thiếu nước, đặc biệt là trong mùa khô năm 2020. Theo thống kê của Sở Nông nghiệp và Phát triển nông thôn tỉnh Bình Thuận, tính đến cuối tháng 3/2024, lượng nước hiện tại ở các hồ chứa thủy lợi là 115/363 triệu m³ đạt 31% thiết kế. Diện tích có nguy cơ thiệt hại do hạn hán, thiếu nước là 1.175 ha. Chính vì vậy, việc theo dõi độ ẩm đất phục vụ theo dõi và dự báo hạn hán cho khu vực tỉnh Bình Thuận là rất cần thiết.

2.2. Dữ liệu sử dụng

2.2.1. Dữ liệu CYGNSS

Hệ thống CYGNSS bao gồm tám vệ tinh siêu nhỏ, mỗi vệ tinh mang theo một bộ thu radar song tĩnh (bistatic) GNSS-R để ghi lại các tín

hiệu phản xạ vệ tinh GPS. Mặc dù thực tế là các vệ tinh này chủ yếu quay quanh vùng nhiệt đới, giới hạn phạm vi phủ sóng không gian ở vĩ độ 38, nhưng nó thu được một lượng lớn dữ liệu quan sát trên đất liền, tạo cơ hội để thực hiện các phương pháp tiếp cận truy xuất độ ẩm đất.

Trong nghiên cứu này, dữ liệu CYGNSS từ tháng 01 năm 2020 đến tháng 12 năm 2021 tại khu vực tỉnh Bình Thuận được tải xuống từ trung tâm lưu trữ PODAAC của NASA (<http://podaac.jpl.nasa.gov>). Sản phẩm CYGNSS cấp độ 1 (L1) phiên bản 2.1 được sử dụng để ước tính độ ẩm đất. Thông tin chính từ dữ liệu CYGNSS L1 được sử dụng là bản đồ độ trễ Doppler (DDM) biểu thị công suất bề mặt nhận được trong một phạm vi độ trễ thời gian và tần số Doppler cho mỗi điểm phản xạ gương quan sát được. DDM được xử lý cấp độ 1 có tính đến các thành phần không liên quan đến bề mặt thông qua việc đảo ngược mô hình tán xạ của CYGNSS và thu được mật cắt radar bistatic (BRCS) của bề mặt và diện tích vùng tán xạ hiệu dụng. Ngoài ra, các biến hình học và biến công cụ được đưa vào để cung cấp thông tin thu thập chi tiết cho từng điểm phản xạ với các yếu tố như góc tới cũng như khoảng cách giữa máy phát GPS, máy thu CYGNSS và điểm phản xạ.

2.2.2. Dữ liệu SMAP

Vệ tinh SMAP được phóng vào tháng 01 năm 2015 và bắt đầu hoạt động vào tháng 4 năm 2015 với hai thiết bị trên tàu để đo độ ẩm của đất: một radar chủ động và một máy đo bức xạ thụ động. Vệ tinh SMAP bao gồm một radar băng tần L và bộ công cụ đo bức xạ, cung cấp các phép đo và giám sát toàn cầu về độ ẩm đất trong khoảng 5 cm đất bề mặt. Sau khi thiết bị radar bị trục trặc vào năm 2015, dữ liệu radar SMAP đã được thay thế bằng dữ liệu của Sentinel-1. Máy đo bức xạ thụ động băng tần L thu thập dữ liệu hàng ngày vào lúc 6 giờ sáng (ở quỹ đạo giảm dần) và 6 giờ chiều (ở quỹ đạo tăng dần) theo giờ địa phương để phủ sóng toàn cầu sau mỗi 2–3 ngày. Máy đo bức xạ của SMAP thu thập năng lượng phát ra tự nhiên từ bề mặt bằng ăng-ten lưới rộng khoảng 6 m, quay 14 vòng mỗi phút – đây là ăng-ten quay lớn nhất trong không gian.

Trong nghiên cứu này, dữ liệu SMAP cấp độ 2 (L2_SM_SP) được sử dụng để cung cấp thông tin độ ẩm đất bề mặt. Đây là kết quả giữa dữ liệu SAR băng tần C của Sentinel-1A/1B và thiết bị thu bức xạ băng tần L của SMAP. Do là sản phẩm được kết hợp bởi hai hệ thống vệ tinh nên độ phân giải thời gian của dữ liệu vào khoảng 12 ngày, nhưng dữ liệu vẫn sẽ được cung cấp liên tục mỗi 3 ngày. Một lợi thế của việc sử dụng dữ liệu Sentinel có độ phân giải cao trong thuật toán SMAP là khả năng thu được độ ẩm đất ở độ phân giải không gian tốt hơn (3 km và 1 km) với độ chính xác khoảng $0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ [39]. Dữ liệu SMAP L2_SM_SP cung cấp đầy đủ thông tin bao gồm độ ẩm đất, độ nhám bề mặt, lớp phủ bề mặt, nhiệt độ đất, độ mờ thảm thực vật, hàm lượng nước trong thảm thực vật ở cả hai độ phân giải.

Dữ liệu SMAP sử dụng trong nghiên cứu này kéo dài trong khoảng thời gian hai năm kể từ tháng 01 năm 2020 đến tháng 12 năm 2021 tại khu vực tỉnh Bình Thuận. Bộ dữ liệu độ ẩm đất bao gồm 191 cảnh ảnh, mỗi cảnh có độ phân giải không gian và thời gian lần lượt là 1 km và 3 ngày. Tuy nhiên, do điều kiện khắt khe trong quá trình tính toán, sự khác biệt giữa dữ liệu Sentinel và SMAP, cũng như phương pháp chọn lọc trong việc truy xuất dữ liệu độ ẩm đất, dẫn đến những khoảng trống thường xuyên và thiếu sót dữ liệu trong các sản phẩm SMAP L2_SM_SP. Vì vậy, thách thức nằm ở việc lấp đầy những khoảng trống này dựa trên tập dữ liệu chuỗi thời gian.

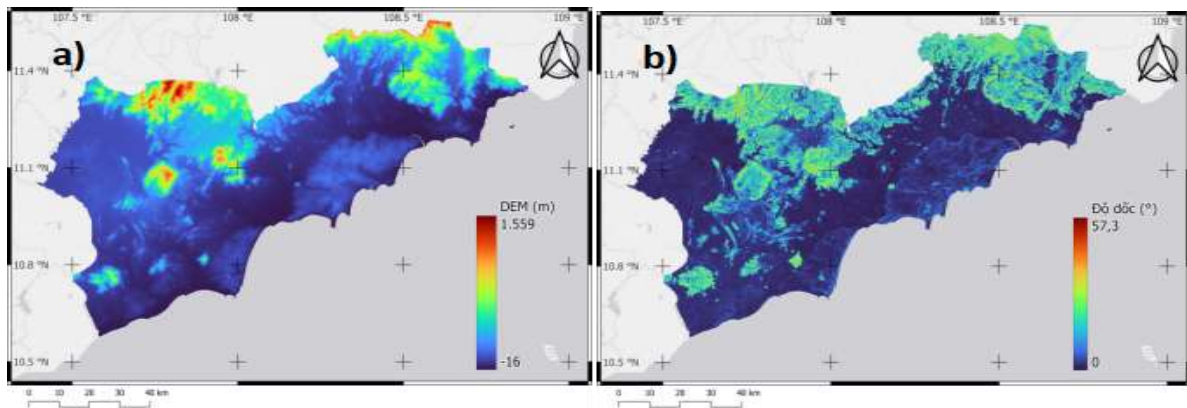
2.2.3. Dữ liệu phụ trợ



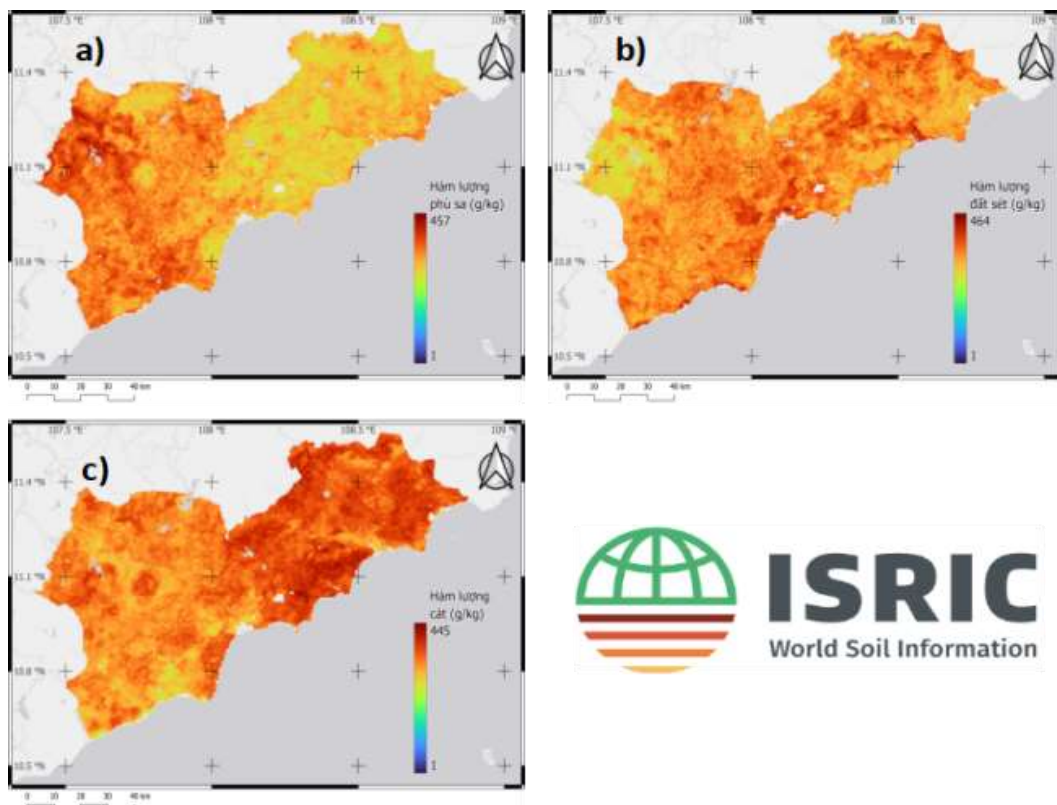
Hình 2. Mật độ điểm lưới $0,05^\circ$ (261 điểm) tại khu vực tỉnh Bình Thuận.

Việc giám sát độ ẩm đất đòi hỏi sự chọn lọc các nguồn dữ liệu về địa hình, thổ nhưỡng và khí tượng. Dữ liệu khí tượng có thể kể đến là dữ liệu thời tiết, bao gồm lượng mưa và nhiệt độ, đây là những điều kiện tiên quyết dẫn đến sự thay đổi độ ẩm của đất.

Trong nghiên cứu này dữ liệu thời tiết thu thập từ Trung tâm Dự báo Thời tiết hạn vừa châu Âu (ECMWF) thông qua API của Open Meteo (<https://open-meteo.com>) với mật độ điểm lưới như Hình 2.



Hình 3. Dữ liệu phụ trợ a) Độ cao (m); b) Độ dốc (°).



Hình 4. Dữ liệu hàm lượng chất trong đất: a) Hàm lượng phù sa (g/kg); b) Hàm lượng đất sét (g/kg); c) Hàm lượng cát (g/kg).



OpenMeteo cũng cấp dữ liệu độ ẩm đất, thể hiện hàm lượng nước trung bình trong đất (cm^3/cm^3) ở độ sâu từ 0 đến 7 cm. Dữ liệu này được sử dụng để đánh giá kết quả thực nghiệm được thực hiện ở khu vực nghiên cứu.

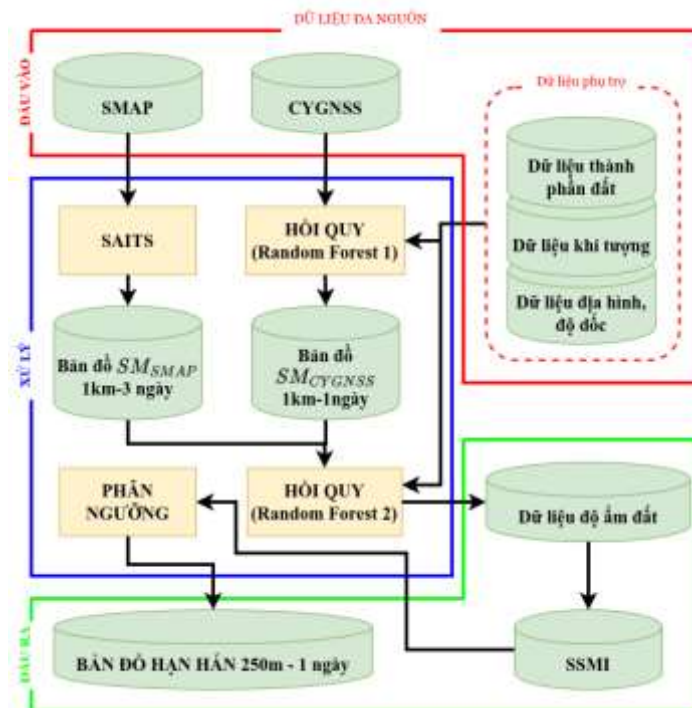
Địa hình cũng là một trong các yếu tố ảnh hưởng tới độ ẩm đất [14], vì thế dữ liệu từ sứ mệnh toàn cầu về địa hình từ radar trên tàu con thoi (SRTM) (Hình 3a và Hình 3b) được sử dụng trong mô hình ước tính độ ẩm đất. Dữ liệu này được thu thập ở dạng raster với độ phân giải 250m, phân phối bởi OpenTomography.

Độ ẩm của đất là một chỉ số quan trọng cho khả năng giữ nước của đất và đặc điểm này phụ thuộc vào thành phần cấu trúc của đất. Vì vậy, nghiên cứu này xem xét sử dụng thông số của 3 hàm lượng chất chính có trong đất đó là hàm lượng phù sa (Hình 4a), hàm lượng đất sét (Hình 4b) và hàm lượng cát (Hình 4c) được thu thập thông qua hệ thống bản đồ đất kỹ thuật số toàn cầu ISRIC.

3. Phương pháp nghiên cứu

Quy trình xây dựng bản đồ độ ẩm đất và bản đồ nguy cơ hạn hán được thể hiện theo sơ đồ như Hình 5 gồm 4 bước chính: i) Đầu tiên là tăng cường dữ liệu bị thiếu của sản phẩm SMAP bằng mô hình tính toán chuỗi thời gian dựa trên sự tự chú ý (SAITS); ii) Sau đó, giá trị độ ẩm đất được ước tính từ dữ liệu CYGNSS cấp độ 1 kết hợp với thông tin bổ sung về địa hình, cấu trúc đất và các dữ liệu thời tiết; iii) Bước 3 là sự kết hợp dữ liệu độ ẩm đất từ SMAP (độ phân giải 1 km - 3 ngày) với dữ liệu độ ẩm đất hàng ngày từ CYGNSS để thành lập được bản đồ độ ẩm đất với độ phân giải không gian 250 m và độ phân giải thời gian là 1 ngày; và iv) Cuối cùng, chỉ số độ ẩm đất tiêu chuẩn SSMI được tính toán, làm cơ sở để thành lập bản đồ nguy cơ hạn hán cho tỉnh Bình Thuận.

Các thuật toán học máy được thực hiện bằng ngôn ngữ lập trình Python và phần mềm QGIS được sử dụng để phân tích không gian, thành lập bản đồ nguy cơ hạn hán và trực quan hóa kết quả.

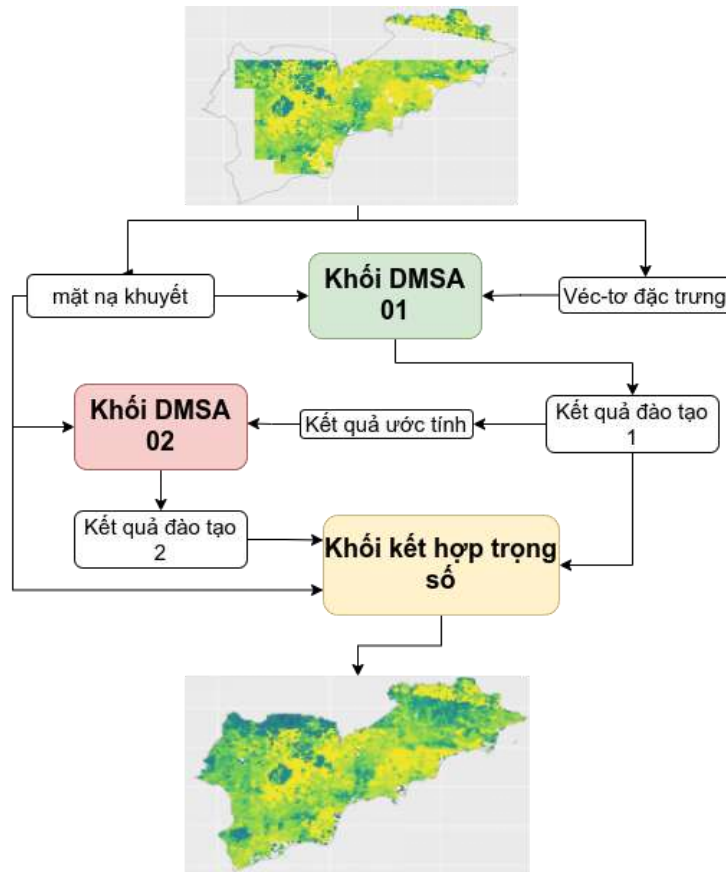


Hình 5. Quy trình xây dựng bộ dữ liệu độ ẩm đất và thành lập bản đồ nguy cơ hạn hán.

3.1. Tăng dày dữ liệu độ ẩm đất SMAP

Để tăng dày dữ liệu bị thiếu trong bộ dữ liệu SMAP, phương pháp tính toán chuỗi thời gian dựa trên sự tự chú ý (SAITS) được áp dụng (Hình 6). Mô hình SAITS được phát triển bởi Wenjie Du và cộng sự [40], được định nghĩa là một kỹ thuật xử lý dữ liệu bị thiếu dựa trên cơ chế tự chú ý. Được đào tạo bằng phương pháp tối ưu hóa chung, SAITS tìm hiểu các giá trị còn thiếu bằng cách kết hợp hai khối tự chú ý theo đường chéo (DMSA) và khối kết hợp có trọng số. Dựa trên tính năng tự chú ý, SAITS áp dụng

các tính năng tự chú ý ba chiều (thời gian, vị trí và trị độ) để gán các giá trị còn thiếu trong tập dữ liệu không gian-thời gian. Mô hình được cấu hình với các tham số sau: $n_layers=2$, $d_model=64$, $d_inner=256$, $n_heads=4$, $d_k=64$, $d_v=64$ và $max_epoch=100$. Đầu vào của mô hình có hình dạng $(n_samples, n_steps, n_features)$ trong đó $n_samples = 191$ biểu thị số ngày chứa dữ liệu SMAP, $n_steps = 7888$ đại diện cho số điểm lưới trong dữ liệu SMAP 1km ở Bình Thuận và $n_features = 1$ tương ứng với số lượng đặc điểm đầu vào (trong nghiên cứu này là dữ liệu độ ẩm đất SMAP).



Hình 6. Sơ đồ mô tả mô hình SAITS trong việc tính toán dữ liệu độ ẩm đất bị thiếu theo chuỗi thời gian.

3.2. Ước tính độ ẩm đất từ CYGNSS

Sử dụng các quan sát được cung cấp trong dữ liệu CYGNSS L1, độ phản xạ bề mặt có thể được ước tính thông qua một số phương pháp với các giả định về tính nhất quán và không nhất quán

khác nhau [32, 41, 42]. Giả sử rằng tín hiệu phản xạ GNSS-R được quan sát bị chi phối bởi các phản xạ nhất quán, phương pháp của Rodriguez-Alvarez và cộng sự [41] được chọn để tính độ phản xạ.

Trên thực tế, độ phản xạ bề mặt thu được từ CYGNSS có thể được tính toán bằng cách sử dụng mật cắt ngang radar song tĩnh CYGNSS (BRCS), theo giả định rằng sự phản xạ mạch lạc chiếm ưu thế trên đất liền. Cụ thể, giá trị mật cắt radar song tĩnh (bistatic radar cross section – BRCS) được sử dụng để tính độ phản xạ bề mặt ($\Gamma_{RL}(\theta_i)$) theo công thức sau:

$$\Gamma_{RL}(\theta_i) = \frac{\sigma_{RL}(r_{st} + r_{sr})^2}{(4\pi)r_{st}^2 r_{sr}^2} \quad (1)$$

Trong đó: $\Gamma_{RL}(\theta_i)$ là giá trị độ phản xạ bề mặt tại góc tới i ; σ_{RL} là giá trị mật cắt radar song tĩnh BRCS được đo bằng m^2 ; r_{st} và r_{sr} là khoảng cách giữa điểm phản xạ gương với máy phát và máy thu GNSS-R tương ứng.

3.3. Tích hợp dữ liệu viễn thám đa nguồn

Mô hình học máy hồi quy rừng ngẫu nhiên (RFR) được sử dụng để tích hợp hai bộ dữ liệu độ ẩm đất SMAP sau khi tăng dày, độ ẩm đất ước tính từ CYGNSS và dữ liệu phụ trợ từ NOAA. Kết quả thu được là chuỗi bản đồ độ ẩm đất hàng ngày với độ phân giải không gian là 250 m. Tập dữ liệu trong quá trình kết hợp cũng được chia theo tỷ lệ 60%, 20% và 20% tương ứng với đào tạo, xác thực và thử nghiệm. Hiệu suất của mô

hình được đánh giá thông qua các sai số MAE và hệ số tương quan R.

3.4. Tính chỉ số độ ẩm đất tiêu chuẩn hóa (SSMI)

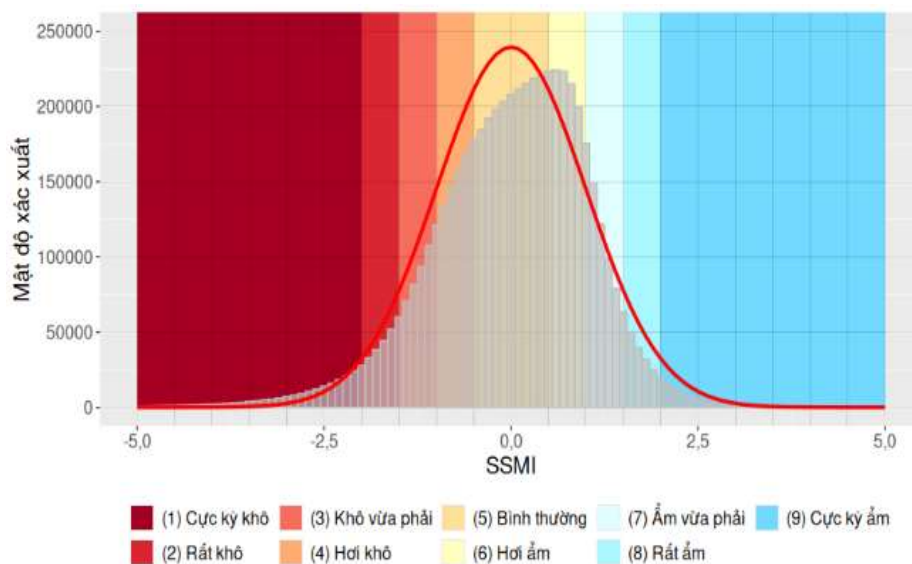
Nghiên cứu này đề xuất sử dụng chỉ số độ ẩm đất tiêu chuẩn hóa (SSMI) như một phương pháp để giám sát hạn hán, liên quan đến việc chuyển đổi chuỗi thời gian độ ẩm đất thành phân phối chuẩn hóa. Chuỗi thời gian độ ẩm đất hàng ngày được mô hình hóa bằng cách sử dụng phân phối thống kê Gamma, với hàm mật độ xác suất $g(s)$ được xác định:

$$g(s) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} s^{\alpha-1} e^{-\frac{s}{\beta}}, \text{ với } s > 0 \quad (2)$$

Trong đó α và $\beta > 0$: tham số hình dạng và tham số tỷ lệ, $s > 0$: giá trị độ ẩm đất, Γ được định nghĩa như sau:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (3)$$

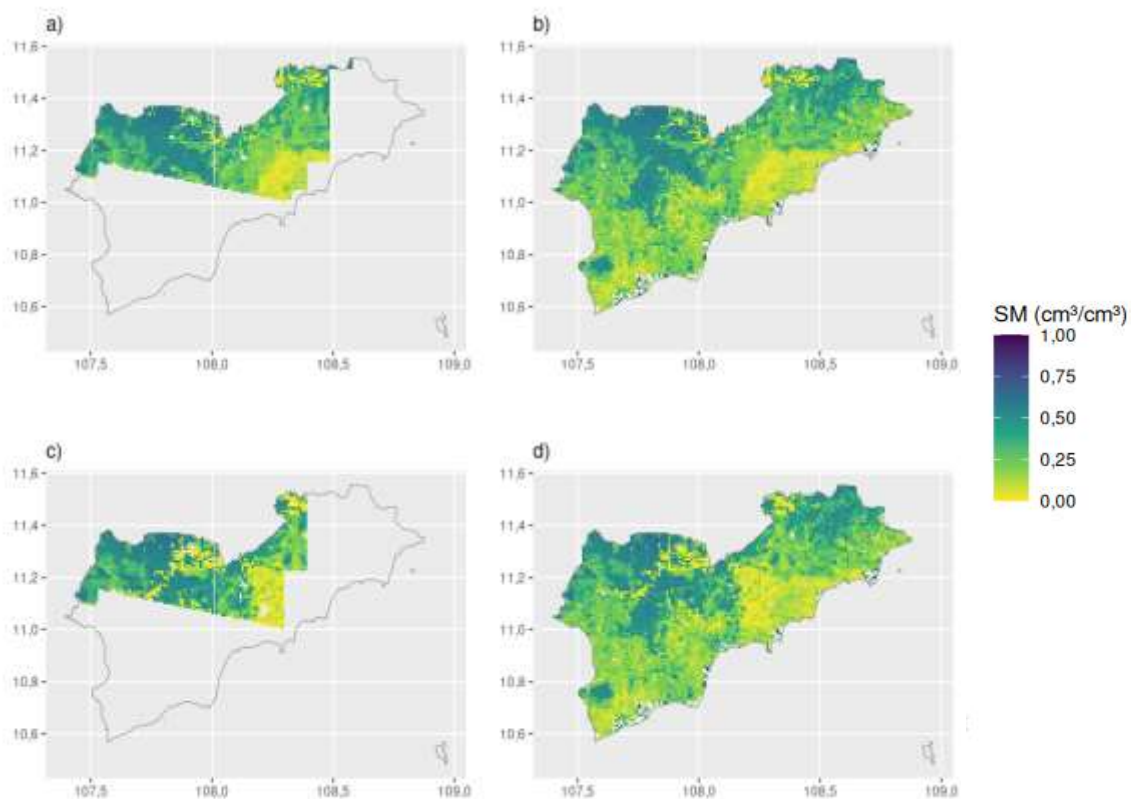
Chỉ số SSMI được chia thành các khoảng giá trị tương ứng với các mức độ ẩm ướt hoặc khô hạn khác nhau, giúp dễ dàng phân loại tình trạng hạn hán. Giá trị SSMI càng cao thì đất càng ẩm ướt, và ngược lại, giá trị SSMI càng thấp thì đất càng khô hạn (Hình 7, Bảng 1).



Hình 7. Mật độ xác suất của SSMI và ngưỡng phân loại của SSMI.

Bảng 1. Bảng phân loại hạn hán dựa trên SSMI

Khoảng giá trị ssmi	Mức độ ẩm ướt/kho hạn
> 2	Cực ẩm
$1,5 \div 2$	Rất ẩm
$1 \div 1,5$	Ẩm vừa phải
$0,5 \div 1$	Hơi ẩm
$-0,5 \div 0,5$	Gần bình thường
$-0,5 \div -1$	Hơi khô
$-1 \div -1,5$	Khô vừa phải
$-1,5 \div -2$	Rất khô
< -2	Cực kỳ khô



Hình 8. Bản đồ độ ẩm đất SMAP sau khi tăng dày sử dụng mô hình SAITS. a) và b) là độ ẩm đất ngày 5/6/2020 trước và sau khi xử lý; c) và d) là độ ẩm đất ngày 21/06/2021 trước và sau khi xử lý.

4. Kết quả và thảo luận

4.1. Bản đồ độ ẩm đất SMAP

Kết quả bản đồ độ ẩm đất SMAP sau khi tăng dày bằng mô hình SAITS được thể hiện trong

Hình 8. Hình 8a và 8b tương ứng với bản đồ độ ẩm đất ngày 5/6/2020, Hình 8c và 8d tương ứng với bản đồ độ ẩm đất ngày 21/06/2021 trước và sau khi xử lý.

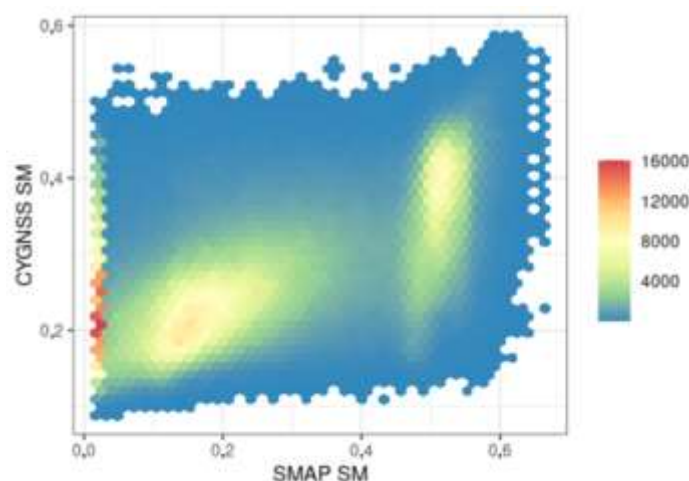
Kết quả cho thấy mô hình SAITS đã bổ sung được hầu hết dữ liệu SMAP còn thiếu. Tuy

nhiên, vẫn còn một số khoảng trống trong kết quả, đặc biệt là ở các khu vực gần bờ biển hoặc có địa hình phức tạp. Những khoảng trống này tồn tại do tập dữ liệu ban đầu không bao gồm các vùng này nên mô hình không thể lấp đầy chúng.

4.2. Tính độ ẩm của đất từ bộ dữ liệu CYGNSS bằng RFR

Để ước tính độ ẩm đất từ CYGNSS, hệ số phản xạ bề mặt được kết hợp với bộ dữ liệu phụ trợ NOAA bằng mô hình học máy RFR. Mô hình thể hiện hiệu suất ở mức chấp nhận được với hệ số tương quan R là 0,66 cho thấy mối tương quan chặt chẽ với các giá trị độ ẩm của đất. Trong đó, tầm quan trọng của 18 yếu tố đặc trưng sử dụng để tính độ ẩm đất cũng được tính đến (Hình 9). Kết quả cho thấy độ cao và sự thoát hơi nước ảnh

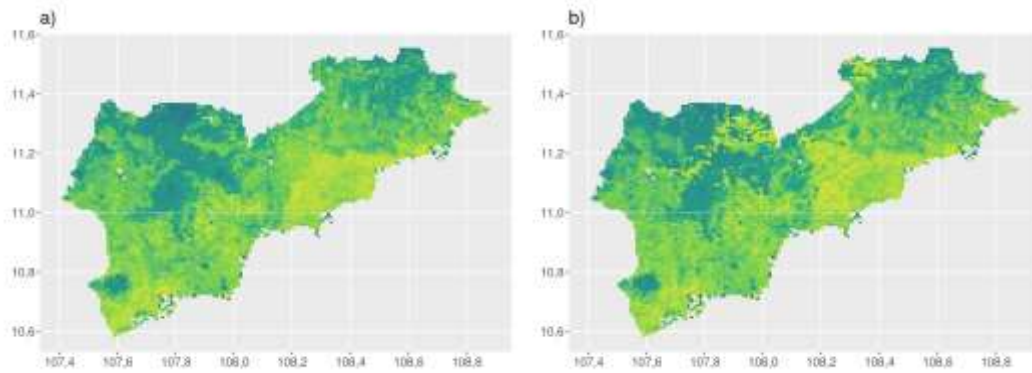
hưởng nhiều nhất đến độ ẩm đất, tương ứng với các giá trị là 0,259 và 0,103. Ba yếu tố ảnh hưởng tiếp theo là độ ẩm tương đối, hàm lượng phù sa và tỉ lệ tín hiệu trên nhiễu với các giá trị lần lượt là 0,073; 0,059; 0,055. Yếu tố nhiệt độ mặt đất với giá trị 0,049 và hai yếu tố là hàm lượng đất sét và hàm lượng cát có tác động gần như ngang nhau lên mô hình tương ứng với giá trị 0,044. Sau đó, độ dốc của cạnh sau TES CYGNSS đạt 0,035, trong khi độ dốc của cạnh đầu LES CYGNSS đạt 0,032. Ngoài ra các yếu tố như lượng mưa, nhiệt độ không khí, độ cao độ dốc và độ nhám đóng góp các giá trị lần lượt là 0,036; 0,033; 0,031; 0,034 và 0,031 có tầm quan trọng gần như ngang nhau và phân bố đều. Các yếu tố cuối cùng là góc tới tại điểm phản xạ và vùng phản xạ Fresnel với các giá trị lần lượt là 0,026 và 0,023.



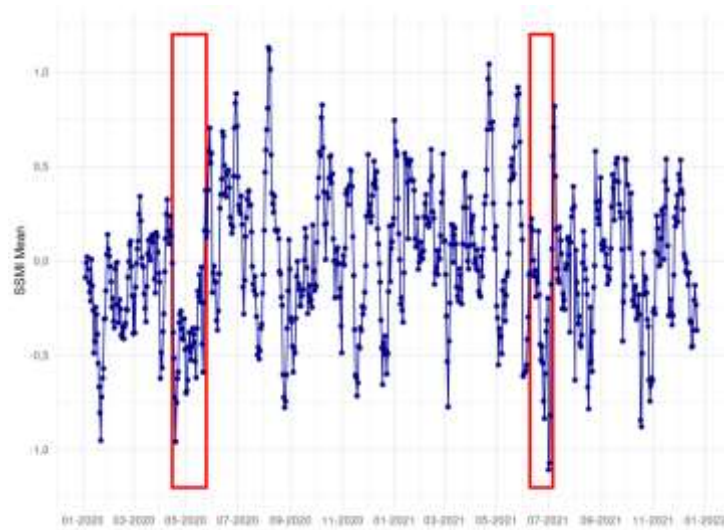
Hình 9. So sánh giữa ước tính độ ẩm đất từ CYGNSS và SMAP.

Hình 9 trình bày sự phân bố hai chiều giữa độ ẩm đất ước tính từ CYGNSS và dữ liệu SMAP L2_SM_SP, thể hiện mối tương quan toàn cầu giữa hai bộ dữ liệu. Biểu đồ sử dụng lưới ô vuông tương ứng với các khoảng giá trị của hai biến. Mỗi ô vuông đại diện cho một phần không gian hai chiều và được tô màu theo mức độ tần suất dữ liệu trong phạm vi đó. Kết quả cho thấy mối tương quan $R = 0,65$ khá cao giữa độ ẩm đất ước tính từ CYGNSS và dữ liệu SMAP, khẳng định sự đồng nhất đáng kể giữa hai nguồn thông tin này.

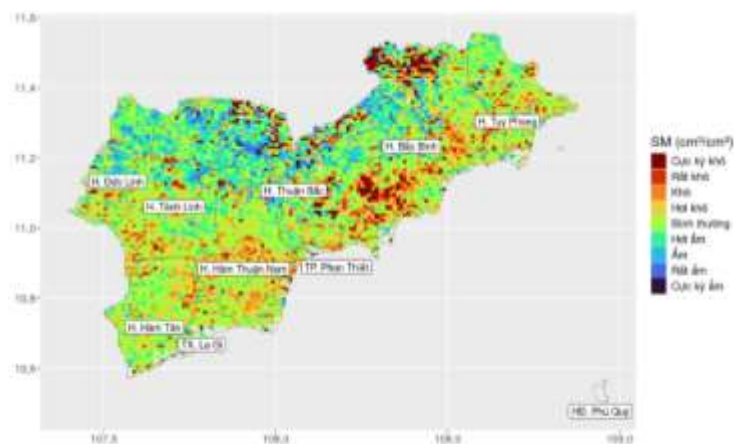
Kết quả sau khi tích hợp dữ liệu độ ẩm đất SMAP và CYGNSS được thể hiện ở Hình 10a và 10b tương ứng với hai thời điểm là ngày 5/6/2020 và ngày 20/06/2021. Hình 10a cho thấy độ ẩm rất thấp vào thời điểm ngày 5/6/2020 phù hợp với dữ liệu thời tiết tại thời điểm đó ghi nhận được. Theo báo cáo của tỉnh Bình Thuận, ở thời điểm này, Bình Thuận đang phải chịu ảnh hưởng của hạn hán ở cấp độ 2. Đối với thời điểm ngày 20 tháng 6 năm 2021, độ ẩm lớn hơn và tình trạng khô hạn hầu như không còn, chỉ phân bố rải rác ở một số khu vực phía nam của huyện Bắc Bình.



Hình 10. Bản đồ độ ẩm đất kết hợp từ dữ liệu SMAP và CYGNSS, a) ngày 5/06/2020; b) ngày 20/06/2021.



Hình 11. Biểu đồ SSMI khu vực tỉnh Bình Thuận năm 2020-2021.



Hình 12. Bản đồ hạn hán tỉnh Bình Thuận 5/2020.

Các huyện xảy ra hạn nhẹ như (huyện Tân Linh, Đức Linh và huyện Hàm Tân) với điều kiện “bình thường” và “hơi khô” thì vẫn có thể mở rộng diện tích trồng lúa và hoa màu.

5. Kết luận

Nghiên cứu đã chứng minh rằng việc tích hợp dữ liệu đa nguồn, bao gồm CYGNSS, SMAP và dữ liệu bổ trợ NOAA có thể xây dựng chuỗi bản đồ độ ẩm đất hàng ngày với độ phân giải không gian 250 m, tốt hơn rất nhiều so với các nguồn dữ liệu độ ẩm đất sẵn có. Nguồn dữ liệu mở CYGNSS và SMAP cho phép theo dõi độ ẩm đất trên diện rộng với chi phí thấp. Việc áp dụng các thuật toán tối ưu như mô hình SAITS và RFR không chỉ tăng độ chính xác mà còn nâng cao tốc độ xử lý dữ liệu, từ đó cải thiện hiệu quả của các công cụ giám sát. Kết quả phân tích từ các dữ liệu độ ẩm đất đã xác định được các yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến độ ẩm đất như độ cao, độ ẩm tương đối, và hàm lượng phù sa.

Kết quả nghiên cứu có thể được sử dụng để phát triển mô hình dự đoán/dự báo sự thay đổi độ ẩm đất thời gian gần thực, hỗ trợ các nhà quản lý có cái nhìn tổng thể về tình trạng khô hạn, từ đó đưa ra các biện pháp sử dụng tài nguyên nước hiệu quả tại tỉnh Bình Thuận. Bên cạnh đó, nghiên cứu cũng đã xây dựng được bản đồ nguy cơ hạn hán và đánh giá mức độ hạn hán tại khu vực tỉnh Bình Thuận thông qua chỉ số độ ẩm đất tiêu chuẩn SSMI. Các bản đồ nguy cơ hạn hán đã phản ánh mức độ nghiêm trọng và phạm vi không gian của hạn hán tại Bình Thuận giai đoạn 2020 - 2021. Kết quả của nghiên cứu có ý nghĩa quan trọng trong việc bổ sung dữ liệu độ ẩm đất trên quy mô lớn, phục vụ giám sát và theo dõi hạn hán.

Để tối ưu hóa kết quả, nhóm nghiên cứu đề xuất triển khai các trạm đo dữ liệu thực địa để kiểm chứng độ chính xác của mô hình và phương pháp. Từ đó, có thể mở rộng áp dụng hiệu quả tại các khu vực khác. Trong tương lai, có thể bổ sung thêm dữ liệu đa nguồn khác, bao gồm cả dữ liệu quan trắc thực địa và dữ liệu viễn thám, để nâng cao độ chính xác của mô hình.

Lời cảm ơn

Hoàng Tích Phúc được tài trợ bởi Chương trình học bổng đào tạo thạc sĩ, tiến sĩ trong nước của Quỹ Đổi mới sáng tạo Vingroup (VINIF), mã số VINIF.2023.ThS.106.

Chúng tôi xin cảm ơn Khoa Địa lý, trường Đại học Khoa học Tự nhiên đã cung cấp hệ thống máy trạm và thiết bị đo GNSS GR30 để đo đạc và xử lý dữ liệu cho nghiên cứu này.

Tài liệu tham khảo

- [1] E. Babaeian, M. Sadeghi, S. Jones, C. Montzka, H. Vereecken, M. Tuller, Ground, Proximal, and Satellite Remote Sensing of Soil Moisture, *Reviews of Geophysics*, Vol. 57, No. 2, 2019, pp. 530-616, <https://doi.org/10.1029/2018RG000618>.
- [2] S. Kumar, P. Dirmeyer, C. P. Lidard, R. Bindlish and J. Bolten, Information Theoretic Evaluation of Satellite Soil Moisture Retrievals, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 204, 2018, pp. 392-400, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.016>.
- [3] G. Jaime et al., Interactions between Precipitation, Evapotranspiration and Soil-moisture-based Indices to Characterize Drought with High-Resolution Remote Sensing and Land-Surface Model Data, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 22, No. 10, 2022, pp. 3461-3485, <https://doi.org/10.5194/nhess-22-3461-2022>.
- [4] H. Q. Lan, X. J. Lan, S. W. Yu, Responses of Terrestrial Evapotranspiration to Extreme Drought: A Review, *Water*, Vol. 14, No. 23, 2022, pp. 3847, <https://doi.org/10.3390/w14233847>.
- [5] W. Wagner, K. Scipal, C. Pathe, D. Gerten, W. Lucht, B. Rudolf, Evaluation of the Agreement between the First Global Remotely Sensed Soil Moisture Data with Model and Precipitation Data, *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, Vol. 108, No. D19, 2003, pp. 4611, <https://doi.org/10.1029/2003JD003663>.
- [6] S. Evans, S. Allison, C. Hawkes, Microbes, Memory and Moisture: Predicting Microbial Moisture Responses and Their Impact on Carbon Cycling, *Functional Ecology*, Vol. 36, No. 6, 2022, pp. 1430-1441, <https://doi.org/10.1111/1365-2435.14034>.
- [7] S. Shukla, A. W. Wood, Use of a Standardized Runoff Index for Characterizing Hydrologic Drought, *Geophysical Research Letters*, Vol. 35,

- No. 2, 2008,
<https://doi.org/10.1029/2007GL032487>.
- [8] C. Funk, S. Shukla, Drought Early Warning and Forecasting, in Theory and Practice, Elsevier, 2020, <https://pubs.usgs.gov/publication/70210188>
 - [9] M. Li, H. Sun, R. Zhao, A Review of Root Zone Soil Moisture Estimation Methods Based on Remote Sensing, Remote Sensing, Vol. 15, No. 22, 2023, pp. 5361,
<https://doi.org/10.3390/rs15225361>.
 - [10] S. Lekshmi, D. N. Singh, M. S. Baghini, A Critical Review of Soil Moisture Measurement, Measurement, Vol. 54, 2014, pp. 92-105,
<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.04.007>.
 - [11] J. P. Walker, G. R. Willgoose, J. D. Kalma, In Situ Measurement of Soil Moisture: A Comparison of Techniques, Journal of Hydrology, Vol. 293, No. 1-4, 2004, pp. 85-99,
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.01.008>
 - [12] H. Wang, S. Gao, X. Yue, X. Cheng, Q. Liu, R. Min, H. Qu, X. Hu, Humidity-Sensitive PMMA Fiber Bragg Grating Sensor Probe for Soil Temperature and Moisture Measurement Based on Its Intrinsic Water Affinity, Sensors, Vol. 21, No. 21, 2021, pp. 6946,
<https://doi.org/10.3390/s21216946>.
 - [13] T. Li, T. Mu, G. Liu, X. Yang, G. Zhu, C. Shang, A Method of Soil Moisture Content Estimation at Various Soil Organic Matter Method of Soil Moisture Content Estimation at Various Soil Organic Matter, Remote Sensing, Vol. 14, No. 10, 2022, pp. 2411,
<https://doi.org/10.3390/rs14102411>.
 - [14] F. Zakeri, G. Mariethoz, A Review of Geostatistical Simulation Models Applied to Satellite Remote Sensing: Methods and Applications, Remote Sensing of Environment, Vol. 259, 2021, pp. 112381,
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112381>.
 - [15] D. J. Parsons et al., Regional Variations in the Link between Drought Indices and Reported Agricultural Impacts of Drought, Agricultural Systems, Vol. 173, 2019, pp. 119-129,
<https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.02.015>.
 - [16] L. Meng, T. Ford, Y. Guo, Logistic Regression Analysis of Drought Persistence in East China, International Journal of Climatology, Vol. 37, No. 3, 2017, pp. 1444-1455,
<https://doi.org/10.1002/joc.4789>.
 - [17] J. Li, S. Zhou, R. Hu, Hydrological Drought Class Transition Using SPI and SRI Time Series by Loglinear Regression, Water Resources Management, Vol. 30, 2016, pp. 669-684,
<https://doi.org/10.1007/s11269-015-1184-7>
 - [18] D. J. Lorenz, J. A. Otkin, M. Svoboda, C. R. Hain, M. C. Anderson, Y. Zhong, Predicting the U.S. Drought Monitor Using Precipitation, Soil Moisture, and Evapotranspiration Anomalies. Part II: Intraseasonal Drought Intensification Forecasts, Journal of Hydrometeorology, Vol. 18, No. 7, 2017, pp. 1963-1982,
<https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0067.1>
 - [19] S. W. Kim et al., Development of a Multiple Linear Regression Model for Meteorological Drought Index Estimation Based on Landsat Satellite Imagery, Water, Vol. 12, No. 12, 2020, pp. 3393,
<https://doi.org/10.3390/w12123393>.
 - [20] H. Park, K. Kim, D. K. Lee, Prediction of Severe Drought Area Based on Random Forest: Using Satellite Image and Topography Data, Water, Vol. 11, No. 4, 2019, pp. 705,
<https://doi.org/10.3390/w11040705>.
 - [21] S. Park, E. Seo, D. Kang, J. Im and M. I. Lee, Prediction of Drought on Pentad Scale Using Remote Sensing Data and MJO Index through Random Forest over East Asia, Vol. 10, No. 11, 2018, pp. 1811,
<https://doi.org/10.3390/rs10111811>.
 - [22] F. A. Prodhon et al., A Review of Machine Learning Methods for Drought Hazard Monitoring and Forecasting: Current Research Trends, Challenges, and Future Research Directions, Environmental Modelling & Software, Vol. 149, 2022, pp. 105327,
<https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105327>.
 - [23] D. Zhang, G. Zhou, Estimation of Soil Moisture from Optical and Thermal Remote Sensing: A Review, Sensors, Vol. 16, No. 8, 2016, pp. 1308,
<https://doi.org/10.3390/s16081308>.
 - [24] S. Shafian, S. Maas, Index of Soil Moisture Using Raw Landsat Image Digital Count Data in Texas High Plains, Remote Sensing, Vol. 7, No. 3, 2015, pp. 2352-2372,
<https://doi.org/10.3390/rs70302352>.
 - [25] S. Huang, J. Ding, J. Zou, B. Liu, J. Zhang, W. Chen, Soil Moisture Retrieval Based on Sentinel-1 Imagery under Sparse Vegetation Coverage, Sensors, Vol. 19, No. 3, 2019, pp. 589,
<https://doi.org/10.3390/s19030589>.
 - [26] V. Pauwels, A. Balenzano, G. Satalino, H. Skriver, N. Verhoest, F. Mattia, Optimization of Soil Hydraulic Model Parameters Using Synthetic Aperture Radar Data: An Integrated Multidisciplinary Approach, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 7, No. 2,

- 2009, pp. 455-467,
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2007849>.
- [27] Y. Zhu, F. Guo, X. Zhang, Effect of Surface Temperature on Soil Moisture Retrieval Using CYGNSS, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 112, 2022, pp. 102929,
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102929>.
- [28] Y. Chen, X. Feng, B. Fu, An Improved Global Remote-sensing-based Surface Soil Moisture (RSSM) Dataset Covering 2003–2018, *Earth System Science Data*, Vol. 13, No. 1, 2021, pp. 1-31, <https://doi.org/10.5194/essd-13-1-2021>.
- [29] Z. Wang, T. Che, T. Zhao, L. Dai, X. Li, J. Wigneron, Evaluation of SMAP, SMOS, and AMSR2 Soil Moisture Products Based on Distributed Ground Observation Network in Cold and Arid Regions of China, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 14, 2021, pp. 8955-8970, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3108432>.
- [30] C. Chew, E. E. Small, Soil Moisture Sensing Using Spaceborne GNSS Reflections: Comparison of CYGNSS Reflectivity to SMAP Soil Moisture, *Geophysical Research Letters*, Vol. 45, No. 9, 2018, pp. 4049-4057,
<https://doi.org/10.1029/2018GL077905>.
- [31] M. M. A. Khaldi, J. T. Johnson, A. J. O'Brien, A. Balenzano, F. Mattia, Time-Series Retrieval of Soil Moisture Using CYGNSS, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 57, No. 7, 2019, pp. 4322-4331,
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2890646>.
- [32] M. Clarizia, N. Pierdicca, F. Costantini, N. Floury, Analysis of CYGNSS Data for Soil Moisture Retrieval, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 12, No. 7, 2019, pp. 2227-2235,
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2895510>.
- [33] H. Kim, V. Lakshmi, Use of Cyclone Global Navigation Satellite System (CyGNSS) Observations for Estimation of Soil Moisture, *Geophysical Research Letters*, Vol. 45, No. 16, 2018, pp. 8272-8282,
<https://doi.org/10.1029/2018GL078923>.
- [34] Z. Dong, S. Jin, Evaluation of the Land GNSS-Reflected DDM Coherence on Soil Moisture Estimation from CYGNSS Data, *Remote Sensing*, Vol. 13, No. 4, 2021, pp. 570,
<https://doi.org/10.3390/rs13040570>.
- [35] Y. Zhu, F. Guo, X. Zhang, Effect of Surface Temperature on Soil Moisture Retrieval Using CyGNSS, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 112, 2022, pp. 102929,
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102929>.
- [36] C. S. Ruf, S. Gleason, D. S. McKague, Assessment of CYGNSS Wind Speed Retrieval Uncertainty, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 12, No. 1, 2018, pp. 87-97,
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2825948>.
- [37] T. Wang, C. S. Ruf, B. Block, D. S. McKague, S. Gleason, Design and Performance of a GPS Constellation Power Monitor System for Improved CYGNSS L1B Calibration, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 12, No. 1, 2018, pp. 26-36, DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2867773
- [38] V. Y. Senyurek et al., Evaluations of a Machine Learning-Based CYGNSS Soil Moisture Estimates against SMAP Observations, *Remote Sensing*, Vol. 12, No. 21, 2020, pp. 3503,
<https://doi.org/10.3390/rs12213503>.
- [39] P. Rao, Y. Wang, F. Wang, Y. Liu, X. Wang, Z. Wang, Daily Soil Moisture Mapping at 1km Resolution Based on Smap Data for Desertification Areas in Northern China, *Earth System Science Data*, Vol. 14, No. 7, 2022, pp. 3053-3073,
<https://doi.org/10.5194/essd-14-3053-2022>.
- [40] W. Du, D. Côté, Y. Liu, Saits: Attention-Based Attribution Ideas for Time Series, *Expert Systems with Applications*, Vol. 219, 2023, pp. 119619,
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119619>.
- [41] N. R. Alvarez, E. Podest, K. Jensen, K. C. McDonald, Classifying Inundation in a Tropical Wetlands Complex with GNSS-R, *Remote Sensing*, Vol. 11, No. 9, 2019, pp. 1053,
<https://doi.org/10.3390/rs11091053>.
- [42] O. Eroglu, M. Kurum, D. Boyd, A. C. Gurbuz, High Spatio-Temporal Resolution CYGNSS Soil Moisture Estimates Using Artificial Neural Networks, *Remote Sensing*, Vol. 11, No. 19, 2019,
<https://doi.org/10.3390/rs11192272>.