

ỨNG DỤNG CHUỖI THỜI GIAN ẢNH SENTINEL-1 SAR VÀ HỌC MÁY TRONG QUẢN LÝ THỦY LỢI: LẬP BẢN ĐỒ LÚA VÀ XÁC ĐỊNH THỜI KỲ SINH TRƯỞNG PHỤC VỤ TÍNH TOÁN NHU CẦU NƯỚC THEO FAO-56

Nguyễn Quốc Hiệp, Nguyễn Anh Hùng,
Nguyễn Văn Kim, Đoàn Anh Hoàng
Trung tâm Công nghệ phần mềm thủy lợi

Tóm tắt: Cung cấp thông tin chính xác và kịp thời về diện tích và thời kỳ sinh trưởng của cây lúa là yếu tố then chốt để quản lý hệ thống thủy lợi hiệu quả, đặc biệt trong việc tính toán nhu cầu nước tưới theo các mô hình chuẩn như FAO-56. Nghiên cứu này ứng dụng chuỗi thời gian ảnh viễn thám Sentinel-1 SAR (phân cực VV và VH), kết hợp với thuật toán Mạng nơ-ron tích chập (CNN) và phương pháp Phân tích theo chuỗi thời gian dựa trên hiện tượng học để lập bản đồ lúa và xác định thời điểm gieo cấy (khởi đầu mùa vụ) tại khu tưới Cửa Đạt, tỉnh Thanh Hóa. Phương pháp chính bao gồm việc tính toán Chỉ số nước SAR (SWI) và gán giá trị trung bình của SWI, VV, VH cho từng khoanh giải thửa (parcel-based) để tăng độ chính xác và giảm tải tính toán ở cấp độ quản lý. Mô hình CNN tối ưu được xây dựng với ba kênh đầu vào (VV, VH, SWI) đạt độ chính xác phân loại tổng thể (Overall Accuracy) là 85.56% và F1-score là 85.50%. Kết quả cho thấy việc bổ sung chỉ số SWI giúp cải thiện đáng kể hiệu suất mô hình. Phương pháp phân tích chuỗi thời gian đã được sử dụng để xác định thời điểm gieo cấy chính xác cho từng giải thửa (dựa trên ngưỡng $SWI \geq -0.05$), từ đó cung cấp dữ liệu đầu vào (diện tích lúa và ngày gieo cấy/giai đoạn sinh trưởng) cho hệ thống tính toán nhu cầu sử dụng nước theo FAO-56.

Từ khóa: Sentinel-1, SAR, CNN, FAO-56, SWI, lúa, tưới tiêu, viễn thám.

Summary: Providing accurate and timely information on rice area and growth stages is essential for effective irrigation system management, particularly in calculating crop water requirements using standard models such as FAO-56. This study applies Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar (SAR) time-series data (VV and VH polarizations), in combination with a Convolutional Neural Network (CNN) and a phenology-based time-series analysis approach, to map rice areas and identify planting dates (start of the growing season) in the Cua Dat irrigation scheme, Thanh Hoa Province. The core methodology involves computing the SAR Water Index (SWI) and assigning mean SWI, VV, and VH values to each parcel to improve accuracy while reducing computational load at the management level. An optimized CNN model with three input channels (VV, VH, SWI) achieved an overall classification accuracy (OA) of 85.56% and an F1-score of 85.50%. Results demonstrate that integrating SWI significantly enhances model performance. The time-series analysis determined precise transplanting dates for each parcel (based on an SWI threshold ≥ -0.05), providing input data (rice area and sowing/growth period) for FAO-56-based crop water requirement models.

1. GIỚI THIỆU

1.1. Bối cảnh và tính cấp thiết của vấn đề

Việt Nam hiện là một trong những quốc gia

sản xuất và xuất khẩu gạo lớn nhất thế giới, với diện tích trồng lúa ổn định ở mức khoảng 7,1 triệu hecta. Sản xuất lúa gạo không chỉ đảm bảo an ninh lương thực quốc gia mà còn đóng góp đáng kể vào tăng trưởng kinh tế. Tuy nhiên, ngành nông nghiệp đang đối mặt với những thách thức lớn từ biến đổi khí hậu và

Ngày nhận bài: 12/9/2025

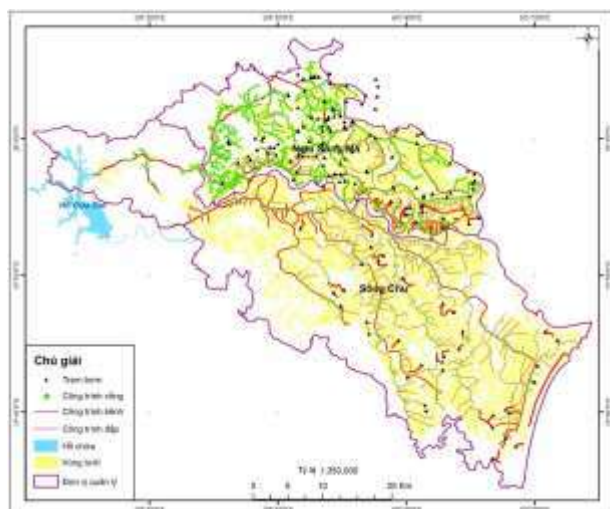
Ngày thông qua phản biện: 24/10/2025

Ngày duyệt đăng: 02/12/2025

tình trạng thiếu hụt nguồn nước ngày càng nghiêm trọng, đặt ra áp lực lớn lên công tác quản lý tưới tiêu.

Để tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên nước và nâng cao hiệu quả vận hành hệ thống thủy lợi, việc tính toán nhu cầu nước tưới phải tuân thủ các mô hình tiêu chuẩn khoa học. Cụ thể, mô hình FAO-56 là chuẩn mực được chấp nhận rộng rãi, đòi hỏi các dữ liệu đầu vào quan trọng như hệ số cây trồng (K_c) và thời điểm gieo cấy (khởi đầu mùa vụ) phải được xác định chính xác và cập nhật liên tục.

Trên thực tế, phương pháp điều tra thủ công truyền thống thường tốn kém về chi phí, chậm trễ về thời gian và thiếu tính đồng bộ giữa các vùng, dẫn đến sự thiếu hụt thông tin đầu vào đáng tin cậy. Vì vậy, việc ứng dụng công nghệ viễn thám kết hợp học máy (Machine Learning) đã trở thành hướng đi tất yếu nhằm tự động hóa quá trình thu thập thông tin tổng thể và kịp thời, phục vụ cho công tác quản lý tài nguyên nước và vận hành hệ thống tưới thông minh, đảm bảo tính bền vững cho sản xuất lúa.



Hình 1: Sơ đồ tổng quan hệ thống tưới Cửa Đạt và khu vực nghiên cứu

1.2. Tổng quan nghiên cứu

1.2.1. Tình hình nghiên cứu trên thế giới

Việc ứng dụng công nghệ viễn thám SAR, đặc

biệt là dữ liệu từ vệ tinh Sentinel-1 với khả năng cung cấp chuỗi thời gian liên tục và độ phân giải cao, đã trở thành một trọng tâm nghiên cứu toàn cầu về giám sát cây trồng. Các nghiên cứu gần đây đã khẳng định ảnh hưởng của radar Sentinel-1 có khả năng vượt trội trong việc theo dõi chu kỳ sinh trưởng của lúa, nhờ sự thay đổi rõ rệt của hệ số tán xạ ngược (σ^0) tại các pha sinh trưởng khác nhau (đặc biệt là giai đoạn ngập nước và phát triển sinh khối) [Clauss et al., 2018].

- Lin et al. (2022) đã triển khai mô hình học sâu Multi-Task Spatiotemporal Deep Learning (LSTM-MTL) sử dụng chuỗi thời gian Sentinel-1 SAR để lập bản đồ lúa quy mô lớn tại Mỹ, đạt độ chính xác tổng thể ấn tượng là 98.3% (OA). Nghiên cứu này đặt ra tiêu chuẩn cao về việc sử dụng các mô hình học sâu trong phân loại lúa.

- Clauss et al. (2018) áp dụng phương pháp phân đoạn siêu điểm ảnh (superpixel segmentation) kết hợp phân tích chuỗi thời gian Sentinel-1, đạt độ chính xác tổng thể là 83% (OA), cho thấy tính khả thi của việc sử dụng các phương pháp ML truyền thống trên dữ liệu SAR.

- Gholizadeh et al. (2020) đã tăng cường độ chính xác bằng cách kết hợp dữ liệu Sentinel-1 (SAR) và Sentinel-2 (quang học) để lập bản đồ giai đoạn sinh trưởng của lúa, đạt độ chính xác tổng thể là 84.15% (OA). Việc tích hợp đa nguồn dữ liệu thường cho kết quả phân loại tốt hơn, tuy nhiên lại bị hạn chế bởi điều kiện thời tiết (mây che phủ).

1.2.2. Tình hình nghiên cứu trong nước

Tại Việt Nam, nghiên cứu ứng dụng viễn thám trong giám sát nông nghiệp, đặc biệt là cây lúa, đã đạt được những thành tựu đáng kể. Các công trình tiên phong của Nguyễn Đăng Vỹ (2008) cùng các nhóm nghiên cứu tại khu vực Đồng bằng sông Cửu Long đã chứng minh tính khả thi của việc sử dụng dữ liệu quang học (như MODIS) và radar (như

RADARSAT-2, ENVISAT ASAR) trong việc lập bản đồ và theo dõi tiến độ sản xuất lúa theo mùa vụ [Nguyễn Đăng Vỹ, 2008].

Gần đây, với sự phổ biến và tính sẵn có của dữ liệu Sentinel-1 SAR miễn phí, nghiên cứu trong nước đã dịch chuyển mạnh mẽ sang việc ứng dụng các thuật toán học máy (Machine Learning) và học sâu (Deep Learning - DL):

- Đỗ T.N. Ánh et al. (2021) đã đề xuất và đánh giá mô hình Deep Convolutional Neural Network (DCNN) sử dụng dữ liệu Sentinel-1A đa thời gian để chiết tách ruộng lúa, đạt độ chính xác tổng thể (OA) trên 85%.

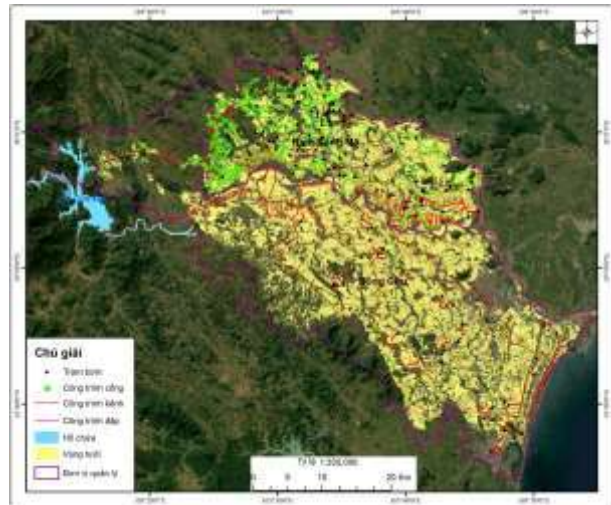
- Tương tự, Phạm Quốc Việt et al. (2022) đã ứng dụng chuỗi thời gian Sentinel-1A để thành lập bản đồ hiện trạng sử dụng đất tại tỉnh Cà Mau, đạt độ chính xác phân loại lúa là 89.4% thông qua phân tích sự biến đổi của hệ số tán xạ ngược VH (σ_{VH}^0) theo thời gian.

Tuy nhiên, một điểm hạn chế chung của hầu hết các công trình trong nước là kết quả đầu ra thường được tạo ra ở cấp độ pixel hoặc cấp vùng (regional scale). Việc chuyển hóa thông tin từ cấp độ pixel xuống cấp giải thửa (parcel-based) — vốn là đơn vị quản lý thủy lợi thực tế mà các công trình đang sử dụng (ví dụ: khoanh tưới, kênh cấp 3) — vẫn chưa được khai thác triệt để. Đây là khoảng trống nghiên cứu quan trọng mà đề tài hướng tới, nhằm cung cấp dữ liệu đầu vào có tính ứng dụng cao và phù hợp với mô hình điều hành tưới thông minh.

1.2.3. Hiện trạng tại khu tưới Cửa Đạt

Khu tưới Cửa Đạt (tỉnh Thanh Hóa) là một trong những công trình thủy lợi đa mục tiêu quy mô lớn của miền Trung, có vai trò cấp nước cho hơn 86.000 ha đất nông nghiệp. Khu vực này đã được đầu tư các phần mềm quản lý và điều hành tưới (như hệ thống được phát triển trong khuôn khổ các dự án ADB-6, WB-7). Mặc dù có các công cụ điều hành, hệ thống vẫn đang phụ thuộc vào dữ liệu đầu vào thủ công (báo cáo từ các đơn vị cơ sở) để xác định thời điểm gieo cấy và diện tích thực tế. Sự

thiếu tự động hóa này làm giảm đáng kể hiệu quả và tính kịp thời trong việc tính toán và phân phối nước theo yêu cầu của mô hình FAO-56. Do đó, việc bổ sung nguồn dữ liệu tự động, chính xác, và chi tiết tới cấp độ giải thửa từ viễn thám, như đề xuất trong nghiên cứu này, là giải pháp chiến lược giúp hoàn thiện mô hình điều hành tưới thông minh tại khu tưới Cửa Đạt.



Hình 2: Bản đồ vị trí khu tưới Cửa Đạt và hệ thống kênh phân phối nước

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Cơ sở khoa học

Công nghệ viễn thám đã chứng minh được tiềm năng to lớn trong giám sát nông nghiệp. Đặc biệt, dữ liệu SAR (Synthetic Aperture Radar) từ vệ tinh Sentinel-1 của Cơ quan Vũ trụ Châu Âu (ESA) cung cấp một giải pháp vượt trội. Sentinel-1 hoạt động ở dải tần C, cho phép thu thập dữ liệu độc lập với điều kiện thời tiết và ánh sáng mặt trời, rất phù hợp cho các khu vực nhiệt đới thường xuyên bị mây che phủ. Hệ số tán xạ ngược (σ^0) của ảnh SAR, đặc biệt ở các phân cực VV (Vertical-Vertical) và VH (Vertical-Horizontal), thay đổi rõ rệt theo sự hiện diện của nước và sự phát triển sinh khối của cây lúa, cho phép theo dõi toàn bộ chu trình sống của cây trồng [Lin et al., 2022; Patel et al., 2018].

Nhiều nghiên cứu quốc tế đã sử dụng chuỗi thời gian Sentinel-1 kết hợp với các thuật toán học máy (Machine Learning - ML) và học sâu (Deep Learning - DL) để lập bản đồ lúa và xác định giai đoạn sinh trưởng:

- Phân loại lúa: Các mô hình học máy như Random Forest (RF) và học sâu như Long Short-Term Memory (LSTM) và Mạng nơ-ron tích chập (CNN) đã được áp dụng. Lin et al. (2022) đã phát triển mô hình DL đa tác vụ (LSTM-MTL) sử dụng dữ liệu Sentinel-1, đạt độ chính xác phân loại ấn tượng ($OA = 98.3\%$), đặt ra tiêu chuẩn cao cho các nghiên cứu tiếp theo.

- Xác định giai đoạn sinh trưởng: Phương pháp dựa trên hiện tượng học (Phenology-based) bằng cách theo dõi sự biến đổi của σ^0 theo thời gian là phương pháp phổ biến [Gholizadeh et al., 2020]. Clauss et al. (2018) sử dụng phân đoạn siêu điểm ảnh (superpixel segmentation) trên chuỗi thời gian Sentinel-1 để lập bản đồ lúa, đạt $OA 83\%$.

- Kết hợp đa nguồn dữ liệu: Để tăng cường độ chính xác, một số nghiên cứu đã tích hợp dữ liệu quang học Sentinel-2 và SAR. Gholizadeh et al. (2020) sử dụng sự kết hợp này để lập bản đồ giai đoạn sinh trưởng, đạt $OA 84.15\%$.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu này đề xuất một quy trình tích hợp giữa công nghệ viễn thám SAR, xử lý dữ liệu theo đối tượng (Object-Based) và mô hình học sâu CNN, nhằm tự động lập bản đồ lúa và xác định ngày gieo cấy (khởi đầu mùa vụ) ở cấp độ giải thửa. Quy trình này được chia thành bốn giai đoạn chính: Tiền xử lý dữ liệu SAR, Xây dựng đặc trưng và Tổng hợp dữ liệu theo giải thửa, Lập bản đồ lúa bằng CNN, và Phân tích chuỗi thời gian để xác định pha sinh trưởng.

2.2.1. Thu thập và tiền xử lý dữ liệu viễn thám

Giai đoạn đầu tiên tập trung vào việc chuẩn bị chuỗi thời gian ảnh radar khẩu độ tổng hợp Sentinel-1 SAR (Sản phẩm Ground Range Detected - GRD) với các phân cực VV

(Vertical-Vertical) và VH (Vertical-Horizontal). Dữ liệu thô thu được phải trải qua một chuỗi các bước tiền xử lý nghiêm ngặt để loại bỏ sai số và chuyển đổi thành hệ số tán xạ ngược (σ^0) có thể sử dụng được:

1. Hiệu chỉnh nhiễu nhiệt (Thermal Noise Removal): Loại bỏ nhiễu điện tử không mong muốn từ các bộ phận cảm biến của vệ tinh, đặc biệt là ở rìa dải ảnh, để đảm bảo chất lượng tín hiệu đồng nhất.

2. Hiệu chỉnh bức xạ (Radiometric Calibration): Chuyển đổi giá trị số (Digital Number - DN) thô thành giá trị hệ số tán xạ ngược (σ^0) thực tế (thường được biểu diễn dưới đơn vị decibel, dB), cho phép so sánh giá trị phản xạ giữa các ảnh chụp vào các thời điểm khác nhau.

3. Lọc nhiễu đốm (Speckle Filtering): Áp dụng bộ lọc đa phương tiện (ví dụ: Lee filter, Refined Lee filter) để giảm nhiễu đốm đặc trưng của ảnh SAR, giúp tăng cường chất lượng hình ảnh và cải thiện độ chính xác phân loại.

4. Hiệu chỉnh địa hình (Terrain Correction): Sử dụng Mô hình số độ cao (DEM), cụ thể là SRTM 30m, để hiệu chỉnh các sai lệch hình học do địa hình và góc chụp của vệ tinh gây ra (geometric distortion), đảm bảo ảnh SAR được chiếu về hệ tọa độ và mặt đất chính xác, cho phép chồng ghép chính xác với bản đồ giải thửa.

5. Chuyển đổi Logarit: Hệ số tán xạ ngược σ^0 sau khi hiệu chỉnh được chuyển sang thang đo logarit (dB) bằng công thức $\sigma_{dB}^0 = 10 \cdot \log_{10}(\sigma^0)$. Các giá trị σ_{VV}^0 và σ_{VH}^0 thu được là dữ liệu đầu vào cơ sở cho các bước phân tích tiếp theo.

2.2.2. Xây dựng đặc trưng và tổng hợp dữ liệu theo giải thửa

Để nâng cao tính ứng dụng cho quản lý thủy lợi, nghiên cứu này áp dụng phương pháp phân loại đối tượng (Object-Based Classification) thay vì phân loại pixel truyền thống. Bước này sử dụng bản đồ giải thửa (parcel map) đã được số hóa của khu tưới Cửa Đạt làm cơ sở.

2.2.2.1. Tính toán chỉ số nước SAR (SAR Water Index - SWI)

Bên cạnh hai phân cực σ_{VV}^0 và σ_{VH}^0 thô, nghiên cứu tính toán thêm **Chỉ số nước SAR (SWI)** như một đặc trưng bổ sung. SWI được chứng minh là hiệu quả trong việc làm nổi bật sự khác biệt giữa khu vực ngập nước (đặc trưng cho giai đoạn làm đất và gieo cấy lúa) và khu vực không ngập:

$$SWI = 0.1747 \times \sigma_{VV}^0 + 0.0082 \times \sigma_{VH}^0 \times \sigma_{VV}^0 + 0.0023 \times \sigma_{VV}^{0^2} - 0.0015 \times \sigma_{VH}^{0^2} + 0.1904$$

Chỉ số SWI, được tính toán cho từng pixel và từng thời điểm, phản ánh sự thay đổi của phản xạ radar do nước mặt. Giá trị SWI thấp thường tương ứng với hiệu ứng phản xạ gương (specular reflection) mạnh, xảy ra khi có nước mặt trên đồng lúa mới gieo cấy (tín hiệu phản hồi yếu về phía vệ tinh). Việc bổ sung SWI giúp mô hình CNN nhận diện chính xác hơn giai đoạn ngập nước ban đầu – dấu hiệu quan trọng nhất của việc bắt đầu một mùa vụ lúa.

2.2.2.2. Tổng hợp dữ liệu theo giải thửa

Dữ liệu σ_{VV}^0 , σ_{VH}^0 , và SWI được tổng hợp bằng cách tính giá trị trung bình (mean value) cho toàn bộ pixel nằm bên trong ranh giới của mỗi giải thửa. Điều này đạt được các mục tiêu sau:

- Giảm nhiễu: Loại bỏ nhiễu pixel ngẫu nhiên (residual speckle noise) và các biến thể không cần thiết trong một thửa đất, giúp tăng tính ổn định của chuỗi thời gian.
- Chuyển đổi quy mô: Chuyển đổi dữ liệu viễn thám từ cấp độ pixel sang cấp độ đối tượng quản lý (giải thửa), trực tiếp phục vụ cho hệ thống GIS thủy lợi.
- Tăng tốc độ xử lý: Giảm đáng kể số lượng đối tượng cần xử lý trong mô hình học máy (từ hàng triệu pixel xuống hàng nghìn giải thửa).

Kết quả của giai đoạn này là một tập dữ liệu chuỗi thời gian (time series) với ba kênh đầu vào (σ_{VV}^0 , σ_{VH}^0 , $\overline{SWI}$) cho mỗi giải thửa, trải dài suốt mùa vụ.

2.2.2.3. Lập bản đồ lúa bằng mạng Nơ-ron Tích chập (CNN)

Mô hình học máy **mạng Nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN)** được lựa chọn để phân loại giải thửa thành hai lớp: “**Lúa**” và “**Phi lúa**”. CNN, vốn là một mô hình học sâu mạnh mẽ, có khả năng học các đặc trưng không gian-thời gian từ dữ liệu chuỗi thời gian SAR:

1. Cấu trúc mô hình CNN: Mô hình được xây dựng với kiến trúc bao gồm các lớp tích chập 1 chiều (1D Convolutional Layers) để xử lý chuỗi thời gian, lớp gộp (Pooling Layers), và các lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected Layers) ở phần cuối để thực hiện phân loại. Mô hình được thiết kế để chấp nhận chuỗi thời gian 3 kênh (σ_{VV}^0 , σ_{VH}^0 , $\overline{SWI}$) cho mỗi giải thửa.

2. Đào tạo và tối ưu hóa: Mô hình được đào tạo trên tập dữ liệu đã được gán nhãn, sử dụng hàm mất mát Binary Cross-Entropy và thuật toán tối ưu hóa Adam. Kỹ thuật Cross-validation được áp dụng để đánh giá độ ổn định và tránh hiện tượng quá khớp (overfitting).

3. Đánh giá hiệu suất: Hiệu suất phân loại được đánh giá bằng các chỉ số khoa học tiêu chuẩn như Độ chính xác tổng thể (Overall Accuracy - OA), Độ chính xác theo lớp (Producer's/User's Accuracy), và F1-score. Việc phân tích này xác nhận rằng việc bổ sung $\overline{SWI}$ giúp tăng cường khả năng nhận diện lúa của mô hình.

2.2.2.4. Xác định thời điểm gieo cấy

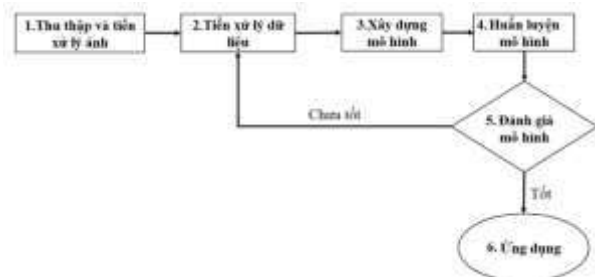
Sau khi lập bản đồ lúa, các giải thửa được phân loại là “Lúa” sẽ tiếp tục được phân tích chuỗi thời gian để xác định ngày gieo cấy, phục vụ trực tiếp cho tính toán nhu cầu nước. Phương pháp này dựa trên hiện tượng học (Phenology-based) của cây lúa, khai thác sự thay đổi vật lý của tín hiệu SAR:

1. Xác định ngưỡng Gieo cấy: Giai đoạn gieo cấy lúa đặc trưng bởi sự hiện diện của nước trên đồng (ngập nước). Sự thay đổi lớn

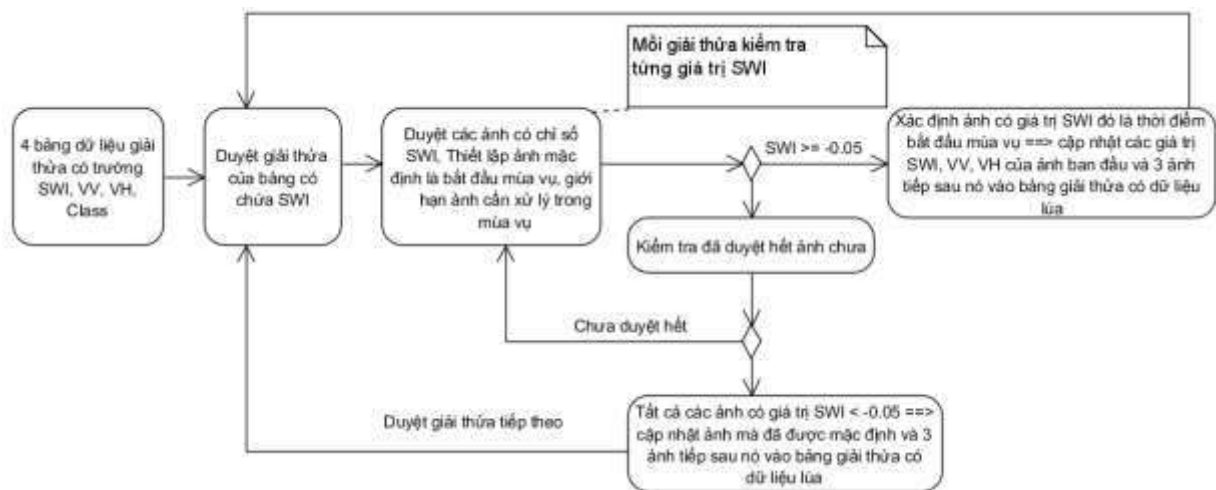
nhất trong tín hiệu SAR là sự suy giảm mạnh của σ_{VV}^0 và σ_{VH}^0 , dẫn đến sự gia tăng đột ngột của $\overline{SWI}$. Dựa trên khảo sát thực địa và phân tích thống kê, một ngưỡng $\overline{SWI}$ được thiết lập. Trong nghiên cứu này, ngày gieo cấy được xác định là thời điểm mà giá trị $\overline{SWI}$ trung bình của một giải thửa đạt ngưỡng ≥ -0.05 (hoặc một ngưỡng đã được hiệu chỉnh) và giá trị này được duy trì trong một số lượng ảnh nhất định (ví dụ: ít nhất 3 ảnh liên tiếp) để loại trừ các tín hiệu nhiễu ngẫu nhiên hoặc ngập lụt không liên quan.

2. Phân tích chuỗi thời gian: Chuỗi giá trị $\overline{SWI}$ được làm trơn (smoothing) và phân tích hồi quy theo thời gian. Ngày mà điều kiện ngưỡng và tính duy trì được đáp ứng lần đầu tiên sẽ được ghi nhận là Ngày bắt đầu mùa vụ (Start of Season - SOS).

3. Cập nhật Cơ sở dữ liệu Thủy lợi: Ngày gieo cấy đã xác định này được gán trực tiếp vào thuộc tính của từng giải thửa trong cơ sở dữ liệu GIS. Đây là dữ liệu đầu vào thiết yếu (thời điểm khởi đầu K_c) để tính toán nhu cầu nước tưới theo mô hình **FAO-56** cho từng khu vực quản lý cụ thể.



Hình 3: Sơ đồ tổng thể thiết lập bản đồ lúa từ ảnh Sentinel-1



gid	n2018vuxua_sw10	n2018vuxua_sw11	n2018vuxua_sw12	n2018vuxua_sw13	n2018vuxua_sw14	n2018vuxua_sw15	n2018vuxua_sw16	n2018vuxua_sw17	n2018vuxua_sw18	n2018vuxua_sw19	n2018vuxua_sw20	n2018vuxua_sw21	n2018vuxua_sw22	n2018vuxua_sw23	class
1	-0.358673	-0.448164	-0.424938	-0.434019	-0.465227	-11.05878	-9.23219	-8.30961	-8.34415	-16.659277	-14.173302	-15.031109	-14.434043	0	
2	-0.403252	-0.415693	-0.385764	-0.408363	-0.361372	-9.471269	-9.838184	-8.77027	-9.582412	-15.746025	-15.307012	-16.402908	-15.911766	0	
3	-0.473475	-0.419511	-0.41183	-0.441249	-0.390585	-9.586852	-10.35944	-9.22711	-9.176096	-14.083632	-15.351962	-15.318007	-14.130843	0	
4	-0.161598	-0.253835	-0.15729	-0.157066	-0.294103	-12.83650	-11.20002	-13.0234	-13.005602	-19.277027	-18.29089	-19.838266	-19.348591	0	
5	-0.301786	-0.316006	-0.241052	-0.297617	-0.31648	-11.10458	-10.93337	-12.2417	-11.51874	-17.808487	-17.380245	-18.408655	-17.511816	0	
6	-0.08165	-0.160743	0.147285	-0.286257	-0.43155	-13.29161	-11.99251	-15.6778	-11.322203	-19.178364	-21.131058	-22.298168	-17.609383	0	
7	-0.23998	-0.322329	-0.370448	-0.404622	-0.303724	-11.12733	-10.97678	-6.897	-7.169891	-19.564552	-16.39530	-18.172483	-15.174591	0	
8	-0.121075	-0.317568	-0.263304	-0.375353	-0.248962	-13.22880	-9.855032	-10.2126	-7.849914	-20.702286	-18.846674	-20.625309	-17.330635	0	
9	0.347422	-0.005246	0.126875	-0.188921	-0.176956	-17.00023	-13.91200	-15.3283	-12.563504	-23.443693	-21.745062	-22.414999	-19.535429	1	
10	-0.393552	-0.413747	-0.443801	-0.415559	-0.367001	-10.70293	-9.660531	-8.84299	-8.943194	-16.076437	-15.554262	-14.739483	-15.260204	0	
11	-0.430599	-0.480187	-0.398918	-0.365647	-0.392339	-8.502248	-10.67397	-7.36304	-9.091224	-14.311411	-13.770615	-15.654547	-17.333832	0	
12	-0.40504	-0.382333	-0.375951	-0.459927	-0.415493	-8.124062	-7.441467	-10.3489	-11.848421	-15.282367	-15.716761	-16.397968	-14.43049	0	

Hình 4: Sơ đồ quy trình xử lý dữ liệu và xác định ngày gieo cấy

3. KẾT QUẢ THỰC HIỆN VÀ ỨNG DỤNG

Nghiên cứu đã triển khai thành công quy trình lập bản đồ lúa và xác định ngày gieo cấy ở cấp độ giải thửa bằng cách kết hợp chuỗi thời gian Sentinel-1 SAR với mô hình học sâu CNN và phân tích hiện tượng học (Phenology-based). Các kết quả chính được trình bày dưới đây, tập trung vào hiệu suất phân loại và tính ứng dụng thực tiễn trong công tác quản lý tưới tiêu tại khu tưới Cửa Đạt.

3.1. Hiệu suất phân loại mô hình học sâu CNN

Việc xây dựng mô hình phân loại lúa dựa trên mạng nơ-ron tích chập (CNN) với dữ liệu chuỗi thời gian 3 kênh đầu vào ($\overline{\sigma_{VV}^0}$, $\overline{\sigma_{VH}^0}$, $\overline{SWI}$) đã cho thấy hiệu suất phân loại cao và ổn định. Kết quả đánh giá hiệu suất của mô hình tối ưu đạt được các chỉ số sau:

- Overall Accuracy (OA): 85.56%
- F1-score: 85.50%
- Chỉ số Kappa: 0.78

Kênh đầu vào	Overall Accuracy (%)	F1-score (%)
VV, VH	81.25	81.18
VV, VH, SWI	85.56	85.50

Kết quả thực nghiệm khẳng định rằng việc bổ sung SWI là kênh đầu vào thứ ba đã làm tăng đáng kể độ chính xác (tăng 4.31% OA và 4.32% F1-score). Điều này chứng minh SWI là một đặc trưng hiệu quả để phân biệt lúa, đặc biệt trong giai đoạn đầu mùa vụ (làm đất, gieo cấy) khi đồng ruộng được ngập nước. Trong giai đoạn này, nước mặt gây ra hiện tượng phản xạ gương (specular reflection), làm giảm mạnh tín hiệu tán xạ ngược VV và VH, dẫn đến giá trị SWI tăng đột biến, giúp mô hình phân biệt lúa với các loại hình thảm thực vật khác.

3.3. Xác nhận tính đúng đắn của giải đoán qua phân tích chuỗi thời gian đa năm

Hiệu suất này được đánh giá là rất tốt trong lĩnh vực phân loại cây trồng quy mô lớn, đặc biệt khi sử dụng dữ liệu radar, vốn dễ bị nhiễu và khó xử lý hơn dữ liệu quang học. Độ chính xác cao của mô hình CNN chứng minh khả năng học các đặc trưng thời gian-không gian phức tạp từ chuỗi giá trị tán xạ ngược, giúp phân biệt hiệu quả giữa các loại hình sử dụng đất khác nhau, đặc biệt là giữa lúa và các loại rau màu, cây ăn quả khác.

3.2. Tầm quan trọng của chỉ số nước SAR (SWI) trong Phân loại

Một trong những đóng góp quan trọng của nghiên cứu là việc khẳng định vai trò của **Chỉ số Nước SAR (SWI)** như một kênh đầu vào thiết yếu. Thực nghiệm đã so sánh hiệu suất phân loại của mô hình CNN khi sử dụng tổ hợp 2 kênh ($\overline{\sigma_{VV}^0}$, $\overline{\sigma_{VH}^0}$) so với tổ hợp 3 kênh ($\overline{\sigma_{VV}^0}$, $\overline{\sigma_{VH}^0}$, $\overline{SWI}$).

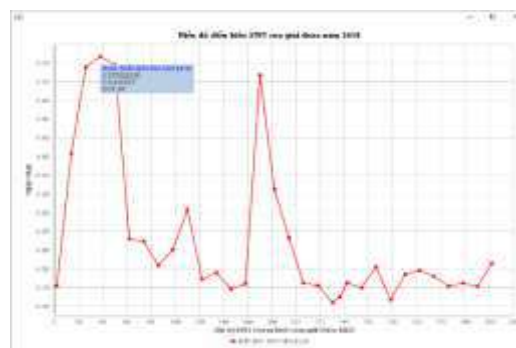
Tính đúng đắn của phương pháp giải đoán không chỉ được xác nhận bằng các chỉ số thống kê (OA, F1-score) mà còn thông qua việc đối chiếu trực quan diễn biến chuỗi thời gian của các chỉ số SAR với ảnh vệ tinh quang học độ phân giải cao (ví dụ: Google Earth) qua các năm.

3.3.1. Phân tích dữ liệu diễn hình của giải thửa lúa

Giải thửa có mã định danh gid = 202926 là một ví dụ điển hình cho thấy sự tương quan chặt chẽ giữa diễn biến thực tế và tín hiệu SAR.



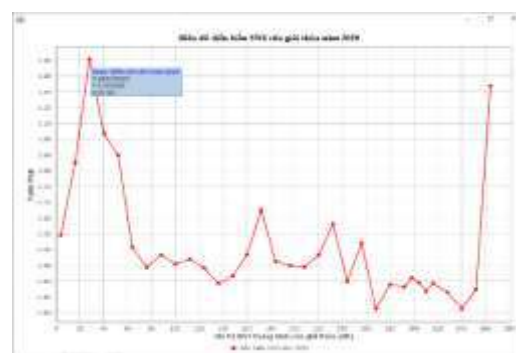
Vị trí giải thửa vào tháng 4 năm 2018



Diễn biến SWI của giải thửa năm 2018



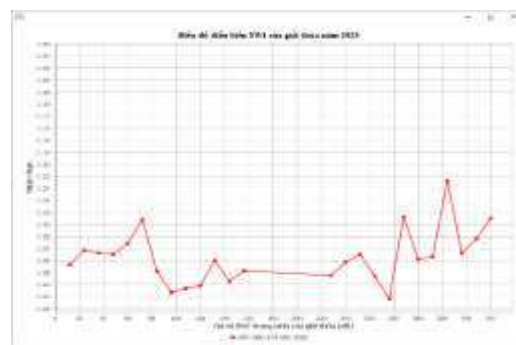
Vị trí giải thửa vào tháng 3 năm 2020



Diễn biến SWI của giải thửa năm 2020



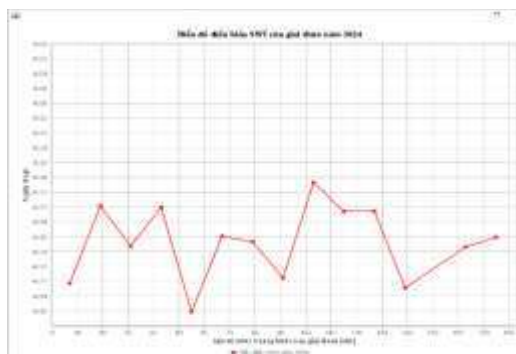
Vị trí giải thửa vào tháng 5 năm 2023



Diễn biến SWI của giải thửa năm 2023



Vị trí giải thửa vào tháng 3 năm 2024



Diễn biến SWI của giải thửa năm 2024

Hình 5: So sánh kết quả giải đoán lúa từ chỉ số SWI và ảnh Google từ 2018 đến 2024

❖ Đối chiếu diễn biến trên ảnh quang học Google:

+ **Năm 2018 và 2020:** Ảnh Google Earth cho thấy giải thửa này được trồng lúa.

+ **Tháng 5/2023:** Ảnh quang học ghi nhận giải thửa đang trong quá trình làm đường giao thông (hoặc xây dựng cơ sở hạ tầng), không có hoạt động trồng lúa.

+ **Tháng 3/2024:** Ảnh quang học xác nhận đoạn đường đất đã kéo dài qua giải thửa, duy trì trạng thái phi lúa.

❖ Diễn biến chuỗi thời gian SWI (2018-2024):

+ **Sự tương quan với mùa vụ lúa:** Biểu đồ diễn biến giá trị SWI qua các năm tại vị trí giải thửa này cho thấy sự gia tăng đột ngột của SWI tại các thời điểm tương ứng với các vụ lúa năm 2018 và 2020. Điều này khớp hoàn toàn với quan sát quang học.

+ **Phản ánh sự chuyển đổi đất đai:** Vào giai đoạn **2023-2024**, khi giải thửa được chuyển đổi sang mục đích xây dựng (làm đường), giá trị SWI không còn các đỉnh nhọn đặc trưng của giai đoạn ngập nước. Thay vào đó, tín hiệu SWI duy trì ở mức ổn định hoặc thay đổi không rõ rệt, phản ánh sự thay đổi vĩnh viễn của lớp phủ bề mặt (từ ruộng lúa sang đất khô/đường đất).

Sự đồng bộ giữa các đỉnh của chỉ số SWI và thời điểm gieo cấy lúa được quan sát bằng ảnh quang học độ phân giải cao đã xác nhận rằng phương pháp phân tích chuỗi thời gian dựa trên ngưỡng $\overline{SWI}$ (với ngưỡng ≥ -0.05) là chính xác và tin cậy để xác định lúa và đặc biệt là ngày bắt đầu mùa vụ của nó.

3.4. Ứng dụng trực tiếp trong quản lý thủy lợi và vận hành hệ thống tưới thông minh

Kết quả đầu ra của nghiên cứu đã trực tiếp giải quyết vấn đề thiếu hụt dữ liệu đầu vào tự động cho công tác quản lý tưới tại khu tưới Cửa Đạt:

3.4.1. Cung cấp dữ liệu đầu vào FAO-56 chi tiết

Nghiên cứu đã thành công tạo ra một bộ dữ liệu có tính ứng dụng cao:

- **Bản đồ lúa cấp giải thửa:** Một bản đồ lúa chi tiết, được phân loại chính xác tới cấp giải thửa (Object-based), cung cấp diện tích lúa thực tế theo thời gian.

- **Cơ sở dữ liệu ngày gieo cấy chính xác:** Quan trọng nhất, nghiên cứu đã tạo ra một cơ sở dữ liệu thuộc tính bao gồm **ngày gieo cấy** chính xác cho từng giải thửa.

Ngày gieo cấy này chính là đầu vào trực tiếp và đáng tin cậy để thiết lập giai đoạn phát triển ban đầu của cây lúa, từ đó tính toán chính xác hệ số cây trồng (K_c) theo chu kỳ sinh trưởng theo mô hình FAO-56. Dữ liệu này giúp loại bỏ sự phụ thuộc vào các báo cáo thủ công, thiếu đồng bộ, vốn là điểm yếu của hệ thống quản lý tưới tiêu hiện tại.

3.4.2. Hoàn thiện mô hình điều hành tưới thông minh

Với dữ liệu gieo cấy và bản đồ lúa được cập nhật tự động và liên tục, hệ thống điều hành tưới tại Cửa Đạt có thể thực hiện:

- **Tính toán nhu cầu nước tức thời:** Hệ thống có thể tự động tính toán nhu cầu nước cho từng khu vực khoanh tưới dựa trên ngày gieo cấy thực tế và điều kiện khí tượng thủy văn, thay vì sử dụng lịch thời vụ chung.

- **Phân phối nước tối ưu:** Giúp Ban Quản lý điều hành hồ chứa và hệ thống kênh mương phân bổ lưu lượng nước đến từng khu vực một cách chính xác, tránh thất thoát nước do cung cấp thừa hoặc thiếu hụt nước tại các giai đoạn sinh trưởng nhạy cảm của lúa.

- **Giám sát biến động sản xuất:** Cung cấp khả năng giám sát biến động diện tích lúa theo vụ và theo năm, hỗ trợ tốt cho công tác thống kê

và lập kế hoạch sản xuất nông nghiệp trong điều kiện biến đổi khí hậu.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã chứng minh một cách khoa học tính hiệu quả và độ tin cậy của quy trình tích hợp giữa viễn thám radar Sentinel-1 SAR, mô hình học sâu CNN và phương pháp phân tích chuỗi thời gian dựa trên hiện tượng học. Cụ thể, mô hình CNN được đào tạo với chuỗi thời gian 3 kênh (σ_{VV}^0 , σ_{VH}^0 , SWI) đã đạt hiệu suất phân loại tốt với Overall Accuracy 85.56% và F1-score 85.50%.

Kết quả thực nghiệm đã khẳng định vai trò then chốt của chỉ số nước SAR (SWI). Chỉ số này, khi được bổ sung vào mô hình, làm tăng độ chính xác phân loại đáng kể, đặc biệt hiệu quả trong việc nhận diện giai đoạn ngập nước ban đầu, vốn là đặc trưng sinh học quan trọng nhất để phân biệt lúa với các loại cây trồng khác.

Tính đúng đắn của giải đoán đã được xác nhận chặt chẽ thông qua việc đối chiếu trực quan diễn biến chuỗi thời gian SWI với dữ liệu ảnh quang học độ phân giải cao qua nhiều năm. Sự đồng bộ giữa các đỉnh nhọn của SWI và thời

điểm gieo cấy đã chứng minh khả năng của hệ thống trong việc xác định chính xác sự hiện diện và ngày bắt đầu mùa vụ cho từng giải thửa lúa.

Sản phẩm dữ liệu đầu ra – bao gồm bản đồ lúa chi tiết ở cấp độ giải thửa và cơ sở dữ liệu về ngày gieo cấy chính xác – là kết quả có giá trị ứng dụng cao, trực tiếp giải quyết được bài toán về dữ liệu đầu vào không chính xác và thiếu kịp thời trong quản lý thủy lợi. Ngày gieo cấy chính xác là thông số thiết yếu để thiết lập hệ số cây trồng (K_c) và tính toán nhu cầu nước tưới theo tiêu chuẩn FAO-56.

Tóm lại, nghiên cứu không chỉ đóng góp về mặt kỹ thuật viễn thám bằng cách xây dựng một quy trình giải đoán lúa tự động, chính xác, và ổn định mà còn mở ra hướng ứng dụng thiết thực. Việc cung cấp dữ liệu đầu vào chính xác và kịp thời giúp Đơn vị quản lý chủ động điều tiết nguồn nước, giảm thiểu thất thoát, từ đó nâng cao hiệu suất sử dụng nước trong nông nghiệp, góp phần đảm bảo an ninh lương thực và phát triển bền vững trong bối cảnh biến đổi khí hậu ngày càng phức tạp.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Clauss, K., Ottinger, M., & Kuenzer, C. (2018). Mapping rice areas with Sentinel-1 time series and superpixel segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 39(5), 1399–1420.
- [2] Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (1998). *Crop evapotranspiration—Guidelines for computing crop water requirements* (FAO Irrigation and Drainage Paper 56). Rome: Author.
- [3] Gholizadeh, A., Gholizadeh, M. H., & Amin, M. (2020). Automatic Mapping of Rice Growth Stages Using the Integration of SENTINEL-2, MOD13Q1, and SENTINEL-1. *Remote Sensing*, 12(21), 3613.
- [4] Lin, Z., Chen, J., Wang, Y., Zhang, Y., & Li, R. (2022). Large-Scale Rice Mapping Using Multi-Task Spatiotemporal Deep Learning and Sentinel-1 SAR Time Series. *Remote Sensing*, 14(3), 699.
- [5] Patel, N. R., et al. (2018). Rice crop monitoring with Sentinel-1 time series data. *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*, 7(2), 2963–2972.

- [6] Nguyễn Đăng Vỹ (2008). Ứng dụng công nghệ viễn thám vào quản lý sản xuất lúa vùng đồng bằng sông Cửu Long. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Thủy lợi*.
- [7] Đỗ, T. N. Ánh, Nguyễn, T. T. V., Nguyễn, P. A., Phạm, M. H., Hoàng, A. L., Bùi, Q. T., & Phạm, V. M. (2021). Giám sát lúa và ước tính sinh khối dựa trên thuật toán học máy với dữ liệu Sentinel-1a đa thời gian. *Tạp Chí Khoa học Đo đạc Và Bản đồ*, (49), 52–64.
- [8] Nguyễn, D., Wagner, W., Naeimi, V., & Cao, S. (2015). Rice-planted area extraction by time series analysis of ENVISAT ASAR WS data using a phenology-based classification approach: A case study for Red River Delta, Vietnam. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives* (pp. 77 - 83).
- [9] Phạm, Q. V., Võ, Q. T., Nguyễn, T. L., & Phạm, V. Đ. (2022). Ứng dụng dữ liệu ảnh vệ tinh SAR (Sentinel-1A) đa thời gian thành lập bản đồ hiện trạng sử dụng đất tỉnh Cà Mau. *Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ*, 58(4), 45-54.