

Tích hợp viễn thám và giải tích số định lượng xâm nhập mặn tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long, Việt Nam

Phan Lê Hoàng¹, Đặng Đỗ Lâm Phương², Đỗ Thị Nhung², Nguyễn Thị Thu Hằng²,
Nguyễn Thị Diễm My³, Hứa Hoàng Huế², Phạm Văn Mạnh^{2*}

¹Trường Đại học Kitakyushu, Nhật Bản

²Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Đại học Quốc gia Hà Nội

³Viện Việt Nam học và Khoa học phát triển, Đại học Quốc gia Hà Nội

Hybrid remote sensing and numerical analysis for quantifying salinity intrusion in the downstream of Mekong Delta, Vietnam

Phan Le Hoang¹, Dang Do Lam Phuong², Do Thi Nhung², Nguyen Thi Thu Hang²,
Nguyen Thi Diem My³, Hua Hoang Hue², Pham Van Manh^{2*}

¹The University Of Kitakyushu, Japan

²University of Science, Vietnam National University Hanoi

³VNU Institute of Vietnamese Studies and Development Science, Vietnam National University, Hanoi

*Corresponding author: manh10101984@gmail.com

<https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.14.5.2025.087-098>

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 03/03/2025

Ngày phản biện: 02/04/2025

Ngày quyết định đăng: 06/05/2025

Từ khóa:

Giải tích số, hạ du Đồng bằng
sông Cửu Long, nông nghiệp
bền vững, viễn thám,
xâm nhập mặn.

Keywords:

Downstream of Mekong Delta,
numerical analysis, salinity
intrusion, sustainable agriculture,
remote sensing.

TÓM TẮT

Xâm nhập mặn đã và đang trở thành một trong những vấn đề đáng lo ngại ở hạ du Đồng bằng sông Cửu Long (DMD), ảnh hưởng đáng kể đến môi trường sinh thái gần bờ, nông nghiệp và an ninh lương thực của Việt Nam. Định lượng mức độ nhiễm mặn của đất theo không gian và thời gian đóng vai trò quan trọng trong việc giảm thiểu tác động của xâm nhập mặn. Nghiên cứu phát triển một mô hình tích hợp giữa dữ liệu viễn thám đa thời gian và giải tích số để ước tính độ nhiễm mặn đất ở DMD trong giai đoạn 2015-2025. Các chỉ số thống kê MAE (sai số tuyệt đối trung bình), RMSE (sai số bình phương trung bình gốc), R^2 (hệ số xác định) được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình tính toán. Kết quả cho thấy, mô hình kết hợp này làm giảm đáng kể sự không chắc chắn và cải thiện độ chính xác của ước tính độ nhiễm mặn đất với các sai số MAE=0,29, RMSE=0,33 và $R^2=0,88$. Xu thế xâm nhập mặn có sự tăng-giảm khác nhau trong hệ sinh thái nông nghiệp ở DMD. Nghiên cứu cũng chứng minh việc kết hợp dữ liệu viễn thám và giải tích số trong đánh giá và ước tính độ nhiễm mặn đất ở DMD, cung cấp một khung lý thuyết vững chắc để giám sát xâm nhập mặn quan trọng cho quản lý nông nghiệp bền vững và bảo vệ môi trường. Việc triển khai các chiến lược bảo tồn hệ sinh thái nông nghiệp dài hạn dựa trên những phát hiện này sẽ góp phần giảm thiểu tác động của biến đổi khí hậu và duy trì cân bằng hệ sinh thái trong khu vực.

ABSTRACT

Salinity intrusion has emerged as a pivotal environmental concern in the downstream region of the Mekong Delta (DMD), exerting considerable impacts on the nearshore ecosystem, agriculture, and food security in Vietnam. It is essential to quantify the spatial and temporal extent of soil salinization in order to mitigate the adverse effects of saltwater intrusion. The objective of the present study was to develop a model that integrates multi-temporal remote sensing data with numerical analysis to estimate soil salinity levels in DMD during the period 2015-2025. Statistical indices MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Square Error), and R^2 (Coefficient of Determination) were used to evaluating the accuracy of computational. The results showed that this hybrid model significantly reduced the uncertainty and improved the accuracy

of soil salinity estimation with MAE=0.29, RMSE=0.33, and $R^2=0.88$. The salinity intrusion tends to have different increases and decreases in the agroecosystem in the DMD. The study further demonstrates the potential of integrating remote sensing data with numerical analysis for assessing and estimating soil salinity in DMD, thereby providing a robust theoretical framework for monitoring salinity intrusion, an essential aspect of sustainable agricultural management and environmental protection. Implementing long-term agroecosystem conservation strategies based on these findings will contribute to mitigating the impacts of climate change and maintaining ecosystem balance in the region.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Xâm nhập mặn vùng ven biển đã trở thành thách thức nghiêm trọng, đặc biệt tại các khu vực khô hạn và bán khô hạn, làm ảnh hưởng tới hệ sinh thái và chất lượng nguồn nước ngọt [1]. Hiện tượng mặn hóa đất xảy ra do nước mặn từ các nguồn gần hoặc tưới tiêu không hợp lý, dẫn đến muối tích tụ trên bề mặt hoặc trong tầng đất canh tác. Cơ chế mao dẫn của nước chứa muối cao làm muối tập trung trên hoặc gần bề mặt đất, gây ảnh hưởng tiêu cực đến sự sinh trưởng và phát triển của cây trồng, đe dọa năng suất nông nghiệp và sự phát triển bền vững của các cộng đồng ven biển. Theo FAO, xâm nhập mặn không chỉ là sự dịch chuyển nước mặn vào hệ thống nước ngọt mà còn liên quan đến sự tích tụ muối trong đất, dẫn đến thoái hóa đất, đặc biệt tại các vùng ven biển. Tình trạng này làm suy giảm tính bền vững trong quản lý nông nghiệp, ảnh hưởng lớn tới việc đạt được các mục tiêu phát triển Bền vững (SDGs) như chấm dứt nạn đói (SDG-2), quản lý nước (SDG-6), và ứng phó biến đổi khí hậu (SDG-13). Đất canh tác bị nhiễm mặn gây giảm năng suất nông nghiệp, làm gia tăng thách thức đối với an ninh lương thực toàn cầu [2].

Nhiều nghiên cứu được thực hiện từ nhiều góc độ khác nhau trong đó các phương pháp giám sát địa chất thủy văn, địa vật lý và địa hóa tiên tiến được ứng dụng để đánh giá các tác động của môi trường thay đổi lên nguồn nước mặt và nước ngầm ven biển [3, 4]. Nổi bật là ứng dụng các phương pháp giám sát từ xa và mô hình hóa phụ thuộc mật độ, để cải thiện đáng kể khả năng theo dõi và lập bản đồ xâm nhập mặn hỗ trợ trong đánh giá và quản lý bền vững nông nghiệp tại các vùng ảnh hưởng bởi

xâm nhập mặn [5]. Các nghiên cứu đã xác định rằng đất nhiễm mặn thể hiện đặc tính hấp thụ và phản xạ phổ mạnh trong dải bước sóng vùng khả kiến và cận hồng ngoại (VIS-NIR: 400–1.000 nm) và hồng ngoại sóng ngắn (SWIR: 900–1.700/2.500 nm) [6, 7]. Điều này mở ra hướng ứng dụng công nghệ mới trong việc giám sát và quản lý đất nhiễm mặn.

Đất nhiễm mặn thường có độ phản xạ cao hơn so với đất không nhiễm mặn, do sự gia tăng hàm lượng muối ảnh hưởng đáng kể đến các đặc tính vật lý như màu sắc, độ nhám và hệ số phản xạ quang phổ. Những thay đổi này cho thấy tiềm năng của các phương pháp hiện đại trong việc đánh giá và quản lý đất mặn. Phương pháp giải tích số nổi bật với khả năng mô phỏng, tối ưu hóa quy trình và dự đoán hiệu quả, trở thành công cụ quan trọng trong nhiều lĩnh vực như học máy (ML), học sâu (DL), trí tuệ nhân tạo (AI) và các ngành khoa học khác [8]. Ngoài ra, phương pháp xấp xỉ đường cong cũng được áp dụng từ bộ nghiệm có thể được sử dụng để xây dựng các hàm số khớp với dữ liệu thực tế một cách tối ưu [9].

Tại Việt Nam, Đồng bằng sông Cửu Long đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo an ninh lương thực quốc gia, xuất khẩu nông sản và tạo việc làm cho 65% dân cư trong vùng [10]. Tuy nhiên, vấn đề xâm nhập mặn tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long (DMD) đang trở thành mối lo ngại lớn. Hiện tượng này ảnh hưởng nghiêm trọng đến môi trường sinh thái, làm suy giảm sản xuất nông nghiệp và đe dọa an ninh lương thực của quốc gia, đặt ra thách thức lớn đối với sự phát triển bền vững của khu vực này. Do đó, việc nghiên cứu một phương pháp tích hợp dữ liệu viễn thám và giải tích số

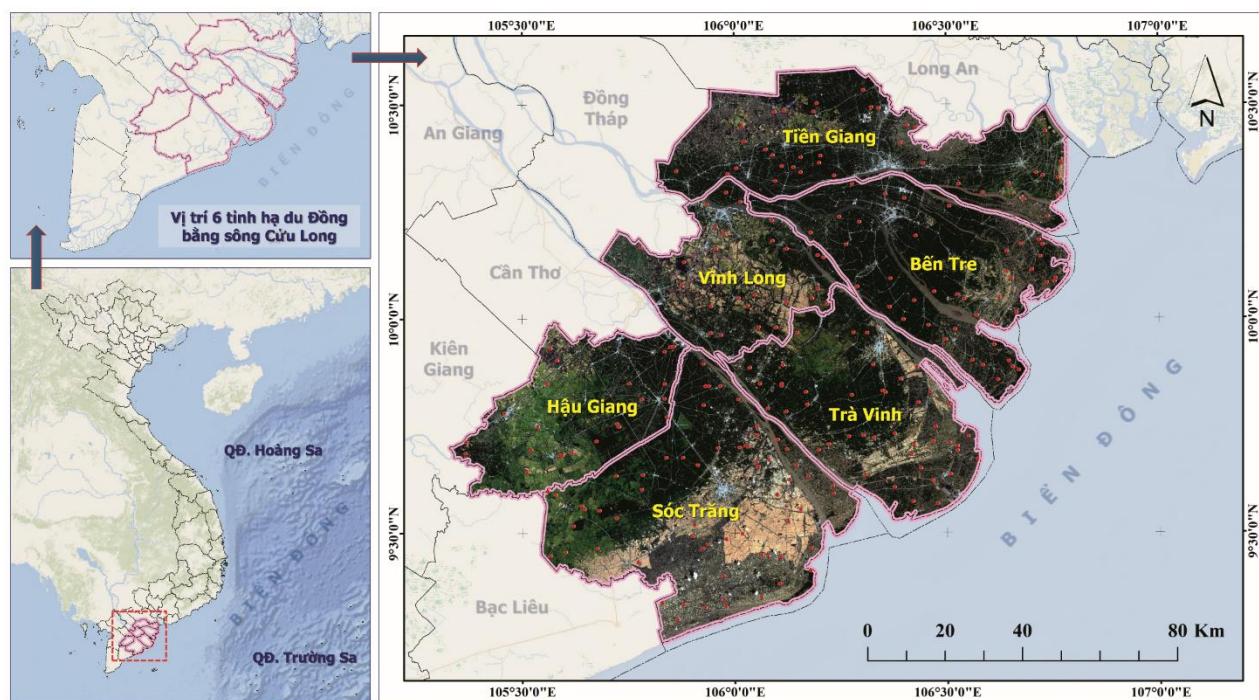
kết hợp thuật toán xấp xỉ đường cong đóng vai trò quan trọng trong việc ước tính độ nhiễm mặn của đất. Phương pháp này không chỉ hỗ trợ mô phỏng và dự báo mức độ ảnh hưởng của xâm nhập mặn đến hệ sinh thái nông nghiệp tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long, mà còn cung cấp cơ sở khoa học vững chắc để các nhà quản lý và người dân đưa ra các biện pháp canh tác phù hợp, quy hoạch sử dụng đất hiệu quả, từ đó giảm thiểu thiệt hại và hỗ trợ phát triển bền vững trong bối cảnh biến đổi khí hậu.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực hạ du Đồng bằng sông Cửu Long (DMD) bao gồm các tỉnh Bến Tre, Tiền Giang, Vĩnh Long, Sóc Trăng, Trà Vinh và Hậu Giang,

với tổng diện tích khoảng 13.340 km² (Hình 1). Khu vực này có đặc điểm địa hình thấp trũng, bằng phẳng, độ cao trung bình dưới 2 m so với mực nước biển và mạng lưới kênh rạch dày đặc. Đây là nơi lý tưởng để phát triển nông nghiệp với các loại hình trồng lúa, hoa màu, cây ăn trái và nuôi trồng thủy hải sản. Sản lượng nông nghiệp của khu vực đóng vai trò quan trọng trong xuất khẩu và được đánh giá là dẫn đầu cả nước, góp phần lớn vào sự phát triển kinh tế quốc gia. Tuy nhiên, DMD đang chịu ảnh hưởng mạnh mẽ bởi xâm nhập mặn, đặc biệt tác động đến sự phân bố không gian của các loại hình sử dụng đất nông nghiệp. Điều này đặt ra thách thức lớn đối với các hoạt động sản xuất và phát triển bền vững trong khu vực [11].



Hình 1. Vị trí khu vực hạ du Đồng bằng sông Cửu Long trên lãnh thổ Việt Nam và tập mẫu EC thực tế

2.2. Thu thập ảnh viễn thám và dữ liệu thực địa

Dữ liệu khảo sát thực địa về độ nhiễm mặn của đất được biểu thị qua giá trị độ dẫn điện EC (Electrical Conductivity), đo bằng thiết bị EM31-MK2 với khoảng cách ngang 3 m, chiều sâu 6 m, tốc độ đo 2 giây/lần trên diện tích ô đo tối thiểu 100 m². Các dữ liệu được chuẩn hóa với yếu tố môi trường ở nhiệt độ 25°C và độ sâu 15cm từ bề mặt đất, sử dụng đơn vị dS/m. Trong nghiên cứu tại hạ du Đồng bằng sông

Cửu Long năm 2020, tổng cộng 233 ô mẫu EC đã được thu thập ngẫu nhiên. Kết quả cho thấy giá trị EC khác biệt tùy theo loại đất. Trong đó, đất bãi biển giá trị EC từ 0,4÷11,3 dS/m (8 ô mẫu), đất trồng cây lâu năm EC từ 0,1÷2,0 dS/m (77 ô mẫu), đất làm muối EC > 11 dS/m (8 ô mẫu), đất trống EC từ 0,2÷3,2 dS/m (10 ô mẫu), đất hoa màu EC < 2 dS/m (34 ô mẫu), đất trồng lúa EC < 6 dS/m (90 ô mẫu), đất nuôi trồng thủy hải sản EC = 3 dS/m (3 ô mẫu), đất rừng ngập

mặn EC từ 7,5÷11,1 dS/m (3 ô mẫu). Các dữ liệu này được sử dụng làm biến đầu vào trong giải tích số, áp dụng phương trình bình phương tối thiểu để tính toán độ nhiễm mặn của đất trên toàn khu vực.

Dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat-8/9 OLI và Sentinel-1A SAR được thu thập miễn phí từ <https://earthexplorer.usgs.gov> và <https://search.asf.alaska.edu>. Các dữ liệu này được thu nhận vào tháng 2 các năm 2015, 2020 và 2025, gần thời điểm tiến hành đo đạc ô mẫu thực địa năm 2020. Ảnh Landsat-8/9 OLI được

hiệu chỉnh bức xạ/khí quyển về phản xạ bề mặt trước khi tính toán các ảnh tỷ số. Ảnh Sentinel-1 SAR qua xử lý gồm: (i) Hiệu chuẩn tán xạ, (ii) Lọc nhiễu điểm với kích thước cửa sổ di chuyển 7×7, (iii) Hiệu chỉnh địa hình dựa trên mô hình độ cao 30×30 m. Tất cả dữ liệu được quy chiếu về hệ VN2000 múi 48. Dựa trên các công trình nghiên cứu về xâm nhập mặn sử dụng ảnh viễn thám (quang học, radar) và dữ liệu địa hình. Bảng 1 trình bày các chỉ số nhạy cảm với độ nhiễm mặn đất, được tính toán từ dữ liệu viễn thám và địa hình trong nghiên cứu.

Bảng 1. Các chỉ số trích xuất từ dữ liệu viễn thám và địa hình sử dụng trong nghiên cứu.

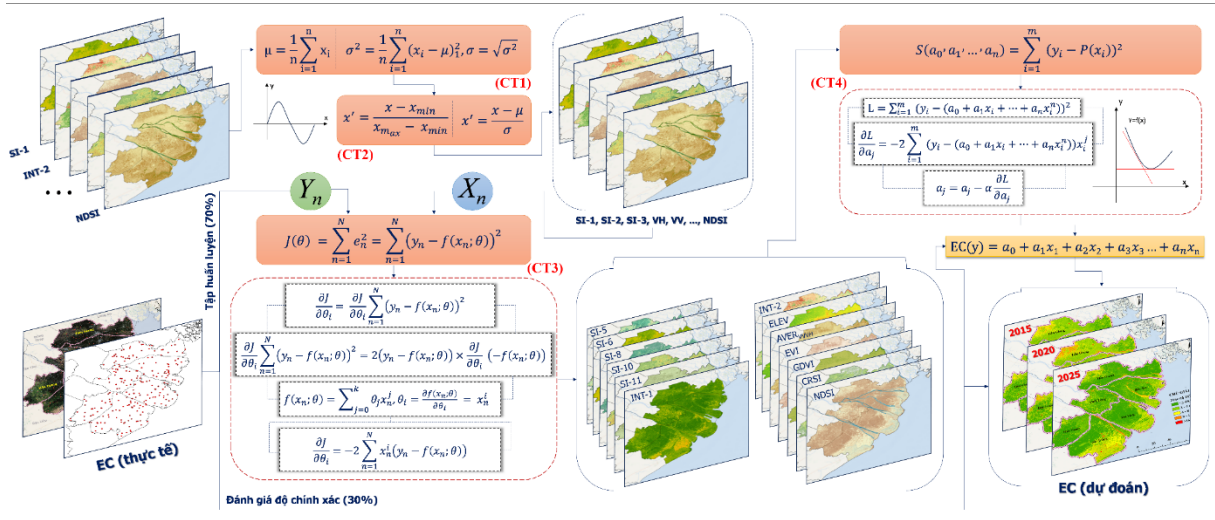
Biến dự đoán	Chú thích	Công thức
CRSI	Chỉ số Độ mặn phản ứng tán	$CRSI = \sqrt{\frac{(NIR \times RED) - (GREEN \times BLUE)}{(NIR \times RED) + (GREEN \times BLUE)}}$
NDSI	Chỉ số Độ mặn chênh lệch chuẩn hóa	$NDSI = \frac{(Red - NIR)}{(Red + NIR)}$
SI1	Chỉ số Độ mặn 1	$SI1 = \sqrt{(Blue \times Red)}$
SI2	Chỉ số Độ mặn 2	$SI2 = \sqrt{(GREEN \times RED)}$
SI3	Chỉ số Độ mặn 3	$SI3 = \sqrt{(GREEN^2 + RED^2 + NIR^2)}$
SI4	Chỉ số Độ mặn 4	$SI4 = \sqrt{(GREEN^2 + RED^2)}$
SI5	Chỉ số Độ mặn 5	$SI5 = \frac{BLUE}{RED}$
SI6	Chỉ số Độ mặn 6	$SI6 = \frac{(BLUE - RED)}{(BLUE + RED)}$
Chỉ số quang phổ từ Landsat-8/9 OLI	SI7	$SI7 = \frac{(GREEN \times RED)}{BLUE}$
	SI8	$SI8 = \frac{(BLUE \times RED)}{GREEN}$
	SI9	$SI9 = \frac{(NIR \times RED)}{GREEN}$
	SI10	$SI10 = \frac{(SWIR1 - SWIR2)}{(SWIR1 + SWIR2)}$
	SI11	$SI11 = \frac{SWIR1}{SWIR2}$
	SI12	$SI12 = \sqrt{Red \times NIR}$
	NDVI	$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$
	SAVI	$SAVI = \frac{1.25 \times (NIR - RED)}{NIR + RED + 0.25}$
	EVI	$EVI = 2.5 \times \frac{(NIR - RED)}{(NIR + 6 \times RED - 7.5 \times BLUE + 1)}$
	GNDVI	$GNDVI = \frac{(NIR - GREEN)}{(NIR + GREEN)}$
BI	Chỉ số Độ sáng	$BI = \sqrt{(RED^2 + NIR^2)}$

Biến dự đoán	Chú thích	Công thức
INT1	Chỉ số Cường độ của các kênh ảnh trong dải nhìn thấy	$INT1 = \frac{(GREEN + RED)}{2}$
INT2	Chỉ số cường độ của các kênh trong dải nhìn thấy và cận hồng ngoại	$INT2 = \frac{(GREEN + RED + NIR)}{2}$
VH	Phân cực truyền dọc-nhận ngang (dB)	$Sigma\theta_VH$
VV	Phân cực truyền dọc-nhận dọc (dB)	$Sigma\theta_VV$
ADD _{VHVV}	Chỉ số phân cực tổng (dB)	$ADDITION_{VHVV} = (VH + VV)$
AVE _{VVHH}	Chỉ số phân cực trung bình (dB)	$AVERAGE_{VHVV} = \frac{(VH+VV)}{2}$
MULT _{VHVV}	Chỉ số phân cực tích (dB)	$MULT_{VHVV} = (VH \times VV)$
ELEV	Chỉ số Độ cao (DEM 30 m)	ELEVATION
SLOPE	Chỉ số Độ dốc (DEM 30 m)	SLOPE
ASPECT	Chỉ số Hướng dốc (DEM 30 m)	ASPECT

2.3. Phương pháp nghiên cứu và cách tiếp cận
2.3.1. Lựa chọn biến dự đoán tối ưu và xây dựng thuật toán giải tích số

Trong giai đoạn tiền xử lý và xây dựng bộ dữ liệu chỉ số từ ảnh viễn thám và dữ liệu địa hình, các giá trị bất thường thường được thay thế bằng giá trị trung bình của tập dữ liệu nhằm đảm bảo tính nhất quán và hợp lệ trong quá trình phân tích [12]. Giá trị trung bình μ (CT1, Hình 2), với x_i là giá trị của mỗi pixel hợp lệ.

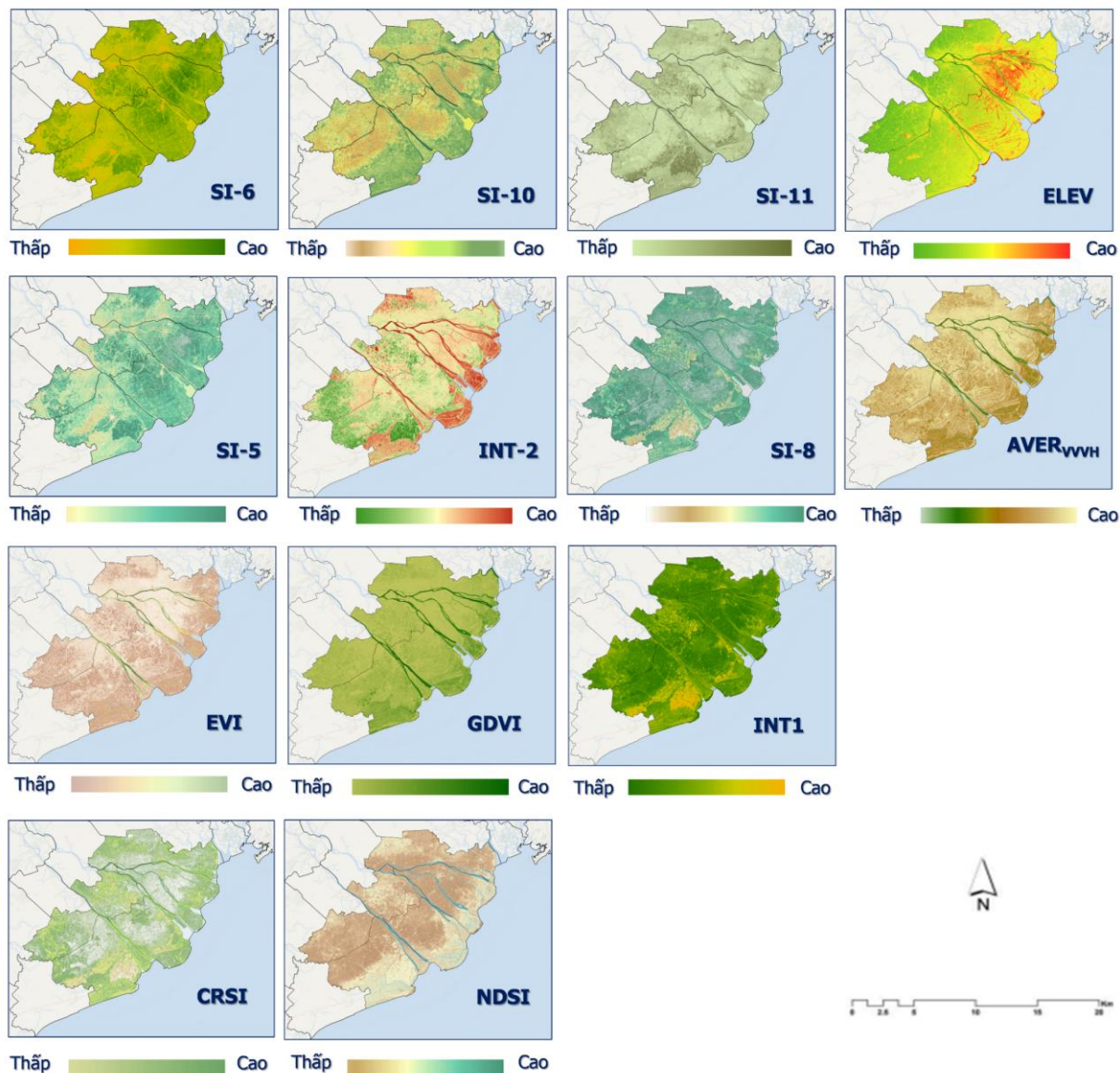
Chuẩn hóa Min-Max điều chỉnh giá trị về khoảng (0,1) hoặc (-1,1) bằng hàm tính x' (CT2, Hình 2), với x' là giá trị sau chuẩn hóa, x là giá trị gốc, $x_{\min}$ và $x_{\max}$ lần lượt là giá trị nhỏ nhất và lớn nhất trong tập dữ liệu. Phương pháp Z-score chuẩn hóa dữ liệu dựa trên giá trị trung bình và độ lệch chuẩn, nhằm đạt trung bình bằng 0 và phương sai bằng 1. Công thức Z-score (CT2, Hình 2) sử dụng μ là giá trị trung bình và σ là độ lệch chuẩn của tập dữ liệu.



Hình 2. Quy trình tích hợp viễn thám và giải tích số ước tính độ nhiệt mặt đất

Quá trình thực hiện thuật toán bình phương tối thiểu bao gồm việc xác định các điểm dữ liệu thực nghiệm (x_n, y_n) , với x_n là biến độc lập từ chỉ số ảnh viễn thám và y_n là giá trị đo đạc thực tế về độ nhiễm mặn đất. Hàm mất mát được xây dựng dựa trên tổng bình phương sai số (CT3, Hình 2), với N là số lượng dữ liệu, y_n là giá trị

thực tế của mẫu thứ n , $f(x_n; \theta)$ là giá trị dự đoán của mô hình hồi quy tại x_n , và e_n là sai số giữa giá trị thực tế và dự đoán. Để tìm nghiệm tối ưu, hệ phương trình đạo hàm được giải với điều kiện $\nabla J(\theta) = 0$. Trong đó, 13/29 chỉ số tối ưu đã được lựa chọn để tham gia vào mô hình ước tính độ nhiễm mặn đất tại DMD (Hình 3).



Hình 3. Phân bố không gian của 13 chỉ số để ước tính độ nhiễm mặn đất tại DMD

Mô hình đa thức trong nghiên cứu được áp dụng để định lượng độ nhiễm mặn đất bằng cách cực tiểu hóa hàm mục tiêu (CT4, Hình 2). Đa thức cần tìm có dạng $P(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n$ với các hệ số $a_0, a_1, \dots, a_n$. Các biến độc lập x_i đại diện cho thời gian, vị trí hoặc yếu tố ảnh hưởng đến độ nhiễm mặn, trong khi y_i là giá trị độ nhiễm mặn thực tế (biến phụ thuộc). Hàm mục

tiêu S được xây dựng từ tổng sai số bình phương giữa giá trị dự đoán và thực tế, giúp xác định đường cong tối ưu phù hợp với bộ dữ liệu. Thuật toán Gradient Descent được sử dụng để tính toán các hệ số của đa thức nhằm tối thiểu hóa hàm mục tiêu S [13].

Đối với dữ liệu viễn thám với số lượng biến đầu vào lớn và tính phức tạp trong không gian,

thuật toán này hỗ trợ tìm nghiệm của phương trình đạo hàm L (CT4, Hình 2). Giá trị gradient được tính cho từng tham số a_j dựa trên x_i^j , là giá trị biến thứ j tại điểm dữ liệu thứ i , và y_i , giá trị thực tế của điểm dữ liệu thứ i . Khi m là tổng số lượng điểm dữ liệu, mô hình sử dụng tỷ lệ học α (siêu tham số) để điều chỉnh tốc độ học và cập nhật các tham số sau từng lần lặp hoặc đến khi hàm mất mát hội tụ, đảm bảo tính tối ưu.

2.3.2. Đánh giá độ chính xác và hiệu quả của mô hình trong dự đoán độ nhiễm mặn đất

Trong nghiên cứu, 163 mẫu EC thực tế (70%) được sử dụng để huấn luyện mô hình, trong khi 70 mẫu EC còn lại (30%) được dùng để đánh giá hiệu suất và kiểm tra độ chính xác của dự đoán. Hiệu quả hồi quy thống kê được đo lường qua ba chỉ số chính: hệ số xác định (R^2), sai số bình phương trung bình gốc (RMSE), sai số tuyệt đối trung bình (MAE). Trong đó, MAE đánh giá mức độ sai lệch trung bình giữa giá trị dự đoán và thực tế, không phân biệt hướng sai số, giúp dễ phân tích nhờ cùng đơn vị với biến mục tiêu; RMSE đo độ lệch chuẩn của sai số dự đoán, cung cấp cái nhìn chi tiết hơn về sai số trung bình với đơn vị dữ liệu gốc và R^2 phản ánh khả năng mô hình giải thích biến động của biến phụ thuộc, giá trị cao cho thấy mô hình dự đoán chính xác. Các chỉ số RMSE, MAE và R^2 được sử dụng để khẳng định độ chính xác và hiệu quả của mô hình trong dự đoán độ nhiễm mặn đất,

tạo cơ sở khoa học vững chắc cho ứng dụng thực tế.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum e^2}{\sum y^2} = \frac{\hat{\beta}_2 \sum y_t x_{2t} + \hat{\beta}_3 \sum y_t x_{3t}}{\sum y_t^2} \tag{1}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{3}$$

Trong đó:

e là sai số dự đoán (giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế);

y là hiệu giữa giá trị thực tế và giá trị trung bình của biến phụ thuộc;

n là số lượng mẫu;

y_i là giá trị thực tế;

$\hat{y}_i$ là giá trị dự đoán.

2.3.3. Phân loại mức độ nhiễm mặn đất tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long

Độ dẫn điện của đất (EC) là chỉ số quan trọng dùng để đánh giá mức độ mặn trong đất, có ảnh hưởng trực tiếp đến sự phát triển của cây trồng [14]. Giá trị EC cao cho thấy hàm lượng muối lớn, phản ánh mức độ mặn cao và tiềm năng gây hại. EC được đo bằng các thiết bị chuyên dụng thông qua hai phương pháp: EC bão hòa (đo trong dung dịch bão hòa của đất) và EC 1:5 (đo theo tỷ lệ đất/nước 1:5). Đất được coi là mặn khi EC bão hòa vượt 4 dS/m (tương đương nồng độ muối 2,56‰) hoặc EC 1:5 lớn hơn 0,6 dS/m [15]. Các mức độ mặn khác nhau được phân loại theo ngưỡng cụ thể, thể hiện chi tiết trong Bảng 2.

Bảng 2. Phân chia độ nhiễm mặn của đất ảnh hưởng trong hệ sinh thái nông nghiệp

Loại đất mặn	Độ dẫn điện của đất (dS/m)	Nồng độ muối hòa tan (‰)	Ảnh hưởng đến cây trồng
Không mặn	0÷2	0 – 1,28	Mặn ảnh hưởng không đáng kể.
Mặn ít	2÷4	1,28 – 2,56	Một số cây sẽ héo dần theo thời gian, thảm thực vật không chịu được mặn sẽ chết dần. Không có sự xuất hiện của vệt muối và tinh thể muối.
Mặn trung bình	4÷8	2,56 – 5,12	Loài thực vật chịu mặn vẫn chiếm ưu thế và các loài thực vật nhạy cảm khác sẽ bị ảnh hưởng bởi muối và chết dần. Các khu vực có chỉ số nhiễm mặn tới 8 có thể xuất hiện các vệt muối hoặc các tinh thể muối.
Mặn	8÷16	5,12 – 10,24	Chỉ có rừng ngập mặn mới có thể tồn tại. Trên mặt đất sẽ có những vệt muối hoặc tinh thể muối xuất hiện.
Rất mặn	> 16	> 10,24	Cây có khả năng chịu mặn cao mới tồn tại. Khu vực này có sự xuất hiện của các vệt tinh thể muối rõ ràng.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Mô hình định lượng độ nhiễm mặn đất dựa trên mô hình tích hợp giải tích số

Lượng hóa mức độ nhiễm mặn đất tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long được thực hiện bằng Python (phiên bản 3.11.5), với dữ liệu đầu vào từ ảnh vệ tinh Landsat-8/9 OLI năm 2020. Các ảnh chỉ số tối ưu được chọn làm đầu vào cho mô hình dự đoán sử dụng phương pháp Gradient Descent nhằm tự động tối ưu hóa các tham số. Quy trình mô phỏng gồm: (i) Đọc tuần tự dữ liệu đầu vào; (ii) Tối ưu hóa mô hình; (iii) Huấn luyện mô hình trong giai đoạn tối ưu hóa; (iv) Thiết lập điều kiện ràng buộc cho mô hình. Mô hình tối ưu hóa thông qua thuật toán bình phương tối thiểu (Least Squares) và tính đạo

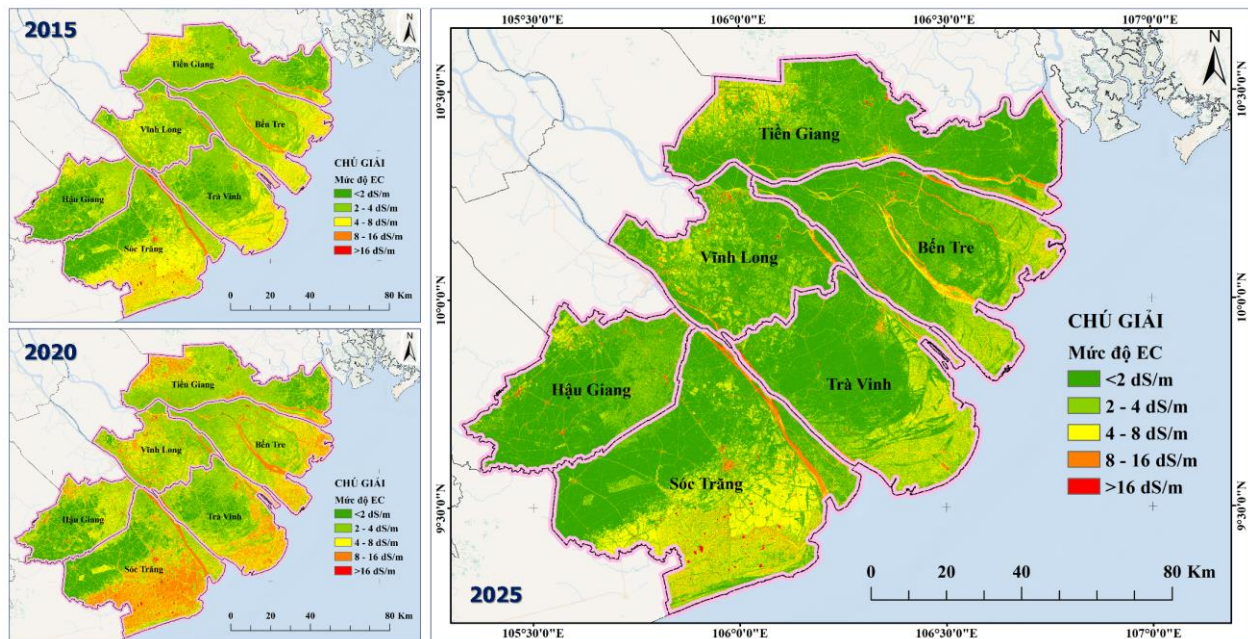
hàm của hàm mất mát (Gradient Descent). Việc tính toán và cập nhật tham số được lặp lại đến khi hội tụ hoặc đạt số lần lặp định trước. Kết quả là bản đồ mô phỏng phân bố chỉ số EC tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long. Các chỉ số từ dữ liệu ảnh vệ tinh, phản ánh tình trạng sức khỏe thực vật và độ ẩm của đất, đóng vai trò quan trọng trong việc phân tích sự phân bố mặn trong đất. Khi kết hợp với dữ liệu địa lý và thủy văn, chúng cung cấp cái nhìn toàn diện về điều kiện thực địa, góp phần nâng cao độ chính xác của mô hình dự đoán. Phương trình dự đoán được xây dựng dưới dạng toán học, cho phép ước lượng mức độ nhiễm mặn dựa trên các chỉ số viễn thám và các yếu tố liên quan.

$$\begin{aligned} EC = & 5,28 - (0,06 \times ELEV) + (4,08 \times EVI) + (0,09 \times AVE_{VVH}) - (0,01 \times GDVI) - (0,05 \times CRSI) \\ & + (6,25 \times NDSI) - (7,37 \times SI5) + (2,71 \times SI6) - (0,02 \times SI8) + (19,97 \times SI10) - (0,45 \times SI11) \\ & + (0,01 \times INT1) - (0,01 \times INT2) \end{aligned} \quad (4)$$

Sự kết hợp của các chỉ số viễn thám như EVI, GDVI, NDSI và nhóm chỉ số SI (từ SI-5 đến SI-11) đóng vai trò quan trọng trong mô hình hóa các yếu tố ảnh hưởng đến độ nhiễm mặn đất, bao gồm độ cao (ELEV) và tình trạng thực vật, đất đai. Chỉ số ELEV, với hệ số (-0,06), cho thấy mối quan hệ nghịch giữa độ cao và mức độ mặn, phù hợp với đặc điểm địa hình thấp tại DMD, nơi có độ cao trung bình chỉ khoảng 2m so với mực nước biển. Trong khi đó, chỉ số từ ảnh radar AVE_{VVH} , với hệ số (+0,09), thể hiện sự liên kết giữa giá trị radar cao và mức độ nhiễm mặn lớn hơn. Nhóm chỉ số SI thể hiện rõ sự nhạy cảm với độ mặn, với SI-5 có hệ số (-7,37) phản ánh khả năng giảm độ mặn khi giá trị tăng, còn SI-10, với hệ số (+19,97), cho thấy sự gia tăng đáng kể mức độ mặn trong các điều kiện nhất định. Ngoài ra, NDSI, với hệ số (+6,25), chứng tỏ sự gia tăng rõ rệt độ nhiễm mặn khi chỉ số này tăng, phù hợp với chức năng đo

lượng độ mặn của NDSI. Kết quả trên khẳng định tầm quan trọng của các chỉ số viễn thám trong việc dự đoán và mô tả mức độ nhiễm mặn đất.

Mô hình dự đoán EC tối ưu đạt độ chính xác cao với giá trị kỳ vọng $MAE=0,25$; $RMSE=0,29$; $R^2=0,9$. Khi so sánh giá trị EC dự đoán với EC thực tế, mô hình tiếp tục thể hiện độ chính xác tốt với các chỉ số $MAE=0,29$; $RMSE=0,33$; $R^2=0,88$. Kết quả này không chỉ khẳng định khả năng dự đoán chính xác mức độ nhiễm mặn đất của mô hình trong năm 2020, mà còn chứng minh tiềm năng ứng dụng rộng rãi của phương trình dự đoán EC khi sử dụng cho các năm khác trong quá khứ và hiện tại, cụ thể là 2015 và 2025 (Hình 4). Điều này cho thấy tính linh hoạt và độ tin cậy của mô hình trong việc ước tính mức độ nhiễm mặn đất qua các giai đoạn thời gian khác nhau.



Hình 4. Phân bố không gian độ nhiễm mặn đất tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long (Việt Nam)

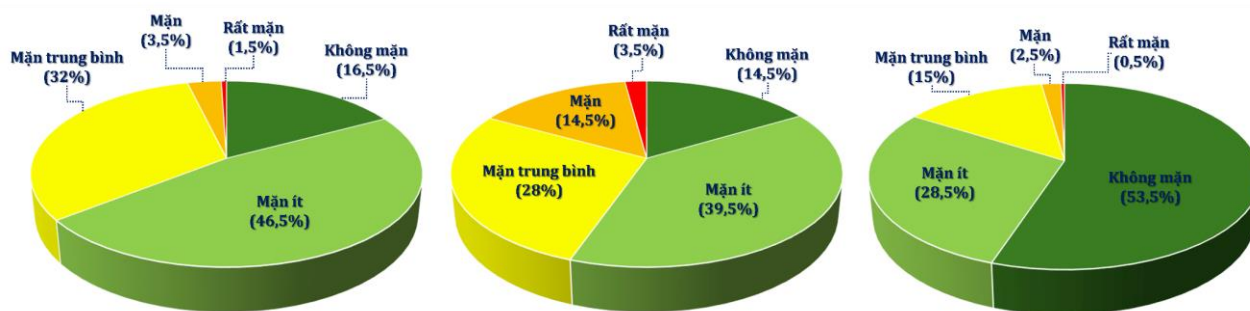
3.2. Đánh giá phân bố không gian EC trong hệ sinh thái nông nghiệp tại DMD

Quá trình xâm nhập mặn tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long (DMD) trong giai đoạn 2015-2025 (Hình 4), cho thấy xu hướng biến động và chịu ảnh hưởng lớn từ mặn hóa và các yếu tố khí hậu. Năm 2015, dòng chảy sông Mekong suy giảm nghiêm trọng, kết hợp với nước biển xâm nhập sâu, dẫn đến nhiều khu vực ven sông và vùng trũng thấp xuất hiện các vùng mặn vượt ngưỡng an toàn, thể hiện qua màu vàng và đỏ trên bản đồ phân bố. Năm 2020, dưới tác động của lượng mưa giảm mạnh và mùa khô kéo dài, DMD phải đối mặt với đợt xâm nhập mặn sâu và rộng nhất lịch sử, với vùng mặn màu cam và đỏ tập trung dày đặc tại các tỉnh ven biển như Bến Tre, Trà Vinh, Sóc Trăng, và xâm nhập sâu vào nội đồng tỉnh Tiền Giang.

Đến năm 2025, từ tháng 2 đến cuối mùa khô, khu vực này dự kiến chịu ảnh hưởng của xâm nhập mặn trong các kỳ triều cường vào tháng 3 và tháng 4. Nếu dòng chảy thượng nguồn tiếp tục suy giảm do hạn hán kéo dài, cùng với sự suy giảm lượng mưa, nguy cơ xâm nhập mặn sâu hơn có thể gia tăng. Mức nước biển dâng cao và biến đổi khí hậu, bao gồm

hiệt độ tăng và quy luật mưa thay đổi, đã khiến vùng nhiễm mặn tiếp tục mở rộng, dù mức độ nghiêm trọng thấp hơn năm 2020 (Hình 4). Tuy vậy, các khu vực mặn màu cam và đỏ vẫn lan sâu vào nội địa, đặc biệt tại các vùng sản xuất nông nghiệp trọng yếu. Tác động này không chỉ gây ảnh hưởng tiêu cực đến sản xuất lúa gạo và cây ăn trái – ngành kinh tế cốt lõi của DMD, mà còn đe dọa an ninh lương thực (SDG-2) và làm tăng thêm thách thức trong ứng phó với biến đổi khí hậu (SDG-13).

Hệ sinh thái nông nghiệp tại Đồng bằng sông Cửu Long (DMD) bao gồm năm loại hình đất chính: đất trồng lúa (ĐTL), đất trồng cây hàng năm (ĐTCHN), đất trồng cây lâu năm (ĐTCLN), đất nuôi trồng thủy sản (ĐNTTS) và đất làm muối (ĐLM). Các loại đất này đóng vai trò cốt lõi trong phát triển kinh tế, đảm bảo sinh kế cho cộng đồng địa phương. Đáng chú ý, ĐTL và ĐTCHN đặc biệt dễ chịu ảnh hưởng từ xâm nhập mặn, làm giảm đáng kể năng suất và chất lượng cây trồng. Việc phân loại đất theo mục đích sử dụng không chỉ giúp đánh giá chính xác tác động của nhiễm mặn mà còn hỗ trợ xây dựng các giải pháp ứng phó và thích nghi hiệu quả.



Hình 5. Mức độ nhiễm mặn đất ở các hệ sinh thái nông nghiệp tại DMD trong giai đoạn 2015-2025

Trong nghiên cứu, biểu đồ tỷ lệ % mức độ nhiễm mặn tại DMD giai đoạn 2015-2025 được thiết lập để minh họa xu hướng biến động (Hình 5). Năm 2015, tổng diện tích đất Mặn và Rất mặn chiếm 5%. Đến năm 2020, tỷ lệ này tăng lên đáng kể, đạt 18%, tức tăng 13%

so với năm 2015. Đến năm 2025, tỷ lệ đất Mặn và Rất mặn giảm xuống còn 3%. Thống kê chi tiết về mức độ nhiễm mặn tại DMD được trình bày cụ thể trong Bảng 3, góp phần cung cấp thông tin hữu ích cho công tác quản lý và quy hoạch vùng.

Bảng 3. Độ nhiễm mặn đất trong hệ sinh thái nông nghiệp tại DMD giai đoạn 2015-2025

Đơn vị: ha

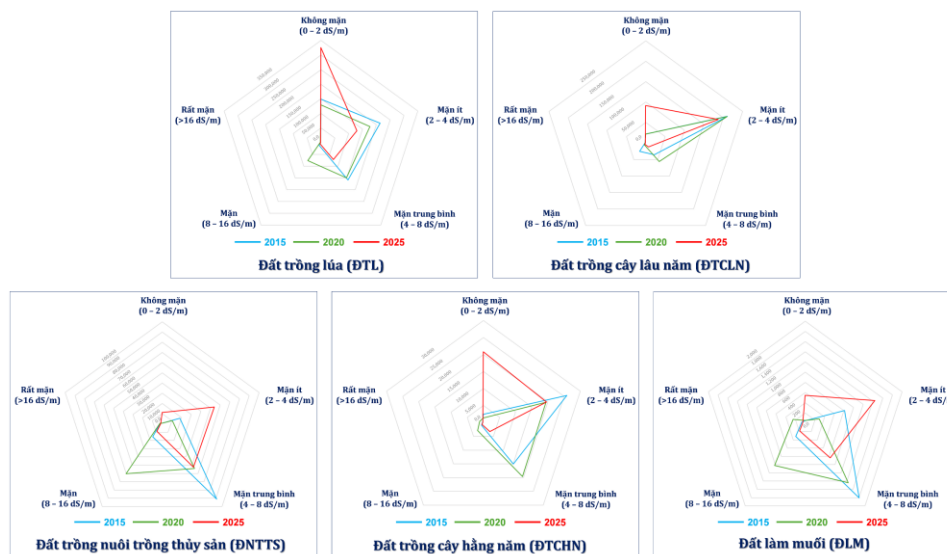
	Mức độ nhiễm mặn(dS/m)	ĐTL	ĐTCHN	ĐTCLN	ĐNTTS	ĐLM
2015	Không mặn (0÷2)	148.968	2.420	21.948	790	50
	Mặn ít (2÷4)	213.751	25.844	211.069	18.368	811
	Mặn trung bình (4÷8)	158.690	15.006	35.403	90.947	1.806
	Mặn (8÷16)	11.208	936	25.043	15.714	315
	Rất mặn (>16)	1.332	258	1.640	1.862	71
2020	Không mặn (0÷2)	128.968	1.420	21.678	690	57
	Mặn ít (2÷4)	176.760	19.409	210.169	10.585	289
	Mặn trung bình (4÷8)	149.545	19.585	56.213	53.976	1.438
	Mặn (8÷16)	76.748	2.888	5.313	60.215	1.018
	Rất mặn (>16)	1.927	1.162	1.730	2.215	251
2025	Không mặn (0÷2)	325.728	20.828	91.598	11.275	546
	Mặn ít (2÷4)	129.545	19.585	186.970	53.976	1.438
	Mặn trung bình (4÷8)	72.148	3.224	11.712	52.277	834
	Mặn (8÷16)	5.600	664	3.651	8.939	185
	Rất mặn (>16)	927	162	1.171	1.215	51

Phân tích biểu đồ radar (Hình 6) cho thấy sự biến đổi mức độ mặn tại DMD giai đoạn 2015-2025 với những thay đổi đáng chú ý ở các loại đất. Đất trồng lúa (ĐTL) có diện tích ở mức mặn thấp giảm dần, gây thách thức lớn vì đất nhiễm mặn cao khó phục hồi. Xu hướng chuyển đổi từ trồng lúa sang lúa – tôm hoặc nuôi trồng thủy sản tăng nhanh, đòi hỏi người dân thích nghi với kỹ thuật mới. Đất trồng cây lâu năm

(ĐTCLN) ghi nhận diện tích ở mức mặn ít tăng mạnh, nhưng các cây như dừa và trà vẫn bị ảnh hưởng khi độ mặn vượt ngưỡng chịu đựng. Đất trồng cây hàng năm (ĐTCHN) có diện tích ở mức mặn ít và trung bình tăng, nhưng vẫn dễ tổn thương. Đất nuôi trồng thủy sản (ĐNTTS) và đất làm muối (ĐLM) chủ yếu nằm trong ngưỡng mặn trung bình và cao, nhưng nếu độ mặn vượt ngưỡng 16 dS/m, sẽ gây nguy cơ nghiêm trọng

cho sản xuất và hệ sinh thái. Biến đổi khí hậu và các năm El Niño làm gia tăng khô hạn, giảm dòng chảy thượng nguồn, khiến nước mặn xâm

nhập sâu vào nội đồng, tác động tiêu cực đến sản xuất nông nghiệp và đời sống người dân.



Hình 6. Biểu đồ radar thể hiện mức độ nhiễm mặn đất ở các hệ sinh thái nông nghiệp tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long trong giai đoạn 2015-2025

4. KẾT LUẬN

Xâm nhập mặn là một vấn đề môi trường nghiêm trọng tại hạ du Đồng bằng sông Cửu Long (DMD), đe dọa trực tiếp đến an ninh lương thực, sinh kế người dân, và sự phát triển nông nghiệp bền vững của khu vực. Nghiên cứu đã xây dựng mô hình dự báo với độ chính xác cao, thể hiện qua các thông số đánh giá $MAE=0,29$; $RMSE=0,33$; $R^2=0,88$. Các chỉ số như SI10, SI5, NDSI, EVI, SI6, SI11, AVE_{VVH} và ELEV đóng vai trò quan trọng trong việc mô hình hóa sự tương tác giữa các yếu tố môi trường, lớp phủ/sử dụng đất và điều kiện địa lý. Đặc biệt, mô hình tích hợp công nghệ viễn thám, dữ liệu địa hình và giải tích số, sử dụng phương pháp bình phương tối thiểu tối ưu hóa bằng thuật toán Gradient Descent, mang lại kết quả định lượng và dự báo đáng tin cậy, giúp nhận diện sớm các khu vực có nguy cơ cao, hỗ trợ quản lý tài nguyên và thích ứng với biến đổi khí hậu.

Để nâng cao hiệu quả ứng phó, cần cập nhật và duy trì hệ thống theo dõi xâm nhập mặn dựa trên viễn thám và phân tích số liệu, đặc biệt trong bối cảnh dòng chảy sông Mekong bị ảnh

hưởng bởi biến đổi khí hậu. Việc mở rộng nghiên cứu tích hợp thêm các yếu tố khí tượng – thủy văn, cũng như sử dụng dữ liệu đa thời gian, là cần thiết để cải thiện khả năng dự báo và áp dụng cho các vùng ven biển khác tại Việt Nam. Kết quả nghiên cứu cần được ứng dụng vào quy hoạch và chính sách nông nghiệp, nhằm xác định vùng nguy cơ, điều chỉnh cây trồng và xây dựng mô hình canh tác bền vững, qua đó đạt được các Mục tiêu Phát triển Bền vững (SDGs).

Những hành động này không chỉ góp phần thực hiện cam kết của Việt Nam tại COP26 về đạt mức phát thải ròng bằng "0" vào năm 2050 mà còn thúc đẩy phát triển nông nghiệp bền vững, tăng cường hợp tác quốc tế, và nâng cao năng lực ứng phó với biến đổi khí hậu trong cộng đồng. Đồng bằng sông Cửu Long cần được xây dựng thành một nền kinh tế xanh, linh hoạt và bền vững. Ngoài ra, cần xem xét kỹ lưỡng tác động tiềm tàng của kênh đào Phù Nam nếu đi vào hoạt động, bởi công trình này có thể làm thay đổi dòng chảy tự nhiên, ảnh hưởng đến hệ sinh thái đất ngập nước và gia tăng nguy cơ xâm nhập mặn tại khu vực hạ du.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi nhiệm vụ khoa học QG.24.06 của ĐHQGHN. Nhóm tác giả xin cảm ơn Cục Khảo sát Địa chất Hoa Kỳ (USGS) đã cung cấp quyền truy cập mở dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Paolo Tarolli, Jian Luo, Edward Park, Gianni Barcaccia, & Roberta Masin (2024). Soil salinization in agriculture: Mitigation and adaptation strategies combining nature-based solutions and bioengineering. *iScience*. 27(2): 108830.

Doi: 10.1016/j.isci.2024.108830

[2]. Sobiya Manzoor, Ufaq Fayaz, Aamir Hussain Dar, Kshirod Kumar Dash, Rafeeya Shams, Iqra Bashir, Vinay Kumar Pandey, & Gholamerazi Abdi (2024). Sustainable development goals through reducing food loss and food waste: A comprehensive review. *Future Foods*. 9: 100362.

Doi: 10.1016/j.fufo.2024.100362.

[3]. Amin Zeynolabedin, Reza Ghiassi, Reyhaneh Norooz, Saliha Najib, & Ahmed Fadili (2021). Evaluation of geoelectrical models efficiency for coastal seawater intrusion by applying uncertainty analysis. *Journal of Hydrology*. 603: 127086.

Doi: 10.1016/j.jhydrol.2021.127086.

[4]. Milad Ebrahimi, Hamidreza Kazemi, Majid Ehtashemi, & Thomas D. Rockaway (2016). Assessment of groundwater quantity and quality and saltwater intrusion in the Damghan basin, Iran. *Geochemistry*. 76 (2): 227–241.

Doi: 10.1016/j.chemer.2016.04.003.

[5]. Francis B.T. Silatsa, & Fassil Kebede (2023). A quarter century experience in soil salinity mapping and its contribution to sustainable soil management and food security in Morocco. *Geoderma Regional*. 34: e00695. Doi: 10.1016/j.geodrs.2023.e00695

[6]. Volkan Bilgili A., Van Es H. M., Akbas F., Durak A. & Hively W. D. (2010). Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. *Journal of Arid Environments*. 74(2): 229–238.

Doi: 10.1016/j.jaridenv.2009.08.011.

[7]. Prashant Kumar, Prasoon Tiwari, Arkoprovo Biswas, & Prashant Kumar Srivastava (2024). Spatio-temporal assessment of soil salinization utilizing remote sensing derivatives, and prediction modeling: Implications for sustainable development. *Geoscience Frontiers*. 15(6): 101881.

Doi: 10.1016/j.gsf.2024.101881.

[8]. Górriz J. M., Álvarez-Illán I., Álvarez-Marquina A., Arco J. E., Atzmueller M., Ballarini F., Barakova E., Bologna G., Bonomini P., Castellanos-Dominguez G., Castillo-Barnes D., Cho S. B., Contreras R., Cuadra J. M., Domínguez E., Domínguez-Mateos F., Duro R. J., Elizondo D., Fernández-Caballero A., Fernandez-Jover E. & Ferrández-Vicente J. M. (2023). Computational approaches to Explainable Artificial Intelligence: Advances in theory, applications and trends. *Information Fusion*. 100: 1011945.

Doi: 10.1016/j.inffus.2023.101945.

[9]. Stephan Helfrich, Arne Herzel, Stefan Ruzika, & Clemens Thielen (2024). Using scalarizations for the approximation of multiobjective optimization problems: towards a general theory. *Mathematical Methods of Operations Research*. 100(1): 27–63.

Doi: 10.1007/s00186-023-00823-2.

[10]. Asian Development Bank (2022). Agriculture, Natural Resources and Rural Development Sector Assessment, Strategy and Road Map - Viet Nam 2021–2025.

[11]. Ho Huu Loc, Mindy Low Lixian, Edward Park, Tran Duc Dung, Sangam Shrestha, & Yong-Jin Yoon (2021). How the saline water intrusion has reshaped the agricultural landscape of the Vietnamese Mekong Delta, a review. *Science of The Total Environment*. 794: 148651.

Doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.148651.

[12]. Carlotta Giannelli, Sofia Imperatore, Lisa Maria Kreusser, Estefanía Loayza-Romero, Fatemeh Mohammadi, & Nelly Villamizar (2024). A general formulation of reweighted least squares fitting. *Mathematics and Computers in Simulation*. 225: 52–65.

Doi: 10.1016/j.matcom.2024.04.029.

[13]. Lluís Jofre & Alireza Doostan (2022). Rapid aerodynamic shape optimization under uncertainty using a stochastic gradient approach. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 65(7): 196.

Doi: 10.1007/s00158-022-03293-y.

[14]. Sebastián Bañón, Sara Álvarez, Daniel Bañón, María Fernanda Ortuño, & María Jesús Sánchez-Blanco (2021). Assessment of soil salinity indexes using electrical conductivity sensors. *Scientia Horticulturae*. 285: 110171.

Doi: 10.1016/j.scienta.2021.110171.

[15]. Kotuby-Amacher, Jan, Rich Koenig, & Boyd Kitchen. (2000). "Salinity and plant tolerance." *Electronic Publication AG-SO-03*, Utah State University Extension, Logan CATENA. 3: 1-8