

XÂY DỰNG PHƯƠNG PHÁP XÁC ĐỊNH ĐƯỜNG BỜ DỰA TRÊN ẢNH VIỄN THÁM BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC SÂU

Nguyễn Văn Nam¹, Nguyễn Thanh Đoàn², Nguyễn Thành Tùng¹

¹Trường Đại học Tài nguyên Môi trường Hà Nội

²Đại học Trắc địa - Bản đồ Mátxcova, Liên Bang Nga

Tóm tắt

Bài báo trình bày phương pháp xác định đường bờ dựa trên phương pháp học sâu. Thực nghiệm đã được tiến hành cho hai khu vực ở Việt Nam sử dụng ảnh vệ tinh Sentinel-2. Kết quả của bài báo đã thực hiện so sánh phương pháp mới với một loạt phương pháp được sử dụng phổ biến hiện nay như sử dụng các chỉ số thực vật, chỉ số nước, sử dụng phương pháp phân ngưỡng ảnh, sử dụng thuật toán phân loại Support Vector Machine để làm nổi bật ưu cũng như nhược điểm của phương pháp học sâu khi giải quyết bài toán xác định đường bờ.

Từ khóa: Viễn thám; Đường bờ; Ảnh vệ tinh; Học sâu; Mạng nơron; Chỉ số thực vật; Chỉ số nước.

Abstract

Shoreline detection using remote sensing data with deep learning technology

This paper presented method identifying shorelines using remote sensing images and deep learning method. Experiments were conducted at two areas in Vietnam using Sentinel-2 satellite imagery. Comparing deep learning with traditional methods, such as support vector machine (SVM) and NDWI index shows that deep learning is an effective method for semantic segmentation remote sensing data. Measures for improving the accuracy of deep learning model when determining water surface were also proposed.

Keywords: Remote sensing; Coastline; Satellite image; Deep learning; Neural network; SVM; NDWI.

1. Đặt vấn đề

Vấn đề xác định đường bờ biển, bờ sông từ lâu đã ảnh hưởng rất nhiều đến các lĩnh vực của cuộc sống, vì nước luôn là nguồn tài nguyên quý giá của nhân loại, đặc biệt là với Việt Nam - đất nước có hệ thống sông ngòi kênh rạch và đường bờ biển rất dài. Từ lâu, dữ liệu viễn thám như ảnh chụp vệ tinh, ảnh hàng không đã được sử dụng để xác định đường bờ biển do ưu điểm của độ phủ cao, có khả năng theo dõi đánh giá biến động bằng ảnh đa thời gian, có khả năng làm việc ở những khu vực khó tiếp xúc trực tiếp trên thực địa,...

Một số phương pháp thường được sử dụng để xác định đường bờ dựa trên ảnh viễn thám có thể kể đến là:

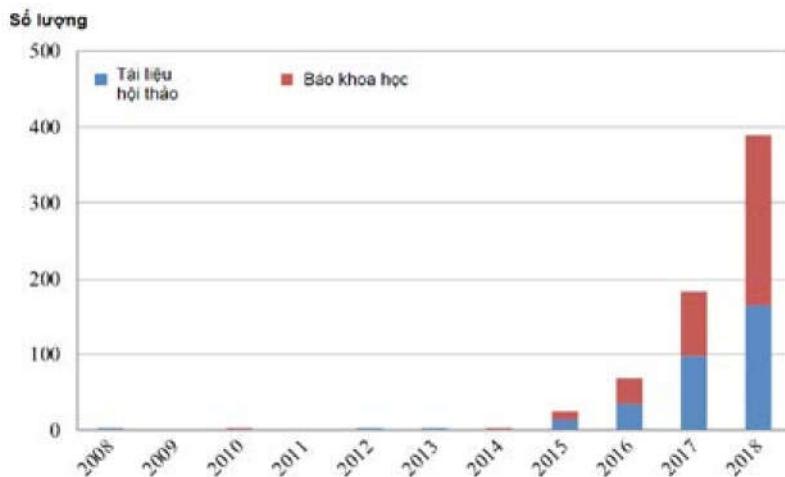
- *Phương pháp giải đoán thủ công.* Phương pháp này yêu cầu người giải đoán phải có kinh nghiệm xác định ranh giới nước/đất liền. Quá trình giải đoán thực hiện trên các phần mềm số hóa bản đồ chuyên dụng như ArcMap, QGIS, Mapinfo. Phương pháp này phù hợp với các khu vực có quy mô nhỏ, đường bờ không phức tạp, tuy nhiên để áp dụng với khu vực rộng lớn và hệ thống sông ngòi, bờ biển phức tạp thì sẽ cần thời gian và nguồn lực rất lớn. Đặc điểm của phương pháp này là kết quả thu được phụ thuộc hoàn toàn vào chủ quan của người thực hiện, dẫn đến tình trạng cùng một khu vực, hai người thực hiện sẽ cho hai đường bờ khác nhau.

- *Phương pháp phân ngưỡng ảnh sử dụng các chỉ số quang phổ.* Các chỉ số quang phổ như NDVI, NDWI, MNDWI

từ lâu đã được áp dụng để phân loại bề mặt nước và bề mặt đất liền [1]. Mục tiêu của việc sử dụng các chỉ số này là làm nổi bật sự khác biệt giữa bề mặt nước với đất liền trên ảnh bằng cách sử dụng các công thức tính toán tương quan giữa các kênh ảnh viễn thám. Ưu điểm của phương pháp này là dễ sử dụng và thời gian tính toán nhanh. Tuy nhiên những chỉ số quang phổ trên không phân biệt hiệu quả bề mặt nước với các khu vực dân cư, vì thế kết quả thu được chưa tối ưu và yêu cầu xử lý hậu kỳ cẩn thận.

- *Phương pháp học máy (Machine*

learning). Một số phương pháp phân loại có giám sát như phương pháp xác suất cực đại (Maximum Likelihood), phương pháp máy vectơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM), thường được sử dụng khi xử lý bài toán phân loại đối tượng trên ảnh viễn thám. Các phương pháp này đều yêu cầu dữ liệu mẫu để tiến hành phân loại, ở đây là tập hợp các giá trị kênh ảnh được gán nhãn cho từng lớp đối tượng cần phân loại. Phương pháp học máy hiện đang là phương pháp được áp dụng phổ biến nhất và đem lại kết quả tốt hơn phương pháp sử dụng chỉ số quang phổ [2].



Hình 1: Số lượng các bài báo khoa học liên quan tới sử dụng công nghệ học sâu trong viễn thám tăng theo từng năm theo thống kê trên hệ thống Scopus [3]

Ngoài các phương pháp kể trên, hiện nay phương pháp học sâu đang ngày càng được chú ý và nghiên cứu áp dụng vào viễn thám. Học sâu là một nhánh của học máy và đê cập đến các mạng thần kinh có khả năng học dữ liệu đầu vào với các biểu diễn trừu tượng. Mặc dù phương pháp này được phát minh từ lâu, tuy nhiên vào giai đoạn đầu nó chưa được chú ý do các mô hình mạng thần kinh sơ khai chưa đạt được độ chính xác như các phương pháp học máy truyền thống. Chỉ đến giai đoạn mười năm gần đây, phương pháp học sâu mới nhận được sự quan tâm của các nhà nghiên cứu sau khi một loạt các mô hình mạng thần kinh hiện đại ra đời như AlexNet, Resnet

và U-Net đã thể hiện độ chính xác ấn tượng trong các bài toán thị giác máy tính. Khác với các phương pháp truyền thống, phương pháp học sâu có khả năng tự động học các quy luật trừu tượng của đối tượng cần phân loại mà không cần sự tác động của con người, từ đó đem lại kết quả có độ tin cậy cao hơn. Nhược điểm của nó là yêu cầu cần có dữ liệu đầu vào để xử lý rất lớn, cùng với đó là khả năng tính toán của máy tính cũng cần mạnh tương ứng.

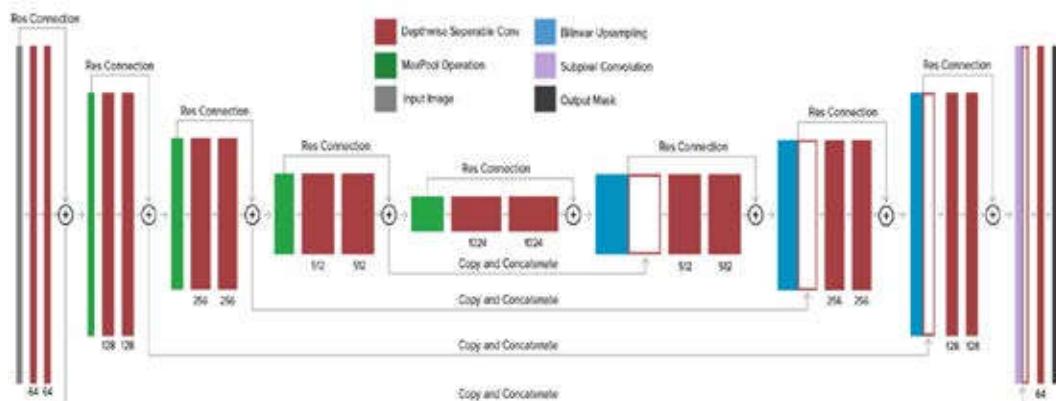
2. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu này tiến hành áp dụng mô hình mạng thần kinh cải tiến từ mô hình U-Net được giới thiệu bởi Olaf

Nghiên cứu

Ronneberger và các đồng nghiệp của ông vào năm 2015 [4]. Cấu trúc mạng thần kinh này gồm hai phần là phần mã hóa (encoder) và phần giải mã (decoder) được xây dựng đối xứng với nhau (Hình 2). Phần mã hóa là một mạng tích chập điển hình có nhiệm vụ phân loại đối tượng trên ảnh thành các lớp theo yêu cầu. Phần giải mã cũng là một mạng tích chập nhưng có cấu trúc ngược với bộ mã hóa, có nhiệm vụ xác định từng điểm trên ảnh thuộc

lớp nào. Để đảm bảo thông tin phân loại không bị mất mát, giữa hai phần mã hóa và giải mã được kết nối với nhau bằng các kết nối nhảy cóc concatenate [5]. Trong nghiên cứu này, cấu trúc mạng tích chập Resnet 34 được sử dụng để xây dựng phần mã hóa và giải mã do cấu trúc này đảm bảo được khả năng học của mô hình qua nhiều lớp mạng thần kinh mà không ảnh hưởng tiêu cực đến kết quả thu được [6].



Hình 2: Cấu trúc của mô hình mạng thần kinh sử dụng trong nghiên cứu

Quá trình học của mạng thần kinh nhân tạo sử dụng thuật toán truyền ngược sai số. Thuật toán này có thể được chia thành hai giai đoạn: lan truyền, cập nhật trọng số [7, 8].

3. Khu vực nghiên cứu và dữ liệu

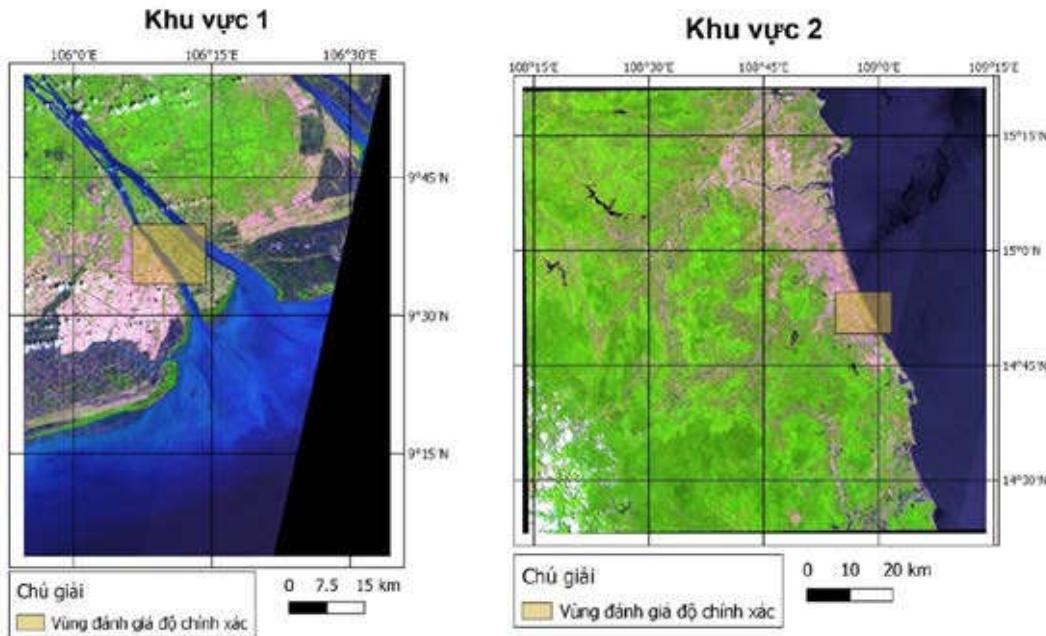
3.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực tiến hành nghiên cứu ở hai khu vực: Khu vực 1 nằm trên đồng bằng sông Cửu Long, do đây là khu vực đang ghi nhận những biến đổi tiêu cực do sạt lở cũng như bồi đắp bờ sông, biển. Khu vực này có lượng chất rắn lơ lửng trong nước lớn, chất lượng nước không đồng đều, dẫn đến phô phản xạ thu được trên ảnh cũng không đồng nhất. Khu vực 2 là vùng ven biển miền Trung Việt Nam, cách xa các sông lớn, nơi có chất lượng nước như nhau, nhưng chịu tác động của gió khiến mặt nước phản chiếu không đồng đều (Hình 3). Theo quy luật, đây là hai tình

huống gây khó khăn khi xác định các vùng nước bề mặt từ từ ảnh viễn thám bằng các phương pháp tự động [2].

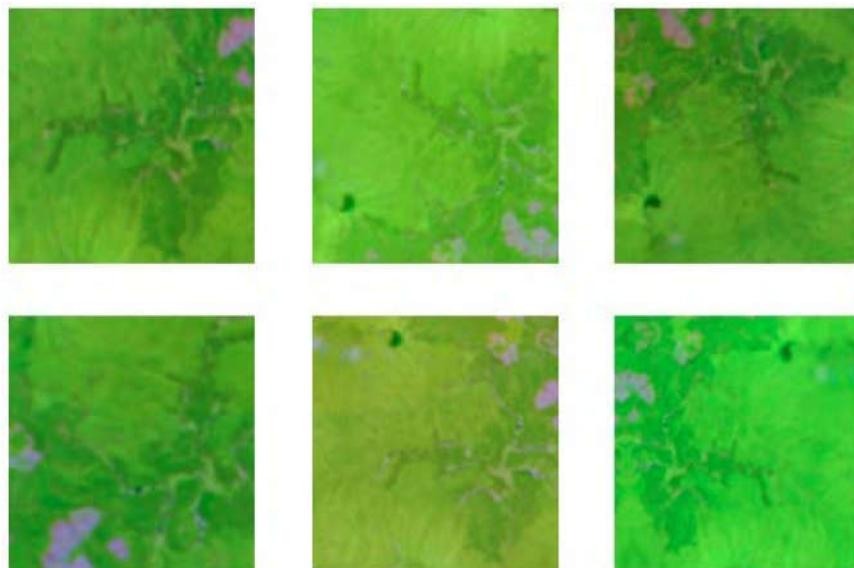
3.2. Dữ liệu

Dữ liệu chính dùng trong nghiên cứu này là ảnh vệ tinh Sentinel-2. Với ưu thế độ phân giải cao và nhiều kênh đa phổ, dữ liệu Sentinel-2 đặc biệt có triển vọng trong việc lập bản đồ, giám sát sử dụng đất, quan sát những thay đổi của thảm thực vật và giám sát nguồn nước. Số hiệu cảnh ảnh chụp khu vực đồng bằng sông Cửu Long là: S2A_MSIL2A_20200225T031711_N0214_R118_T48PXR_20200225_T072321, chụp ngày 25/02/2020. Số hiệu cảnh ảnh chụp khu vực duyên hải miền Trung là: S2A_MSIL2A_20190518T030551_N0212_R075_T49PBS_20190518_T073920, chụp ngày 18/05/2019, được tải về từ trang điện tử của cơ quan địa chất Hoa Kỳ (USGS).



Hình 3: Khu vực nghiên cứu (Khu vực 1 - DBSCL; Khu vực 2 - Duyên hải Miền Trung)

4. Quy trình các bước thực hiện

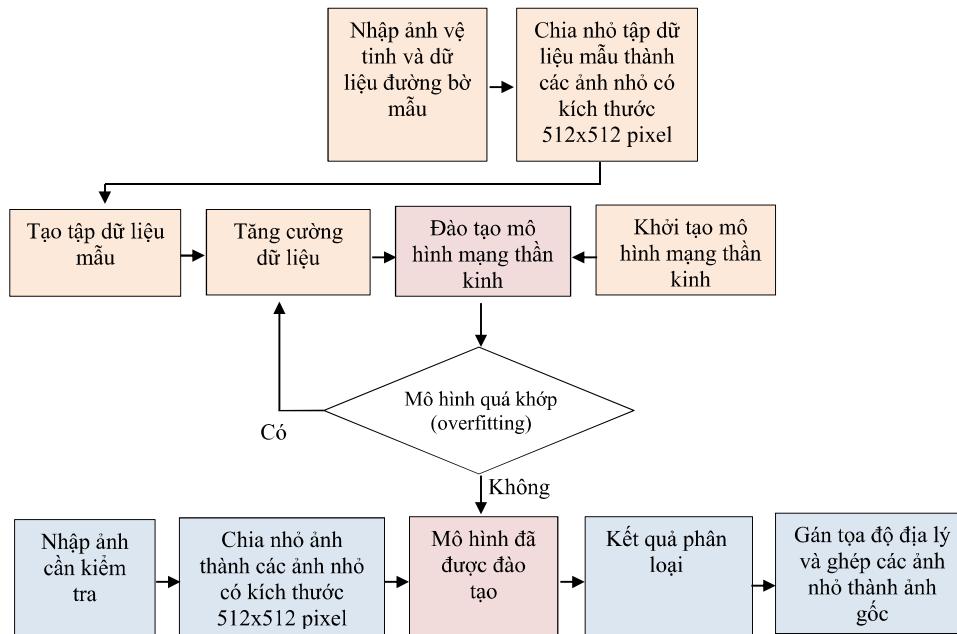


Hình 4: Sử dụng phương pháp tăng cường dữ liệu để tạo các dữ liệu mẫu chỉ từ 1 ảnh gốc

Để mô hình mạng thần kinh hoạt động tốt cần lượng dữ liệu mẫu rất lớn. Để giảm lượng dữ liệu đầu vào cần áp dụng một số phương pháp như phương pháp học truyền (Transfer learning) và phương pháp tăng cường dữ liệu (Data augmentation). Các

tùy chọn tăng dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này là phóng to, xoay, lật hình ảnh, đổi độ sáng, độ tương phản và tông màu. Dựa trên một hình ảnh gốc, có thể tạo nhiều biến thể với một số thay đổi nhất định cho các tham số trên (Hình 4).

Nghiên cứu



Hình 5: Quy trình đào tạo và sử dụng mô hình mạng thần kinh để phân loại bờ mặt nước và đất liền từ ảnh viễn thám

Việc học truyền sử dụng mô hình được đào tạo từ trước sẽ giúp giảm thời gian mô hình mạng thần kinh học trên tập dữ liệu mới, đồng thời giảm lượng dữ liệu đầu vào [8, 9].

Quy trình tiến hành nghiên cứu như Hình 5.

5. Thực nghiệm

Quá trình thực nghiệm chia thành hai phần chính. Phần đầu tiên là hiện thực hóa phương pháp xác định đường bờ bằng công nghệ học sâu, phần thứ hai là so sánh kết quả thu được của phương pháp này với một số phương pháp khác như phương pháp phân ngưỡng ảnh và phương pháp máy vector hỗ trợ SVM. Phần đầu tiên được thực hiện trên ngôn ngữ lập trình Python với sự hỗ trợ của thư viện FastAI. Các phương pháp phân ngưỡng ảnh và SVM thực hiện trên các phần mềm chuyên dụng là QGIS và ENVI 5. Tất cả quá trình nghiên cứu thực hiện trên máy tính với cấu hình như sau:

ngữ lập trình Python với sự hỗ trợ của thư viện FastAI. Các phương pháp phân ngưỡng ảnh và SVM thực hiện trên các phần mềm chuyên dụng là QGIS và ENVI 5. Tất cả quá trình nghiên cứu thực hiện trên máy tính với cấu hình như sau:

1. Chip xử lý Intel i7-7700HQ 2,8 GHz
2. RAM 16GB
3. Card đồ họa Nvidia Geforce GTX 1060 với 6GB bộ nhớ
4. Ổ cứng SSD tổng dung lượng 1TB

Ảnh Sentinel-2 được sử dụng làm dữ liệu gốc do có độ phủ cao, có nhiều kênh ảnh đa phỏng, khả năng truy cập tự do, không mất chi phí mua ảnh, có sẵn ảnh từ 2015 đến nay.

Bảng 1. Mô tả dữ liệu đầu vào cho các phương pháp phân loại

Phương pháp phân loại		Kênh ảnh sử dụng
Chỉ số	NDWI (Green-NIR)/(Green+NIR)	Green, NIR ($0,85 \mu\text{m}$)
	MNDWI (Green-SWIR1)/ (Green+SWIR1)	Green, SWIR ₁ ($1,57 \mu\text{m}$)
	NDVI (NIR-Red)/(NIR+Red)	Red, NIR
Phương pháp máy vectơ hỗ trợ (SVM)		Green, Red, NIR, SWIR ₁ , SWIR ₂ ($2,11 \mu\text{m}$)
Mô hình mạng nơron		Red, NIR, SWIR ₁

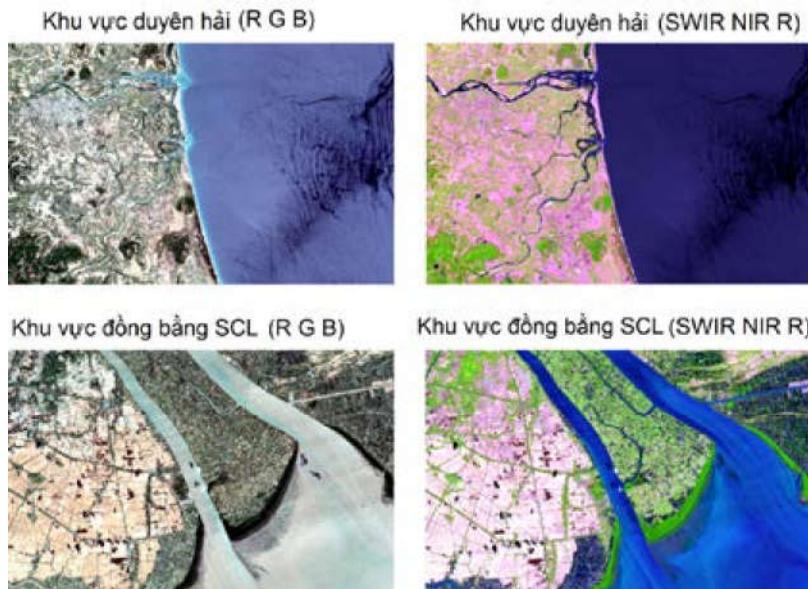
Khu vực tiến hành nghiên cứu nếu chỉ sử dụng các phương pháp phân loại truyền thống thì khả năng kết quả thu được sẽ có sai số khá cao. Mô hình mạng nơron sâu áp dụng trong nghiên cứu này có nhược điểm là chỉ sử dụng được 3 kênh ảnh để phân tích, vì thế chọn ra 3 kênh ảnh phù hợp nhất cũng vô cùng quan trọng. Bảng 2 thống kê hệ số tương quan giữa các kênh ảnh Sentinel-2 tại khu vực nghiên cứu.

Bảng 2. Ma trận tương quan giữa các kênh ảnh Sentinel-2

Kênh	Green	Red	NIR	SWIR1	SWIR2
Green	1.00000	0.96145	0.37698	0.58149	0.67358
Red	0.96145	1.00000	0.27848	0.54587	0.67240
NIR	0.37698	0.27848	1.00000	0.83350	0.67097
SWIR1	0.58149	0.54587	0.83350	1.00000	0.94859
SWIR2	0.67358	0.67240	0.67097	0.94859	1.00000

Từ ma trận trên có thể thấy 3 kênh ảnh Sentinel-2 là Red, NIR, SWIR1 ít có sự tương đồng với nhau, vì thế ba kênh này được chọn là đầu vào cho mô hình mạng nơron.

Để đảm bảo tính khách quan cho quá trình đánh giá sai số, những dữ liệu sử dụng để đào tạo mô hình mạng nơron cần kinh không nằm trên khu vực tiến hành khảo sát sai số. Tập dữ liệu mẫu gồm có 3545 ảnh kích thước 512 x 512 pixel.



**Hình 6: Ảnh Sentinel-2 tại hai khu vực đánh giá sai số
(hai cách kết hợp kênh ảnh khác nhau)**

6. Kết quả và thảo luận

Để đánh giá hiệu quả của từng phương pháp, ngoài việc đánh giá độ chính xác, thời gian tính toán còn được xác định, không kể thời gian lựa chọn các tính năng. Số liệu tại Bảng 3 là kết quả thu được.

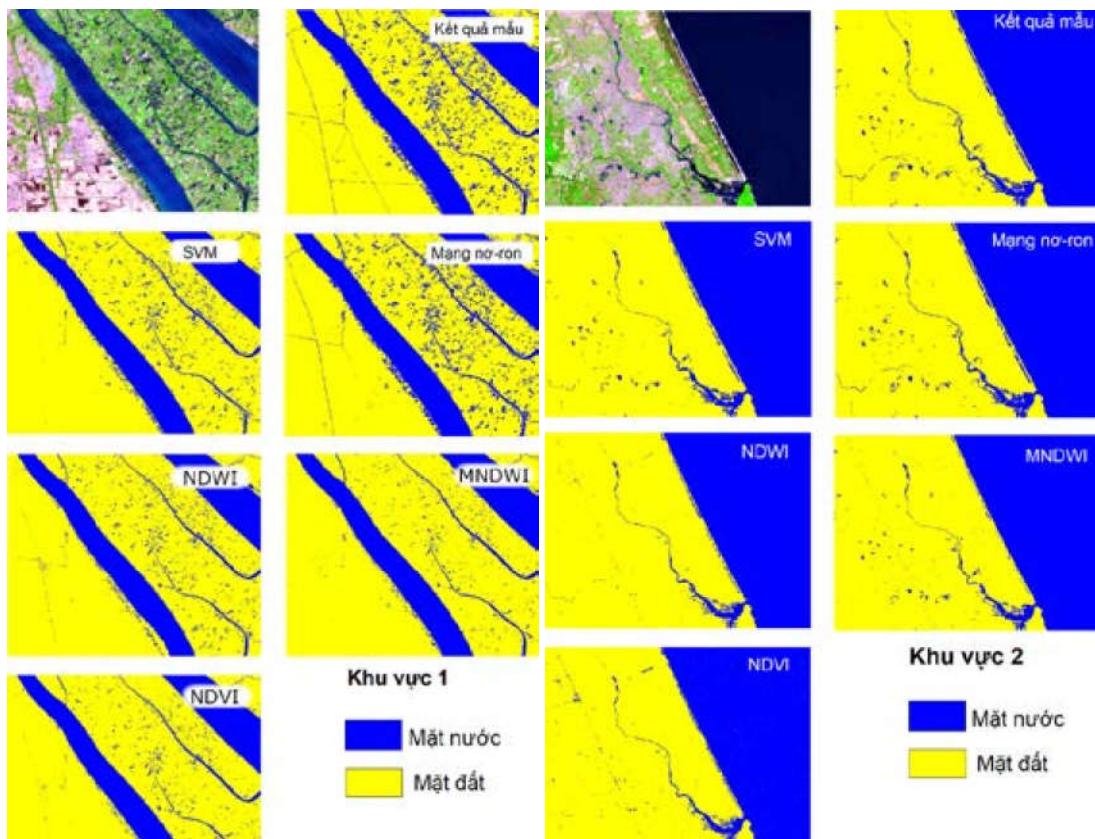
Từ kết quả Bảng 3 có thể thấy rằng đối với những vùng chất lượng nước

không đồng đều do có nhiều chất rắn lơ lửng như ở Đồng bằng sông Cửu Long thì độ chính xác của các phương pháp đều giảm. Các phương pháp sử dụng chỉ số quang học cho độ chính xác thấp hơn cả, đặc biệt là bị nhầm lẫn khi xác định các khu vực dân cư thành bề mặt nước, trong đó chỉ số MNDWI cho độ chính xác tổng thể dựa vào đánh giá pixel cao hơn cả, đạt

Nghiên cứu

94,09% và 98,40% tại hai khu vực khảo sát, hệ số kappa tương ứng là 0,842 và 0,984 . Phương pháp SVM và các phương pháp mạng nơron cho kết quả phân loại với độ chính xác và ổn định cao nhất, hơn phương pháp sử dụng chỉ số MNDWI 4% ở khu vực đầu tiên, 1% ở khu vực thứ hai,

hệ số kappa cũng được cải thiện rõ rệt, duy trì ổn định ở mức trên 0,95, không để xảy ra sai số trong khu dân cư. Phương pháp mạng nơron thâm kinh cho thấy khả năng đặc biệt khi phát hiện tốt các sông và kênh nhỏ.



7. Kết luận

Phát hiện đầu tiên là phương pháp học sâu là một phương pháp rất tiềm năng để giải quyết vấn đề xác định đường bờ. Nếu có một tập dữ liệu đào tạo mạnh mẽ, mô hình mạng nơron sâu sẽ mang lại kết quả phân loại có độ chính xác cao, thể hiện ở độ chính xác tổng thể duy trì ở mức 98 - 99% khi tiến hành phân loại bề mặt nước.

Tốc độ xử lý của mô hình nơron nhanh gấp đôi so với máy vector hỗ trợ sử dụng mạng nơron cho thời gian tính toán 3 phút 17 giây ở khu vực 1, tương ứng phương pháp SVM phải mất 6 phút 16 giây để xử lý, điều này cho thấy phương pháp này có thể sử dụng hiệu quả khả năng tính toán của máy tính.

Độ chính xác của mô hình mạng nơron nhân tạo có thể so sánh với phương pháp máy vector hỗ trợ SVM (ở khu vực 1 mô hình mạng nơron cho độ chính xác thấp hơn SVM 0,5%, nhưng ở khu vực 2 thì mạng nơron lại chính xác hơn 0,4%). Nhưng cần nhấn mạnh rằng mô hình mạng nơron sử dụng hình ảnh 3 kênh (8 bit / kênh), trong khi phương pháp SVM sử dụng hình ảnh 5 kênh (16 bit / kênh). Đây là chỉ số thứ hai đánh giá hiệu quả của mô hình mạng nơron, đồng thời cũng mở ra triển vọng phát triển mô hình mạng nơron có khả năng xử lý nhiều kênh hình ảnh hơn trong tương lai để thu được kết quả tốt hơn hiện tại.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Hanqiu Xu (2006). *Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery*. International Journal of Remote Sensing. Vol. 27 N. 14.

[2]. Bangira, Tsitsi & Alfieri, Silvia & Menenti, Massimo & Van Niekerk, Adriaan. (2019). *Remote sensing Comparing Thresholding with Machine Learning*

Classifiers for Mapping Complex Water. Remote Sensing. 11. 10.3390/rs11111351.

[3]. Ma, L., Liu, Y., Zhang, X., Ye, Y., Yin, G., & Johnson, B. A. (2019). *Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review*. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 152, 166 - 177.

[4]. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). *U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation*. In International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention (pp. 234 - 241). Springer, Cham.

[5]. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). *Deep residual learning for image recognition*. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 770 - 778).

[6]. Pandey, R. K., Vasan, A., & Ramakrishnan, A. G. (2018). *Segmentation of liver lesions with reduced complexity deep models*. arXiv preprint arXiv:1805.09233.

[7]. Чернухин, Ю. В., Топчий, А. П., & Грязин, Е. А. (1997). Экспериментальное исследование скорости обучения нейросетей методом обратного распространения ошибки. Известия Южного федерального университета. Технические науки, 6 (3).

[8]. Маркеев, В. Ю., & Арзамасцев, А. А. (2013). Коррекция коэффициентов наклона функций активации нейронов методом обратного распространения ошибки. In современные методы прикладной математики, теории управления и компьютерных технологий (пмтукт-2013) (pp. 151 - 153).

[9]. Широких, Б., & Беляев, М. (2018). Влияние предобработки и аугментации данных на качество сегментации гиперинтенсивности белого вещества методами глубокого обучения. In ИТиС 2018 (pp. 117 - 124).

BBT nhận bài: 20/10/2020; Phản biện xong: 26/10/2020; Chấp nhận đăng: 15/12/2020