

TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT
KHOA TRẮC ĐỊA - BẢN ĐỒ VÀ QUẢN LÝ ĐẤT ĐAI

HỘI NGHỊ KHOA HỌC TOÀN QUỐC

Công nghệ Địa không gian
trong Khoa học Trái đất và Môi trường

National conference on Geospatial technology
in Earth science and Environment

NCGEE 2021



NXB TÀI NGUYÊN - MÔI TRƯỜNG VÀ BẢN ĐỒ VIỆT NAM

ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON HOPFIELD NHẪM TĂNG ĐỘ PHÂN GIẢI KHÔNG GIAN VÀ ĐỘ CHÍNH XÁC CỦA MÔ HÌNH SỐ ĐỘ CAO DẠNG GRID	509
Nguyễn Thị Thu Hương, Nguyễn Quang Minh	
ĐÁNH GIÁ ĐỘ CHÍNH XÁC KẾT QUẢ PHÂN LOẠI ẢNH VỆ TINH QUANG HỌC KHU VỰC CÓ LỚP PHỦ HỖN HỢP ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN HỌC MÁY RANDOM FOREST	519
Phạm Minh Hải, Nguyễn Thị Ngọc Hồi, Hoàng Thị Thu Hà, Trần Hoàng Minh	
ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP ROBUST TRONG BÌNH SAI VÀ PHÂN TÍCH LƯỚI THỦY CHUẨN PHỤC VỤ CÔNG TÁC HIỆN ĐẠI HÓA HỆ THỐNG ĐỘ CAO Ở VIỆT NAM	527
Lưu Anh Tuấn, Hoàng Ngọc Hà	

ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON HOPFIELD NHẪM TĂNG ĐỘ PHÂN GIẢI KHÔNG GIAN VÀ ĐỘ CHÍNH XÁC CỦA MÔ HÌNH SỐ ĐỘ CAO DẠNG GRID

Nguyễn Thị Thu Hương, Nguyễn Quang Minh

Trường Đại học Mở - Địa Chất

Tác giả liên hệ: ngthuongtdpt@gmail.com

Tóm tắt: Hiện nay, mô hình số độ cao (DEM) là loại hình dữ liệu được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực kinh tế quốc dân và quốc phòng. Với nhu cầu ứng dụng DEM ngày càng tăng, việc đảm bảo độ chính xác của DEM là một yêu cầu cấp thiết. Tuy vậy, việc thành lập DEM độ phân giải cao đòi hỏi công cụ, phương tiện công nghệ, tiêu chuẩn kỹ thuật và kinh phí cao, một số trường hợp không thể thực hiện được. Nghiên cứu tìm kiếm các giải pháp nhằm tăng độ phân giải không gian, nâng cao độ chính xác dữ liệu DEM là nhu cầu rất cần thiết. Bài báo này đề xuất một thuật toán mới nhằm tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của DEM bằng cách sử dụng mạng nơ-ron Hopfield như một công cụ thực hiện bài toán tối ưu hoá, thông qua việc tăng độ phân giải không gian của DEM dạng grid, xác định các giá trị cực tiểu của hàm năng lượng từ các giá trị của hàm mục tiêu và hàm điều kiện. Để thực hiện được điều này, mỗi pixel của DEM dạng grid có độ phân giải thấp (kích thước pixel lớn) được chia thành các pixel con, kích thước nhỏ hơn và độ cao của mỗi pixel con được tối ưu hóa dựa trên việc sử dụng giá trị semi-variogram 0 và được khống chế bởi hàm điều kiện là giá trị trung bình độ cao của các pixel con nằm trong phạm vi của một pixel. Qua nhiều các kết quả thực nghiệm đã cho thấy sự khả thi của thuật toán này.

Từ khóa: Mô hình số độ cao, DEM, Mạng nơ-ron Hopfield

1. Đặt vấn đề

Độ phân giải không gian của mô hình số độ cao (DEM) đóng vai trò quan trọng trong việc phân tích kết quả, ra quyết định, phát triển sản phẩm trong nhiều lĩnh vực. Độ phân giải không gian của DEM dạng grid ảnh hưởng đến cả nội dung thông tin, tính chính xác của dữ liệu và nhiều sản phẩm dữ liệu thứ cấp khác (Saksena & Merwade, 2015). Một loạt nghiên cứu của các tác giả khác nhau đã chỉ ra sự ảnh hưởng đặc biệt của độ phân giải không gian của DEM đối với các đặc tính không gian của dữ liệu không gian (Bian & Butler, 1999), nhất là về độ dốc và hướng dốc (Chang & Tsai, 1991), phân định ranh giới lưu vực và độ chính xác của các kế hoạch SWAT (Rawat, et al., 2014), các mô hình thoát nước (Vieux, 1993), mô hình ba chiều của cảnh quan (Schoorl, et al., 2000), và kết quả khảo sát đất đai (Smith, et al., 2006). Tất cả các nghiên cứu trên đã chỉ ra rằng, các DEM với độ phân giải không gian cao hơn có thể mang lại nhiều kết quả chính xác hơn và mang tính thông tin hơn.

Dữ liệu raster có thể giảm kích thước pixel (downscale) để tăng độ phân giải bằng cách sử dụng một số phương pháp tái chia mẫu. Việc giảm kích thước pixel của dữ liệu raster bằng

cách nào đó có thể làm tăng độ phân giải không gian của các dữ liệu này và dữ liệu được tạo ra có thể được sử dụng trong một DEM dạng grid. Tăng độ phân giải không gian (Sub-pixel) là kỹ thuật đã được sử dụng để tăng độ chính xác của lớp phủ bề mặt có được từ phân loại mềm (Atkinson, 1997). Về mặt quy mô địa lý, các phương pháp tăng độ phân giải không gian được sử dụng để phân loại bản đồ lớp phủ đã tối đa hoá sự phụ thuộc không gian giữa các tiểu điểm ảnh để làm tăng độ phân giải không gian (Su, et al., 2012). Một số kỹ thuật tăng độ phân giải không gian đã được phát triển như hoán đổi vị trí các tiểu điểm ảnh, trường ngẫu nhiên Markov, mạng nơ-ron Hopfield (HNN) (Tatem et al., 2001; Nguyen et al., 2011). Kỹ thuật HNN đã được sửa đổi để làm mịn và tăng cường độ phân giải không gian của các ảnh viễn thám đa phổ thô (Minh, 2006). Vì các ảnh viễn thám và các DEM dạng grid đều có cấu trúc dữ liệu raster, nên chúng tôi kỳ vọng rằng các phương pháp tiếp cận được phát triển cho các ảnh viễn thám có thể được áp dụng để tăng độ phân giải không gian của các DEM dạng grid.

2. Dữ liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1. Dữ liệu nghiên cứu

Các dữ liệu sử dụng để thử nghiệm thuật toán đề xuất là một DEM tham chiếu để so sánh kết quả, được thu thập theo phương pháp đo đạc thực địa tại tỉnh Lạng Sơn của Việt Nam và một DEM gốc của cùng khu vực đó ở độ phân giải không gian 20 m để chạy thử nghiệm thuật toán. Diện tích khu vực thực nghiệm khoảng 500 m x 500 m, thuộc phường Mai Pha, thành phố Lạng Sơn, tỉnh Lạng Sơn. Các dữ liệu điểm thu thập được theo phương pháp đo đạc thực địa đã được sử dụng để xây dựng DEM với độ phân giải không gian 5m để làm DEM tham chiếu.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

2.2.1. Cách tiếp cận HNN trong thuật toán tăng độ phân giải không gian

Mô hình tăng độ phân giải không gian của một DEM dạng grid là một phiên bản sửa đổi của mô hình mạng nơ-ron Hopfield (HNN) được thiết kế cho thuật toán tăng độ phân giải (Tatem et al., 2001; Nguyen et al., 2011). Trong mô hình HNN tăng độ phân giải không gian, một điểm ảnh (pixel) trên ảnh viễn thám gốc được chia thành $m \times m$ các tiểu điểm ảnh hay các điểm ảnh con (sub-pixel) và mỗi tiểu điểm ảnh được đại diện bởi một nơ-ron trong HNN. Mô hình này hoạt động dựa trên một hàm điều kiện và hai hàm mục tiêu. Hàm điều kiện ràng buộc ở đây là tổng số các tiểu điểm ảnh của mỗi một lớp phủ bề mặt phải bằng số lượng các tiểu điểm ảnh của các lớp được xác định giá trị phần trăm của lớp phủ từ kết quả phân loại mềm. Các hàm mục tiêu đóng vai trò tối đa hoá sự phụ thuộc không gian của các tiểu điểm ảnh trong phạm vi một điểm ảnh gốc. Như vậy, các tiểu điểm ảnh của cùng một lớp phủ sẽ được sắp xếp cạnh nhau để tạo ra một bản đồ lớp phủ có mức liên kết không gian là lớn nhất.

Trong mô hình HNN để tăng độ phân giải, đầu ra v_{ij} của một nơ-ron (một tiểu điểm ảnh) (i, j) là:

$$v_{ij} = g(u_{ij}) = \frac{1}{2}(1 + \tanh \lambda u_{ij}) \quad (1)$$

Trong đó: $g(u_{ij})$ là hàm kích hoạt của mỗi nơ-ron, u_{ij} là giá trị đầu vào của mỗi nơ-ron và λ là độ hội tụ của hàm tanh..

Giá trị đầu vào u_{ij} được xác định tại thời điểm t như sau:

$$u_{ij}(t) = u_{ij}(t - dt) + \frac{du_{ij}}{dt} dt \quad (2)$$

Trong đó dt là bước thời gian, $u_{ij}(t-dt)$ là giá trị đầu ra tại thời điểm $(t-dt)$ và du_{ij}/dt được định nghĩa như sau:

$$\frac{du_{ij}}{dt} = \frac{dE_{ij}}{dv} \quad (3)$$

Trong công thức (3), E là hàm năng lượng, được định nghĩa là $E = \text{Mục tiêu} + \text{Điều kiện}$ và

$$\frac{dE_{ij}}{dv} = \left(\sum_e^K \frac{dGoal_e}{dv} + \frac{dConstraint}{dv} \right) \quad (4)$$

Trong đó, K là số hàm mục tiêu. Tùy thuộc vào từng ứng dụng cụ thể, hàm mục tiêu và hàm điều kiện ràng buộc có thể được sửa đổi để tối ưu hóa. Ví dụ, trong Tatem et. al. (2001), việc sử dụng mạng nơ-ron Hopfield cho phân giải bản đồ lớp phủ đã sử dụng hàm điều kiện ràng buộc là các giá trị phần trăm lớp phủ từ kết quả phân loại mềm và hàm mục tiêu là hàm có mục đích làm cho các tiêu điểm ảnh cạnh nhau sẽ có cùng nhãn lớp phủ.

Việc chạy của mạng HNN trong các trường hợp trên sẽ dừng khi tổng năng lượng E của mạng đạt đến một giá trị cực tiểu được xác định là:

$$E = \sum_i \sum_j \left(\sum_f \left(k_f v_{ij}^{Goal_f} \right) + \sum_g \left(k_g v_{ij}^{Constraint_g} \right) \right) = \min \quad (5)$$

$$\text{Hoặc: } E(t) - E(t - dt) = 0 \quad (6).$$

2.2.2. Cách tiếp cận HNN đề xuất cho thuật toán tăng độ phân giải không gian của DEM dạng grid

Trong thuật toán đề xuất, một pixel trong DEM gốc ở độ phân giải thấp có kích thước pixel lớn được chia thành các pixel con kích thước $m \times m$, mỗi pixel con được đại diện bởi một nơ-ron trong HNN và giá trị độ cao sẽ được xác định thông qua hàm mục tiêu đảm bảo giá trị semi-variogram tiến về giá trị 0. Ngoài ra, các giá trị độ cao của mỗi pixel con được ràng buộc bởi hàm điều kiện là giá trị trung bình độ cao của các pixel con nằm trong phạm vi của một pixel trong DEM gốc.

Cách tiếp cận mới được đề xuất dựa trên giả thiết rằng độ cao của mỗi pixel con phải gần bằng với độ cao của các pixel con liền kề (giả thiết về sự phụ thuộc không gian). Việc xác định sự phụ thuộc không gian trong trường hợp này được tính bằng giá trị semi-variogram được định nghĩa là

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_1^{N(h)} [v_{ij} - v_{ij+h}]^2 \quad (6)$$

Trong đó $\gamma(h)$ là giá trị của hệ số semi-variogram ở bước nhảy khoảng cách h , h là khoảng cách giữa một cặp điểm pixel con v_{ij} và v_{ij+h} , và $N(h)$ là số cặp điểm.

Nếu giữa các pixel con có sự phụ thuộc không gian, thì hệ số semi-variogram sẽ nhỏ ở bước nhảy h nhỏ. Điều này có nghĩa là khi hệ số semi-variogram là nhỏ nhất thì chúng ta đã tối đa hóa được sự phụ thuộc không gian.

Giá trị cực tiểu của semi-variogram được xác định như sau:

$$\frac{\partial \gamma(h)}{\partial v} = 0 \quad (7)$$

$$\text{và } \frac{\partial \gamma(h)}{\partial v} = \frac{1}{2N(h)} \sum_1^{N(h)} (2v_{ij} - 2v_{ij+h}) = v_{ij} - \frac{\sum_1^{N(h)} v_{ij+h}}{N(h)} \quad (8)$$

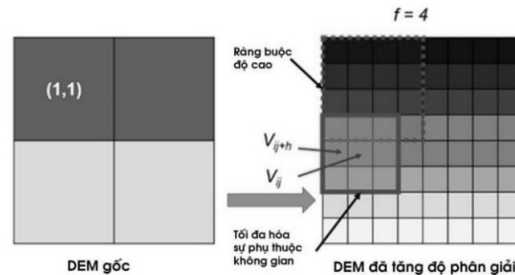
Vậy

$$v_{ij}^{expected} = \frac{\sum_1^{N(h)} v_{ij+h}}{N(h)} \quad (9)$$

Sự thay đổi độ cao của mỗi pixel con sau khi đã tối đa hóa sự phụ thuộc không gian:

$$du_{ij}^{sd} = v_{ij}^{expected} - v_{ij} \quad (10)$$

Điều này có nghĩa là giá trị độ cao của pixel con nằm ở giữa v_{ij} sẽ bằng giá trị độ cao trung bình của các pixel con xung quanh với bước nhảy $h(v_{ij+h})$. Trong mô hình này cho grid DEM, các pixel con có bước nhảy nhỏ nhất là 8 điểm xung quanh pixel con v_{ij} .



Hình 1. Mô hình HNN sử dụng cho tăng độ phân giải của DEM dạng grid.

Trong hình 1, mô hình mới được đề xuất để làm trơn một DEM dạng grid với kích thước 2×2 pixel. Một pixel trong DEM gốc được chia thành 4×4 pixel con trong DEM mới (hệ số thu phóng $f=4$). Vì vậy, từ một DEM gốc kích thước 2×2 được tái chia mẫu thành một DEM gồm 8×8 pixel con. Mỗi pixel con được đại diện bởi một nơ-ron trong mô hình HNN và có giá trị ban đầu là giá trị độ cao của pixel trong DEM gốc (hoặc có thể được gán ngẫu nhiên). Độ cao giả lập của pixel con sau khi thực hiện tối đa hóa sự phụ thuộc không gian được tính bằng cách sử dụng một cửa sổ 3×3 và giá trị độ cao của pixel con nằm giữa bằng giá trị độ cao trung bình của 8 pixel con xung quanh.

Nếu hàm để tối đa hóa sự không gian phụ thuộc không gian là hàm duy nhất được sử dụng trong mô hình thì độ cao của tất cả các pixel con trong DEM mới (sau khi tăng độ phân giải) cuối cùng sẽ giống nhau và các giá trị độ cao thô trong DEM gốc sẽ không được thuyết phục. Để giải quyết vấn đề này, cần sử dụng một hàm điều kiện để ràng buộc. Nguyên tắc của hàm này là độ cao trung bình của tất cả các pixel con nằm trong một pixel gốc (khi chưa chia) phải bằng giá trị độ cao của pixel đó trong DEM gốc. Ví dụ, giá trị độ cao trung bình của tất cả các pixel con trong pixel (1,1) của DEM gốc trong Hình 1 phải bằng độ cao của pixel (1,1).

$$du_{ij}^{ep} = Elevation_{x,y} - \frac{\sum_{(x-1) \times m}^{x \times m} \sum_{(y-1) \times m}^{y \times m} v_{pq}}{m \times m} \quad (11)$$

Trong đó, $Elevation_{xy}$ là giá trị độ cao của pixel (x, y) trong DEM gốc, v_{pq} là pixel con (p,q) nằm trong pixel (x, y) trong DEM mới và m là hệ số thu phóng. Nếu giá trị độ cao của tất cả các pixel con trong một pixel nhỏ hơn giá trị $Elevation_{xy}$ thì một giá trị được thêm vào giá trị độ cao v_{pq} của tất cả các pixel con thuộc pixel(x, y). Ngược lại thì một giá trị được lấy ra từ giá trị đầu ra v_{pq} của nơ-ron (p, q).

Sau đó, một giá trị đầu vào của mỗi nơ-ron (pixel con) được tính dựa trên công thức (2) với giá trị du_{ij}/dt là:

$$\frac{du_{ij}}{dt} = \frac{dE_{ij}}{dv} = du_{ij}^{sd} + du_{ij}^{ep} \quad (12)$$

Giá trị đầu ra v_{ij} của mỗi nơ-ron được tính bằng cách sử dụng hàm kích hoạt $g(u_{ij})$. Tuy nhiên, trong mô hình mới này, chức năng kích hoạt $g(u_{ij})$ không giống như trong công thức (1) vì nó không được sử dụng để đẩy giá trị đầu ra của nơ-ron lên 0 hoặc 1 như trong trường hợp tăng độ phân giải bản đồ lớp phủ. Thay vào đó, một hàm kích hoạt tuyến tính được trình bày trong nghiên cứu của Tank và Hopfield (Tank & Hopfield, 1986) đã được sử dụng trong cách tiếp cận mới này như sau:

$$v_{ij} = g(u_{ij}) = a \times u_{ij} + b \quad (13)$$

Trong mô hình này, các tham số $a = 1$ và $b = 0$.

Mạng HNN sẽ chạy cho đến khi hàm năng lượng đạt cực tiểu:

$$E = \sum_i \sum_j (du_{ij}^{sd} + du_{ij}^{ep}) = \min \quad (14)$$

Hoặc, $E(t) - E(t-dt) = 0$, trong đó (t - dt) và t là hai lần lặp liên tiếp của mạng Hopfield.

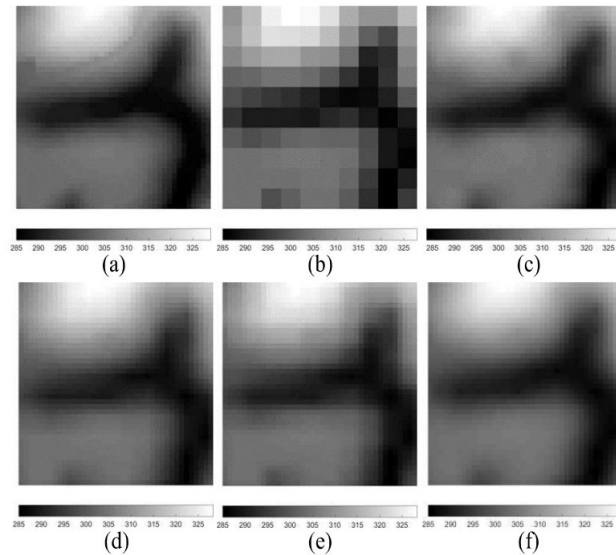
3. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

DEM gốc với độ phân giải không gian 20m đã được sử dụng làm dữ liệu đầu vào cho thuật toán đề xuất. DEM gốc này được tái chia mẫu thành DEM độ phân giải 5m theo phương pháp tái chia mẫu đơn giản (Nearest Neighbor) để cung cấp dữ liệu khởi tạo cho mạng HNN. Mỗi pixel con trong DEM 5m này tương ứng với một nơ-ron trong mô hình HNN và giá trị đầu vào khởi tạo cho các nơ-ron này là các giá trị độ cao của các pixel con. Các giá trị đầu ra của các nơ-ron trong mạng HNN (các giá trị độ cao) được tính toán dựa trên hàm mục tiêu và hàm điều kiện ràng buộc về độ cao. Tổng các giá trị của hàm mục tiêu và hàm điều kiện là giá trị hàm năng lượng. Trong nghiên cứu này, thuật toán được áp dụng với hệ số thu phóng $f = 4$ để tạo ra một DEM sau khi tăng độ phân giải ở độ phân giải không gian 5m. Quá trình lặp của mô hình HNN đã dừng lại ở lần lặp thứ 52 và kết quả thu được là một DEM ở độ phân giải không gian 5m..

Để đánh giá thuật toán đề xuất, tác giả đã tiến hành đánh giá theo các phương pháp đánh giá trực quan và các phương pháp đánh giá định lượng. Các phương pháp đánh giá trực quan bao gồm: phương pháp so sánh trực tiếp, phương pháp sử dụng các mặt cắt. Các phương pháp

đánh giá định lượng bao gồm: phương pháp sử dụng sai số trung phương dựa trên các giá trị độ cao của các bộ dữ liệu DEM và phương pháp sử dụng các tham số thống kê.

Trên hình 2 là kết quả đánh giá trực quan theo phương pháp so sánh trực tiếp các dữ liệu DEM.



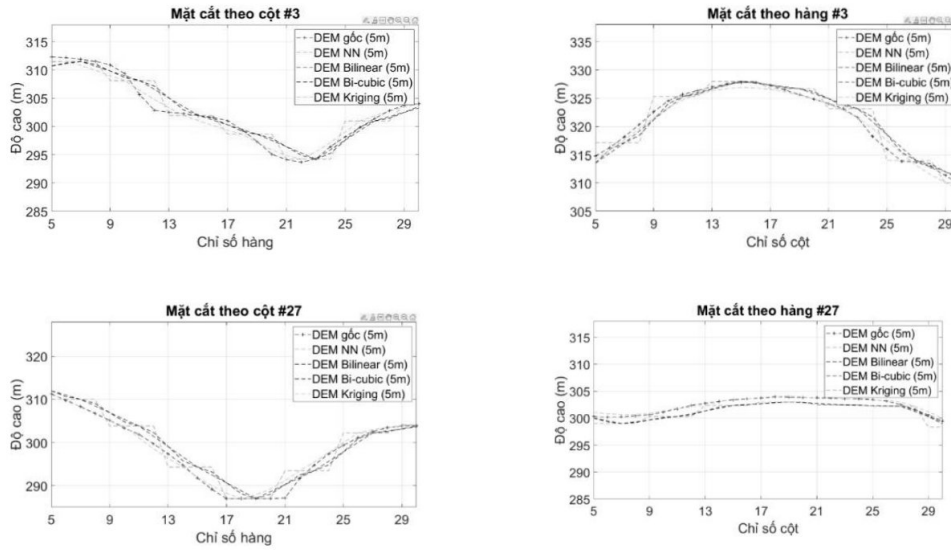
Hình 2. Tăng độ phân giải không gian của DEM khu vực Mai Pha – Lạng Sơn

Trong đó: (a)-Dữ liệu DEM tham chiếu ở độ phân giải 5m, (b)-Dữ liệu DEM gốc ban đầu ở độ phân giải 20m được sử dụng làm dữ liệu đầu, (c)-DEM sau khi tăng độ phân giải lên 5m bằng phương pháp sử dụng mạng nơ-ron Hopfield (mô hình HNN), (d)-DEM độ phân giải 5m sử dụng mô hình song tuyến, (e)-DEM độ phân giải 5m sử dụng mô hình Bi-cubic, (f)- DEM độ phân giải 5m khi tái chia mẫu sử dụng mô hình Kriging.

Một đánh giá trực quan khác được thực hiện dựa trên đánh giá mức độ gần nhau của các mặt cắt được tạo ra từ DEM tham chiếu ở độ phân giải 5m, DEM ở độ phân giải 20 m và DEM sau khi tăng độ phân giải ở độ phân giải 5 m (Hình 3).

Các kết quả so sánh trực quan cho thấy, các DEM kết quả (ở độ phân giải 5m) đã tăng được độ phân giải không gian lên rất rõ rệt so với DEM đầu vào ban đầu ở độ phân giải thấp (20m).

Việc đánh giá định lượng được thực hiện chủ yếu dựa trên tiêu chuẩn sai số trung phương cho toàn bộ các DEM và các mặt cắt của bộ dữ liệu thực nghiệm, được trình bày trong *Bảng 11*. Trong đó, sự cải thiện về sai số trung phương tổng thể, các sai số trung phương lớn nhất và nhỏ nhất của các mặt cắt đã được thể hiện rõ. Cùng với các sai số trung phương, các hệ số hồi quy tuyến tính như độ dốc m , tham số chặn b và hệ số tương quan R đã được sử dụng để đánh giá sự phù hợp giữa các DEM sau khi được tăng độ phân giải và các DEM tham chiếu (*Bảng 22*).



Hình 3. Một số mặt cắt dọc và mặt cắt ngang của bộ dữ liệu DEM 5m khu vực Lạng Sơn.

Bảng 1. Sai số trung phương của các phương pháp tái chia mẫu song tuyến, Bi-cubic, Kriging và phương pháp sử dụng mô hình mạng neuron Hopfield (HNN)

Bộ dữ liệu		Phương pháp tái chia mẫu song tuyến	Phương pháp tái chia mẫu Bi-cubic	Phương pháp nội suy Kriging	Phương pháp dùng mô hình HNN	Độ chính xác được cải thiện so với p.p. tái chia mẫu song tuyến
DEM 5m Lạng Sơn (S1)	Tổng thể	1.5139	1.6000	1.2092	0.8493	43.90%
	Min MCD	1.1635	1.1821	1.0288	0.5102	56.15%
	Max MCD	1.6198	1.7805	1.4232	0.9587	40.81%
	Min MCN	1.1567	1.2101	0.7408	0.5897	49.02%
	Max MCN	1.6712	1.7451	1.6807	1.1155	33.25%

Bảng 2. Các hệ số hồi quy tuyến tính cho cả bốn bộ dữ liệu D1, D2, S1, S2

Bộ dữ liệu		Hệ số hồi quy tuyến tính			
		m	b	R ²	
DEM Lạng (S1)	5m	DEM 5m tăng độ phân giải sử dụng mô hình HNN	1.0195	-5.908	0.9937
	5m	DEM 5m sau khi tái chia mẫu theo mô hình song tuyến	0.9601	12.3782	0.9793
	5m	DEM 5m sau khi tái chia mẫu theo mô hình Bi-cubic	0.9658	10.6432	0.9763
	5m	DEM 5m sau khi nội suy Kriging	0.945	16.3717	0.9884

Kết quả đánh giá định lượng cho thấy sự cải thiện về độ chính xác của DEM cũng phù hợp với kết quả đánh giá trực quan. Và khi so sánh các DEM kết quả sau khi tăng độ phân giải từ 20m lên 5m theo các phương pháp tái chia mẫu phổ biến như song tuyến, Bi-cubic, Kriging với phương pháp sử dụng mạng nơ-ron Hopfield (phương pháp HNN) đã cho thấy sự cải thiện rõ rệt về độ chính xác và sự ưu việt của thuật toán đề xuất so với các phương pháp tăng độ phân giải đã có.

4. Kết luận

Mô hình tăng độ phân giải không gian và độ chính xác cho các DEM dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng nơ-ron Hopfield được đề xuất trong bài báo này đã cho thấy phương pháp này có thể tăng độ phân giải không gian của grid DEM lên một cách rõ rệt, đồng thời cũng đã cải thiện được độ chính xác của grid DEM so với các phương pháp tái chia mẫu khác. Kết quả đánh giá độ chính xác cả bằng quan sát trực quan và các dữ liệu thống kê cho thấy phương pháp được đề xuất cho kết quả tốt hơn các phương pháp đang được sử dụng hiện nay sử dụng để chia nhỏ và làm trơn DEM. Đặc biệt là, hàm điều kiện trong mô hình đã cho phép giải quyết ảnh hưởng của hiệu ứng làm trơn.

Mặc dù thuật toán tăng độ phân giải không gian cho DEM dạng grid đã đạt kết quả khả quan trong nghiên cứu này nhưng cũng cần phải đánh giá định tính và định lượng cho các tỷ lệ thu phóng khác và các nguồn dữ liệu khác trong các nghiên cứu trong tương lai.

Tài liệu tham khảo

1. Atkinson, P. M., (1997). Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed image. *In: Innovation in GIS*. London: Taylor and Francis.
2. Bian, L. & Butler, R., (1999). Comparing Effects of Aggregation Methods on Statistical and Spatial Properties of Simulated Spatial Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 65[1], 73-84.
3. Chang, K.-t. & Tsai, B.-w., (1991). The Effect of OEMResolution on Slope and Aspect Mapping. *Cartography and Geographic Information Systems*, 69-77.
4. Minh, N. Q., (2006). PhD thesis: Super-resolution mapping using Hopfield Neural Network with supplementary data. Southampton: Southampton Library.
5. Nguyen, Q. M., Atkinson, P. M. & Lewis, H. G., (2011). Super-resolution mapping using Hopfield Neural Network with panchromatic imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 32[21], 6149-6176.
6. Atkinson, P. M., (1997). Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed image. *In: Innovation in GIS*. London: Taylor and Francis.
7. Rawat, K. S. et al., (2014). Effect of DEM data resolution on low relief region sub-watershed boundaries delineating using of SWAT model and DEM derived from CARTOSAT-1 (IRS-P5), SRTM and ASTER. *Journal of Applied and Natural Science*, 144-151.

8. Saksena, S. & Merwade, V., (2015). Incorporating the effect of DEM resolution and accuracy for improved flood inundation mapping. *Journal of Hydrology*, Volume 530, 180–194.
9. Schoorl, J. M., Sonneveld, M. P. W. & Veldkamp, A., (2000). Three-dimensional land landscape process modelling: the effect of DEM resolution. *Earth Surface Processes and Landforms*, Volume 25, 1025-1034.
10. Smith, M. P., Zhub, A.-X., Burt, J. E. & Stiles, C., (2006). The effects of DEM resolution and neighborhood size on digital soil survey. *Geoderma*, Volume 137, 58-69.
11. Su, Y. F., Foody, G. M., Muad, A. M. & Cheng, K. S., (2012). Combining Hopfield Neural Network and Contouring Methods to Enhance Super-Resolution Mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5[5], 1403 - 1417.
12. Tank, D. W. & Hopfield, J. J., (1986). Simple “Neural” Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and ‘a Linear Programming Circuit. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, VOL. CAS-33, NO. 5, MAY 1986, 33[5], 533-541.
13. Tatem, A. J., Lewis, H. G., Atkinson, P. M. & Nixon, M. S., (2001). Multi-class land cover mapping at the sub-pixel scale using a Hopfield neural network. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 3, 184-190.