

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT**

NGUYỄN THỊ THU HƯƠNG

**NGHIÊN CỨU NÂNG CAO ĐỘ CHÍNH XÁC CỦA MÔ HÌNH
SỐ ĐỘ CAO DẠNG GRID BẰNG MẠNG NEURON
HOPFILED**

Ngành: Kỹ thuật Trắc địa - Bản đồ

Mã số: 9520503

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ KỸ THUẬT

HÀ NỘI - 2021

Công trình được hoàn thành tại: **Bộ môn Trắc địa phổ thông và Sai số,
Khoa Trắc địa - Bản đồ và Quản lý đất đai,
Trường Đại học Mở - Địa chất**

Người hướng dẫn khoa học:

PGS.TS Nguyễn Quang Minh, Trường Đại học Mở-Địa chất

Phản biện 1: **GS. TS Võ Chí Mỹ**

Hội Trắc địa – Bản đồ - Viễn thám Việt Nam

Phản biện 2: **TS Nghiêm Văn Tuấn**

Cục Viễn thám Quốc gia

Phản biện 3: **PGS. TS Nguyễn Tiến Thành**

Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án cấp Trường

Họp tại Trường Đại học Mở - Địa chất,

Vào hồi.....giờ.....ngày..... tháng.....năm 2021

Có thể tìm hiểu luận án tại thư viện:

Thư viện Quốc Gia Việt Nam

Thư viện Trường Đại học Mở - Địa chất

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của đề tài

Mô hình số độ cao (DEM) có độ phân giải và độ chính xác càng cao thì càng thể hiện được chi tiết bề mặt địa hình, từ đó các kết quả phân tích từ DEM sẽ cho độ chính xác cao hơn. Tuy nhiên, việc xây dựng DEM có độ chính xác cao đòi hỏi chi phí cao và gặp rất nhiều khó khăn. Ngược lại, với các DEM có độ chính xác thấp (DEM từ dữ liệu vệ tinh như ASTER hay STRM) có độ phân giải trung bình (30m – 90m), diện tích phủ trùm rất cao đã được xây dựng nhiều và được cung cấp miễn phí (<https://earthexplorer.usgs.gov>). Nhưng việc ứng dụng của các DEM này khá hạn chế do không đạt được độ chính xác cần thiết. Do đó, nếu có thể tăng độ chính xác của các DEM sẵn có thay cho việc phải xây dựng các DEM mới với độ chính xác cao hơn (với độ phân giải cao hơn) là rất cần thiết và có ý nghĩa.

2. Mục đích, đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Mục đích nghiên cứu của luận án là thử nghiệm và sử dụng các phương pháp đánh giá độ chính xác khác nhau để đánh giá sự cải thiện về độ chính xác của grid DEM khi tăng độ phân giải bằng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến hiện nay và xây dựng thuật toán, chương trình nhằm tăng độ phân giải không gian, độ chính xác của grid DEM sử dụng mạng neuron Hopfield. Đối tượng nghiên cứu là các grid DEM được xây dựng từ các phương pháp khác nhau như: LiDar DEM, đường bình độ và đo đạc thực địa. Phạm vi nghiên cứu gồm độ phân giải không gian và độ chính xác của các grid DEM nói trên.

3. Nội dung nghiên cứu

Nghiên cứu về xây dựng thuật toán, chương trình nhằm tăng độ phân giải không gian và độ chính xác của grid DEM sử dụng mạng neuron Hopfield; đánh giá định tính và định lượng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến hiện nay để tăng độ phân giải của grid DEM.

4. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp thống kê, phương pháp phân tích, phương pháp thực nghiệm, phương pháp so sánh, phương pháp mô hình hóa và phương pháp chuyên gia.

5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn

Luận án đã phân tích, đề xuất và khẳng định tính đúng đắn của việc đưa ra thuật toán nâng cao độ chính xác của grid DEM bằng phương pháp sử dụng mạng neuron Hopfield. Xác lập tính khoa học trong mỗi hướng nghiên cứu, đề

xuất trong luận án, mở ra hướng tiếp cận mới trong việc nâng cao độ chính xác của các DEM dạng grid. Bằng cách thử nghiệm các dữ liệu thực tế để khẳng định mỗi nghiên cứu, đề xuất trong luận án hoàn toàn có thể ứng dụng trong thực tiễn, góp phần giảm công sức và chi phí trong công tác xây dựng các grid DEM có độ phân giải và độ chính xác cao; đưa ra các sản phẩm có tính ứng dụng tốt nhất phục vụ cho các lĩnh vực khác nhau trong đời sống, đặc biệt là trong các công tác phân tích địa hình, địa mạo, quản lý tài nguyên thiên nhiên.

6. Các luận điểm

Luận điểm 1: Các phương pháp tái chia mẫu phổ biến (phương pháp Bilinear (song tuyến), Bi-cubic, Kriging) cải thiện được độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid;

Luận điểm 2: Thuật toán nâng cao độ chính xác của mô hình số độ cao (DEM) dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng neuron Hopfield cho phép tăng độ phân giải không gian và độ chính xác của mô hình grid DEM

7. Những điểm mới của luận án

1. Đã thử nghiệm để khẳng định được rằng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến như Bilinear, Bi-cubic và Kriging cải thiện được độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid và đánh giá độ chính xác các phương pháp tái chia mẫu này theo cách tiếp cận mới.

2. Lần đầu tiên đã nghiên cứu ứng dụng thành công lý thuyết mạng neuron nhân tạo trong việc tăng độ phân giải và nâng cao độ chính xác của mô hình số độ cao (DEM) dạng grid.

3. Xây dựng được chương trình tăng độ phân giải không gian và độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng neuron Hopfield.

8. Cấu trúc và nội dung của luận án

Luận án bao gồm 3 chương cùng với phần mở đầu và kết luận, tài liệu tham khảo. Dưới đây là cấu trúc của luận án:

Mở đầu

Chương 1. Tổng quan các vấn đề nghiên cứu về mô hình số độ cao, mạng neuron và ứng dụng mạng neuron Hopfield trong các bài toán tối ưu.

Chương 2. Khảo sát về khả năng tăng độ chính xác của các grid DEM bằng các thuật toán tái chia mẫu.

Chương 3. Nghiên cứu nâng cao độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng neuron Hopfield.

Kết luận và kiến nghị.

Danh mục các công trình đã công bố liên quan đến luận án của NCS.

Tài liệu tham khảo.

Phụ lục.

CHƯƠNG 1

TỔNG QUAN CÁC VẤN ĐỀ NGHIÊN CỨU VỀ MÔ HÌNH SỐ ĐỘ CAO, MẠNG NEURON HOPFIELD VÀ ỨNG DỤNG CỦA MẠNG NEURON HOPFIELD TRONG CÁC BÀI TOÁN TỐI ƯU

1.1. Tổng quan về mô hình số độ cao

1.1.1. Các khái niệm về mô hình số độ cao

Mô hình số độ cao – Digital Elevation Model (DEM) thể hiện bề mặt địa hình dưới dạng 3D theo các định dạng số. Bề mặt địa hình 3D được mô hình hóa bằng một hàm có dạng $z = f(x, y)$ trong đó mỗi điểm (x, y) trong mặt phẳng D được gắn với một giá trị độ cao $f(x, y)$ (De Floriani & Magillo, 2018).

1.1.2. Các cấu trúc của mô hình số độ cao (DEM)

Cấu trúc cơ bản của DEM xuất phát từ mô hình dữ liệu được sử dụng để đại diện cho nó. Có nhiều phương thức khác nhau để tạo ra bề mặt DEM: mô hình DEM dạng grid, mô hình TIN hoặc mô hình toán học (Cương, 2006). Trong các phương pháp trên, mô hình DEM dạng grid được sử dụng nhiều vì có dạng thức đơn giản và dễ dàng sử dụng để phân tích thông tin bề mặt (Vieux, 1993).

1.1.3. Các phương pháp thành lập mô hình số độ cao (DEM)

Theo Florinsky (Florinsky Igor, 2012) và Nelson (Nelson, 2009), DEM có thể được tạo ra từ nhiều nguồn khác nhau như: từ các kết quả đo đạc thực địa, từ các dữ liệu được số hóa trên các bản đồ đã có, từ kết quả đo vẽ ảnh hàng không và ảnh vệ tinh, từ các dữ liệu đo Radar độ mở tổng hợp giao thoa và laser đặt trên máy bay, từ dữ liệu đo UAV,..

1.1.4. Độ chính xác bề mặt mô hình DEM

Độ chính xác của DEM được xác định bằng độ giống nhau giữa độ cao xác định trên bề mặt DEM của một điểm và giá trị độ cao thực tế. Có hai đại lượng có thể đặc trưng cho độ chính xác về độ cao của bề mặt DEM được sử dụng nhiều trong các nghiên cứu trước đây là sai số trung phương (RMSE) và sai số trung bình (ME) (Mukherjee et al., 2013).

1.1.5. Các ứng dụng của mô hình số độ cao

DEM có rất nhiều ứng dụng trong các lĩnh vực như: quản lý tài nguyên thiên nhiên, giao thông, thông tin liên lạc, dẫn đường, xây dựng, dân dụng,

quân sự,... Trong đó, DEM có vai trò to lớn trong việc phân tích kết quả, ra quyết định và phát triển sản phẩm.

1.1.6. Một số nghiên cứu tiêu biểu về cải thiện và đánh giá độ chính xác của DEM

Một số các nghiên cứu tiêu biểu về cải thiện và đánh giá độ chính xác DEM được trình bày trong các tài liệu: [1], [3], [5], [9], [10], [11], [12], [13], [72], [74].

1.2. Tổng quan về mạng neuron

1.2.1. Khái niệm và cấu trúc của mạng neuron nhân tạo

Mạng neuron nhân tạo là một phương pháp tính toán mới có nền tảng từ sinh học nhằm mô phỏng một số chức năng của bộ não con người. Hai thành phần chính cấu tạo nên mạng neuron là các neuron nhân tạo (mô phỏng các tế bào thần kinh) và các synapse (mô phỏng các khớp nối thần kinh). Các neuron chính là các đơn vị xử lý thông tin cơ sở của mạng neuron. Mỗi neuron là một đơn vị tính toán có nhiều đầu vào và một đầu ra, mỗi đầu vào đến từ một synapse.

1.2.4. Phân loại mạng neuron

Có nhiều loại mạng khác nhau và cũng có nhiều cách để phân loại mạng neuron (Kohonen, 2012). Dựa vào số lớp có trong mạng neuron ta có thể phân loại thành: mạng neuron một lớp, mạng neuron nhiều lớp. Dựa vào đường truyền tín hiệu trong mạng neuron ta phân loại thành: mạng neuron truyền thẳng, mạng neuron phản hồi, mạng neuron tự tổ chức.

1.2.5. Đặc điểm của mạng neuron nhân tạo

Mạng neuron nhân tạo không tiếp cận đến sự phức tạp của bộ não. Nhưng đã có hai sự tương quan cơ bản giữa mạng neuron nhân tạo và neuron sinh học. Các liên kết giữa các neuron quyết định chức năng của mạng.

1.2.6. Ứng dụng của mạng neuron nhân tạo

Một số ứng dụng phổ biến của mạng neuron hiện nay: trong lĩnh vực không gian vũ trụ, chế tạo các bộ điều khiển tự động cho động cơ, ngân hàng, quốc phòng, điện tử, y khoa, giải trí, tài chính... và trong lĩnh vực Trắc địa - Bản đồ (trong các công tác dự báo, các bài toán về tối ưu hóa, v.v).

1.2.7. Mạng neuron Hopfield

Năm 1982, Hopfield tập hợp một số nghiên cứu trước đó và trình bày phân tích toán học hoàn chỉnh dựa trên các mô hình Ising spin để cho ra đời mạng Hopfield (Hopfield, 1984). Mạng neuron Hopfield là mạng được kết nối hoàn toàn hồi quy và chúng phần lớn được sử dụng cho việc liên kết tự động

và tối ưu hoá.

1.2.8. Ứng dụng mạng neuron Hopfield trong các bài toán tối ưu hóa

Mạng neuron Hopfield đã được ứng dụng thành công trong rất nhiều lĩnh vực: giải các bài toán tối ưu tổ hợp [83]..., tối ưu hóa sự phụ thuộc không gian [50], [73].

1.3. Đánh giá chung về tình hình nghiên cứu và hướng nghiên cứu của luận án

Việc tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của grid DEM sẵn có với độ phân giải thấp là rất cần thiết, có ý nghĩa khoa học và thực tiễn.

Đã có các nghiên cứu và thực nghiệm phương pháp tăng độ phân giải của grid DEM bằng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến: Bilinear, Bicubic, Kriging nhưng chưa có nghiên cứu nào khẳng định rằng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến đó cũng có thể cải thiện được độ chính xác của grid DEM. Hơn nữa, các phương pháp tái chia mẫu đó cũng chưa được đánh giá độ chính xác một cách toàn diện.

Trên cơ sở ý nghĩa và các tồn tại trên, luận án này nhằm khẳng định rằng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến đó cũng có thể cải thiện được độ chính xác của grid DEM và đề xuất một phương pháp hoàn toàn mới để tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của grid DEM một cách hiệu quả và có độ tin cậy cao.

1.4. Kết luận chương 1

Trong chương này, luận án đã giới thiệu tổng quan về DEM, về mạng neuron. Luận án cũng đã giới thiệu một số các nghiên cứu tiêu biểu về cải thiện, đánh giá độ chính xác DEM và ứng dụng của mạng neuron Hopfield trong các bài toán tối ưu.

Trên cơ sở những vấn đề đã được nghiên cứu nhưng chưa được giải quyết triệt để, trong luận án này đề xuất các nội dung nghiên cứu mới.

CHƯƠNG 2

KHẢO SÁT VỀ KHẢ NĂNG TĂNG ĐỘ CHÍNH XÁC CỦA GRID DEM BẰNG CÁC THUẬT TOÁN TÁI CHIA MẪU PHỔ BIẾN

2.1. Các phương pháp đánh giá độ chính xác của grid DEM

Việc đánh giá độ chính xác của các dữ liệu grid DEM được thực hiện theo cả các cách đánh giá trực quan và các phương pháp đánh giá định lượng.

2.1.1. Phương pháp đánh giá trực quan

2.1.1.1. Sử dụng phương pháp so sánh trực tiếp

Trong phương pháp này, hai ảnh của hai bộ dữ liệu DEM được so sánh trực tiếp bằng mắt thường để thấy sự giống nhau hoặc sự sai khác, chênh lệch nếu có.

2.1.1.2. Sử dụng phương pháp mặt cắt

So sánh hai bề mặt DEM dựa vào mặt cắt: dựa trên giá trị các điểm độ cao của các bộ dữ liệu DEM, tính toán và vẽ các mặt cắt dọc, các mặt cắt ngang tương ứng của các dữ liệu DEM kết quả sau khi tái chia mẫu và dữ liệu DEM mẫu ở cùng một độ phân giải. Sau đó, tiến hành so sánh giữa các mặt cắt tương ứng đó. Nếu các mặt cắt của DEM kết quả của các phương pháp tái chia mẫu càng gần hoặc sát với mặt cắt của DEM mẫu thì bề mặt DEM đó càng gần với bề mặt DEM mẫu (DEM tham chiếu), có nghĩa là dữ liệu DEM đó có độ chính xác càng cao (có độ sai lệch càng ít so với DEM mẫu).

2.1.1.3. So sánh bằng biểu đồ phân tán

Từ các dữ liệu điểm độ cao của các bộ dữ liệu DEM, xây dựng các biểu đồ phân tán của các bộ dữ liệu này. Sau đó so sánh hai bề mặt DEM bằng biểu đồ phân tán. Trong các biểu đồ phân tán này, nếu các điểm trên biểu đồ phân tán càng nằm sát đường hồi quy thì hai bề mặt DEM sẽ càng gần giống nhau, còn nếu các điểm nằm xa đường hồi quy thì hai bề mặt DEM không khớp nhau.

2.1.2. Phương pháp đánh giá định lượng

2.1.2.1. Sử dụng giá trị sai số trung phương

Giá trị sai số trung phương (RMSE) biểu thị độ lệch giữa dữ liệu độ cao trong DEM tham chiếu và DEM kết quả của các phương pháp tái chia mẫu, được biểu diễn dưới dạng toán học như sau (Weng, 2006):

$$RMSE_Z = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Z_{di} - Z_{ri})^2} \quad (2.1)$$

Trong đó: $RMSE_Z$ là giá trị sai số trung phương; Z_{di} là giá trị độ cao thứ i trên bề mặt DEM kết quả của phương pháp tái chia mẫu; Z_{ri} là giá trị độ cao thứ i trên bề mặt DEM tham khảo; n là số lượng điểm độ cao kiểm tra.

2.1.2.2. Sử dụng các giá trị thống kê (hệ số tương quan R) và phương trình hồi quy (được đại diện bằng 2 tham số m và b)

Trong luận án, để đánh giá kết quả của các phương pháp khác nhau, các mô hình hồi quy tuyến tính đã được gắn vào mối quan hệ giữa dữ liệu tham chiếu và dữ liệu được tái chia mẫu. Sự tương tự nhau của hai loại DEM cũng có thể được đánh giá định lượng bằng cách sử dụng các hệ số hồi quy tuyến tính (m , b) và hệ số tương quan R .

2.2. Một số thuật toán tái chia mẫu phổ biến nhằm tăng độ phân giải không gian cho DEM dạng grid

2.1.1. Phương pháp tái chia mẫu song tuyến (Bilinear)

Trong toán học, phép nội suy song tuyến là một phần mở rộng của phép nội suy tuyến tính để nội suy các hàm có hai biến (ví dụ: x và y) trên lưới mặt phẳng 2D. Nội suy song tuyến được thực hiện bằng cách sử dụng phép nội suy tuyến tính theo một hướng trước, sau đó là theo hướng còn lại.

2.1.2. Phương pháp nội suy dựa vào điểm lân cận gần nhất (Nearest Neighbor)

Thuật toán nội suy điểm lân cận gần nhất sẽ chọn giá trị điểm nội suy là giá trị của điểm gần nhất, hoàn toàn không xem xét giá trị của các điểm lân cận khác để tính toán nội suy.

2.1.3. Phương pháp tái chia mẫu Bi-cubic

Trong khi ở phương pháp nội suy song tuyến chỉ xét đến 4 pixel (2x2), thì trong tính toán nội suy Bi-cubic tính đến 16 pixel (4x4). Phương pháp nội suy Bi-cubic thường tính toán phức tạp hơn nên cần nhiều thời gian để tạo đầu ra hơn so với hai phương pháp nội suy song tuyến hoặc phương pháp nội suy dựa vào điểm lân cận gần nhất (Nearest neighbor).

2.1.4. Phương pháp nội suy Kriging

Kriging là một kỹ thuật nội suy địa lý khi xét cả khoảng cách và mức độ biến đổi giữa các điểm dữ liệu đã biết để ước tính giá trị các điểm ở các khu vực không xác định. Bản chất của phương pháp nội suy Kriging là dự đoán giá trị của hàm tại một điểm nhất định bằng cách tính trung bình trọng số của các điểm đã biết nằm trong vùng lân cận của điểm nội suy.

2.3. Thực nghiệm tăng độ phân giải không gian của mô hình số độ cao DEM dạng grid bằng các thuật toán tái chia mẫu phổ biến

2.3.1. Dữ liệu thực nghiệm

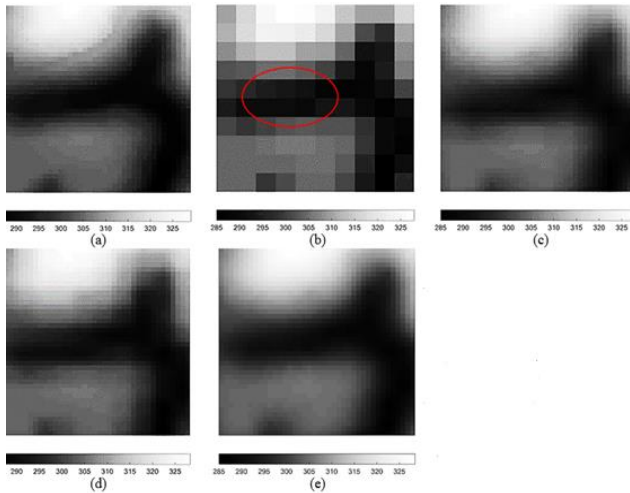
Luận án sử dụng 4 bộ dữ liệu DEM cho thực nghiệm. Độ phân giải không gian cho cả bốn bộ dữ liệu DEM thực nghiệm trong nghiên cứu này được chọn trong khoảng từ 5m đến 90m và theo đó giá trị hệ số thu phóng là 3 hoặc 4. Hai loại dữ liệu đã được sử dụng để đánh giá độ chính xác của các DEM sau khi tăng độ phân giải bằng các phương pháp tái chia mẫu phổ biến là: các DEM giảm độ phân giải (Degraded DEM) và các bộ dữ liệu DEM thực (Sampled DEM)

Bộ dữ liệu DEM giảm độ phân giải thứ nhất (D1), khu vực Yên Thành-Nghệ An, diện tích 3,5 km x 3,5 km, sản xuất từ bản đồ địa hình tỷ lệ 1: 10.000. Độ phân giải của DEM gốc ban đầu là 20m. Sau đó DEM này được làm giảm độ

phân giải xuống 60m, sử dụng làm dữ liệu đầu vào cho các thuật toán. Bộ dữ liệu DEM giảm độ phân giải thứ hai (D2) là DEM SRTM 30m, cung cấp bởi USGS Earth Explorer. Bộ dữ liệu này cũng bao phủ ở cùng một khu vực với bộ dữ liệu D1. Dữ liệu này được làm giảm độ phân giải xuống 90m để làm dữ liệu đầu vào cho các thuật toán. Bộ dữ liệu DEM thực thứ nhất (S1) khu vực Mai Pha-Lạng Sơn, thu thập bằng phương pháp đo đạc trực tiếp trên thực địa, diện tích 200m x 200m. Bộ dữ liệu DEM thực thứ hai (S2) gồm một tập hợp gồm 533 điểm độ cao, thu thập theo phương pháp đo đạc trực tiếp ngoài thực địa, sau đó nội suy Kriging để tạo ra một bộ dữ liệu DEM có độ phân giải không gian 5m, dùng làm dữ liệu DEM tham chiếu.

2.3.2. Các kết quả thực nghiệm và đánh giá độ chính xác

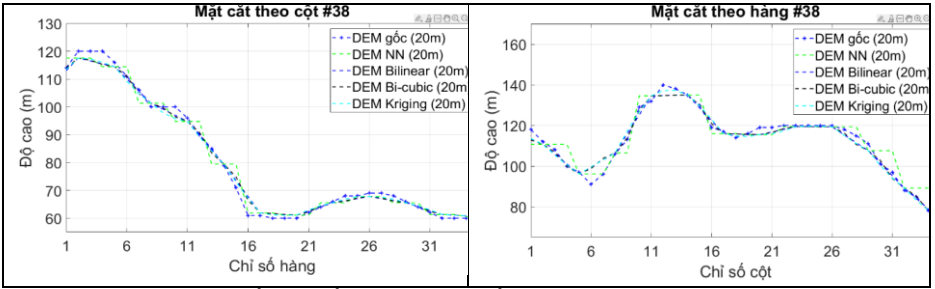
2.3.2.1. Đánh giá trực quan bằng so sánh trực tiếp bằng mắt



Hình 2.1. Dữ liệu DEM khu vực Lạng Sơn sau khi tăng độ phân giải

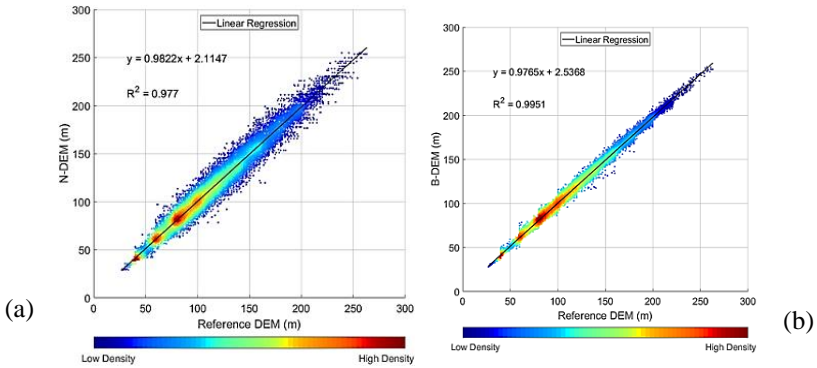
Trong đó:(a)-Dữ liệu DEM tham chiếu ở độ phân giải 5m; (b)- Dữ liệu DEM giảm độ phân giải xuống 20m, là đầu vào cho các thuật toán; (c)-DEM ở độ phân giải 5m được nội suy theo phương pháp song tuyến; (d)-DEM ở độ phân giải 5m được nội suy theo phương pháp Bi-cubic; (e)-DEM ở độ phân giải 5m được nội suy theo phương pháp Kriging.

2.3.2.2. Đánh giá trực quan bằng phương pháp sử dụng các mặt cắt



Hình 2.2. Một số mặt cắt dọc và mặt cắt ngang ví dụ (bộ dữ liệu D1-dữ liệu DEM giảm độ phân giải 20m khu vực Nghệ An)

2.3.2.3. Đánh giá trực quan bằng biểu đồ phân tán



Hình 1.3. Ví dụ về biểu đồ phân tán đối với bộ dữ liệu DEM giảm độ phân giải 20m tại khu vực Nghệ An

Trong đó:(a)-Biểu đồ phân tán của DEM đầu vào và DEM tham chiếu;
(b)-Biểu đồ phân tán của DEM sau khi tái chia mẫu song tuyến Bilinear và DEM tham chiếu.

2.3.2.4. Đánh giá định lượng sử dụng giá trị sai số trung phương

Qua các kết quả đánh giá định lượng trên cho thấy: phương pháp tăng độ phân giải không gian của mô hình DEM dạng grid theo các phương pháp tái chia mẫu cho độ chính xác cao hơn DEM ban đầu khi chạy thử nghiệm trên cả bốn bộ dữ liệu DEM.

2.3.2.5. Đánh giá định lượng sử dụng giá trị thống kê R (Hệ số tương quan) và phương trình hồi quy (đại diện bằng hai tham số m và b)

Giá trị m và b phản ánh phần ảnh hưởng của sai số hệ thống nằm trong DEM trong khi giá trị R^2 phản ánh phần sai số ngẫu nhiên. Các kết quả thực nghiệm đều cho thấy: đối với cả ba phương pháp tái chia mẫu đều làm giảm thành phần sai số ngẫu nhiên và sai số hệ thống so với DEM ban đầu chưa tăng

độ phân giải.

2.4. Kết luận chương 2

Khi đánh giá độ chính xác của các grid DEM được tăng độ phân giải bằng các phương pháp tái chia mẫu theo cách tiếp cận mới toàn diện hơn mà NCS đề xuất, trên cả 4 bộ dữ liệu cho thấy sự tăng đáng kể về độ chính xác đối với các DEM được tái chia mẫu, đặc biệt là từ phương pháp Kriging, so với DEM ban đầu. Tuy nhiên, qua phân tích cũng cho thấy DEM được tạo ra từ tái chia mẫu có xu thế chứa một số sai số mang tính hệ thống khiến bề mặt DEM tạo ra cao hơn thực tế tại các điểm trũng, tụ thủy và có xu thế thấp hơn tại các điểm cao, các đường phân thủy.

CHƯƠNG 3

NGHIÊN CỨU NÂNG CAO ĐỘ CHÍNH XÁC CỦA MÔ HÌNH SỐ ĐỘ CAO DẠNG GRID BẰNG PHƯƠNG PHÁP SỬ DỤNG MẠNG NEURON HOPFIELD

3.1. Cơ sở khoa học của thuật toán ứng dụng mạng neuron Hopfield (HNN) để tăng độ phân giải không gian và độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid

Mô hình HNN cho grid DEM là một phiên bản phát triển từ mô hình mạng neuron Hopfield được thiết kế cho thuật toán siêu phân giải bản đồ lớp phủ của Tatem (2001). Vì các ảnh viễn thám và các DEM dạng grid đều có cấu trúc dữ liệu raster nên kỳ vọng rằng các phương pháp HNN được phát triển cho các ảnh viễn thám có thể được cải tiến để tăng độ chính xác cũng như mức độ chi tiết của các DEM dạng grid.

3.2. Mạng neuron Hopfield ứng dụng cho thuật toán tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của grid DEM

3.2.1. Xây dựng mô hình, thiết lập các hàm mục tiêu và điều kiện cho thuật toán

Để sử dụng mô hình mạng neuron Hopfield tăng độ phân giải của DEM dạng grid, chúng ta sẽ chia một pixel trong DEM gốc ở độ phân giải thấp có kích thước pixel lớn thành $m \times m$ pixel con, mỗi pixel con được đại diện bởi một neuron trong HNN và giá trị độ cao chính là trạng thái đầu ra (output) của các neuron trong mạng neuron Hopfield. Giá trị đầu ra cũng chính là giá trị độ cao của mỗi neuron (tiểu điểm ảnh) sẽ được xác định thông qua hàm mục tiêu đảm bảo giá trị semi-variogram giữa các neuron lân cận tiến về giá trị nhỏ nhất. 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 phải bằng giá trị độ cao của pixel trên DEM gốc.

Sự phụ thuộc không gian ở đây được định nghĩa là sự giống nhau về mặt giá trị giữa các cặp điểm có khoảng cách gần nhau, có nghĩa là giá trị semi-variogram $\gamma(h)$ sẽ nhỏ khi khoảng cách h giữa hai điểm (i, j) và $(i, j + h)$ nhỏ. Đối với mô hình DEM được tăng độ phân giải, nếu giữa các pixel con có sự phụ thuộc không gian, thì hệ số semi-variance sẽ nhỏ ở bước nhảy h nhỏ. Điều này có nghĩa là khi hệ số semi-variogram đạt cực tiểu thì chức năng tối đa hóa sự phụ thuộc không gian trong mô hình HNN mới này sẽ tăng hoặc giảm giá trị đầu ra của pixel con nằm ở vị trí trung tâm cho tới khi bằng giá trị độ cao trung bình của các pixel con xung quanh.

Để tìm được giá trị cực tiểu của hàm $\gamma(h)$ (3.1), cần sử dụng giá trị đạo hàm của hàm này (3.2).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_1^{N(h)} [v_{ij} - v_{ij+h}]^2 \quad (3.1)$$

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 có giá trị độ cao lần lượt là: v_{ij} và v_{ij+h} , và $N(h)$ là số cặp điểm cách nhau một khoảng cách h .

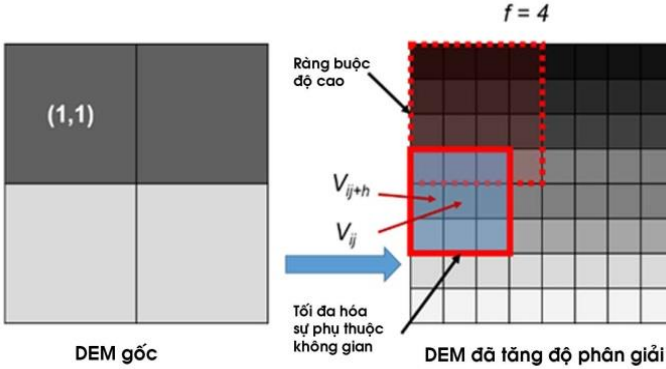
$$\begin{aligned} \frac{\partial \gamma(h)}{\partial v} &= 0 \quad (3.2) \\ \text{Và } \frac{\partial \gamma(h)}{\partial v} &= \frac{\partial \left(\frac{1}{2N(h)} \sum_1^{N(h)} (2v_{ij} - 2v_{ij+h}) \right)}{\partial v} = v_{ij} - \frac{\sum_1^{N(h)} v_{ij+h}}{N(h)} = 0 \end{aligned}$$

$$\text{Từ đó suy ra: } v_{ij}^{\text{expected}} = \frac{\sum_1^{N(h)} v_{ij+h}}{N(h)} \quad (3.3)$$

Giá trị độ cao được thay đổi như sau:

$$du_{ij}^{\text{sd}} = v_{ij}^{\text{expected}} - v_{ij} \quad (3.4)$$

Điều này có nghĩa là giá trị độ cao của pixel con nằm ở giữa có độ cao là v_{ij} sẽ bằng giá trị độ cao trung bình của các pixel con xung quanh với bước nhảy h (v_{ij+h}).



Hình 3.1. Mô hình HNN sử dụng cho tăng độ phân giải của DEM dạng grid

Trong Hình 3.1 biểu thị một ví dụ về mô hình mới được đề xuất để tăng kích thước điểm ảnh của 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 $m = 4$). 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 neuron 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 như vậy độ cao của mô hình DEM gốc sẽ không được giữ lại. 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 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 3.1 phải bằng độ cao của pixel (1,1).

Giá trị đầu vào của mỗi neuron (pixel con) được tính dựa trên công thức (3.5) với giá trị du_{ij}/dt là:

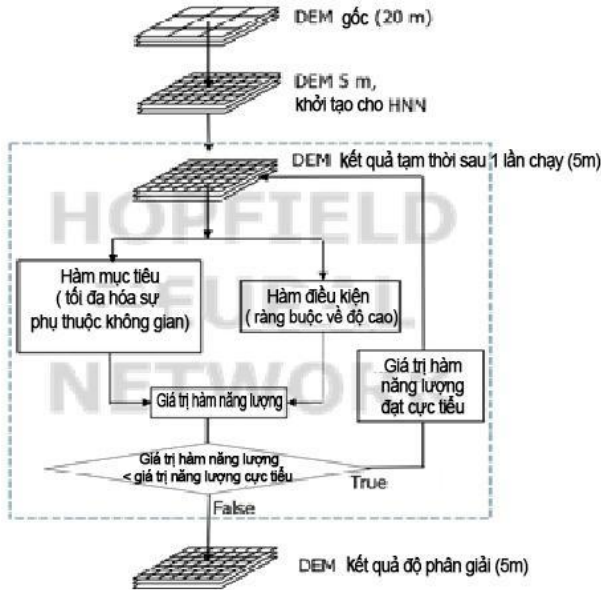
$$\frac{du_{ij}}{dt} = \frac{dE_{ij}}{dv} = du_{ij}^{sd} + du_{ij}^{ep} \quad (3.5)$$

Từ đây có thể tính được giá trị của hàm năng lượng E của toàn bộ mạng neuron Hopfield tại thời điểm t là:

$$E = \sum_i \sum_j (du_{ij}^{sd} + du_{ij}^{ep}) \quad (3.6)$$

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

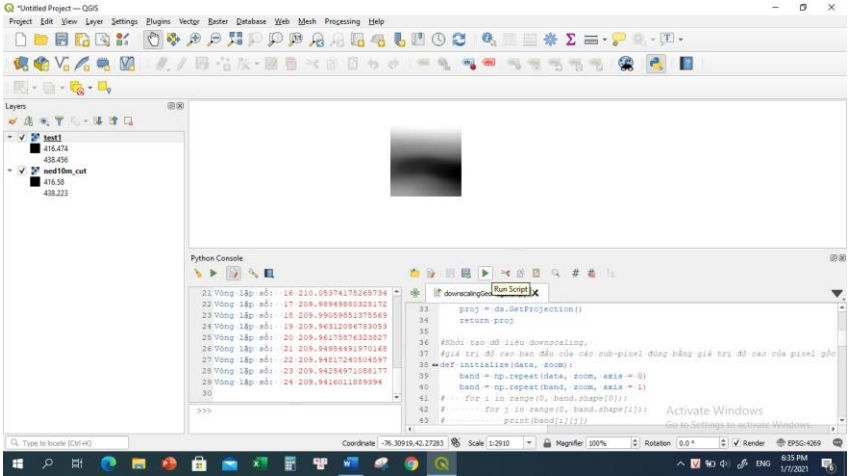
3.2.2. Sơ đồ khối của thuật toán



Hình 3.2. Sơ đồ khối thuật toán tăng độ phân giải không gian của DEM sử dụng mô hình mạng neuron Hopfield (ví dụ minh họa về tăng độ phân giải không gian của DEM từ 20m lên 5m)

3.2.3. Thiết kế chương trình tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của grid DEM sử dụng mạng neuron Hopfield

Chương trình tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid sử dụng mạng neuron Hopfield được lập trình bằng ngôn ngữ Python tích hợp trên nền QGIS.



Hình 3.3. Cửa sổ chạy chương trình tăng độ phân giải không gian và nâng cao độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid sử dụng mạng neuron Hopfield

3.3. Thực nghiệm tăng độ phân giải không gian và độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng neuron Hopfield (mô hình HNN đã biến đổi)

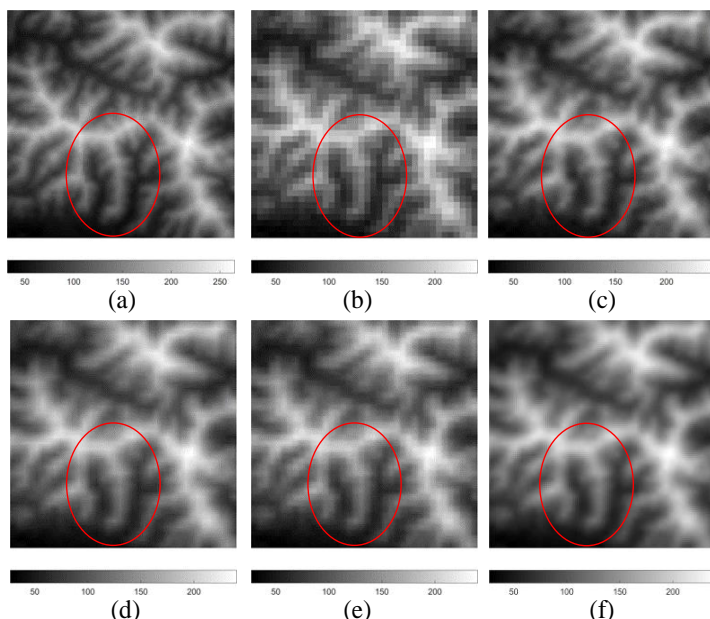
3.3.1. Dữ liệu thực nghiệm

Để có thể dễ dàng so sánh hiệu quả của thuật toán với các phương pháp tái chia mẫu được sử dụng nhiều như song tuyến Bilinear, Bi-cubic và Kriging, trong chương 3 này sẽ sử dụng cùng các bộ dữ liệu đầu vào đã được sử dụng để đánh giá các thuật toán này ở chương 2. Trong 4 bộ dữ liệu thực nghiệm đó, có 2 bộ dữ liệu DEM được xây dựng trên nguyên tắc giảm độ giải và 2 bộ dữ liệu DEM được xây dựng từ dữ liệu thực tế. Hai bộ dữ liệu được xây dựng bằng nguyên tắc giảm độ phân giải từ dữ liệu chuẩn là Bộ dữ liệu D1 và D2 ở khu vực Yên Thành, Nghệ An. Dữ liệu DEM chuẩn của bộ dữ liệu D1 có độ phân giải 20m, sau đó được giảm độ phân giải xuống 60m để sử dụng làm đầu vào cho các mô hình tăng độ phân giải bằng các thuật toán song tuyến, Bi-cubic, Kriging và HNN.

Ngoài 4 bộ dữ liệu như mô tả ở trên, một nhóm dữ liệu đo trực tiếp ngoài thực địa đã được sử dụng để đánh giá mô hình. Dữ liệu này gồm 236 điểm độ cao được xác định bằng máy toàn đạc điện tử ở cùng khu vực của bộ dữ liệu để thành lập DEM Lạng Sơn 20m và 5m với độ chính xác tương đương.

3.3.2. Các kết quả thực nghiệm và đánh giá độ chính xác

3.3.2.1. Đánh giá trực quan bằng so sánh trực tiếp bằng mắt



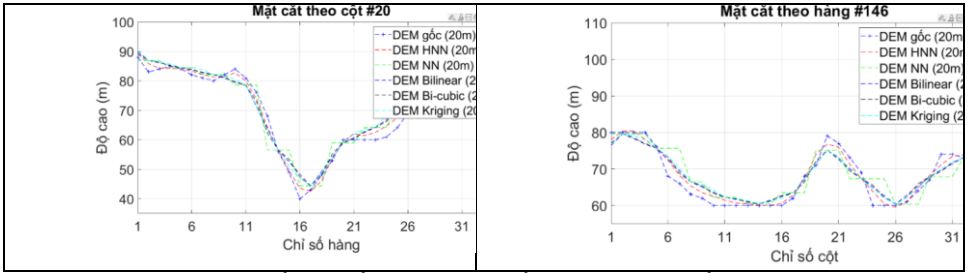
Hình 3.4. Ví dụ về tăng độ phân giải không gian của DEM khu vực

Yên Thành, Nghệ An từ độ phân giải 60m đến 20m (bộ dữ liệu D1)

Trong đó: (a)-Dữ liệu DEM tham chiếu ở độ phân giải 20m; (b)-Dữ liệu DEM giảm độ phân giải 60m, là đầu vào cho các thuật toán; (c)-DEM sau khi tăng độ phân giải từ 60m lên 20m bằng phương pháp HNN; (d)-DEM sau khi tăng độ phân giải lên 5m phương pháp song tuyến; (e)-DEM sau khi tăng độ phân giải lên 5m phương pháp Bi-cubic; (f)-DEM sau khi tăng độ phân giải lên 5m phương pháp Kriging.

So sánh trực quan cho thấy các DEM mặc dù các phương pháp song tuyến và Kriging đã cải thiện hình ảnh của DEM để khá giống với DEM tham chiếu, cải thiện mức độ vỡ do độ phân giải thấp, nhưng kết quả sau khi tăng độ phân giải bằng mô hình HNN mới được đề xuất vẫn cải thiện hình ảnh DEM tốt hơn nhiều so với các phương pháp tái chia mẫu. Điều này đúng với cả 4 bộ dữ liệu thực nghiệm.

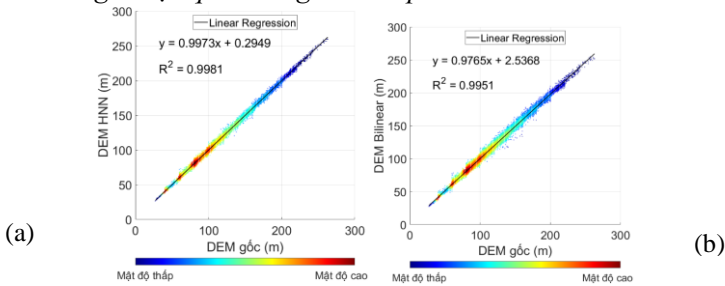
3.3.2.2. Đánh giá trực quan bằng phương pháp sử dụng các mặt cắt



Hình 3.5. Một số mặt cắt dọc và mặt cắt ngang ví dụ (đối với bộ dữ liệu DEM Nghệ An 20m)

Các kết quả thực nghiệm đều cho thấy: phương pháp tăng độ phân giải bằng mô hình HNN thực hiện chính xác hơn nhiều so với các phương pháp tái chia mẫu thông thường (Bilinear, Bi-cubic, Kriging) với các dạng địa hình đặc biệt, nơi có sự thay đổi lớn về độ cao như đỉnh của các dãy núi và đồi hoặc đáy thung lũng, đặc biệt là các thung lũng hình chữ V, các gò và đồi có đỉnh nhọn.

3.3.2.3. Đánh giá trực quan bằng biểu đồ phân tán



Hình 3.6. Ví dụ về biểu đồ phân tán đối với bộ dữ liệu DEM giảm độ phân giải 20m tại khu vực Nghệ An

Trong đó: (a)-Biểu đồ phân tán của DEM sau khi tăng độ phân giải bằng HNN và DEM tham chiếu; (b)-Biểu đồ phân tán của DEM sau khi tăng độ phân giải bằng phương pháp Bilinear và DEM tham chiếu.

3.3.2.4. Đánh giá định lượng sử dụng giá trị sai số trung phương

Bảng 3.1. Sai số trung phương của các phương pháp tái chia mẫu song tuyến, Bi-cubic, nội suy Kriging và phương pháp dùng mô hình mạng neuron Hopfiled 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 20m Nghệ An (D1)	Tổng thể	3.3026	3.3716	2.8874	1.9853	39.9%
	Min MCD	2.5245	2.5619	2.4393	1.9124	24.25%
	Max MCD	3.3379	3.4256	3.2270	2.0171	39.57%
	Min MCN	1.3837	1.4051	1.3916	1.5229	10.06%
	Max MCN	3.7005	3.7997	3.7522	2.3575	36.29%
DEM 30m Nghệ An (D2)	Tổng thể	8.8105	8.8736	8.5719	8.3510	5.21%
	Min MCD	8.5013	6.8408	6.9101	6.9668	18.05%
	Max MCD	11.6961	10.7635	10.8141	11.0702	5.35%
	Min MCN	6.6352	6.4032	6.4005	6.2829	5.31%
	Max MCN	10.5144	9.8024	9.8357	9.6199	8.51%
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%
DEM 30m Đắc Hà (S2)	Tổng thể	2.3284	2.4218	2.1095	2.0946	10.0%
	Min MCD	2.0938	1.0068	1.0624	0.9942	52.52%
	Max MCD	4.0702	2.3434	2.4436	2.2330	45.14%
	Min	2.8494	1.0181	1.0505	0.9603	66.29%

	MCN					
	Max MCN	4.6807	2.3473	2.4070	2.5440	45.65%

Đánh giá độ chính xác định lượng dựa trên sai số trung phương (Bảng 3.1) cho thấy độ chính xác của các DEM sau khi tăng độ phân giải theo thuật toán sử dụng mô hình HNN cao hơn so với các phương pháp tái chia theo mô hình song tuyến, Bi-cubic và Kriging. Sai số trung phương của các DEM sau khi tăng độ phân giải đã giảm khoảng 39,9%, 5,2%, 43,9% và 10,0% tương ứng với các DEM giảm độ phân giải 20m và 30m ở tỉnh Nghệ An (bộ dữ liệu D1 và D2), DEM lấy mẫu 5m ở tỉnh Lạng Sơn (bộ dữ liệu S1) và DEM lấy mẫu 30m ở Bắc Hà, Việt Nam (bộ dữ liệu S2). Các giá trị sai số trung phương tổng thể của DEM sau khi tăng độ phân giải theo mô hình HNN nhỏ hơn so với các DEM được tạo ra theo phương pháp tái chia mẫu song tuyến, Bi-cubic và Kriging, đặc biệt là đối với các bộ dữ liệu DEM 5m và 20m.

3.3.2.5. *Đánh giá định lượng sử dụng giá trị thống kê R (Hệ số tương quan) và phương trình hồi quy (đại diện bằng hai tham số m và b)*

Bảng 3.2. 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 20m Nghệ An (D1)	DEM 20m tăng độ phân giải sử dụng mô hình HNN	0.9973	0.2949	0.9981
	DEM 20m sau khi tái chia mẫu theo mô hình song tuyến	0.9765	2.5368	0.9951
	DEM 20m sau khi tái chia mẫu theo mô hình Bi-cubic	0.9781	2.3680	0.9948
	DEM 20m sau khi nội suy Kriging	0.9832	1.8217	0.9962
DEM 30m Nghệ An (D2)	DEM 30m tăng độ phân giải sử dụng mô hình HNN	0.9904	-1.6013	0.9686
	DEM 30m sau khi tái chia mẫu theo mô hình song tuyến	0.9500	3.2057	0.9646
	DEM 30m sau khi tái chia mẫu theo mô hình Bi-cubic	0.9529	2.8723	0.9639
	DEM 30m sau khi nội suy Kriging	0.9608	1.9291	0.9694
DEM 5m Lạng Sơn (S1)	DEM 5m tăng độ phân giải sử dụng mô hình HNN	1.0195	-5.908	0.9937
	DEM 5m sau khi tái chia mẫu theo mô hình song tuyến	0.9601	12.3782	0.9793
	DEM 5m sau khi tái chia mẫu theo mô hình Bi-cubic	0.9658	10.6432	0.9763

	DEM 5m sau khi nội suy Kriging	0.945	16.3717	0.9884
DEM 30m Đắc Hà (S2)	DEM 30m tăng độ phân giải sử dụng mô hình HNN	1.0043	-4.1179	0.9968
	DEM 30m sau khi tái chia mẫu theo mô hình song tuyến	0.9872	12.1453	0.9960
	DEM 30m sau khi tái chia mẫu theo mô hình Bi-cubic	0.9885	10.9118	0.9959
	DEM 30m sau khi nội suy Kriging	0.9922	7.3917	0.9967

Việc đánh giá cũng được thực hiện thêm bằng cách sử dụng hồi quy tuyến tính của độ phân giải không gian của DEM chuẩn so với DEM tăng độ phân giải theo mô hình HNN và DEM sau khi tái chia mẫu sử dụng các điểm chuẩn, đặc biệt tập trung vào các hệ số m , b và R^2 (Bảng 3.2). Phân tích các tham số này cho thấy rằng, các DEM sau khi tăng độ phân giải theo mô hình HNN thì gần với các DEM tham chiếu hơn so với các DEM được tạo ra bằng các phương pháp tái chia mẫu thông thường.

Qua các kết quả đánh giá định lượng cho thấy: phương pháp tăng độ phân giải không gian của mô hình DEM dạng grid theo phương pháp HNN cho độ chính xác cao hơn các phương pháp tái chia mẫu khi chạy thử nghiệm trên cả bốn bộ dữ liệu.

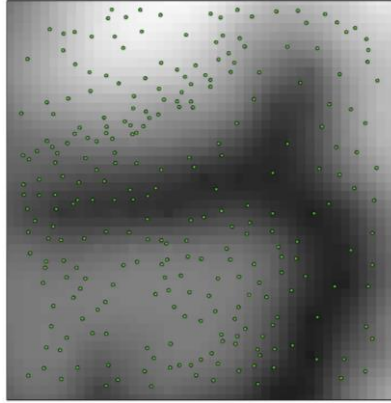
3.4. So sánh độ chính xác về độ cao giữa các DEM sau khi tăng độ phân giải bằng thuật toán mạng neuron Hopfiled và các phương pháp tái chia mẫu với các điểm độ cao kiểm tra được đo bằng máy toàn đạc điện tử

Để so sánh độ chính xác về độ cao, NCS đã tiến hành so sánh các giá trị độ cao của các DEM sau khi tăng độ phân giải bằng thuật toán mạng neuron Hopfiled và các phương pháp tái chia mẫu với các điểm độ cao kiểm tra được đo trực tiếp trên thực địa bằng máy toàn đạc điện tử (TĐĐT) - đối với khu đo Mai Pha, Lạng Sơn. Vị trí các điểm đo (236 điểm đo) trên thực địa được minh họa trên Hình 3.7.

Sau khi tiến hành rải điểm đo thực địa bằng máy toàn đạc điện tử lên nền grid DEM của cùng khu đo đó trên ArcGis, dùng công cụ “Extract Multi Value to Point” có sẵn trong phần mềm ArcGIS để trích xuất giá trị độ cao trên DEM tại các vị trí có điểm đo để so sánh các giá trị chênh cao giữa độ cao đo bằng TĐĐT và độ cao xác định được trên DEM (tại cùng một vị trí).

Kết quả so sánh các giá trị chênh lệch về độ cao (tính theo giá trị tuyệt đối của các chênh lệch độ cao) và thống kê các sai số của các DEM sau khi tăng độ phân giải và các độ cao đo thực địa được thể hiện trong Bảng 3.3.

So sánh các giá trị sai số trung phương RMSE của các DEM sau khi tăng độ phân giải bằng phương pháp HNN và các phương pháp tái chia mẫu Bilinear, Bi-cubic và Kriging, ta thấy giá trị RMSE của phương pháp HNN là nhỏ nhất trong các phương pháp trên, có nghĩa là độ chính xác của phương pháp sử dụng mô hình mạng neuron Hopfield là cao nhất.



Hình 3.7. Rải các điểm đo thực lên DEM 5m Lạng Sơn

Bảng 3.3. Bảng thống kê các chênh lệch độ cao, các sai số giữa các DEM tăng độ phân giải và các điểm đo bằng toàn đạc điện tử

	DEM HNN	DEM Input	DEM Bilinear	DEM Bi-cubic	DEM Kriging
Max (m)	3.637	7.240	4.878	5.076	3.609
Min (m)	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
Mean (m)	0.783	1.786	1.168	1.208	0.957
RMSE (m)	1.097	2.378	1.518	1.623	1.190

3.5. Kết luận chương 3

Trong chương này đã đề xuất một phương pháp mới để tăng độ phân giải không gian và độ chính xác của các grid DEM và thử nghiệm, đánh giá bằng các tham số khác nhau bằng cách sử dụng các dữ liệu DEM với độ phân giải và đặc tính khác nhau. Thuật toán tăng độ phân giải mới đề xuất được xây dựng dựa trên mạng neuron Hopfield (HNN) với hàm mục tiêu là tối đa hóa sự phụ thuộc không gian và điều kiện ràng buộc về độ cao. Các kết quả thử nghiệm cho thấy độ chính xác của phương pháp tăng độ phân giải không gian của DEM sử dụng mô hình HNN cao hơn hẳn so với các phương pháp tái chia mẫu song tuyến, Bi-cubic và Kriging.

Đánh giá trực quan và định lượng đã cho thấy thuật toán tăng độ phân giải không gian của DEM sử dụng mô hình HNN thực hiện chính xác hơn đối với một số đặc điểm địa hình đặc trưng như đáy thung lũng hoặc đỉnh của các rặng núi. Sự cải thiện này có thể được coi là do hiệu ứng của sự ràng buộc độ cao với các hàm tối đa hóa sự phụ thuộc không gian trong cách tiếp cận sử dụng mô hình HNN này. Đó là, cách thức đặc trưng của phương pháp sử dụng mô hình HNN mang lại lợi thế về cấu trúc khi tăng độ phân giải của DEM mà các phương pháp tái chia mẫu và nội suy không gian phổ biến hiện nay không làm được.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

A. Kết luận

Kết quả nghiên cứu của luận án đã khẳng định và chứng minh được các luận điểm khoa học của đề tài, từ đó có thể đưa ra các kết luận như sau

1. Các mô hình đánh giá độ chính xác cho DEM sử dụng kết hợp các tham số hồi quy (m, b) khi xây dựng mối quan hệ tương quan tuyến tính giữa dữ liệu chuẩn và dữ liệu đối sánh, hệ số tương quan R là phù hợp để đánh giá độ chính xác mô hình số độ cao DEM dạng grid. Việc sử dụng đồng thời các tham số trên cho phép đánh giá được sự tồn tại của các thành phần sai số ngẫu nhiên và sai số hệ thống trong các dữ liệu mô hình số độ cao.

2. Theo kết quả thử nghiệm được đánh giá độ chính xác theo cách tiếp cận mới, có sử dụng các tham số hồi quy tuyến tính (m, b) và hệ số tương quan R cho thấy, các thuật toán phổ biến bao gồm Bilinear, Bi-cubic, đặc biệt là phương pháp Kriging có thể cải thiện một cách nhất định về độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid khi tiến hành chia nhỏ các điểm ảnh. Tuy nhiên, qua phân tích cho thấy các thuật toán này gây ra một lượng sai số hệ thống trong kết quả DEM do hiệu ứng làm trơn. Các giá trị độ cao trên DEM có xu thế thấp đi tại các điểm đỉnh đồi, núi và phân thủy cũng như cao hơn ở các điểm đáy thung lũng hoặc tụ thủy.

3. Phương pháp mới để nâng cao độ chính xác cho dữ liệu DEM dạng grid bằng mạng neuron Hopfield mà luận án đề xuất có thể cải thiện độ chính xác cho DEM dạng grid so với các phương pháp tái chia mẫu khác. Mô hình nâng cao độ chính xác này là kết hợp của việc làm trơn DEM thông qua hàm mục tiêu được xác định bằng giá trị *semi-variance* min và hàm điều kiện ràng buộc về độ cao. 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.

B. Kiến nghị và hướng nghiên cứu tiếp theo

1. Dựa trên kết quả của thuật toán, NCS có mong muốn được tiếp tục hỗ trợ để có thể xây dựng các module phần mềm cho phép ứng dụng thuật toán HNN trên thực tế trong việc nâng cao độ chính xác dữ liệu mô hình số độ cao dạng grid và các dữ liệu độ cao có dạng tương tự.

2. Nghiên cứu tiếp tục hoàn thiện thuật toán, trong đó xây dựng hàm điều kiện ràng buộc độ cao mềm cho phép khử bớt các sai số tồn tại trong dữ liệu đầu vào mô hình số độ cao.

3. Nghiên cứu mở rộng thuật toán khi có thêm các nguồn thông tin khác có thể hỗ trợ việc hiệu chỉnh độ cao của mô hình mới, hoặc cho phép trộn các nguồn dữ liệu độ cao khác nhau để tạo ra mô hình số độ cao có độ chính xác cao hơn dữ liệu ban đầu, đủ độ chính xác cho các lĩnh vực có sử dụng mô hình số độ cao như nghiên cứu trượt lở, xây dựng mô hình dòng chảy thủy văn, v.v.

**DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ
ĐÃ CÔNG BỐ LIÊN QUAN ĐẾN NỘI DUNG LUẬN ÁN**

A. Các đề tài nghiên cứu:

1. Chủ trì đề tài cấp cơ sở (2018): “Nghiên cứu nâng cao độ chính xác của mô hình số độ cao dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng nơ-ron Hopfield”, Trường Đại học Mỏ - Địa chất. Mã số T18-11.

B. Các bài báo/báo cáo khoa học:

Tiếng Việt

1. **Nguyễn Thị Thu Hương** (2018), “Một cách tiếp cận mới nhằm tăng độ phân giải không gian của mô hình số độ cao dạng grid bằng phương pháp sử dụng mạng nơ-ron Hopfield.”, *Kỷ yếu hội thảo khoa học Trái đất – Mỏ - Môi trường bền vững (EME 2018)*, p. 238-246, ISBN: 978-604-913-687-0.

2. **Nguyễn Thị Thu Hương** (2019), “Một phương pháp nhằm tăng độ phân giải không gian của mô hình số độ cao dạng grid sử dụng mạng nơ-ron Hopfield”, *Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa Chất*, Tập 60, kỳ 2, ISSN 1859-1469.

Tiếng Anh

3. **Nguyen Thi Thu Huong**, Nguyen Quang Minh (2018), “Comparison of the resampling methods for gridded dem downscaling”, *Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa Chất*, Số tiếng Anh, tập 59, kỳ 6, ISSN 1859-1469.

4. Nguyen Quang Minh, **Nguyen Thi Thu Huong**, La Phu Hien, Hugh Lewis, P. Atkinson (2018), “Downscaling gridded DEM using the Hopfield Neural Network”, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, ID JSTARS-2018-00862.

5. Nguyen Quang Minh, **Nguyen Thi Thu Huong** (2013), “Increasing Spatial Resolution of Remotely Sensed Image using HNN Super-resolution Mapping Combined with a Forward Model”, *Journal of the Korean of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol.31, No. 6-2, 559-565, ISSN 1598-4850(Print), ISSN 2288-260X (Online).

6. Nguyen Quang Minh, **Nguyen Thi Thu Huong**, La Phu Hien, Duong Thi Tuyet Nhung (2019), “Comparison of the conventional resampling methods for gridded DEM downscaling”, *Journal of the Polish Mineral Engineering Society Pol-Viet 2019*, Doi: <http://doi.org/10.29227/IM-2019-01-77>.

7. Nguyen Quang Minh, **Nguyen Thi Thu Huong**, La Phu Hien, Pham Thanh Thao, P.M. Atkinson (2016), “Increasing the Grid DEM Resolution Using Hopfield Neural Network, A Test For Data in LangSon Province, VietNam”, *International symposium on Geo-Spatial and Mobile mapping technologies and summer school for Mobile mapping technology (GMMT2016)*, ISBN 978-604-76-914-4.

8. Nguyen Quang Minh, **Nguyen Thi Thu Huong**, La Phu Hien (2016), “A Quantitative Assessment of Algorithm for Increasing Gridded DEM resolution using the Hopfield Neural Network”, *International Conference on Earth Sciences And Sustainable Geo-Resources Development (ESASGD 2016)*, ISBN 978-604-76-1171-3.