

BỘ TÀI NGUYÊN VÀ MÔI TRƯỜNG  
VIỆN KHOA HỌC ĐO ĐẠC VÀ BẢN ĐỒ



*Xây dựng & Phát triển*

TUYỂN TẬP BÁO CÁO HỘI THẢO KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ  
**CÔNG NGHỆ ĐỊA KHÔNG GIAN THÔNG MINH**  
**TRONG QUẢN LÝ TÀI NGUYÊN VÀ MÔI TRƯỜNG**



NHÀ XUẤT BẢN TÀI NGUYÊN - MÔI TRƯỜNG VÀ BẢN ĐỒ VIỆT NAM

## MỤC LỤC

### CHỦ ĐỀ THỨ NHẤT

#### PHÁT TRIỂN CÔNG NGHỆ ĐỊA KHÔNG GIAN THÔNG MINH VÀ HÀNH LANG PHÁP LÝ

VAI TRÒ CỦA CÔNG NGHỆ VÀ DỮ LIỆU ĐỊA KHÔNG GIAN TRONG HÀNH TRÌNH THỰC HIỆN MỤC TIÊU CÁC MÔ HÌNH TĂNG TRƯỞNG MỚI .....	1
--	---

*Võ Chí Mỹ, Võ Ngọc Dũng, Võ Thị Công Chính*

GEOAI: CÔNG NGHỆ VÀ ỨNG DỤNG TRONG ĐỊA KHÔNG GIAN .....	12
---	----

*Nguyễn Phi Sơn, Nguyễn Quang Minh*

NGHIÊN CỨU THỰC TRẠNG VÀ XU HƯỚNG CÔNG NGHỆ ĐỊA KHÔNG GIAN THÔNG MINH ỨNG DỤNG TRONG NGÀNH QUẢN LÝ ĐẤT ĐAI Ở VIỆT NAM .....	39
--	----

*Mãn Quang Huy*

MỘT SỐ GIẢI PHÁP TĂNG CƯỜNG HIỆU QUẢ CẬP NHẬT CUNG CẤP VÀ SỬ DỤNG DỮ LIỆU ĐỊA LÝ .....	48
---	----

*Nguyễn Văn Thảo*

NÂNG CAO HIỆU QUẢ CHIẾT TÁCH TỰ ĐỘNG ĐỐI TƯỢNG ĐỊA LÝ PHỤC VỤ CẬP NHẬT CƠ SỞ DỮ LIỆU NỀN ĐỊA LÝ TỶ LỆ LỚN BẰNG MÔ HÌNH CNN- OBIA .....	59
--	----

*Nguyễn Thị Ngọc Hồi, Nguyễn Thanh Thủy, Phạm Thị Hồng Lam, Đinh Thị Thanh, Bùi  
Thị Thanh Huyền, Vũ Thị Hồng Hà, Phạm Văn Thành*

XÂY DỰNG DỰ THẢO TIÊU CHUẨN CƠ SỞ VỀ KHẢO SÁT, ĐO ĐẠC VÀ THÀNH LẬP BẢN ĐỒ ĐỐI TƯỢNG ĐỊA LÝ TRONG LÒNG ĐẤT THUỘC PHẠM VI TẦNG NÔNG - PHƯƠNG PHÁP GEORADAR .....	76
--	----

*Nguyễn Phi Sơn, Nguyễn Thanh Thủy, Đào Ngọc Long, Lê Chí Thịnh, Nguyễn Thị Huệ,  
Nguyễn Thị Thảo, Nguyễn Văn Chúc, Lê Việt Nam*

NGUYÊN TẮC VÀ QUY TRÌNH ĐẶT TÊN CHO CÁC ĐỐI TƯỢNG ĐỊA LÝ ..... 90

*Trịnh Anh Cơ*

THỬ NGHIỆM VẬN HÀNH VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG LẤY MẪU NƯỚC MẶT  
TRÊN XUÔNG TỰ HÀNH ..... 97

*Lưu Hải Âu, Đặng Xuân Thủy, Lưu Hải Bằng, Ngô Thị Liên, Phan Doãn Thành Long*

THÀNH LẬP BẢN ĐỒ HỆ SINH THÁI ĐẤT NGẬP NƯỚC DỰA TRÊN DỮ LIỆU  
VỆ TINH VÀ ĐỊA LÝ - CẢNH QUAN ..... 109

*Nguyễn Thị Thanh Hương, Đinh Thị Thanh, Nguyễn Thị Huệ, Nguyễn Xuân Thang, Phạm  
Thế Tài, Đặng Việt Hoàng, Phan Thị Xuân, Nguyễn Hải Yến, Lê Thị Hoàn*

NGHIÊN CỨU KẾT HỢP SỐ LIỆU ĐO CAO VỆ TINH TRONG BÀI TOÁN XÁC  
ĐỊNH DỊ THƯỜNG TRỌNG LỰC BIỂN ..... 125

*Nguyễn Văn Sáng, Phạm Văn Tuyên, Nguyễn Thị Thanh Hương*

NGHIÊN CỨU THÀNH LẬP VÀ XỬ LÝ SỐ LIỆU LƯỚI ĐỘ CAO QUAN TRẮC  
LÚN MẶT ĐẤT TẠI KHU VỰC XÂY DỰNG CÔNG TRÌNH CÔNG NGHIỆP .... 137

*Trần Khánh, Trần Thùy Linh, Phạm Phú Ninh*

GIỚI THIỆU QUY TRÌNH TÍNH TOÁN VÀ THÀNH LẬP BẢN ĐỒ TỔNG LƯỢNG  
ĐIỆN TỬ TỰ DO (TEC) THỜI GIAN THỰC TỬ DỮ LIỆU ĐO GNSS TRÊN LÃNH  
THỔ VIỆT NAM ..... 148

*Lại Văn Thủy*

XÁC ĐỊNH BIẾN THIÊN TRỌNG LỰC BẰNG MÁY FG5-X ..... 163

*Đinh Xuân Mạnh, Trần Thị Chính, Nguyễn Xuân Thắng*

## GEOAI: CÔNG NGHỆ VÀ ỨNG DỤNG TRONG ĐỊA KHÔNG GIAN

Nguyễn Phi Sơn<sup>1</sup>, Nguyễn Quang Minh<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Viện Khoa học Đo đạc và Bản đồ

<sup>2</sup>Đại học Mỏ - Địa chất

Ngày nhận bài: 30/4/2024; Ngày gửi phản biện: 03/5/2024; Ngày chấp nhận đăng: 27/5/2024

### Tóm tắt:

Những năm gần đây, các công nghệ như: trí tuệ nhân tạo (AI), học máy (ML), thực tế ảo (VR), công nghệ thông tin địa lý (GIT), bản sao kỹ thuật số (Digital Twin), viễn thám (RS) v.v. đang phát triển một cách mạnh mẽ, tạo nền tảng thúc đẩy công nghệ “Trí tuệ nhân tạo không gian địa lý” (GeoAI) phát triển nhanh hơn, như một xu hướng đầy tiềm năng. GeoAI là sự kết hợp giữa Geospatial và AI, trong đó chủ yếu sử dụng các mô hình học máy, học sâu để chiết xuất, dự đoán, dự báo đối tượng, hiện tượng, quá trình gắn với tọa độ địa lý. Chuyên ngành Bản đồ cũng từng bước tiếp cận, nâng cao năng lực công nghệ, phát triển ứng dụng, cung cấp thông tin, dữ liệu, sản phẩm dẫn xuất theo hướng nhanh hơn, chính xác hơn, hiệu quả hơn và thông minh hơn, trong đó có cơ sở dữ liệu (CSDL) nền địa lý - một sản phẩm của đo đạc và bản đồ cơ bản. Để làm được việc này đòi hỏi các nghiên cứu khoa học phải định hướng được ứng dụng, nắm rõ công nghệ, hình thành được quy trình, xác định được bài toán và đánh giá được hiệu suất của các mô hình học máy cho thành lập bản đồ. Trong bài báo này sẽ tổng quan các nghiên cứu trong và ngoài nước về GeoAI và đúc rút một số vấn đề trong quá trình thực hiện đề tài KHCN cấp Bộ mã số TNMT.2022.02.21, từ đó đề xuất một số vấn đề cần quan tâm để có thể phát triển GeoAI trong lĩnh vực đo đạc và bản đồ.

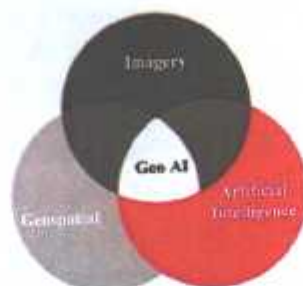
**Từ khóa:** GeoAI, Dữ liệu không gian địa lý, GIS, AI, ML, DL.

### 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

A I đang phát triển một cách mạnh mẽ, một xu hướng công nghệ của thế kỷ 21 [1]. AI là công cụ ứng dụng khoa học máy tính trong chiết xuất, phân loại, dự đoán, dự báo các đối tượng, hiện tượng tự nhiên, kinh tế - xã hội, môi trường được áp dụng thành công trong nhiều lĩnh vực khác nhau trong đời sống. Các mô hình đã được phát triển ngày càng nhanh, từng bước tiến tới như một cỗ máy mô phỏng tư duy thông minh của con người, thực hiện các nhiệm vụ phức tạp hơn, tạo ra ứng dụng có thể tự học và tự xử lý các dữ liệu đa nguồn mà chỉ cần rất ít sự can thiệp của con người. Trong các hướng nghiên cứu của AI, học máy đang được ứng dụng rộng rãi nhất để giải quyết các vấn đề không gian bằng dữ liệu không gian số. Ứng dụng AI để tạo lập các dữ liệu không gian số có một ý nghĩa quan trọng đó là hướng tới “tự động hóa” quy trình thành lập dữ

liệu không gian số. Thực sự AI đang mang lại những tác động to lớn, đặc biệt đối với các tổ chức trong lĩnh vực đo đạc và bản đồ.

Trong bối cảnh công nghệ phát triển nhanh chóng, ứng dụng của trí tuệ nhân tạo vào công nghệ không gian địa lý đã tạo ra một công nghệ mang tính cách mạng: trí tuệ nhân tạo không gian địa lý - GeoAI (Hình 1). Hội nghị chuyên đề về GeoAI đầu tiên đã được tổ chức vào năm 2017 tại Hoa Kỳ, đã đặt ra nhiều thách thức đối với lĩnh vực địa không gian (geospatial), là ngành kỹ thuật liên quan đến vị trí và các đối tượng, hiện tượng trong không gian, thời gian, trong đó các dữ liệu đầu vào cho AI có thể bao gồm dữ liệu có cấu trúc và phi cấu trúc được như ảnh viễn thám, dữ liệu đám mây điểm, dữ liệu có được từ các cảm biến phục vụ điều tra cơ bản, đo đạc, quan trắc, v.v. và dữ liệu đầu ra là các dữ liệu được cấu trúc hóa nhằm phục vụ các yêu cầu về dữ liệu cho các ứng dụng khác nhau [2]. Trong các nhánh nghiên cứu của GeoAI hiện nay, việc ứng dụng của học máy, đặc biệt là các thuật toán học sâu, ngoài việc tự động hóa tạo lập các dữ liệu truyền thống, sẽ góp phần tạo ra dữ liệu dẫn xuất mới và thông tin mới mà trước đây khó có thể có được từ các mô hình phân tích dữ liệu thông thường. Sử dụng AI để phân tích dữ liệu không gian địa lý sẽ tăng tốc quy trình tạo lập dữ liệu, cho phép chiết xuất những thông tin có giá trị và giải quyết các vấn đề về không gian. Nó sẽ giúp tạo ra những sản phẩm mới từ thông tin không gian, cập nhật dữ liệu cũ, dự báo các quá trình và hỗ trợ ra quyết định, mang lại cuộc cách mạng dữ liệu thông minh hơn cho chính lĩnh vực địa không gian và các lĩnh vực khác có liên quan đến dữ liệu vị trí [3]. Học máy được sử dụng để phân tích dữ liệu không gian và giải quyết các vấn đề không gian bằng cách sử dụng các kỹ thuật phân loại, phân cụm, dự đoán và dự báo. Dữ liệu không gian thể hiện một số thuộc tính đặc biệt, nhất định, khiến chúng khác biệt với các loại dữ liệu khác, như: sự phụ thuộc không gian, tính không đồng nhất không gian và quy mô của không gian. Đây là các thông tin rất có giá trị trong việc nâng cao độ chính xác của việc chiết tách thông tin nhưng trước đây ít được sử dụng do thiếu các công cụ học máy thông minh. Sự ra đời của các công cụ học sâu (một nhánh của học máy) cho phép sử dụng các thông tin này trong việc tạo lập và phân tích không gian. Bên cạnh đó, học sâu thường được sử dụng trong GeoAI để tạo ra dữ liệu không gian phong phú bằng cách tự động hóa việc trích xuất, phân loại và phát hiện thông tin không gian địa lý từ hình ảnh, video, đám mây điểm và văn bản. Bộ công cụ học sâu này đã được tích hợp vào một số phần mềm, ứng dụng như ArcGIS Pro, Google để người sử dụng không có chuyên môn sâu về AI có thể sử dụng dễ dàng [4]. Bằng công cụ AI, câu hỏi “mọi thứ xảy ra ở đâu đó” sẽ được trả lời nhanh chóng và chính xác hơn, cho phép cung cấp các thông tin cần thiết và kịp thời cho việc ra quyết định. Điều này sẽ thúc đẩy những bước tiến mới trong nền kinh tế số, nhân tố quan trọng trong nền kinh tế toàn cầu [5].



Hình 1: Khái niệm về GeoAI [6]



Hình 2: Mô hình ứng dụng AI kết hợp với phần mềm ArcGIS trong bộ GeoAI Toolbox [4]

Trong bối cảnh phát triển mạnh mẽ của GeoAI với ngành đo đạc và bản đồ, các quan, đơn vị trong nước cần nắm bắt được xu thế phát triển của công nghệ, đồng thời nhanh chóng tiếp cận các phát triển công nghệ trong lĩnh vực này để nâng cao hiệu quả trong sự phát triển của ngành, đóng góp vào phát triển kinh tế - xã hội của đất nước. Báo này cung cấp các kiến thức và thông tin tổng quan về sự phát triển của AI và ứng dụng của nó trong lĩnh vực đo đạc và bản đồ, để làm cơ sở cho việc ứng dụng một cách hiệu quả GeoAI tại Việt Nam.

## 2. DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

### 2.1. Dữ liệu nghiên cứu

Dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu này bao gồm:

- Các công trình nghiên cứu, bài báo khoa học trong và ngoài nước liên quan đến lĩnh vực GeoAI và ứng dụng của nó trong lĩnh vực địa lý, đo đạc và bản đồ.

- Các tài liệu hướng dẫn về các công nghệ AI, ML, DL và GeoAI của các hãng công nghệ lớn như ESRI, Google, v.v.
- Dữ liệu không gian địa lý đã được sử dụng trong các thử nghiệm ứng dụng mô hình GeoAI, bao gồm: Ảnh vệ tinh, ảnh máy bay, dữ liệu nền địa lý dạng số.
- Kết quả thử nghiệm các mô hình GeoAI được thực hiện trong khuôn khổ đề tài khoa học công nghệ cấp Bộ mã số TNMT.2022.02.21.

## **2.2. Phương pháp nghiên cứu**

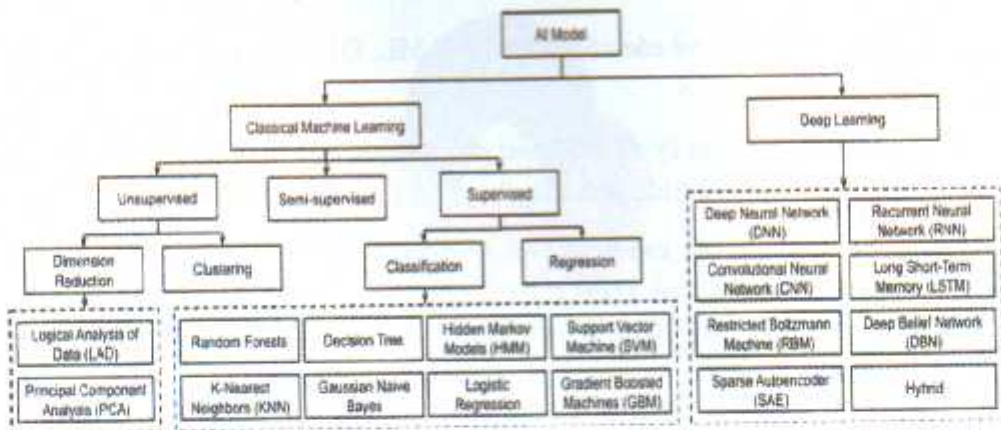
- Phương pháp thu thập, phân tích, tổng hợp tài liệu: Các tài liệu nghiên cứu trong và ngoài nước về GeoAI được thu thập qua các nguồn khác nhau, sau đó được phân tích, tổng hợp và đánh giá để rút ra các nhận định về xu hướng phát triển và ứng dụng GeoAI trong lĩnh vực địa lý.
- Phương pháp thử nghiệm: Các mô hình GeoAI được áp dụng thử nghiệm với dữ liệu địa lý của Việt Nam nhằm đánh giá khả năng ứng dụng thực tế của chúng trong công tác đo đạc và thành lập bản đồ ở Việt Nam.
- Phương pháp chuyên gia: Tham vấn ý kiến của các chuyên gia trong lĩnh vực AI và đo đạc bản đồ để đánh giá tiềm năng, thách thức khi triển khai ứng dụng GeoAI ở Việt Nam.

## **3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN**

### **3.1. Công nghệ GeoAI**

#### **3.1.1. Các mô hình AI cơ bản**

Hình 3 trình bày các mô hình học AI đang được sử dụng nhiều trong lĩnh vực học máy hiện nay. Các mô hình này được chia làm hai nhóm bao gồm học máy cơ bản và học sâu. Các mô hình học máy cơ bản có thể được ứng dụng cho các bài toán chủ yếu bao gồm học máy không giám sát, học máy bán giám sát và học máy có giám sát. Trong các nhóm này, học máy có giám sát là phương pháp được sử dụng nhiều trong hai bài toán thuộc nhóm là phân loại (classification) và hồi quy (regression). Các mô hình cơ bản có thể kể ra bao gồm: Rừng ngẫu nhiên (Random Forest) [7], K-Nearest Neighbour (KNN) [8], Cây quyết định (Decision Tree - DT) [9], Xác suất cực đại - Gaussian Naive Bayes (GNB), Support Vector Machine (SVM) [10], Gradient Boosted Machines (GBM) [11]. Nhóm các mô hình học sâu bao gồm các mô hình lớn như: mạng nơ ron sâu (mạng nơ ron nhiều lớp) - Deep Neural Network [12], mạng nơ ron tích chập (Convolution Neural Network) [13, 14], Máy Boltzman (Restricted Boltzmann Machine - RMB) [15], Sparse Autoencoder (SAE) [16], Recurrent Neural Network (RNN) [17], Long Short-Term Memory (LSTM) [18], Deep Belief Network (DBN) [19], Hybrid.



Hình 3: Các nhánh của học máy và phương pháp học máy [20]

### 3.1.2. Quy trình triển khai phát triển và ứng dụng mô hình học máy



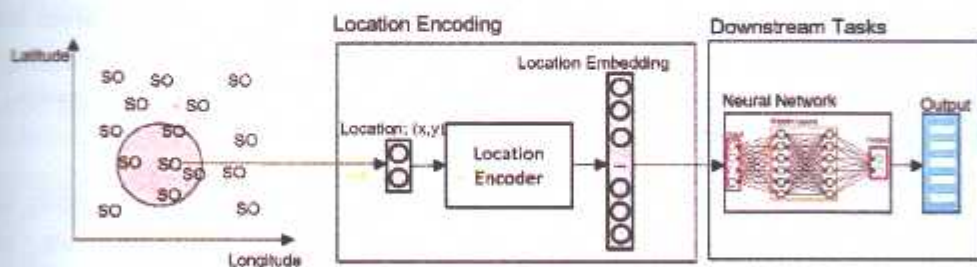
Hình 4: Quy trình triển khai ứng dụng AI

Quy trình chung khi thiết lập một mô hình học máy (ML) hoặc học sâu (DL) bao gồm các bước: 1) Thu thập dữ liệu; 2) Tiền xử lý dữ liệu; 3) Xác định các thuộc tính, đối với mô hình học sâu thì các thuộc tính sẽ do mô hình tự xác định trong quá trình huấn luyện; 4) Tách dữ liệu huấn luyện và kiểm thử; 5) Chọn mô hình học máy hoặc học sâu; 6) Xây dựng mô hình với dữ liệu huấn luyện; 7) Đánh giá mô hình với dữ liệu kiểm thử; 8) Tính toán các tham số của mô hình; 9) Tinh chỉnh và cải thiện mô hình; 10) Chọn mô hình tối ưu; 11) Triển khai mô hình. Đối với mỗi lĩnh vực và mục đích khác nhau mà dữ liệu đầu vào khác nhau, kèm theo cách tiền xử lý dữ liệu đầu vào khác nhau [21]. Tùy thuộc vào vấn đề cụ thể để chọn mô hình thích hợp như hồi quy, phân loại, mạng nơ ron hồi quy, mạng nơ ron

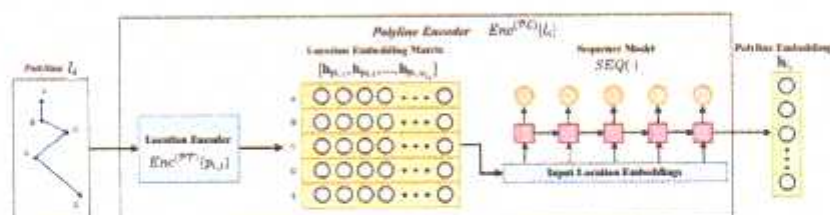
học sâu. Sự khác biệt cơ bản và đặc trưng chuyên biệt giữa các mô hình ML, DL của mỗi lĩnh vực chuyên ngành là ở các bước liên quan đến chuẩn bị dữ liệu. Đối với mô hình học máy bình thường, người dùng cần phải xác định các thuộc tính của dữ liệu, đồng thời xây dựng bộ dữ liệu thuộc tính này để làm đầu vào cho mô hình. Với các mô hình học sâu, mô hình cho phép nhận dữ liệu thô mà không cần phải xác định thuộc tính làm dữ liệu đầu vào, tuy nhiên do mô hình lớn, có nhiều tham số nên đòi hỏi một số lượng mẫu huấn luyện lớn. Đối với các ứng dụng địa không gian, dữ liệu thô đầu vào có thể là dữ liệu dạng ảnh như viễn thám, ảnh UAV, ảnh máy bay hoặc các dữ liệu như đám mây điểm quét từ công nghệ LiDAR hoặc công nghệ đo ảnh trong khi đó dữ liệu đầu ra là dữ liệu địa lý bao gồm cả vị trí không gian và dữ liệu thuộc tính [22].

### 3.1.3. Dữ liệu địa lý đầu vào cho các mô hình GeoAI

Các mô hình trí tuệ nhân tạo ứng dụng cho lĩnh vực địa không gian (geospatial) phải làm việc được với nhiều loại dữ liệu khác nhau bao gồm dữ liệu vector và dữ liệu raster [23]. Đối với dữ liệu raster, gồm các ô vuông được xếp theo hàng và cột thì dữ liệu đầu vào hoàn toàn thích hợp cho các mô hình học sâu như mạng nơ ron tích chập CNN [24]. Tuy nhiên, đối với các dữ liệu vector thì phức tạp hơn nhiều và để mô hình trí tuệ nhân tạo hiện nay có thể nhận được dữ liệu từ các loại đối tượng như điểm (points), đường (polylines), hay vùng (polygons) cần phải có một quá trình được gọi là mã hóa vị trí (location encoding). Việc mã hóa vị trí là quá trình trích xuất các đặc tính của mỗi đối tượng dữ liệu từ vị trí với đầu vào là dữ liệu vị trí (ví dụ tọa độ của một điểm bao gồm 2 thành phần tọa độ x, y) và đầu ra là một vector nhiều chiều trong đó mỗi chiều là một đặc tính của đối tượng không gian, chẳng hạn như khoảng cách đến các đối tượng lân cận, hay tính đồng bộ với các đối tượng lân cận. Vector đầu ra nhiều chiều này được gọi là location embedding vector sẽ lại được sử dụng làm vector đầu vào cho một mô hình trí tuệ nhân tạo ở giai đoạn tiếp theo gọi là downstream model để có thể phân tích kết quả đầu ra là các thông tin mong muốn (Hình 5).



Hình 5: Quá trình mã hóa các thông tin vị trí của các đối tượng không gian (SO) thành vector nhiều chiều gồm các đặc tính của đối tượng để từ đó sử dụng làm vector đầu vào cho các mạng nơ ron học sâu nhằm tạo ra thông tin cần thiết [23]



Hình 6: Mã hóa vị trí cho đối tượng dạng đường [24]

Mỗi loại đối tượng được mã hóa vị trí theo một mô hình khác nhau và cho kết quả đầu ra khác nhau. Dữ liệu dạng điểm được mã hóa thành một vector gồm các đặc tính của điểm trong khi dữ liệu dạng đường được mã hóa thành một ma trận của các đặc tính của mỗi điểm nút trên đường (Hình 6) trước khi đi qua một mạng nơ ron dạng chuỗi (sequence model) để chuyển đổi thành một vector chứa các đặc điểm của đối tượng dạng đường [24].

Dữ liệu đầu vào của các mô hình học máy khác ngoài mô hình học sâu thường là một vector. Khi sử dụng dữ liệu raster, chẳng hạn dữ liệu ảnh viễn thám, để phân tích và xác định các thông tin theo vị trí thì mỗi điểm ảnh (pixel) sẽ tương ứng với một vector trong đó độ xám (grey value/digital number) của điểm ảnh đó trên mỗi kênh ảnh sẽ tương ứng với một phần tử của vector. Đối với các loại dữ liệu khác, chẳng hạn điểm trong đám mây điểm thì dữ liệu đầu vào có thể là các thuộc tính của điểm đó như cường độ phản hồi, độ cao, v.v. Khi sử dụng các mô hình học máy này với dữ liệu vector thì cần có bước phân tích, tính toán xác định các thuộc tính của các đối tượng dữ liệu và kết hợp các thuộc tính này thành một vector đầu vào cho các mô hình.

#### 3.1.4. Công nghệ cho GeoAI

Ứng dụng liên quan để sử dụng trí tuệ nhân tạo cho học máy cho phép tích hợp các công nghệ cơ bản như học máy, học sâu, viễn thám, IoT, GIS, BigData, Cloud Computing.

a) *Machine Learning* là trụ cột cơ bản sử dụng thuật toán để phân tích và giải thích dữ liệu không gian địa lý. Nó cho phép các hệ thống GeoAI tìm hiểu các mô hình và mối quan hệ trong dữ liệu không gian địa lý, cho phép lập mô hình dự đoán, phân loại và nhóm nhiệm vụ. Các thuật toán này có thể được áp dụng cho các loại dữ liệu không gian địa lý khác nhau (ảnh vệ tinh đa phổ và siêu phổ, ảnh UAV, ảnh hàng không, dữ liệu GPS và dữ liệu dạng văn bản được gắn mã địa lý).

b) *Học sâu* vượt trội trong việc phân tích dữ liệu không gian địa lý phức tạp và không có cấu trúc, chẳng hạn như các khối dữ liệu đa thời gian và ảnh vệ tinh, hàng không và điểm đám mây. Các mô hình này có thể tự động trích xuất các tính năng và mẫu từ bộ dữ liệu không gian địa lý lớn cho các tác vụ cụ thể. Trong học sâu còn có các mô hình nền tảng như Segment Anything, Presto hoặc Prithvi-100M, đóng vai trò là nền tảng để

các mô hình cụ thể có thể được đào tạo thêm cho các nhiệm vụ chuyên biệt. Tính năng chính của các mô hình nền tảng là khả năng sử dụng đào tạo trước rộng rãi để thích ứng với các nhiệm vụ khác nhau với dữ liệu đào tạo bổ sung tối thiểu, khiến chúng cực kỳ hiệu quả. Điều này trái ngược với cách tiếp cận ML truyền thống, trong đó các mô hình thường được đào tạo từ đầu cho từng nhiệm vụ.

c) GIS đóng vai trò là xương sống của GeoAI, cung cấp các công cụ để lập bản đồ, phân tích không gian và trực quan hóa. GIS tạo điều kiện thuận lợi cho việc tích hợp các bộ dữ liệu không gian địa lý đa dạng và hỗ trợ việc ra quyết định cho nhiều lĩnh vực khác nhau [25]

d) Viễn thám sử dụng nhiều loại cảm biến trên vệ tinh và máy bay để thu thập dữ liệu về bề mặt, khí quyển và trên biển, cung cấp những góc nhìn toàn diện để phân tích và giám sát các đối tượng, quá trình, hiện tượng địa lý. Chuỗi dữ liệu viễn thám đa thời gian hỗ trợ quan trọng cho học sâu trong mô hình dự báo không gian, thời gian.

đ) Dữ liệu lớn và điện toán đám mây cung cấp cơ sở hạ tầng cần thiết để xử lý hiệu quả lượng dữ liệu không gian địa lý khổng lồ, cho phép khả năng xử lý và lưu trữ có thể mở rộng.

e) Các thiết bị Internet of Things (IoT) được trang bị cảm biến, bộ thu GPS và mô-đun truyền thông tạo ra lượng dữ liệu không gian địa lý khổng lồ liên quan đến điều kiện môi trường, hiệu suất cơ sở hạ tầng và hoạt động của con người. GeoAI tích hợp các luồng dữ liệu IoT cho các ứng dụng, cho phép đưa ra các quyết định dựa trên dữ liệu và can thiệp chủ động.

### 3.2. Ứng dụng GeoAI trong lĩnh vực địa không gian

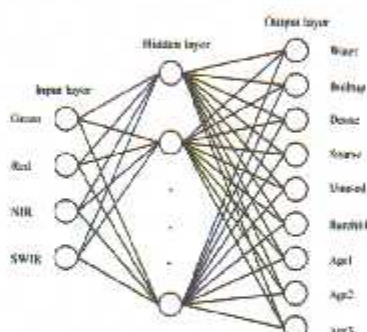
#### 3.2.1. Ứng dụng các mô hình học máy thông thường

Các mô hình học máy thông thường được ứng dụng nhiều trong xử lý và phân tích dữ liệu không gian [26] trong đó các mô hình phổ biến được sử dụng nhiều nhất là: naïve Bayesian, decision tree, Support Vector Machine, rừng ngẫu nhiên, mạng nơ ron. Các thuật toán học máy nhằm giải quyết một trong hai nhiệm vụ chính là phân loại (classification) và hồi quy (regression). Bài toán phân loại nhằm giải quyết việc phân một đối tượng được đại diện bởi một vector  $x$  vào một lớp  $c$ . Một trong các bài toán phân loại điển hình là phân loại lớp phủ từ ảnh viễn thám. Bài toán hồi quy là việc sử dụng các thuật toán học máy để xác định giá trị đầu ra tương ứng của một vector  $x$ , ví dụ như bài toán định giá đất từ các yếu tố tác động đến giá đất như khoảng cách tới đường giao thông chính, độ rộng mặt tiền, diện tích, v.v. Như vậy, khi tìm hiểu các thuật toán học máy có

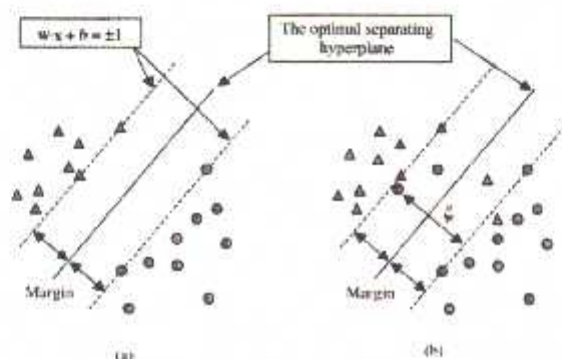
thể làm gì với dữ liệu địa không gian thì cần xác định rõ vấn đề cần giải quyết đối với dữ liệu địa không gian là gì? Nó thuộc nhóm phải thực hiện nhiệm vụ phân loại hay hồi quy.

Các mô hình học máy được sử dụng rất nhiều trong ứng dụng địa tin học, đặc biệt là các ứng dụng liên quan đến chiết tách thông tin từ dữ liệu thô trong đó phổ biến nhất là dữ liệu viễn thám đa phổ hoặc siêu phổ [26]. Phương pháp cơ bản nhất và đầu tiên được sử dụng là mô hình học máy Naïve Bayesian, trong phân loại ảnh viễn thám được gọi là phương pháp xác suất cực đại, được phát triển từ việc xác định xác suất của mỗi điểm ảnh thuộc về một lớp nào đó dựa vào xác suất tiên nghiệm được tính ra từ dữ liệu mẫu [27]. Khi các thuật toán học máy khác được phát triển, các thuật toán này đều dần dần được ứng dụng cho nhiệm vụ phân loại ảnh viễn thám. Đầu tiên, thuật toán cây quyết định cho kết quả khá tốt và nhanh chóng được ứng dụng trong lĩnh vực phân loại ảnh viễn thám sau khi được thử nghiệm bởi Friedl and Brodley vào năm 1997 [28]. Cũng cùng trong thời gian này, mô hình học máy bằng mạng nơ ron đa lớp (multilayer perceptron - MLP) hay còn gọi là mạng nơ ron truyền thẳng (feed forward neural network) được sử dụng và cho kết quả cải thiện nhiều so với các phương pháp sử dụng mô hình xác suất truyền thống [29, 30]. Các mô hình mạng nơ ron đa lớp này thường sử dụng thuật toán huấn luyện lan truyền ngược (back propagation) với một lớp nơ ron đầu vào, một lớp đầu ra và một lớp ẩn (Hình 7). Mô hình nhận giá trị đầu vào là các giá trị độ xám của mỗi điểm ảnh và đầu ra là phân lớp cho điểm ảnh đó. Ví dụ như trên Hình 7 có 4 kênh là Xanh lá cây, Đỏ, Cận Hồng ngoại và Sóng ngắn cận hồng ngoại, giá trị đầu ra là các lớp nước, xây dựng, đất chưa sử dụng, đất nông nghiệp, đất trống, v.v. Tuy có một số nghiên cứu thử nghiệm sử dụng mạng nơ ron sâu hơn với hai lớp ẩn nhưng với số lượng mẫu huấn luyện ít như trong các bài toán phân loại lớp phủ thì điều này dễ dẫn đến tình trạng overfitting, nghĩa là mô hình có thể ứng dụng tốt với dữ liệu huấn luyện nhưng lại cho kết quả không tốt khi triển khai [31].

Một trong những mô hình học máy được ứng dụng nhiều trong phân loại lớp phủ là VM [10]. Đây là thuật toán dựa trên việc sử dụng các điểm mẫu nằm ở gần biên giữa các lớp trong không gian đối tượng (feature space) và được gọi là các support vector. Mô hình phân lớp sẽ tìm các mặt siêu phẳng (hyperplanes) để phân tách giữa các điểm này theo nguyên tắc độ rộng tối đa (largest margin) (Hình 8). Mô hình học máy SVM được ứng dụng và cho kết quả rất tốt theo các đánh giá so sánh với các phương pháp như sử dụng mạng nơ ron truyền thẳng, phương pháp cây quyết định hay nhóm các phương pháp thống kê như xác suất cực đại hay khoảng cách tối thiểu [32].

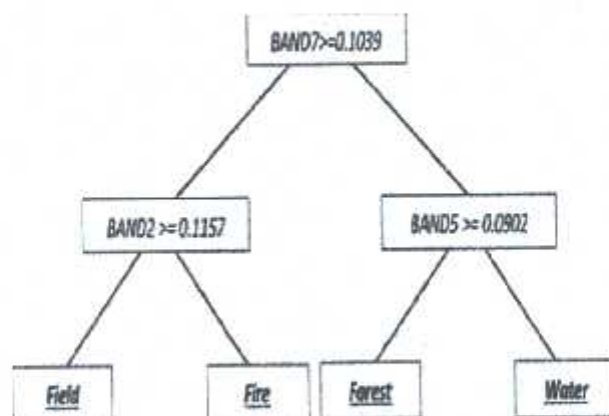


Hình 7: Phân loại lớp phủ bằng mạng nơ ron [33]



Hình 8: Phân loại bằng support vector machine đối với dữ liệu nằm trong không gian đối tượng (2D) dựa vào các support vector (Các điểm nằm trên đường biên) [32]

Một trong những mô hình học máy được đánh giá tốt nhất hiện nay là mô hình rừng ngẫu nhiên (random forest) [34]. Phương pháp này được phát triển từ phương pháp cây quyết định, trong đó giải quyết được vấn đề thường mắc phải của phương pháp cây quyết định là hiện tượng overfitting do việc phân nhánh cây quyết định được thực hiện rất chi tiết trên dữ liệu mẫu huấn luyện mà thiếu khả năng tổng quát hóa. Trong mô hình cây quyết định, việc phân loại được dựa vào các điểm rẽ nhánh, được quyết định bởi các điều kiện cho mỗi thuộc tính của dữ liệu. Việc thực hiện rẽ nhánh sẽ kết thúc sau khi tất cả các điều kiện đều cho phép phân loại được tập dữ liệu mẫu. Breiman [7] đã phát triển phương pháp dựa vào nhiều cây quyết định trên các tập mẫu con lấy từ tập mẫu huấn luyện và sau đó sử dụng tất cả các cây này để phân loại cho dữ liệu kiểm chứng. Kết quả phân loại từ mỗi cây quyết định từ các tập con có thể khác nhau, và kết quả cuối cùng sẽ là kết quả chiếm đa số. Các nghiên cứu, đánh giá đều cho thấy mô hình cây quyết định là mô hình học máy luôn cho kết quả tốt nhất khi tiến hành phân loại lớp phủ đối với dữ liệu đầu vào ở các độ phân giải khác nhau [35, 36].



Hình 9: Cây quyết định được xây dựng từ các điều kiện phân nhánh [37]

Ngoài bài toán phân loại lớp phủ để xác định thông tin không gian trên bề mặt trái đất là bài toán được sử dụng nhiều nhất, thuật toán học máy còn được áp dụng với nhiều vấn đề liên quan đến dữ liệu địa không gian khác như phân tích thông tin địa lý trong đô thị [25]. Naik và nnk [38] đã sử dụng mô hình SVM để phân tích và chấm điểm mức độ an toàn của đường phố bằng việc so sánh từng cặp ảnh được gắn tọa độ. Các mô hình mạng nơ ron, thống kê Bayes, SVM và cây quyết định được sử dụng kết hợp với các thuật toán nội suy như Kriging hoặc khoảng cách tối thiểu để phân tích mức độ ô nhiễm không khí [39, 40]. Thuật toán mạng nơ ron nhân tạo và SVM được sử dụng để dự báo lượng rác thải tại các khu vực đô thị ở Johannesburg, Nam Phi [41].

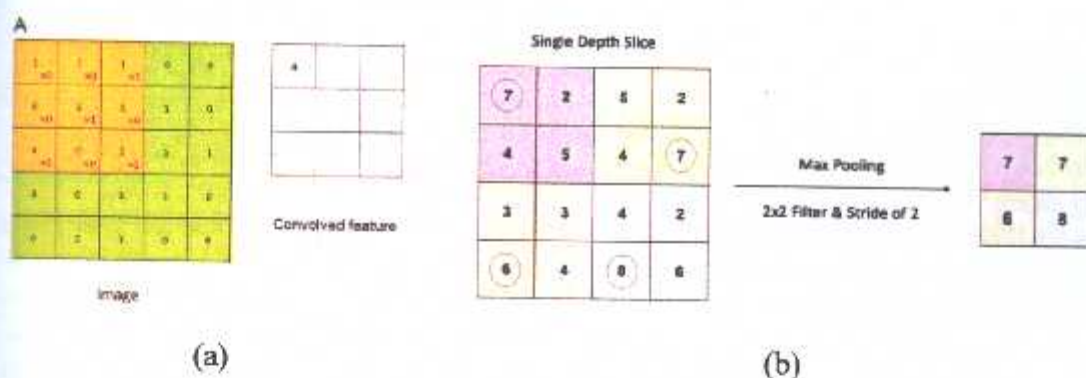
Các mô hình học máy cũng có thể áp dụng một cách hữu hiệu để giải quyết các phân tích dữ liệu không gian phục vụ các vấn đề về tài nguyên nước và cấp nước [42]. Mô hình học máy kết hợp với phân tích thống kê đã được sử dụng để phân tích nguy cơ rò rỉ của nước dưới đất vào nước thải và ngược lại trong nghiên cứu của Ting và nnk năm 2021 [43]. Dữ liệu lớp phủ, cấu trúc thẳng đứng và các tham số kinh tế xã hội được sử dụng như nguồn dữ liệu đầu vào cho mô hình rừng ngẫu nhiên để xác định nhu cầu sử dụng nước ngoài nước sinh hoạt cho các thành phố miền Tây của Hoa Kỳ [44].

### 3.2.2. Ứng dụng các mô hình học sâu

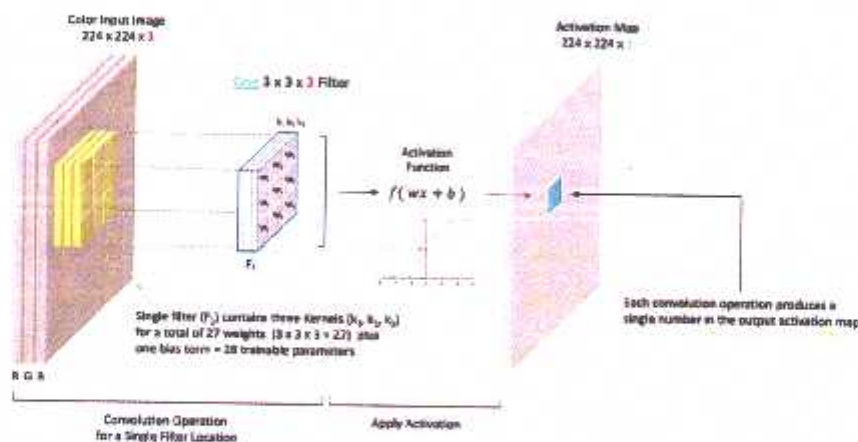
Các ứng dụng mang tính phổ quát hiện nay của học máy đều liên quan đến sử dụng các mô hình học sâu. Trong đó ứng dụng gây tiếng vang nhất là ChatGPT của OpenAI là ứng dụng thực hiện trên mô hình ngôn ngữ lớn được phát triển từ mô hình Transformer của Google [45]. Đối với các ứng dụng trong lĩnh vực địa không gian, các nghiên cứu và ứng dụng học sâu chủ yếu được phát triển từ những nghiên cứu trong lĩnh vực gắn gũi là thị giác máy tính (Computer Vision) [46]. Những ứng dụng đầu tiên của học sâu cũng được áp dụng chủ yếu cho lĩnh vực thị giác máy tính với mô hình mạng nơ ron tích chập

(Convolution Neural Network) do Hinton và nnk. phát triển từ năm 2012 [14]. Mạng nơ ron này được thực hiện trên hai quá trình được gọi là *convolution* và *pooling*.

Lớp Convolution có vai trò chủ yếu trong các mô hình mạng nơ ron tích chập (CNN). Đầu vào của lớp tích chập thường là một ảnh, được biểu thị dưới dạng một ma trận có các giá trị điểm ảnh tương ứng với độ xám. Để tính toán được lớp tích chập có thể chạy một cửa sổ, còn gọi là kernel, thường là cửa sổ có kích thước  $3 \times 3$ , đôi khi là  $5 \times 5$ . Sau khi cửa sổ chạy trên tấm ảnh thì được một ma trận mới có giá trị thay đổi. Ví dụ trên Hình 10 (a) cho thấy với cửa sổ màu vàng với các trọng số tương ứng với mỗi ô là  $\{(1, 0, 1), (0, 1, 0), (0, 0, 1)\}$  khi chạy qua sẽ cho giá trị của phần tử mới trên ma trận có giá trị  $= 4$ . Như vậy mỗi một kernel sẽ cho một lớp dữ liệu mới, số lượng lớp dữ liệu đầu ra sau quá trình convolution phụ thuộc vào số lượng kernel. Các giá trị trọng số của mỗi cửa sổ được xác định qua quá trình huấn luyện mạng.



Hình 10: Quá trình thực hiện Convolution và Pooling trong mạng tích chập CNN [47]



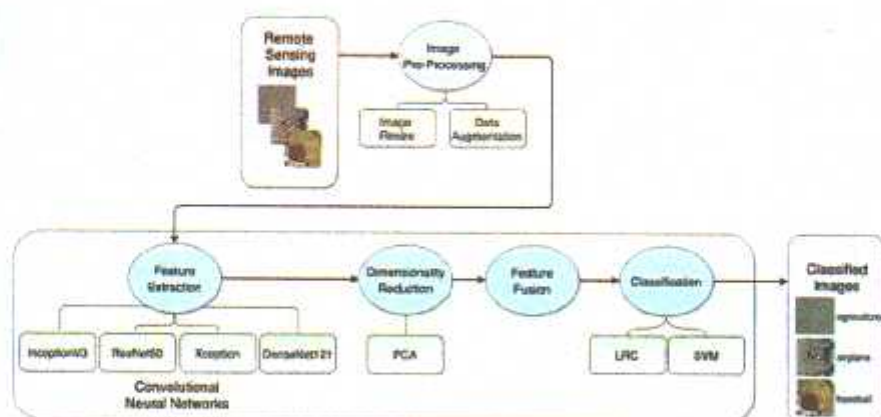
Hình 11: Từ dữ liệu đầu vào, thông qua quá trình convolution xác định được lớp mới (nguồn: <https://learnopencv.com/understanding-convolutional-neural-networks-cnn/>)

Quá trình convolved đối với một tập ảnh đầu vào được kết thúc bằng việc các giá trị của đầu ra được chạy qua một hàm kích hoạt. Trong các mạng CNN thì hàm kích hoạt được sử dụng phổ biến là hàm ReLu [48] do tính chất đơn giản và hiệu quả của nó. Quá trình tính toán một lớp convolution từ dữ liệu đầu vào, thông qua các cửa sổ và sử dụng hàm kích hoạt được trình bày trên Hình 11.

Để giảm kích thước mạng nơ ron CNN thì một phương pháp được sử dụng để giảm kích thước được gọi là pooling. Kỹ thuật Pooling cho phép giảm kích thước màng mà vẫn giữ được các đặc tính (features) của đối tượng. Pooling là quá trình cũng sử dụng một cửa sổ (thường có kích thước  $2 \times 2$ ) chạy trên các ảnh nhưng các cửa sổ này chạy nối tiếp nhau chứ không chồng lấn lên nhau do giá trị stride = 2 được sử dụng phổ biến. Hình 10 (b) biểu thị quá trình Pooling từ một ảnh có kích thước  $4 \times 4$  xuống thành  $2 \times 2$  trong đó một cửa sổ  $2 \times 2$  được sử dụng. Quá trình Pooling này được thực hiện với thuật toán Max Pooling, trong đó giá trị điểm ảnh của trên ảnh đầu ra được lấy là giá trị lớn nhất của các điểm ảnh nằm trong cửa sổ Pooling. Ngoài thuật toán Max Pooling thì cũng có thể sử dụng thuật toán Average Pooling, lấy trung bình của các giá trị trong cửa sổ Pooling.

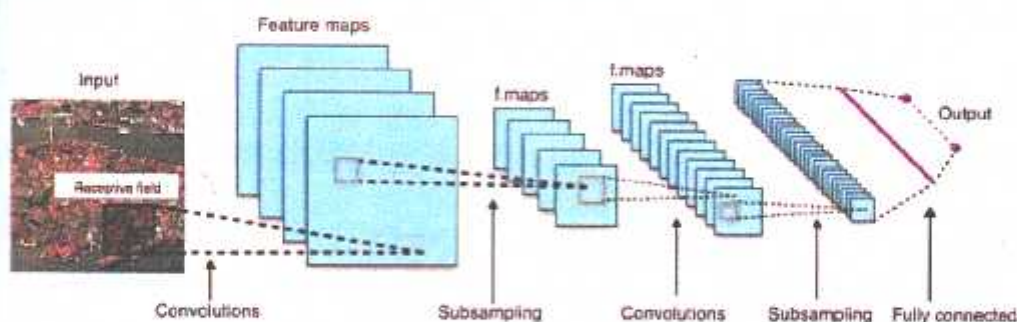
Để ra được kết quả phân loại cuối cùng thì với mỗi mô hình CNN sẽ có một mạng nơ ron truyền thẳng làm nhiệm vụ xác định các kết quả cuối cùng từ các đặc tính của ảnh được khái quát hóa thông qua quá trình convolution và pooling. Các lớp dữ liệu được chuẩn hóa và làm phẳng thành một vector. Vector này là đầu vào cho mạng nơ ron truyền thẳng trong đó mỗi nơ ron sẽ tương ứng với một đặc tính (feature) được mạng nơ ron CNN khái quát hóa. Đầu ra của mạng nơ ron feed - forward chính là các kết quả phân loại. Toàn bộ các tham số của mô hình CNN như giá trị trọng số của các kernel được xác định thông qua quá trình huấn luyện mạng. Do số lượng nơ ron trong mạng CNN rất lớn nên đòi hỏi một lượng dữ liệu rất lớn mới đủ để cho mô hình học được cách phân loại. Tuy nhiên, mặt mạnh của mạng học sâu như CNN là khả năng "nhớ" rất tốt nên khi mô hình đã được huấn luyện thì có thể nhận dạng các đối tượng rất đa dạng, giải quyết được nhiều bài toán thực tế như nhận dạng chữ viết, nhận dạng mặt người.

Do khả năng nhớ của mô hình rất tốt nên các mô hình học sâu rất thích hợp với việc giải quyết các vấn đề liên quan đến dữ liệu lớn. Mặt khác, việc ứng dụng các mô hình học sâu sẽ gặp khó khăn khi tập dữ liệu nhỏ và thiếu dữ liệu huấn luyện, dẫn đến mô hình có độ chính xác kém. Đối với các ứng dụng với thông tin địa lý, việc ứng dụng học sâu có một số ưu điểm nhất định [49]. Nếu như nguồn dữ liệu huấn luyện lớn thì mạng học sâu sẽ là một giải pháp tốt, huấn luyện một lần sử dụng mãi mãi, hoặc mỗi lần muốn sử dụng với một đối tượng dữ liệu mới có tính chất tương tự thì chỉ cần huấn luyện bổ sung/tinh chỉnh mô hình để máy có thể học được. Hơn nữa, khác với mô hình "học nông", tức là các mô hình thông thường yêu cầu dữ liệu đầu vào là các thuộc tính cần phải tính toán thông qua giai đoạn chuẩn bị dữ liệu, dữ liệu đầu vào của mạng học sâu thông thường là các dữ liệu thô mà người dùng không phải xử lý, chẳng hạn toàn bộ một cảnh ảnh viễn thám, hoặc một tập điểm nên ứng dụng xây dựng từ mô hình học sâu ít cần người dùng phải có chuyên môn sâu về dữ liệu không gian.



Hình 12: Sử dụng học sâu để phân cảnh ảnh viễn thám [50]

Các mô hình học sâu được ứng dụng một cách nhanh chóng để giải quyết các vấn đề liên quan đến dữ liệu địa lý ngay sau khi được phát triển [51]. Đầu tiên là ứng dụng học sâu để phân cảnh ảnh viễn thám hoặc ảnh hàng không theo thực tế trên mặt đất dựa trên kỹ thuật dán nhãn cho ảnh của khoa học máy tính. Việc gán nhãn ảnh này khó có thể thực hiện được với các thuật toán học máy thông thường do không thể chiết tách được đặc tính của mỗi cảnh ảnh. Các ứng dụng này chủ yếu dựa trên các mô hình đã được huấn luyện (pre-trained model) và huấn luyện bổ sung với ảnh viễn thám để gán nhãn cho các cảnh ảnh (Hình 12) như các nghiên cứu của các nhóm Jiang và nnk thực hiện năm 2016 với mô hình mạng nơ ron học sâu được huấn luyện sẵn VGG-16 và mô hình XGBoost [52], Xu và nnk. [53] sử dụng mô hình RNN kết hợp với Random Forests (Rừng ngẫu nhiên) để gán nhãn ảnh viễn thám, Petrovska và nnk [50] vào năm 2020 sử dụng hàng loạt các mô hình học sâu được đào tạo sẵn như DenseNet121, ResNet50, InceptionV3, Xception để gán nhãn các cảnh ảnh hàng không với độ chính xác cao nhất lên tới 98% các cảnh ảnh được nhận dạng bằng mô hình ResNet50.

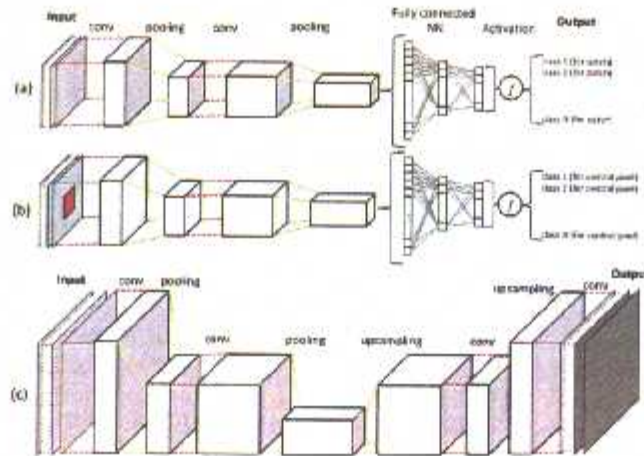


Hình 13: Mạng CNN phục vụ gán nhãn cho cảnh ảnh  
(Nguồn: Pengyuan liu, Filip Biljecki. 2022)

Mô hình học sâu cũng được sử dụng khá nhiều trong tiền xử lý ảnh viễn thám [54]. Mô hình CNN học sâu có thể được ứng dụng để khử nhiễu trên ảnh [55, 56]. Đặc biệt trong tiền xử lý ảnh viễn thám, việc sử dụng các kỹ thuật trộn rất quan trọng trong việc nâng cao độ phân giải không gian của ảnh đa phổ bằng cách trộn dữ liệu ảnh toàn sắc và ảnh phổ để có dữ liệu ảnh phổ mới có độ phân giải không gian của ảnh toàn sắc. Các mô hình học sâu đã được sử dụng để làm nét ảnh phổ bằng ảnh toàn sắc (pan-sharpening) trong các nghiên cứu của Masi và nnk (2016) [57] và Ciotola và nnk (2022) [58]. Đầu tiên thì mạng nơ ron CNN được sử dụng để làm nét ảnh phổ, sau đó mô hình này được tăng cường bằng dữ liệu huấn luyện ở nhiều độ phân giải khác nhau đã cho kết quả tốt so với các phương pháp truyền thống. Ngoài việc sử dụng ảnh toàn sắc để nâng cao độ phân giải ảnh phổ, các mô hình học sâu cũng được sử dụng để tiến hành nâng cao độ phân giải của ảnh phổ mà không dùng đến ảnh toàn sắc trong đó sử dụng các mô hình học sâu đã được huấn luyện để thực hiện siêu phân giải ảnh thông thường [59]. Hàng loạt các mô hình cải tiến của mạng nơ ron học sâu CNN đã được sử dụng trong các nghiên cứu của Müller và nnk [60], Salvetti và nnk [61] để nâng cao độ phân giải của các ảnh đa phổ theo từng kênh hoặc đa kênh.

Đối với ứng dụng phân loại ảnh viễn thám/hàng không thì nghiên cứu thường sử dụng các mô hình mạng học sâu U-Net là kết hợp của hai mạng nơ ron tích chập để thực hiện quá trình segmentation như ứng dụng phân đoạn trong sử dụng các mô hình học máy đối với dữ liệu ảnh phổ thông [62]. Điểm khác biệt đối với mô hình học máy thông thường trong phân loại lớp phủ thì mô hình học sâu cần bộ dữ liệu huấn luyện rất lớn. Một số bộ dữ liệu chuẩn đã được xây dựng để giúp huấn luyện mô hình như bộ dữ liệu của EuroSat [63]. Đã có nhiều mô hình học sâu được sử dụng để phân loại dữ liệu trong đó có phân loại theo từng điểm ảnh và phân loại cả cảnh ảnh (Hình 14). Phân loại từng điểm ảnh sẽ nhận đầu vào là một cửa sổ và đầu ra sẽ là lớp phủ của điểm ảnh trung tâm hoặc là lớp phủ của cả cửa sổ. Như vậy, mô hình phân loại điểm ảnh sẽ giống như các mô hình mạng nơ ron CNN thông thường với lớp cuối cùng là một mạng nơ ron truyền thẳng kết nối toàn phần, trong đó nhận đầu vào là các đặc điểm nhận dạng đã được các lớp convolution và lớp pooling tính toán. Phân loại cả cảnh ảnh sẽ nhận đầu vào là một cảnh ảnh và đầu ra là cảnh ảnh đó đã được gán lớp phủ cho tất cả các điểm ảnh trong cảnh ảnh. Phân loại cả cảnh ảnh sử dụng mạng U-Net, trong đó gồm hai quá trình là downsampling và upsampling. Quá trình downsampling sử dụng một mạng nơ ron CNN thông thường cho đến lớp cuối cùng là một vector. Quá trình upsampling là quá trình ngược lại của downsampling, chỉ có khác biệt là lớp cuối cùng là một lớp gồm các lớp phủ. Các mô hình học sâu khác nhau như VGG, Inception ResNet, DenseNet đã được thử nghiệm để

phân loại ảnh viễn thám và đều cho kết quả có độ chính xác cao hơn nhiều so với các phương pháp học máy như SVM, rừng ngẫu nhiên [64].



Hình 14: Mô hình học sâu phân loại từng điểm ảnh và phân loại cả cảnh ảnh [62]

Ngoài bài toán phân loại, các mô hình học sâu còn được ứng dụng một cách rộng rãi trong tìm kiếm, xác định đối tượng địa lý trên ảnh [65]. Các đối tượng như đường, nhà cửa, v.v. hay các đối tượng mục tiêu quân sự trên ảnh như máy bay, xe tăng có thể nhận dạng và định vị được bằng các mô hình học sâu từ dữ liệu ảnh viễn thám, hoặc dữ liệu ảnh máy bay không người lái [66]. Các mô hình học sâu có thể nhận dạng các đối tượng một cách đa dạng và các mô hình sẽ được huấn luyện có định hướng để chỉ nhận dạng một số đối tượng nhất định. Điểm mạnh của các mô hình học sâu là khả năng nhận dạng theo cả hình dạng và kích thước, khác với các mô hình "học nông" chủ yếu nhận dạng theo giá trị phổ, tức là màu sắc, độ xám của đối tượng được nhận dạng. Việc ứng dụng các mô hình học sâu sẽ mở ra khả năng nhận dạng các đối tượng địa lý theo các đặc điểm hình học, kích thước và màu sắc.

Ngoài các ứng dụng với dữ liệu ảnh viễn thám, các mô hình học sâu còn hỗ trợ phân tích các loại dữ liệu không gian khác. Các mô hình học sâu cũng cho phép phân tích các dữ liệu đám mây điểm [67]. Dữ liệu đám mây điểm có thể đọc trực tiếp bằng các mạng học sâu và cho kết quả đầu ra là các đối tượng không gian như trong nghiên cứu của Qi và nnk [68]. Mạng học sâu DNCNN được xây dựng bởi Wang và nnk [69] cho phép phân tích dữ liệu dạng sơ đồ điểm để lấy được các thông tin không gian. Các mô hình học sâu cũng cho phép làm việc với cả dữ liệu trong nhà và ngoài trời để cung cấp các thông tin không gian cần thiết [70].

Ứng dụng của mô hình học sâu cho dữ liệu GPS có thể kể đến như: Sử dụng dữ liệu thời gian thực được thu thập từ các trạm thời tiết địa phương, lượng mưa và đồng

hồ đo công để thu thập dữ liệu thời gian thực trong các mô hình thủy động lực học nhằm cải thiện dự đoán lũ lụt; kết hợp các quan sát tần số cao địa phương với giám sát và dự báo khu vực, cùng với việc theo dõi tín hiệu xã hội theo không gian địa lý (ví dụ: bài đăng về các sự kiện đang diễn ra) để cung cấp cảnh báo sớm được cải thiện về các tác động tiềm năng, sử dụng dữ liệu các camera được xử lý hình ảnh để hiểu các rủi ro, chẳng hạn như vị trí bề mặt nước và nguồn cấp dữ liệu từ mạng xã hội để xác thực theo thời gian thực các mô hình lũ lụt nổi lên, hay tích hợp dữ liệu cảm biến không đồng nhất theo không gian từ dòng chảy và chuyển động với tín hiệu xã hội theo không gian địa lý, các camera công cộng và dữ liệu khác để đạt được hiểu biết tốt hơn về động lực học tạm thời của các tác động [71].

Việc xử lý dữ liệu GPS, đặc biệt là dữ liệu GPS động từ nhiều loại cảm biến vị trí khác nhau cũng cần có sự tham gia của các mô hình học sâu. Một ứng dụng thú vị là sự kết hợp giữa RNN và Restricted Boltzmann machine [72] được áp dụng để phân tích dữ liệu GPS nhằm dự đoán sự tiến triển của tắc nghẽn trong một mạng lưới giao thông. Kỹ thuật này dự đoán hiệu quả cách mà tắc nghẽn ở một nơi có ảnh hưởng lan tỏa đến các địa điểm khác. Dữ liệu GPS cũng đã được phân tích bằng các kỹ thuật học sâu để quản lý tài nguyên một cách hiệu quả. Ví dụ, trong ngành xây dựng, mô hình học sâu sẽ giúp cho việc sử dụng hiệu quả xây dựng các thiết bị có GPS thông qua giám sát và phân tích [73].

### **3.3. Thảo luận**

#### ***3.3.1. Hiệu quả mà GeoAI mang lại cho thành lập bản đồ địa lý***

GeoAI trước hết sẽ thúc đẩy thúc đẩy quá trình tự động hóa các một số bước xử lý và phân tích dữ liệu GIS, đặc biệt trong nhận dạng, giải đoán, phân loại ảnh hàng không, UAV, vệ tinh để thành lập, cập nhật CSDL nền địa lý, như đề tài KHCN mã số TNMT.2022.02.21 đang thực hiện. Tự động hóa các quy trình mà ở đó sử dụng nhiều lao động sẽ giúp giảm thời gian và nguồn lực cần thiết cho phân tích thủ công, đảm bảo tăng năng suất.

Một yêu cầu quan trọng của bản đồ địa lý đó là chất lượng và độ chính xác thì GeoAI sẽ làm tăng hiệu quả và độ chính xác của thông tin, dữ liệu đầu ra. Các thuật toán trí tuệ nhân tạo ứng dụng cho dữ liệu không gian - GeoAI có thể tự động phân tích lượng lớn dữ liệu địa lý khác từ các mẫu, mối tương quan và xu hướng, đa định dạng, đa nguồn, có thể tự động hóa các tác vụ lặp đi lặp lại... (<https://mapscaping.com/geoai/>) để tạo ra dữ liệu mới có độ chính xác sẽ cao hơn so với việc phân tích thủ công khi xử lý thuật toán đánh giá, phân tích và mất nhiều thời gian hơn.

### ***3.3.2. Hạn chế, khó khăn khi ứng dụng GeoAI trong dữ liệu không gian địa lý ở Việt Nam***

Trước hết, đó là phần lớn các mô hình GeoAI đã được thiết lập hiện nay đều dựa trên, dự báo từ ảnh vệ tinh, hàng không, UAV, nhưng chưa có nhiều ứng dụng đối với dữ liệu vector. Thứ hai là các mô hình GeoAI hiện nay phần lớn đòi hỏi một lượng dữ liệu huấn luyện rất lớn, đôi khi khó có thể đạt được trong điều kiện Việt Nam. Thứ hai là, việc xây dựng một bộ mẫu đại diện lớn để đào tạo mô hình học sâu rất tốn kém. Do vậy, việc hết sức cần thiết là phải xây dựng các bộ mẫu đối tượng địa lý riêng của Việt Nam để hỗ trợ cho sự phát triển ứng dụng AI trong lĩnh vực khoa học địa không gian. Sự không đồng nhất của các hiện tượng địa lý gây khó khăn cho việc khái quát hóa từ ứng dụng này sang ứng dụng khác. Rất khó để có một mô hình GeoAI khái quát hóa từ nguồn mẫu ảnh đào tạo này sang áp dụng cho mô hình khác, do có các đặc điểm quang phổ khác nhau nếu không có huấn luyện bổ sung để tinh chỉnh mô hình. Thứ ba, các mô hình GeoAI hiện tại ít công bố về cơ sở khoa học hay lý thuyết đặc trưng, các mô hình ứng dụng AI hiện nay giống như một hộp đen nên người sử dụng không nắm bắt được mối quan hệ giữa các biến đầu vào và đầu ra khi sử dụng mô hình học sâu, giúp người đọc giải thích kết quả, vì vậy hạn chế khả năng giải thích mô hình.

Không giống như nhiều mô hình thống kê thông thường, nhiều mô hình AI thường xuất ra một giá trị duy nhất mà không cung cấp một "phạm vi không chắc chắn". Kết quả này có thể một phần là do các mô hình AI thường coi dữ liệu đào tạo là các bản ghi dữ liệu đơn giản, thay vì các mẫu được rút ra từ các bản phân phối như hầu hết các mô hình thống kê. Trong khi một số phương pháp định lượng không chắc chắn đã được đề xuất để học sâu trong tài liệu, chúng ta có thể cần suy nghĩ về cách tích hợp và cải thiện các phương pháp như vậy trong nghiên cứu GeoAI và cách đo lường sự không chắc chắn khác nhau trên các vị trí địa lý khác nhau.

### ***3.3.3. Một số vấn đề cần quan tâm***

Các nghiên cứu cung cấp mô hình đào tạo, thư viện mẫu có sẵn để từ đó người dùng có thể phát triển và khai thác tài nguyên dùng chung [74]. ESRI đã cung cấp 50 mô hình DL được đào tạo sẵn, người dùng hoặc những người mới tiếp cận AI, DL, ML xem liệu một mô hình có phù hợp với tình huống của mình hay không. Các mô hình này được thiết kế để thực hiện các tác vụ khác nhau, chẳng hạn như trích xuất tính năng, phân loại, biên tập, phát hiện và theo dõi, sử dụng một lượng lớn hình ảnh, vì vậy người dùng có thể bắt đầu trích xuất, phân loại và phát hiện dữ liệu mà không mất thời gian và tài nguyên chuyên sâu để đào tạo mô hình [74]. Người dùng cũng có khả năng tinh chỉnh các mô hình được đào tạo sẵn này theo nhu cầu cụ thể của họ. Ngoài ra, đối với người dùng có quy trình

làm việc tùy chỉnh, họ có thể xem lại danh sách nhiều mô hình học sâu có sẵn và sử dụng chúng để đào tạo mô hình của họ bằng cách sử dụng dữ liệu của riêng họ, tuy nhiên việc sử dụng các mô hình có sẵn sẽ thiếu hiệu quả vì các dữ liệu thiếu các đặc tính địa phương ở Việt Nam. Vì vậy, rất cần thiết có các bộ dữ liệu huấn luyện để giúp cho phép huấn luyện bổ sung/tinh chỉnh các mô hình này.

Một số nghiên cứu được thực hiện tại Việt Nam đã và đang thiết lập một số thuật toán học máy mở rộng cho một loạt các dữ liệu có cấu trúc và phi cấu trúc trong “danh mục đối tượng địa lý cơ sở” trong CSDL nền địa lý quốc gia tỷ lệ 1:2.000, 1:5.000. Tuy nhiên, để đạt được hiệu suất và độ tin cậy cao cần phải có bộ mẫu tập huấn đủ lớn, đủ đa dạng, đủ phức tạp kèm theo các bộ điều kiện phi không gian để mô hình “thông minh” hơn.

Cũng như đối với các dữ liệu khác, dữ liệu ứng dụng của GeoAI thường liên quan đến việc thu thập và xử lý dữ liệu vị trí từ nhiều nguồn khác nhau, bao gồm thiết bị GPS, điện thoại thông minh và cảm biến... vì vậy cần sớm có những nghiên cứu, đề tạo hành lang pháp lý liên quan đến phát triển GeoAI và dữ liệu liên quan đến thông tin cá nhân, bảo mật và bảo vệ bí mật nhà nước để ứng dụng cho nhiều lĩnh vực liên quan đến thông tin không gian và địa lý.

Sự “khó hiểu/mờ dục” của một số thuật toán AI có thể làm lo ngại về tính minh bạch và trách nhiệm giải trình. Nếu các quyết định được đưa ra bởi các hệ thống GeoAI không thể giải thích hoặc không hiểu được, thì giữa các bên có trách nhiệm chịu trách nhiệm khi tạo ra kết quả tiêu cực sẽ trở nên khó giải quyết. Do vậy cần có quy định về đánh giá độ chính xác, yêu cầu về độ chính xác khi sử dụng các mô hình GeoAI.

Cần xây dựng quy trình và hướng dẫn, đào tạo và nâng cao năng lực cho ứng dụng trong ngành Đo đạc bản đồ và thông tin địa lý: Xây dựng số tay trí tuệ nhân tạo không gian địa lý là tài liệu quan trọng cho các nhà giáo dục, sinh viên, nhà nghiên cứu và các kỹ thuật viên sử dụng GeoAI trong các lĩnh vực khoa học thông tin, môi trường và tài nguyên thiên nhiên, khoa học địa lý và bản đồ. Trong đó cần phải đề cập đến: Lý thuyết, phương pháp, công nghệ, ứng dụng và quan điểm tương lai của GeoAI; Các ứng dụng GeoAI và nghiên cứu điển hình trong thực tế; Cung cấp các tài liệu bổ sung như dữ liệu, mã lập trình, công cụ và nghiên cứu điển hình; Thảo luận những phát triển gần đây của phương pháp và công cụ GeoAI; Các đóng góp của các chuyên gia hàng đầu trong các chủ đề về GeoAI tiên tiến.

Cho đến nay một loạt các giải pháp GeoAI - bao gồm các mô hình được đào tạo sẵn (của ArcGIS, Trimble), các mô hình có thể được tinh chỉnh để giải quyết các vấn đề cụ thể và các mô hình tùy chỉnh - đáp ứng các nhu cầu suy giải đối tượng địa lý theo các tiêu chuẩn quốc gia hoặc quốc tế, tuy nhiên áp dụng trong suy giải, dự đoán đối tượng địa lý của Việt

Nam cần phải có nghiên cứu chuyên sâu cho phù hợp với các chỉ tiêu kỹ thuật của Việt Nam, đặc biệt là đặc trưng địa lý của đối tượng địa lý ở nước ta. Vì vậy chúng tôi kiến nghị một số nội dung nhằm thúc đẩy mạnh mẽ ứng dụng GeoAI trong suy giải, dự đoán, giải đoán đối tượng địa lý phục vụ công tác thành lập và cập nhật CSDL nền địa lý quốc gia bao gồm: xây dựng mô hình học máy, học sâu để nghiên cứu giải quyết các bài toán tự động hóa trong thành lập và cập nhật CSDL nền địa lý. Thứ hai, trong nghiên cứu địa lý, dữ liệu đào tạo thường được thu thập từ một khu vực địa lý nhất định và do đó, có thể khó khăn cho một mô hình được đào tạo sử dụng dữ liệu từ một khu vực địa lý để thực hiện tốt trên dữ liệu từ các khu vực khác. Do đó, cần có các bộ mẫu huấn luyện trên nhiều khu vực khác nhau. Thứ ba, hầu hết các mô hình AI ngày nay được phát triển dựa trên bộ dữ liệu đào tạo vì vậy cần thiết lập được yêu cầu về độ chính xác cho dữ liệu này.

#### 4. KẾT LUẬN

GeoAI là một lĩnh vực đang phát triển nhanh chóng với nhiều hướng đi khả thi cho các ứng dụng cao cấp, giải quyết hay quyết định các vấn đề về dữ liệu cho ngành đo đạc, bản đồ, và thông tin địa lý. Vấn đề đầu tiên, đó là cần phải chú trọng công tác đào tạo nguồn nhân lực nghiên cứu có nền tảng và hội đủ chuyên môn về khoa học máy tính và khoa học không gian địa lý, mới đáp ứng được yêu cầu nhiệm vụ. Là một công nghệ đòi hỏi người tham gia có trình độ chuyên sâu và cao, sử dụng các công cụ gồm các thuật toán phức tạp, và các kỹ thuật đòi hỏi sự sáng tạo của riêng từng người xây dựng mô hình, vì vậy các cơ quan thành lập bản đồ phải tạo dựng được một môi trường làm việc chuyên nghiệp, từ điều kiện hạ tầng đến định hướng nghiên cứu, đảm bảo không tụt hậu so với xu thế phát triển AI hiện nay, thậm chí chúng ta phải đi trước một bước để đưa GeoAI như một nền tảng cho các chuyên ngành khác phát triển.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. K.-F. Lee and C. Qiufan, *AI 2041: Ten visions for our future*. Crown Currency, 2021.
- [2]. ESRI, "Definition on GeoAI," 2024. [Online]. Available: <https://www.esri.com/en-us/capabilities/geoai/overview>.
- [3]. M. Ivić, "Artificial intelligence and geospatial analysis in disaster management," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 42, pp. 161–166, 2019.
- [4]. A. Dardas, "GeoAI Series #2: The Birth and Evolution of GeoAI," *Esri*, 2020. [Online]. Available: [https://resources.esri.ca/education-and-research/geoai-series-2-the-birth-and-evolution-of-geoai#1st Generation of Geoai \(Mid-1960S to Late-1990S\): Limited Local Intelligence](https://resources.esri.ca/education-and-research/geoai-series-2-the-birth-and-evolution-of-geoai#1st Generation of Geoai (Mid-1960S to Late-1990S): Limited Local Intelligence). [Accessed: 10-Apr-2024].
- [5]. V. Tuomi *et al.*, *The Role of Geospatial Data in Data Economy*. 2023.

- [6]. A. I. Alastal and A. H. Shaqfa, “GeoAI Technologies and Their Application Areas in Urban Planning and Development: Concepts, Opportunities and Challenges in Smart City (Kuwait, Study Case),” *J. Data Anal. Inf. Process.*, vol. 10, no. 02, pp. 110–126, 2022.
- [7]. L. Breiman, “Random forests,” *Mach. Learn.*, vol. 45, pp. 5–32, 2001.
- [8]. L. E. Peterson, “K-nearest neighbor,” *Scholarpedia*, vol. 4, no. 2, p. 1883, 2009.
- [9]. L. Breiman, *Classification and regression trees*. Routledge, 2017.
- [10]. V. N. Vapnik, “The Support Vector Method BT - Artificial Neural Networks - ICANN’97,” 1997, pp. 261–271.
- [11]. J. H. Friedman, “Greedy function approximation: a gradient boosting machine,” *Ann. Stat.*, pp. 1189–1232, 2001.
- [12]. J. Schmidhuber, “Deep learning in neural networks: An overview,” *Neural Networks*, vol. 61, pp. 85–117, 2015.
- [13]. G. E. Hinton, N. Srivastava, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. R. Salakhutdinov, “Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors,” *arXiv Prepr. arXiv1207.0580*, 2012.
- [14]. A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 25, 2012.
- [15]. G. E. Hinton, “Training products of experts by minimizing contrastive divergence,” *Neural Comput.*, vol. 14, no. 8, pp. 1771–1800, 2002.
- [16]. A. Ng, “Sparse autoencoder,” *CS294A Lect. notes*, vol. 72, no. 2011, pp. 1–19, 2011.
- [17]. R. Pascanu, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, “How to construct deep recurrent neural networks,” *arXiv Prepr. arXiv1312.6026*, 2013.
- [18]. S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [19]. G. E. Hinton, S. Osindero, and Y.-W. Teh, “A fast learning algorithm for deep belief nets,” *Neural Comput.*, vol. 18, no. 7, pp. 1527–1554, 2006.
- [20]. R. Liu, A. A. Ramli, H. Zhang, E. Henricson, and X. Liu, “An overview of human activity recognition using wearable sensors: Healthcare and artificial intelligence,” in *International Conference on Internet of Things*, 2021, pp. 1–14.

- [21]. K. Song, M. Kim, and S. Do, "The Latest Trends in the Use of Deep Learning in Radiology Illustrated Through the Stages of Deep Learning Algorithm Development," *J. Korean Soc. Radiol.*, vol. 80, p. 202, Mar. 2019.
- [22]. X. X. Zhu *et al.*, "Deep Learning in Remote Sensing: A Comprehensive Review and List of Resources," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 5, no. 4, 2017.
- [23]. G. Mai *et al.*, "A review of location encoding for GeoAI: methods and applications," *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 36, no. 4, pp. 639-673, 2022.
- [24]. G. Mai, Z. Li, and N. Lao, "Spatial Representation Learning in GeoAI," in *Handbook of Geospatial Artificial Intelligence*, CRC Press, 2023, pp. 99-120.
- [25]. N. Tohidi and R. B. Rustamov, "A review of the machine learning in gis for megacities application," *Geographic Information Systems in Geospatial Intelligence.*, pp. 29-53, 2020.
- [26]. I. Karsznia, "Machine Learning And Geospatial Technologies," *Routledge Handb. Geospatial Technol. Soc.*, 2023.
- [27]. S. Talukdar *et al.*, "Land-Use Land-Cover Classification by Machine Learning Classifiers for Satellite Observations-A Review," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 7, 2020.
- [28]. M. A. Friedl and C. E. Brodley, "Decision tree classification of land cover from remotely sensed data," *Remote Sens. Environ.*, vol. 61, no. 3, pp. 399-409, 1997.
- [29]. D. L. Civco, "Artificial neural networks for land-cover classification and mapping," *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 7, no. 2, pp. 173-186, 1993.
- [30]. G. M. Foody, "Land cover classification by an artificial neural network with ancillary information," *Int. J. Geogr. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 5, pp. 527-542, 1995.
- [31]. H. Yuan, C. F. Van Der Wiele, and S. Khorram, "An automated artificial neural network system for land use/land cover classification from landsat TM imagery," *Remote Sens.*, vol. 1, no. 3, pp. 243-265, 2009.
- [32]. C. Huang, L. S. Davis, and J. R. G. Townshend, "An assessment of support vector machines for land cover classification," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 23, no. 4, pp. 725-749, 2002.
- [33]. X. Song, Z. Duan, and X. Jiang, "Comparison of artificial neural networks and support vector machine classifiers for land cover classification in Northern China using a SPOT-5 HRG image," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 33, no. 10, pp. 3301-3320, May 2012.

- [34]. D. J. Lary, A. H. Alavi, A. H. Gandomi, and A. L. Walker, “Machine learning in geosciences and remote sensing,” *Geosci. Front.*, vol. 7, no. 1, pp. 3–10, Jan. 2016.
- [35]. P. O. Gislason, J. A. Benediktsson, and J. R. Sveinsson, “Random forests for land cover classification,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 4, pp. 294–300, 2006.
- [36]. V. F. Rodriguez-Galiano, B. Ghimire, J. Rogan, M. Chica-Olmo, and J. P. Rigol-Sanchez, “An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 67, pp. 93–104, 2012.
- [37]. A. D. Kulkarni and B. Lowe, “Random forest algorithm for land cover classification,” 2016.
- [38]. N. Naik, J. Philipoom, R. Raskar, and C. Hidalgo, “Streetscore-predicting the perceived safety of one million streetscapes,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, 2014, pp. 779–785.
- [39]. A. Zhalehdoost and M. Taleai, “A review of the application of machine learning and geospatial analysis methods in air pollution prediction,” *Pollution*, vol. 8, no. 3, pp. 904–933, 2022.
- [40]. D. Iskandaryan, F. Ramos, and S. Trilles, “Air Quality Prediction in Smart Cities Using Machine Learning Technologies Based on Sensor Data: A Review,” *Applied Sciences*, vol. 10, no. 7, 2020.
- [41]. O. O. Ayeleru, L. I. Fajimi, B. O. Oboirien, and P. A. Olubambi, “Forecasting municipal solid waste quantity using artificial neural network and supported vector machine techniques: A case study of Johannesburg, South Africa,” *J. Clean. Prod.*, vol. 289, p. 125671, 2021.
- [42]. C. Konstantinou and I. Stoianov, “A comparative study of statistical and machine learning methods to infer causes of pipe breaks in water supply networks,” *Urban Water J.*, vol. 17, no. 6, pp. 534–548, Jul. 2020.
- [43]. T. Liu, J. E. Ramirez-Marquez, S. C. Jagupilla, and V. Prigiobbe, “Combining a statistical model with machine learning to predict groundwater flooding (or infiltration) into sewer networks,” *J. Hydrol.*, vol. 603, p. 126916, 2021.
- [44]. E. Gage and D. J. Cooper, “The influence of land cover, vertical structure, and socioeconomic factors on outdoor water use in a Western US city,” *Water Resour. Manag.*, vol. 29, pp. 3877–3890, 2015.
- [45]. T. Wu *et al.*, “A brief overview of ChatGPT: The history, status quo and potential

future development," *IEEE/CAA J. Autom. Sin.*, vol. 10, no. 5, pp. 1122-1136, 2023.

[46]. G. Grekousis, "Artificial neural networks and deep learning in urban geography: A systematic review and meta-analysis," *Comput. Environ. Urban Syst.*, vol. 74, pp. 244-256, 2019.

[47]. E. Fathi and B. Maleki Shoja, "Chapter 9 - Deep Neural Networks for Natural Language Processing," in *Computational Analysis and Understanding of Natural Languages: Principles, Methods and Applications*, vol. 38, V. N. Gudivada and C. R. B. T.-H. of S. Rao, Eds. Elsevier, 2018, pp. 229-316.

[48]. R. H. R. Hahnloser, R. Sarpeshkar, M. A. Mahowald, R. J. Douglas, and H. S. Seung, "Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit," *Nature*, vol. 405, no. 6789, pp. 947-951, 2000.

[49]. L. Alzubaidi *et al.*, "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 53, 2021.

[50]. B. Petrovska, E. Zdravevski, P. Lameski, R. Corizzo, I. Štajduhar, and J. Lerga, "Deep Learning for Feature Extraction in Remote Sensing: A Case-Study of Aerial Scene Classification," *Sensors*, vol. 20, no. 14, 2020.

[51]. D. Marmanis, M. Datcu, T. Esch, and U. Stilla, "Deep Learning Earth Observation Classification Using ImageNet Pretrained Networks," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 13, no. 1, pp. 105-109, 2016.

[52]. S. Jiang, H. Zhao, W. Wu, and Q. Tan, "A novel framework for remote sensing image scene classification," in *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 2018.

[53]. X. Xu, Y. Chen, J. Zhang, Y. Chen, P. Anandhan, and A. Manickam, "A novel approach for scene classification from remote sensing images using deep learning methods," *Eur. J. Remote Sens.*, vol. 54, no. sup2, pp. 383-395, 2021.

[54]. A. W. Kiwelekar, G. S. Mahamunkar, L. D. Netak, and V. B. Nikam, "Deep learning techniques for geospatial data analysis," *Machine Learning Paradigms.*, pp. 63-81, 2020.

[55]. K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang, "Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising," *IEEE Trans. image Process.*, vol. 26, no. 7, pp. 3142-3155, 2017.

[56]. A. Voulodimos, N. Doulamis, A. Doulamis, and E. Protopapadakis, "Deep

3d point clouds: A survey,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 43, no. 12, pp. 4338-4364, 2020.

[68]. C. R. Qi, H. Su, K. Mo, and L. J. Guibas, “Pointnet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation supplementary material,” 2017.

[69]. C. Wang, B. Samari, and K. Siddiqi, “Local spectral graph convolution for point set feature learning,” in *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, 2018, pp. 52-66.

[70]. S. A. Bello, S. Yu, C. Wang, J. M. Adam, and J. Li, “Deep learning on 3D point clouds,” *Remote Sens.*, vol. 12, no. 11, p. 1729, 2020.

[71]. F. Creutzig *et al.*, “Upscaling urban data science for global climate solutions,” *Glob. Sustain.*, vol. 2, p. e2, 2019.

[72]. X. Ma, H. Yu, Y. Wang, and Y. Wang, “Large-scale transportation network congestion evolution prediction using deep learning theory,” *PLoS One*, vol. 10, no. 3, p. e0119044, 2015.

[73]. N. Pradhananga and J. Teizer, “Automatic spatio-temporal analysis of construction site equipment operations using GPS data,” *Autom. Constr.*, vol. 29, pp. 107-122, 2013.

[74]. Y. Choi, “GeoAI: Integration of Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning with GIS,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 6, 2023.

## Summary

### **GeoAI: Technology and tools for application in geospatial domain**

*Nguyen Phi Son*

*The Viet Nam Institute of Surveying and Mapping*

*Nguyen Quang Minh*

*Hanoi University of Mining and Geology*

In recent years, technologies such as artificial intelligence (AI), machine learning (ML), virtual reality (VR), geographic information system (GIS), digital twins, remote sensing (RS), and so on, have been developing rapidly, laying the foundation to accelerate the development of “Geospatial Artificial Intelligence” (GeoAI) as a promising trend. GeoAI is the combination of Geospatial and AI, primarily using machine learning and deep learning models to extract, predict, and forecast objects, phenomena, and processes associated with geographical coordinates. The geospatial community has also been

gradually approaching, enhancing technological capabilities, developing applications, and providing information, data, and derivative products in a faster, more accurate, efficient, and intelligent manner, including the geographical database (GDB) - a basic geospatial product. To achieve this, scientific research must be application-oriented, thoroughly understand the technology, establish processes, identify problems, and evaluate the performance of machine learning models for geospatial data acquisition. This paper reviews both domestic and international research on GeoAI and focuses on several issues encountered during the implementation of the Ministry-level scientific project code TNMT.2022.02.21, thereby proposing several concerns that need attention to develop GeoAI in the geospatial domain.

**Keywords:** *GeoAI, Geospatial data, GIS, AI, ML, DL.*