



Thông tin

ĐỊA HÌNH QUÂN SỰ



CỤC BẢN ĐỒ - BỘ TỔNG THAM MƯU

SỐ 3
2024

(LƯU HÀNH NỘI BỘ)

Cục Bản đồ - Bộ Tổng Tham mưu
Thông tin Địa hình quân sự
số 03 - 2024 (tháng 9/2024)



Thông tin ĐỊA HÌNH QUÂN SỰ

(Theo Quyết định số 255/GP-CT
ngày 21/3/2006 của Chủ nhiệm TCCT)

CHỈ DẠO NỘI DUNG

Thiếu tá, Tiến sĩ, Cục trưởng
HOÀNG MINH NGỌC

THƯ KÝ BIÊN TẬP

Đại tá, Thạc sĩ

HÀ NHẬT BÌNH

BAN BIÊN TẬP

Đại tá, Tiến sĩ

LÊ ĐẠI NGỌC

Đại tá, Tiến sĩ

BÙI YẾN TÍNH

Đại tá, Cử nhân

TRẦN THANH HẢI

Đại tá, Tiến sĩ

NGUYỄN ĐỨC TUỆ

Đại tá, Thạc sĩ

HỒ QUANG TOÀN

Thượng tá, Tiến sĩ

NGUYỄN DINH MINH

Đại tá, Tiến sĩ

VŨ VĂN ĐÔNG

Đại tá, Thạc sĩ

NGUYỄN MINH ĐỨC

Email: cucthando.c62@gmail.com
https://dhhq.chd@mail.hq

Chế bản và in tại:

Xi nghiệp Bản đồ 1

Công ty TNHH MTV Trắc địa Bản đồ



Thông tin ĐỊA HÌNH QUÂN SỰ

CỤC BẢN ĐỒ - BTM ĐƠN VỊ ANH HÙNG LỰC LƯỢNG VŨ TRANG NHÂN DÂN

MỤC LỤC

NHỮNG VẤN ĐỀ CHUNG

- Đại tá, TS Bùi Yên Tĩnh - Hệ thống định vị - dẫn đường vệ tinh Glonass: hiện trạng, xu thế phát triển và khả năng ứng dụng. 1
- Đại tá, TS Trần Văn Cao - Một số kinh nghiệm và giải pháp nâng cao chất lượng huấn luyện địa hình quân sự ở Trường Sĩ quan Lục quân 1. 10
- Thiếu tá QNCN, ThS Nguyễn Hữu Trung - Ban Bản đồ/Học viện Lục quân bảo đảm tốt bản đồ phục vụ cho học viên nghiên cứu xây dựng luận văn tốt nghiệp năm học 2023 - 2024. 13
- Thượng tá, ThS Trương Hồng Sơn - Đổi mới phương pháp giảng dạy môn địa hình quân sự ở Trường Sĩ quan Pháo binh. 15
- Trung tá, CN Vũ Xuân Thắng - Biện pháp nâng cao chất lượng luyện tập, kiểm tra bản đồ đối với các đối tượng ở Cục Bản đồ/BTTM. 20
- Đại tá, ThS Hồ Quang Toàn - Khai thác sử dụng cơ sở dữ liệu bản đồ đất quốc phòng phục vụ lập bản đồ khu quân sự và địa hình ưu tiên cho nhiệm vụ quốc phòng để tích hợp vào quy hoạch tỉnh thời kỳ 2021 - 2030, tầm nhìn đến 2050. 23

KHOA HỌC - CÔNG NGHỆ

- Thượng tá, PGS, TS Trịnh Lê Hùng - TS. Trần Xuân Biên - Nghiên cứu biến động diện tích nước mặt một số hồ chứa tại tỉnh Đắk Lắk trong mùa khô 2019 - 2020 bằng dữ liệu ảnh viễn thám đa phổ Sentinel 2. 27
- Trung tá, ThS Vũ Phan Long - ThS Phạm Văn Hiệp - Tổng quan về mô hình học sâu ứng dụng trong viễn thám. 36
- Thiếu tá, ThS Vũ Thủy Dương - Nghiên cứu phương pháp sử dụng ảnh Sentinel-1 trong việc xác định nhanh các vùng ngập lụt. 44
- Thượng tá, ThS Trần Thanh Bình - Công nghệ PageWide trong công tác bảo đảm tư liệu địa hình của ngành Địa hình quân sự. 51
- Thượng tá, TS Phạm Xuân Hoàn - Nghiên cứu khả năng sử dụng dữ liệu ảnh chụp và quét LIDAR từ thiết bị không người lái phục vụ thành lập bản đồ không gian 3 chiều. 57
- Thiếu tá, KS Trần Thị Hiền - Bộ công cụ quản lý sản phẩm Atlas điện tử các đảo trọng yếu và khu vực DK trên vùng biển Việt Nam. 66
- Trung tá, ThS Hoàng Thọ Hải - ThS Hoàng Văn Hường - Giới thiệu công cụ hỗ trợ xây dựng và kiểm tra chất lượng cơ sở dữ liệu địa hình và chương ngại vật điện tử hàng không tại Công ty TNHH MTV Trắc địa Bản đồ. 74
- Thượng tá, TS Nguyễn Văn Đông - Giới thiệu kết quả bước đầu xây dựng phần mềm phục vụ tính toán trắc địa - địa hình. 79
- Trung úy, ThS Tiểu Hoàng Mạnh - Khảo sát độ chính xác máy đo GNSS Trimble R6S với điều kiện khi đo bị che chắn bởi các loại tán cây khác nhau. 85
- Đại tá, ThS Kim Xuân Bách - KS Nguyễn Việt Tú - KS Đặng Huy Toàn - Hệ thống định vị mặt đất ứng dụng công nghệ eLORAN. 93
- Trung úy, KS Lê Văn Phú - Đại úy, ThS Đặng Văn Nhật - Nghiên cứu phương pháp lập bản đồ độ sâu tự động từ dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat-8 và Sentinel-2 trên Google Earth Engine. 101

TIN HOẠT ĐỘNG NGÀNH

- Thiếu tá QNCN, CN Trịnh Thị Hằng - Cục Bản đồ/BTTM tổ chức các hoạt động chào mừng kỷ niệm 76 năm Ngày Thương binh - Liệt sĩ (27/7/1947 - 27/7/2023). 110
- Trung tá, TS Vũ Hồng Cường - Tổ chức huấn luyện công nghệ thành lập hải đồ bằng bộ công cụ phần mềm ArcGIS Maritime. 114
- Thượng tá, CN Nguyễn Phúc Thiện - Tham gia liên hoan văn nghệ quân chủng - Bộ Tổng Tham mưu năm 2023. 117

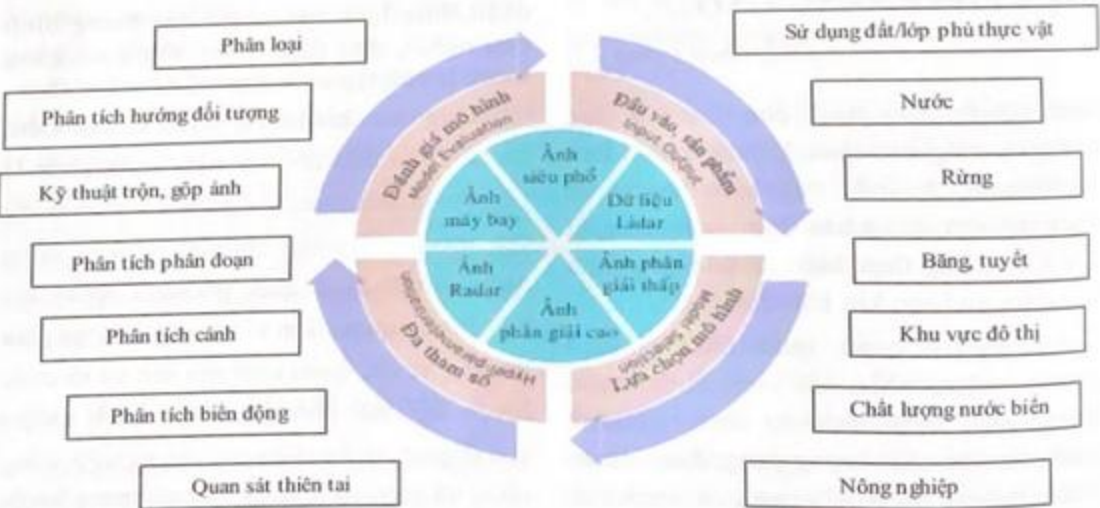
TỔNG QUAN VỀ MÔ HÌNH HỌC SÂU ỨNG DỤNG TRONG VIỄN THĂM

Trung tá, Thạc sĩ VŨ PHAN LONG
PHÒNG KẾ HOẠCH TỔNG HỢP
Thạc sĩ PHẠM VĂN HIỆP
TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ ĐỊA CHẤT

1. Mở đầu

Trong những thập kỷ gần đây, cùng với sự tiến bộ của công nghệ viễn thám, công nghệ thông tin và nguồn dữ liệu viễn thám dần trở nên phổ biến hơn. Viễn thám dần trở thành một công cụ phổ biến và được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực thực tiễn như quân sự - an ninh quốc phòng, giám sát tài nguyên, sử dụng đất, thiên tai hay các nghiên cứu về biển.

Các mô hình vật lý, toán học là khung phương pháp luận chính để phân tích dữ liệu viễn thám. Kỹ thuật học máy đã và đang được sử dụng rộng rãi để tăng hiệu quả tính toán, phát triển mô hình thực nghiệm và để giải quyết các vấn đề phân loại. Do khả năng xử lý dữ liệu viễn thám cao ngay cả với một số mẫu hạn chế, Support Vector Machines - SVM và các thuật toán tổng hợp để sử dụng



Hình 1. Khung chung tổng hợp hiện trạng về học sâu không gian (Mishra et al. 2022))

như Random Forest - RF, đã trở thành sự lựa chọn của cộng đồng viễn thám trong những năm qua. Học sâu (Deep Learning) gần đây đã khẳng định sự hiện diện mạnh mẽ với thành công đáng kể trong việc phân tích hình ảnh cho các ứng dụng khác nhau so với các kỹ thuật học máy thông thường. Một số yếu tố rất quan trọng để phát triển mô hình tốt như: Kỹ thuật chọn lựa dữ liệu, mô hình hóa, đa dạng hóa nguồn dữ liệu đầu vào, hiệu chỉnh và đánh giá.

Nội dung bài báo này tiến hành đánh giá toàn diện phương pháp luận được áp dụng trong các lĩnh vực chính của viễn thám liên quan đến Deep Learning (DL): Spatial Deep Learning - SDL, bao gồm tổ hợp ảnh (fusion), hiệu chỉnh hình học ảnh, phân loại ảnh, phân loại đối tượng, phân loại sử dụng đất (LULC) và các ứng dụng khác. Mục đích nhằm phân tích các phương pháp để mô hình hóa khung DL bằng cách sử dụng dữ liệu dựa trên viễn thám cho nhiều ứng dụng khác nhau.

2. Các ứng dụng của Deep Learning với dữ liệu viễn thám

2.1. Tổ hợp ảnh

Học sâu đã được sử dụng trong tổng hợp dữ liệu cho các ứng dụng khác nhau như nhận dạng mục tiêu quân sự (có khả năng phân biệt, nhận dạng, phân loại đối tượng cụ thể như máy bay, tàu chiến, xe tăng...), các loài cây và lập bản đồ lớp thảm thực vật, phân loại khu vực đô thị. Hơn nữa, cũng đã có một số nghiên cứu về tổ hợp hình ảnh mà không tập trung vào một ứng dụng cụ thể bằng cách sử dụng nhiều loại nguồn dữ liệu [1]. Trong nghiên cứu của Cao và cộng sự [2] chỉ ra rằng đã

ứng dụng học sâu trong tổ hợp ảnh viễn thám đa phổ, ảnh đa phổ và ảnh siêu phổ, cặp ảnh đa phổ và ảnh toàn sắc, ảnh đa phổ và ảnh SAR, ảnh đa phổ và ảnh LiDAR và kết hợp dữ liệu viễn thám và dữ liệu dân sinh kinh tế, xã hội.

Hầu hết các bài báo đã sử dụng kiến trúc khác nhau của DL để kết hợp tập dữ liệu. Có hai cách tiếp cận chính để kết hợp ảnh:

- Thứ nhất, cách tiếp cận một bước trong đó việc kết hợp các hình ảnh được thực hiện trực tiếp mà không cần trích xuất các tính năng.

- Thứ hai, cách tiếp cận hai bước trong đó chiết xuất điểm đặc trưng hoặc lớp xác suất khi hợp nhất.

Trong cách tiếp cận đầu tiên, Nezami và cộng sự [11] đã sử dụng mạng Neuron xoắn 3 chiều (3D Convolutional Neural Network-3D CNN) để xác định loài cây. Tương tự, Yuan và cộng sự [3] đã sử dụng mô hình mạng đa tỷ lệ và đa chiều sâu (Multi-scale and Multi-Depth Convolutional Neural Network-MSDCNN) để tổ hợp ảnh, làm sắc nét hình ảnh (Pan-sharpening) tạo ra ảnh đa phổ có độ sắc nét vượt trội hơn. He & Yokoya [1] đã sử dụng mô hình mạng đối lập phát sinh có điều kiện (cGAN) với mạng phát và phân biệt trong đó mạng phát lấy dữ liệu quang học và dữ liệu radar (SAR) làm đầu vào và tạo ra một hình ảnh quang học sau đó đưa vào mạng phân biệt để mô phỏng.

Thứ hai, các nghiên cứu đã sử dụng phương pháp tiếp cận hai bước là trích xuất đối tượng và tổ hợp đối tượng, ngoài ra cũng có các phương pháp như kết hợp dữ liệu viễn thám và dữ liệu khác, mô hình 1D-CNN. Tương tự, đối với sự kết hợp của dữ liệu siêu phổ và LiDAR, Liao và cộng

sự [5] đã sử dụng khung dung hợp sâu hai giai đoạn, trong đó ảnh LiDAR và ảnh siêu phổ được truyền riêng rẽ và sau đó các bản đồ xác suất được tạo ra và các bản đồ xác suất đó được hợp nhất.

2.2. Giám sát thiên tai và tính thiệt hại sau thiên tai

Đối với quản lý thiên tai, phần lớn DL và tư liệu ảnh viễn thám được sử dụng để giám sát và phát hiện các thảm họa thiên tai. Một số bài báo tập trung vào khía cạnh phòng ngừa thiên tai và quản lý thiên tai như Antoniou và Potsiou [6]. Hầu hết các nghiên cứu tập trung vào việc giám sát/phát hiện mối nguy hơn là lập bản đồ tác động của nó. Sun và cộng sự [7] đã sử dụng DL để dự đoán các giá trị bụi mịn PM2.5 trên mặt đất thay vì theo dõi nguy cơ vật lý trên mặt đất. Các phương pháp được sử dụng để phát hiện và quản lý thảm họa chủ yếu là các thuật toán phát hiện/nhận dạng như phát hiện mối nguy, yếu tố có nguy cơ phát hiện và các thuật toán phát hiện và dự đoán/mô hình cơ sở vật chất [6].

Một số bài báo cũng đã sử dụng DL trong hình ảnh máy bay không người lái (UAV) cũng như hình ảnh SAR. Baur và cộng sự [8] đã sử dụng mô hình mạng nơ-ron phức hợp khu vực nhanh hơn (Faster R-CNN) trên ảnh UAV để phát hiện bom mìn. Zeng & Wang [9] đã sử dụng hình ảnh SAR với mạng tích hợp sự cổ trăn đầu (OSNet), mô hình này dựa trên VGG-16 và sử dụng CNN để phát hiện các vết dầu loang.

Thứ hai, để dự đoán/mô hình hóa các thảm họa khác nhau như hạn hán hoặc ô nhiễm không khí PM2.5 không thể nhìn thấy trực tiếp trong ảnh hoặc ảnh xạ trực

tiếp qua ảnh, các đồng biến khác nhau đã được sử dụng cùng với ảnh viễn thám [8]. Shen và cộng sự [10] đã sử dụng chỉ số hạn hán làm biến phụ thuộc, với ảnh viễn thám là biến độc lập. Hơn nữa, tác giả đã sử dụng mô hình mạng nơ-ron truyền thẳng (DFNN) để máy học với dữ liệu với tất cả các biến [10].

2.3. Phân loại ảnh

Học sâu đã được sử dụng rộng rãi trong phân loại ảnh, phân loại sử dụng đất, phân loại và các công trình đô thị và phân loại cây.

Hầu hết các nghiên cứu về phân loại ảnh đã sử dụng bộ dữ liệu mẫu sử dụng đất của UC [11], bộ dữ liệu phân loại ảnh viễn thám được tạo bởi trường đại học Northwestern Polytechnical (REmote Sensing Image Scene Classification created by Northwestern Polytechnical University-NWPU-RESISC45) [12], bộ dữ liệu phân loại ảnh viễn thám WHU-RS [13], dữ liệu không ảnh, bộ dữ liệu từ Google, bộ dữ liệu mẫu cả phê của Brazil, bộ dữ liệu ảnh hàng không độ phân giải cao SAT-4, SAT-6 [14], bộ dữ liệu phân loại ảnh viễn thám RSSCN7 để phân loại sử dụng đất, và phân loại cây. Tương tự như vậy, điểm quét LiDAR trên mặt đất được sử dụng để phân loại và chiết tách công trình khu vực đô thị. Việc sử dụng DL được mở rộng hơn nữa với việc truy xuất hình ảnh, xử lý hình ảnh, đăng ký hình ảnh đa phương thức và phân loại hình ảnh. Các ứng dụng sử dụng ảnh từ nhiều nguồn, độ phân giải khác nhau và ảnh đa thời gian, đa phổ: Spot-7, S2, Google Earth, World View-2, Landsat 8, TerraSAR-x, và bản đồ của Google.

Gu và cộng sự [20] đề xuất một mô hình phân loại sâu có kiểm định (DRB)

được máy học (training) với các phần đoạn ảnh viễn thám ở các mức độ chi tiết khác nhau. Tổ hợp DRB này của bộ phân loại nhiều lớp là một dạng mô-đun/lớp với: (1) rotation layer; (2) segmentation layer; (3) scaling layer; (4) feature extraction layer and (5) massively parallel rule-based system. Chaib và cộng sự [21] đề xuất một mô hình ba bước để phân loại cảnh có chứa trích xuất đối tượng với VGG-Net, sử dụng phương pháp DCA để kết hợp các đối tượng địa lý đã trích xuất và sử dụng SVM làm bộ phân loại. Khung CCN đa cấp cũng bao gồm ba bước chính: 1) một tập hợp hình ảnh đa tỷ lệ được tạo ra bằng cách thay đổi tỷ lệ và một trong các hình ảnh đã thay đổi tỷ lệ của nó được lấy mẫu từ tập hợp hình ảnh đa tỷ lệ của nó; 2) những hình ảnh này được đưa vào F-net và V-net để tính toán suy hao Softmax và suy hao tương tự; 3) Cuối cùng, các đạo hàm riêng của các trọng số được chia sẻ bởi F-net và V-net đã được tính toán và các tham số dùng chung được cập nhật để phân loại.

2.4. Nghiên cứu biến động

Một trong những ứng dụng chính của DL sử dụng ảnh viễn thám là nghiên cứu biến động. Một số bài báo đã nghiên cứu ứng dụng DL thông qua phát hiện thay đổi khi có sẵn các mẫu được mô hình máy học. Ngoài ra, khả năng phát hiện thay đổi, biến động hoàn toàn tự động dựa trên phân loại trước bằng cách sử dụng các chỉ số phổ hoặc phân loại không giám sát. Gong và cộng sự [15] đã chứng minh rằng việc sử dụng siêu pixel (superpixel) với ảnh độ phân giải cao cải thiện nhiệm vụ phát hiện thay đổi.

Một số nghiên cứu tập trung vào việc tự động hóa toàn bộ quy trình phát hiện thay đổi bằng cách sử dụng các mẫu có độ tin cậy cao - từ phương pháp phân loại không giám sát hoặc phương pháp dựa trên quy tắc sử dụng các chỉ số bề mặt với mục tiêu làm mẫu đầu vào cho mạng DL. Gong và cộng sự [15] thực hiện phân loại sơ bộ trên Superpixel bằng phương pháp Otsu sử dụng phân bố phổ, đặc điểm kết cấu và đặc điểm không gian và gán nhãn đối tượng thay đổi hoặc không thay đổi dựa trên phân bố chính của phổ, sau đó được mạng DL đào tạo. Huang và cộng sự [17] đã sử dụng các chỉ số quang phổ để phát hiện các tòa nhà trong cả hai hình ảnh, sau đó kết hợp sự khác biệt và tỷ lệ ảnh, do đó để có được thông tin (thay đổi và không thay đổi) có độ tin cậy cao để sử dụng cho việc hiệu chỉnh máy học (Mô hình DBF-ELM). Yang và cộng sự [16] đã sử dụng thuật toán phân loại không giám sát (RFLICM) để tạo bản đồ thay đổi sơ bộ, các pixel được chọn có độ tin cậy cao được thay đổi và không thay đổi dựa trên sự khác biệt về sự thay đổi của lớp phủ và khoảng cách từ trung tâm của nhóm (cluster), sau đó được sử dụng để mạng DL phát hiện thay đổi.

2.5. Trích xuất đối tượng

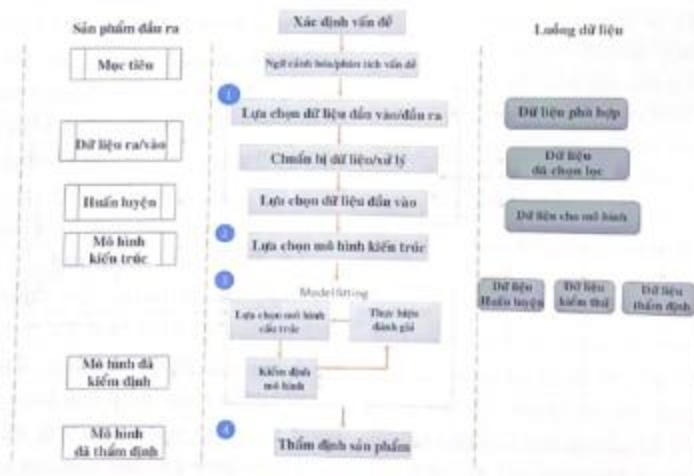
Trong số rất nhiều ứng dụng tư liệu viễn thám, việc trích xuất đặc trưng từ ảnh bằng phương pháp máy học, đặc biệt là mạng nơron chập là rất phổ biến. Các ứng dụng này như kiểm đếm cây để quản lý rừng phát hiện khu đất cho sản xuất nông nghiệp, xây dựng, đường, cầu và đô thị, thành lập bản đồ hồ chứa. [22,23]

Dựa trên nguồn dữ liệu, phần lớn các công trình xem ảnh vệ tinh là nguồn dữ liệu chính, trong khi một số nghiên cứu khác xem xét nguồn ảnh máy bay không người lái (UAV) và radar (SAR).

Hầu hết các nghiên cứu đã sử dụng một biến thể của CNN để trích xuất tính năng, chẳng hạn như Mask R-CNN để phát hiện cây, RICNN với lớp bất biến quay để phát hiện đối tượng, Siamese U-Net và Modified U-Net với Xception để trích xuất tòa nhà, CNN-ResNet-50 phát hiện hồ chứa toàn cầu, đề xuất khu vực xây dựng CNN để khai thác công trình, máy học đa tác vụ với U-Net để khai thác đường, CNN tính năng đa quy mô để phát hiện đám mây [24]. Mỗi phiên bản CNN sửa đổi bao gồm nhiều lớp: Lớp chập, lớp gộp, lớp kết nối đầy đủ. Lớp phức hợp và lớp tổng hợp là các thành phần chính của các mạng này để tạo bản đồ đối tượng.

3. Các phương pháp sử dụng để phát triển mô hình Học sâu

Việc các nhà nghiên cứu trước đây sử dụng dữ liệu viễn thám đã chỉ ra rằng cần tuân thủ các bước chung để phát triển mô hình DL. Bước đầu tiên của quá trình phát triển mô hình được bắt đầu từ mục tiêu của vấn đề xác định đầu ra của mô hình và một tập hợp các biến đầu vào tiềm năng có sẵn để đào tạo và kiểm tra mô hình. Vì các mô hình máy học theo hướng dữ liệu, nên tập hợp các biến/chỉ số đầu vào là rất quan trọng. Điều này chủ yếu phụ thuộc vào tính sẵn có của dữ liệu và kiến thức trước đó của người lập mô hình. Khi tập dữ liệu đầu vào của mô hình và biến đầu ra được xác nhận, các bước tiếp theo sẽ là chuẩn bị dữ liệu để phù hợp với các mô hình, tiếp theo là bước phát triển mô hình, lựa chọn kiến trúc, tham số hóa và phương pháp đánh giá mô hình.



Hình 2. Quá trình phát triển mô hình học sâu.

3.1. Lựa chọn dữ liệu vào - ra

a) Lựa chọn dữ liệu đầu vào

Kết quả đầu ra được xác định dựa trên mục tiêu nghiên cứu, trong khi tập dữ liệu đầu vào được chọn dựa trên kiến thức của chuyên gia. Do đó, phương pháp tiếp cận của chuyên gia sẽ lọc ra tập dữ liệu đầu vào liên quan nhất và hoàn thiện các biến đầu vào cho mô hình. Các phương pháp lựa chọn phổ biến nhất bao gồm bộ lọc và phương pháp kết hợp. Bộ lọc dựa trên các chỉ số thống kê khác nhau như phương sai, chi-squared hoặc hệ số tương quan, sau đó chọn các đối tượng không gian được xếp hạng cao nhất, tìm kiếm tuần tự tập con đầu vào tốt nhất của tập dữ liệu đầu vào để phù hợp với mô hình.

b) Chuẩn bị dữ liệu, tiền xử lý

Việc xử lý trước hoặc chuẩn bị dữ liệu cho các ảnh đầu vào là rất quan trọng trong viễn thám. Bước đầu tiên của nghiên cứu nên thực hiện thông qua hiệu chỉnh ảnh như hiệu chỉnh hình học, hiệu chỉnh khí quyển và lấy mẫu. Việc tăng dày dữ liệu là một trong những bước phổ biến nhất để tăng khối lượng dữ liệu. Việc phân loại trước các hình ảnh đầu vào cũng được thực hiện dưới dạng tiền xử lý, là tập dữ liệu đầu vào/đầu ra cho một số mô hình máy học [15].

c) Phân loại dữ liệu và lựa chọn dữ liệu

Các tập dữ liệu đầu vào được chia thành các tập phụ: Phục vụ huấn luyện, thiết lập mô hình, kiểm tra và đánh giá kết quả theo các tỷ lệ khác nhau, tương ứng như 50%, 25% và 25%. Tỷ lệ này là khác nhau trong các nghiên cứu khác nhau, không có quy tắc chung cho điều này. Ví dụ, dữ liệu được tách thành tập huấn luyện (80%) và tập kiểm tra (20%) [18]. Tập dữ liệu được tách thành các tập huấn luyện, xác thực chéo và thử

nghiệm (theo các tỷ lệ tương ứng là 60% 20% 20%). Các thư viện được sử dụng phổ biến nhất bao gồm UC Merced cho phân loại sử dụng đất [18], Google Earth Images cho tập dữ liệu tham chiếu, tập dữ liệu WHU-RS, mạng GoogLeNet được huấn luyện trên tập dữ liệu ImageNet.

3.2. Lựa chọn kiến trúc mô hình - tạo dữ liệu đầu ra

Với các thư viện học máy dễ sử dụng như Scikitlearn, Keras, nhiều mô hình học sâu có sẵn để phù hợp với mô hình dự đoán. Việc lựa chọn mô hình có thể được thực hiện bằng cách sử dụng xác suất, phương pháp tiếp cận huấn luyện/ thử nghiệm và lấy mẫu lại ngẫu nhiên. Việc phân chia huấn luyện và kiểm tra ngẫu nhiên hoạt động dựa trên việc phân chia tập dữ liệu đầu vào thành tỷ lệ huấn luyện và kiểm tra. Các tỷ lệ khác nhau của phân tách dữ liệu có thể sử dụng để kiểm tra hiệu suất của mô hình với tập dữ liệu không nhìn thấy.

Nhiều công trình dựa trên các mạng phân loại hình ảnh được đào tạo trước đã học cách trích xuất các thông tin từ các hình ảnh tự nhiên và sử dụng nó như một điểm khởi đầu để tìm hiểu một nhiệm vụ mới. Phần lớn các mạng được đào tạo trước được đào tạo trên một tập hợp con của cơ sở dữ liệu ImageNet được sử dụng trong việc nhận dạng hình ảnh quy mô lớn ImageNet (ILSVRC) [19]. Các mạng này đã được đào tạo về hơn một triệu hình ảnh và có thể phân loại hình ảnh thành 1000 loại đối tượng, chẳng hạn như bàn phím, cốc cà phê, bút chì và nhiều động vật. Sử dụng một mạng được đào tạo trước với việc học chuyển đổi thường nhanh hơn và dễ dàng hơn nhiều so với việc đào tạo một

mạng từ đầu nhưng một mạng được đào tạo trước dành riêng cho viễn thám không có sẵn trên thị trường.

4. Kết luận

Với những phân tích, tổng hợp từ các nghiên cứu trên, cho thấy những công cụ xử lý ảnh viễn thám tích hợp trí tuệ nhân tạo, học máy, học sâu trở thành giải pháp đắc lực để theo dõi, giám sát, bảo vệ tài nguyên môi trường. Sự tham gia của trí tuệ nhân tạo và mô hình máy học, học sâu vào công nghệ viễn thám đã giúp giải quyết các bài toán mang tính toàn cầu, với khối lượng dữ liệu khổng lồ và được đánh giá là một lĩnh vực vô cùng tiềm năng, mang lại lợi ích thiết thực hơn nữa trong tương lai. Vì vậy, Cục Bản đồ cũng cần đẩy mạnh hơn nữa công tác nghiên cứu, thử nghiệm ứng dụng mô hình học sâu trong giải đoán ảnh, tăng cường chất lượng ảnh... phục vụ xây dựng cơ sở dữ liệu nền địa lý quân sự và bản đồ địa hình. □

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] He, W., & Yokoya, N. (2018). Multi-temporal sentinel-1 and-2 data fusion for optical Image Simulation. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(10), 1-11. <https://doi.org/10.3390/ijgi7100389>
- [2] Cao, & Qiu, G. (2020). Deep learning-based remote and social sensing data fusion for urban region function recognition. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163, 82-97. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.02.014>.
- [3] Yuan & Zhang, L. (2018). A multiscale and multi depth convolutional neural network for remote sensing imagery pan-sharpening. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(3), 978-989. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2794888>
- [4] Lahaye, & Linstead, E. (2019). Multi-modal object tracking and image fusion with unsupervised deeplearning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2920234>
- [5] Liao, & Chamussot, J. (2018). Deep learning for fusion of APEX hyper spectra land full-waveform LiDAR remote sensing data for tree species mapping. *IEEE Access*, 6(c), 68716-68729. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2880083>
- [6] Antoniou, V., & Potsiou, C. (2020). A deep learning method to accelerate the disaster response process. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/rs12030544>
- [7] Sun, & Chen, L. (2019). Deep learning architecture forest imating hourly ground-level PM2.5 using satellite remote sensing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(9). <https://doi.org/10.1109/lgrs.2019.2900270>
- [8] Baur, & de Smet, T.S. (2020). Applying deep learning to automate UAV-based detection of scatterable land mines. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/rs12050859>
- [9] Zeng, K., & Wang, Y. (2020). A deep convolutional neural network for oil spill detection from space borne SAR images. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/rs12061015>
- [10] Shen, R., Huang, A., Li, B., & Guo, J. (2019). Construction of a drought

monitoring model using deep learning based on multisource remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.03.006>

[11] Liu, X., & Zheng, Y.(2019). Siamese convolutional neural networks for remote sensing scene classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(8), 1200-1204.

[12] Zou & Wang, Q.(2015). Deep learning based features election for remote sensing scene classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*.

[13] Boualleg & Farah, .R.(2019). Remote sensing scene classification using deep forest classifier. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2911855>

[14] Han, ., & Cheng, Y.(2018). A semi supervised generative framework with deep learning features for high-resolution remote sensing image scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*.

[15] Gong, M., Zhan, T., Zhang, P., & Miao, Q.(2017). Super pixel based difference representation learning for change detection in multispectral remote sensing images. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*.

[16] Yang, M., Jiao, L., Liu, F., Hou, B., & Yang, S.(2019). Transferred deep learning-based change detection in remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2909781>

[17] Huang, F., Yu, Y., & Feng, T.(2019). Automatic building change image quality

assessment in high resolution remote sensing based on deep learning. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.102585>

[18] Huang, F., Yu, Y., & Feng, T.(2019). Automatic building change image quality assessment in high resolution remote sensing based on deep learning. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.102585>

[19] Aljawarneh, S., Aldwairi, M., & Yassein, M.B.(2018). Anomaly-based intrusion detection system through feature selection analysis and building hybrid efficient model. *Journal of Computational Science*. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.03.006>

[20]. Gu, X., P.M.(2018). A massively parallel deep rule-based ensemble classifier for remote sensing scenes. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(3), 345.

[21]. Chaib, S., & Yao, H. (2017). Deep feature fusion for VHR remote sensing scene classification. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2700322>.

[22] Miyoshi, G.T, W.N.(2020). A novel deep learning method to identify single tree species in UAV-based hyper spectral images. *Remote Sensing*.

[23] Braga, . (2020). Tree crown delineation algorithm based on a convolutional neural network. *Remote Sensing*, 12(8), 1-27. <https://doi.org/10.3390/RS12081288>

[24] Lu, X., & Yang, J.(2019). Multi-scale and multi-task deep learning framework for automatic road extraction. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2926397>