

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Nguyễn Văn Lương

Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức

LUẬN VĂN THẠC SĨ HỆ THỐNG THÔNG TIN

Hà Nội - Năm 2023

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Nguyễn Văn Lương

**PHƯƠNG PHÁP DỰ BÁO BIẾN ĐỔI ẢNH VIỄN THĂM SỬ DỤNG
HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC**

LUẬN VĂN THẠC SĨ NGÀNH HỆ THỐNG THÔNG TIN

Mã số: 8480104

**NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:
PGS.TS. Nguyễn Long Giang**

Hà Nội - Năm 2023

CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan đề tài nghiên cứu trong luận văn này là công trình nghiên cứu của tôi dựa trên những tài liệu, số liệu do chính tôi tự tìm hiểu và nghiên cứu. Chính vì vậy, các kết quả nghiên cứu đảm bảo trung thực và khách quan nhất. Đồng thời, kết quả này chưa từng xuất hiện trong bất cứ một nghiên cứu nào. Các số liệu, kết quả nêu trong luận văn là trung thực nếu sai tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm trước pháp luật.

Tác giả luận văn**Nguyễn Văn Lương**

LỜI CẢM ƠN

Đề tài “**Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức**” là đề tài tôi lựa chọn dưới sự hướng dẫn của PGS.TS. Nguyễn Long Giang để nghiên cứu và làm luận văn tốt nghiệp cao học sau thời gian theo học tại Học viện Khoa học và Công nghệ. Trong quá trình làm và hoàn thiện luận văn tốt nghiệp tôi đã nhận được rất nhiều sự giúp đỡ.

Đầu tiên, tôi xin gửi lời cảm ơn chân thành tới thầy hướng dẫn PGS.TS. Nguyễn Long Giang. Thầy là người đã tận tình giúp đỡ, dẫn dắt, truyền đạt kiến thức cũng như kinh nghiệm cho tôi, không chỉ trong quá trình thực hiện luận văn tốt nghiệp mà còn trong suốt thời gian học tập tại Học viện Khoa học và Công nghệ.

Tiếp đó tôi cũng xin gửi lời cảm ơn đến các quý thầy cô đã giảng dạy tôi trong suốt thời gian theo học tại Học viện Khoa học và Công nghệ.

Tôi cũng xin gửi lời cảm ơn đơn vị chuyên môn, ban Lãnh đạo, phòng Đào tạo, các phòng chức năng của Học viện Khoa học và Công nghệ để luận văn được hoàn thành.

Sau cùng tôi muốn gửi lời cảm ơn đến gia đình, bạn bè, các đàn anh đàn chị, các bạn học cùng lớp ITT2021A đã luôn đồng viên, giúp đỡ tôi trong quá trình làm luận văn.

Trong quá trình làm luận văn, tôi đã cố gắng hết sức để hoàn thành thật tốt đề tài này trong khả năng của mình. Tuy nhiên do điều kiện thời gian cũng như kiến thức còn hạn chế, nên luận văn chắc chắn vẫn còn nhiều thiếu sót. Tôi thực sự mong nhận được sự góp ý của thầy cô và các bạn.

Một lần nữa, xin chân thành cảm ơn!

Hà Nội, tháng 12 năm 2023
Học viên



Nguyễn Văn Lương

MỤC LỤC

CAM ĐOAN	3
LỜI CẢM ƠN	4
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC CHỮ CÁI VIẾT TẮT	7
MỞ ĐẦU	11
1.Lý do chọn đề tài	12
2.Mục đích nghiên cứu	13
3.Nội dung nghiên cứu	13
4.Đối tượng và phạm vi nghiên cứu	14
4.1.Ảnh viễn thám(GeoColor).....	14
4.2.Hệ suy diễn mờ.....	14
4.3.Hệ suy diễn mờ phức.....	14
5.Những đóng góp của luận văn.....	15
CHƯƠNG 1: CÁC KHÁI NIỆM CƠ BẢN	16
1.1.Các khái niệm cơ bản về lý thuyết suy diễn mờ.....	16
1.1.1.Tập mờ.....	16
1.1.2.Hệ suy diễn mờ.....	16
1.2.Tổng quan các nghiên cứu xoay quanh hệ suy diễn mờ phức.....	19
1.2.1.Dự báo biến đổi ảnh viễn thám dựa trên suy diễn mờ.....	19
1.2.2.Dự đoán biến đổi ảnh viễn thám dựa trên các phương pháp học máy ..	20
CHƯƠNG 2: Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức	27

2.1.Giới thiệu.....	27
2.2.Hệ luật suy diễn mờ phức dạng tam giác	27
2.2.1.Hệ suy diễn mờ phức Mamdani(M-CFIS)	27
2.2.2.Hệ luật suy diễn mờ phức dạng tam giác	29
CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM MÔ HÌNH VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ	39
3.1.Dữ liệu thử nghiệm.....	39
3.2.Công cụ và môi trường thử nghiệm.....	40
3.3.Phương pháp đánh giá	40
3.4.Kết quả thực nghiệm	41
KẾT LUẬN	46
1.Kết luận	46
2.Hướng nghiên cứu tiếp theo	46
DANH MỤC CÔNG TRÌNH CỦA TÁC GIẢ	47
TÀI LIỆU THAM KHẢO	48

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC CHỮ CÁI VIẾT TẮT

STT	Từ viết tắt	Từ tiếng anh	Diễn giải/tạm dịch
1	CFS	Complex Fuzzy Set	Tập mờ phức
2	FIS	Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn
3	CFIS	Complex Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ phức
4	ANFIS	Adaptive Neuro Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ thần kinh thích nghi
5	CNN	Convolution neural network	Mạng nơ-ron tích chập
6	M-CFIS	Mamdani Complex Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ phức Mamdani
7	ADAM	Adaptive Moment Estimation	Thuật toán tối ưu ADAM
8	DNN	Deep neural network	Mạng nơ ron sâu
9	FCM	Fuzzy C-Means	Thuật toán phân cụm mờ
10	KNN	K-Nearest Neighbors	K láng giềng gần nhất
11	PCA	Principal Components Analysis	Phân tích thành phần chính
12	SVM	Support Vector Machine	Máy véc-tơ hỗ trợ
13	ConvLSTM	Convolution Long-Short Term Memory	Bộ nhớ dài-ngắn hạn tích chập

14	LSTM	Long-Short Term Memory	Bộ nhớ dài-ngắn hạn
15	RNN	Recurrent Neural Network	Mạng nơ ron hồi quy

DANH MỤC BẢNG

<i>Bảng 1: Tóm tắt các phương pháp sử dụng trong bài toán phát hiện biến đổi ảnh</i>	<i>22</i>
<i>Bảng 3.1: Kết quả dự báo RMSE trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 100x100.....</i>	<i>42</i>
<i>Bảng 3.2 Kết quả dự báo RMSE trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 500x500.....</i>	<i>42</i>
<i>Bảng 3.3: Kết quả dự báo R2 trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 100x100.....</i>	<i>44</i>
<i>Bảng 3.4: Kết quả dự báo R2 trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 500x500.....</i>	<i>44</i>

DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ

<i>Hình 1.1: Mô hình suy diễn mờ</i>	16
<i>Hình 2.1: Mô hình hệ suy diễn mờ phức dạng Mamdani (M-CFIS)</i>	28
<i>Hình 2.2: Minh hoạ một luật mờ phức dạng tam giác</i>	31
<i>Hình 2.3: Chi tiết mô hình đề xuất</i>	32
<i>Hình 2.4: Quy trình phân cụm dữ liệu</i>	34
<i>Hình 2.5: Luật mờ phức dạng tam giác</i>	35
<i>Hình 3.1: Ảnh GeoColor chụp tại bờ biển Đại Tây Dương, Hoa Kỳ</i>	40

MỞ ĐẦU

Phát hiện biến đổi đóng vai trò quan trọng trong nhiều lĩnh vực ứng dụng, bao gồm xử lý hình ảnh, viễn thám, và giám sát video. Nhiệm vụ này tập trung vào việc nhận diện sự khác biệt giữa các hình ảnh chụp ở các thời điểm khác nhau hoặc từ nguồn khác nhau, thường được thực hiện thông qua sự áp dụng của các thuật toán và kỹ thuật đa dạng.

Một chiến lược tiếp cận phổ biến là sử dụng những điểm tương đồng giữa các hình ảnh. Phương pháp này liên quan đến so sánh các đặc điểm chung và xác định sự khác biệt. Ví dụ, nếu hai hình ảnh có cùng bối cảnh và chỉ khác nhau ở sự xuất hiện của một đối tượng mới, nên chúng có thể được tận dụng để phát hiện sự thay đổi.

Một hướng tiếp cận khác là sử dụng hệ thống suy luận mờ phức. Suy luận mờ phức là một phương pháp linh hoạt, đặt trên cơ sở dữ liệu không chắc chắn và không chính xác. Nó có thể được áp dụng để phát hiện biến đổi trong hình ảnh bằng cách mô hình hóa mối quan hệ giữa các đặc điểm và xác định thay đổi theo thời gian. Hệ thống suy luận mờ phức hoạt động dựa trên tập hợp các luật liên quan đến các biến đầu vào và đầu ra, quyết định về việc có sự biến đổi hay không.

Với sự tiến bộ của công nghệ viễn thám, bài toán dự báo sự thay đổi trong chuỗi ảnh viễn thám trở thành một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng. Điều này giúp định rõ các biến thể của đối tượng hoặc hiện tượng thông qua quan sát ở các thời điểm khác nhau. Dự báo sự thay đổi trên ảnh nói chung hay trên ảnh viễn thám nói riêng nghĩa là quá trình xác định các biến thể của một đối tượng hoặc một hiện tượng bằng cách quan sát nó tại các thời điểm khác nhau [1]. Bài toán dự báo biến đổi ảnh viễn thám được định nghĩa với đầu vào là với tập ảnh viễn thám của cùng một vùng không gian tại các thời điểm khác nhau $T(1), T(2), \dots, T(k)$. Mục tiêu của bài toán này là sinh ra ảnh dự báo $T(k+1)$ ở thời điểm $k+1$ tiếp theo dựa trên phân tích về biến đổi ảnh trong tập đầu vào. Áp dụng bài toán này có thể hỗ trợ nhiều lĩnh vực, từ quản lý tài nguyên đất, giám sát tài nguyên nước, đến lâm nghiệp, nông nghiệp, và quản lý đô thị. Tóm lại,

phát hiện biến đổi là nhiệm vụ quan trọng, và cách tiếp cận nó đa dạng với những ứng dụng rộng rãi.

1. Lý do chọn đề tài

Hệ thống suy luận mờ phức, một phương pháp mạnh mẽ được thiết kế để giải quyết sự không chắc chắn và thiếu chính xác trong dữ liệu, trở thành một công cụ quan trọng trong lĩnh vực xử lý ảnh vệ tinh. Trong bối cảnh ảnh vệ tinh, vấn đề nhiễu, bóng, và các yếu tố khác thường xuyên xuất hiện, làm cho quá trình phân tích và nhận biết trở nên phức tạp và đầy thách thức. Hệ thống suy luận mờ phức nổi bật với khả năng xử lý các tình huống này, nhờ vào việc sử dụng logic mờ để đưa ra quyết định dựa trên dữ liệu không đầy đủ hoặc mơ hồ.

Điều độc đáo của hệ thống này là khả năng mô hình hóa mối quan hệ phức tạp giữa các đặc điểm hình ảnh khác nhau, một khía cạnh mà các kỹ thuật xử lý ảnh truyền thống thường khó có thể nắm bắt. Điều này có ý nghĩa quan trọng khi muốn phát hiện những thay đổi đặc biệt trong hình ảnh, mà các thuật toán truyền thống có thể bỏ qua. Đồng thời, khả năng điều chỉnh ngưỡng phát hiện thay đổi dựa trên nội dung hình ảnh giúp cải thiện độ chính xác chung của mô hình, giúp hệ thống tìm ra những biến đổi đặc biệt trong các vùng cụ thể hoặc dưới các điều kiện cụ thể.

Trong môi trường ảnh vệ tinh, nơi mà biến đổi phức tạp có thể ảnh hưởng đến chất lượng ảnh vệ tinh, hệ thống suy luận mờ phức trở nên đặc biệt đáng tin cậy. Khả năng ổn định trước những biến đổi phức tạp này giúp bảo đảm rằng quá trình phân tích không bị ảnh hưởng quá mức bởi các yếu tố không mong muốn.

Một ưu điểm khác của hệ thống suy luận mờ phức là khả năng tùy chỉnh để phù hợp với các ứng dụng và tập dữ liệu cụ thể. Việc này đặc biệt hữu ích khi muốn cải thiện độ chính xác và sự thích ứng với các điều kiện đặc biệt của bộ dữ liệu. Hệ thống có thể được huấn luyện trên một bộ hình ảnh cụ thể để tối ưu hóa hiệu suất và đảm bảo khả năng áp dụng rộng rãi.

Cuối cùng, trong ngữ cảnh rộng lớn của ảnh viễn thám, việc phát hiện thay đổi đóng vai trò quan trọng trong nhiều ứng dụng, từ quản lý tài nguyên đất, giám sát tài nguyên nước, đến dự báo thời tiết và quản lý đô thị. Phương pháp này, khi kết hợp với sự phát triển của hệ thống ảnh viễn thám, mở ra nhiều triển vọng mới trong việc nghiên cứu và ứng dụng, làm cho việc phát hiện thay đổi ảnh viễn thám trở thành một trong những lĩnh vực nghiên cứu và ứng dụng quan trọng nhất trong lĩnh vực này. Những nỗ lực trong việc tận dụng hệ thống suy luận mờ phức để dự báo biến đổi ảnh viễn thám chắc chắn sẽ đóng góp vào sự tiến bộ và hiệu quả trong quản lý và sử dụng tài nguyên. Chính vì vậy học viên lựa chọn đề tài “**Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức**” làm đề tài nghiên cứu luận văn thạc sỹ của mình.

2. Mục đích nghiên cứu

Mục tiêu của đề tài là xây dựng phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám dựa trên hệ suy diễn mờ phức và đưa ra một hệ luật mới phục vụ cho quá trình dự báo biến đổi này. Đề tài cũng sẽ thực hành các thí nghiệm kiểm tra độ hiệu quả của mô hình dựa trên dữ liệu ảnh mây viễn thám của hải quân mỹ tại nhiều địa điểm và thời gian khác nhau.

3. Nội dung nghiên cứu

Mở đầu

Trình bày lý do chọn đề tài, mục đích, đối tượng và phạm vi nghiên cứu, ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài nghiên cứu

Chương 1. Tổng quan các khái niệm cơ bản về lý thuyết suy diễn mờ, mờ phức và tổng quan tình hình một nghiên cứu trong và ngoài nước

Chương 2. Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức

Chương 3. Xây dựng mô hình thử nghiệm và đánh giá các kết quả đạt được

Kết luận

4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

4.1 Ảnh viễn thám (GeoColor)

GeoColor là một loại hình ảnh vệ tinh độ sắc được tạo ra thông qua việc kết hợp các kênh màu có thể nhìn thấy và tia hồng ngoại từ cảm biến vệ tinh. Ảnh này thường được ứng dụng để tạo ra những hình ảnh độ phân giải cao, chi tiết về bề mặt và bầu khí quyển của Trái đất, và thường được sử dụng trong các hoạt động dự báo và phân tích thời tiết.

Một đặc điểm quan trọng của GeoColor chính là độ phân giải cao. Khả năng này cho phép ảnh cung cấp thông tin chi tiết về các loại thời tiết và các hiện tượng khác trên bề mặt Trái đất. Hình ảnh này không chỉ hỗ trợ việc dự báo thời tiết chính xác hơn mà còn giúp con người hiểu rõ hơn về khí hậu và môi trường tự nhiên của hành tinh. Sự kết hợp giữa độ phân giải cao và sự đa dạng của thông tin hình ảnh GeoColor làm cho nó trở thành một công cụ quan trọng trong việc nghiên cứu và giám sát biến động của không gian khí quyển và địa hình Trái đất.

4.2 Hệ suy diễn mờ

Hệ thống suy diễn mờ đã được sử dụng trong nhiều ứng dụng khác nhau, bao gồm hệ thống điều khiển, hệ thống hỗ trợ quyết định và xử lý ảnh. Trong phát hiện thay đổi, hệ thống suy diễn mờ có thể được sử dụng để mô hình hóa mối quan hệ giữa các đặc điểm hình ảnh khác nhau và xác định những thay đổi trong các mối quan hệ đó theo thời gian. Bằng cách sử dụng logic mờ, hệ thống có thể phát hiện các thay đổi ngay cả khi có sự không chắc chắn hoặc thiếu chính xác trong dữ liệu đầu vào.

Tổng quát, hệ thống suy diễn mờ là công cụ mạnh mẽ để xử lý sự không chắc chắn và thiếu chính xác trong lập luận. Phương pháp này có thể được sử dụng trong nhiều ứng dụng, bao gồm phát hiện thay đổi, để mô hình hóa mối quan hệ phức tạp giữa các biến đầu vào và đầu ra.

4.3 Hệ suy diễn mờ phức

Tương tự hệ suy diễn mờ, hệ suy diễn mờ phức cũng được xây dựng dựa trên đầy đủ các mục đích và ý nghĩa tương tự như hệ suy diễn mờ. Tuy nhiên

khác với hệ suy diễn mờ thông thường, hệ suy diễn mờ phức yêu cầu sử dụng thêm một yếu tố phức cho cả dữ liệu đầu vào, đầu ra và cả bộ luật cơ sở nhằm mô tả quan hệ giữa các biến đầu vào và đầu ra.

Điều kể trên cho thấy hệ suy diễn mờ phức đòi hỏi nhiều yêu cầu và cách xử lý phức tạp hơn. Ngoài ra, hệ suy diễn mờ phức cũng đã được minh chứng hiệu quả của mình khi bổ sung thêm dữ liệu phân phức.

5. Những đóng góp của luận văn

- Chỉ ra được các nghiên cứu liên quan đến phát hiện biến đổi ảnh viễn thám với nhiều phương pháp khác nhau

- Nêu ra được một số phương pháp hỗ trợ quá trình phát hiện biến đổi ảnh viễn thám

- Đưa ra được một mô hình tự động phát hiện biến đổi ảnh viễn thám sự hỗ trợ của máy tính nhằm nâng cao khả năng ứng dụng của mô hình

CHƯƠNG 1: CÁC KHÁI NIỆM CƠ BẢN

1.1. Các khái niệm cơ bản về lý thuyết suy diễn mờ

1.1.1. Tập mờ

Cấu trúc của một tập mờ[2] phụ thuộc chủ yếu vào hai yếu tố quan trọng: không gian nền và hàm thuộc liên quan. Điều đặc biệt của hàm thuộc là tính chủ quan của nó, có nghĩa là với cùng một định nghĩa của một khái niệm, hàm thuộc có thể được xây dựng theo nhiều cách khác nhau tùy thuộc vào quan điểm cá nhân.

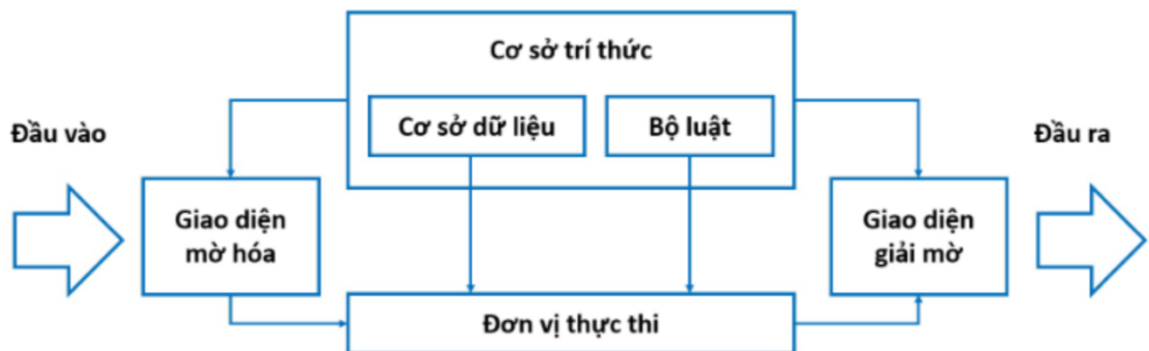
Nếu X là một không gian nền (hoặc một tập nền) và mỗi phần tử của nó được biểu diễn bằng x , thì một tập mờ A trong X có thể được xác định thông qua cặp giá trị như được mô tả trong công thức (1), như sau:

$$\mu_P(x) = \tau_P(x) \cdot \varepsilon^{j\omega_P(x)}, j = \sqrt{-1} \quad (1)$$

Trong đó $\tau_P(x)$ là phần biên độ, $\omega_P(x)$ là pha, cả hai đều có giá trị thực với điều kiện $\tau_P(x)$ thuộc khoảng $[0,1]$.

1.1.2. Hệ suy diễn mờ

Hệ suy diễn mờ[3] (FIS) gồm ba phần chính: một bộ mờ hóa, một cơ sở luật và một bộ giải mờ được thể hiện như hình 1.1 dưới đây:



Hình 1.1: Mô hình suy diễn mờ

Trong đó:

- Giao diện mờ hóa: chuyển đổi các lớp đầu vào với các biên độ phù hợp với các giá trị đầu vào.
- Cơ sở trí thức bao gồm 2 phần:
 - Cơ sở dữ liệu: định nghĩa các hàm thuộc của các tập mờ được sử dụng trong các luật mờ.
 - Bộ luật: gồm các luật mờ IF - THEN
- Đơn vị thực thi: thực hiện các hoạt động suy diễn trong các luật
- Giao diện giải mờ: chuyển đổi các giá trị kết quả mờ của hệ suy diễn ra các lớp đầu ra.

Các bước suy diễn mờ:

- Mờ hóa các biến đầu vào: ta cần mờ hóa những giá trị rõ để tham gia vào quá trình suy diễn.
- Áp dụng các toán tử mờ (AND hoặc OR) cho các giả thiết của từng luật.
- Áp dụng phép kéo theo để tính toán các giá trị từ giả thiết đến kết luận của từng luật.
- Áp dụng toán tử gộp để kết hợp các kết quả trong từng luật thành một kết quả duy nhất cho cả hệ.
- Giải mờ kết quả tìm được cho ta một số rõ.

1.1.3. Hệ suy diễn mờ phức

Hệ suy diễn mờ phức (CFIS)[4], còn được biết đến như hệ logic mờ phức (CFLS), sử dụng suy luận mờ làm nền tảng. Một CFIS/CFLS nhận một tập dữ liệu đầu vào rõ và biến đổi chúng thành tập dữ liệu đầu ra mờ. Hệ CFIS/CFLS thường bao gồm bốn thành phần chính: các luật suy luận mờ phức, một bộ mờ hóa phức, một cơ chế suy luận phức, và một bộ giải mờ phức.

Quá trình xử lý của một hệ CFIS/CFLS có thể được phân chia thành ba giai đoạn quan trọng:

Mờ hóa phức: Giai đoạn này dùng để ánh xạ dữ liệu đầu vào rõ thành các tập dữ liệu đầu vào mờ. Quá trình này giúp làm mịn ranh giới giữa dữ liệu đầu vào rõ và mờ, tạo điều kiện cho quá trình suy luận mờ tiếp theo.

Suy diễn mờ: Ở giai đoạn này, một cơ sở luật mờ phức được sử dụng để ánh xạ các tập dữ liệu đầu vào mờ thành các tập dữ liệu đầu ra mờ. Các luật mờ phức đóng vai trò quan trọng trong việc quyết định và mô phỏng các quan hệ phức tạp giữa dữ liệu đầu vào và đầu ra.

Giải mờ: Giai đoạn cuối cùng của quá trình là giải mờ, trong đó CFIS/CFLS thực hiện ánh xạ tập dữ liệu đầu ra phức thành dữ liệu đầu ra rõ. Có một cách tiếp cận khác trong giai đoạn giải mờ, là bỏ qua tất cả các thành phần pha và chỉ xem xét thành phần biên độ của tập dữ liệu đầu ra mờ, đưa ra một dữ liệu đầu ra rõ.

Quá trình xây dựng CFIS/CFLS được thực hiện bằng cách xây dựng các tập mờ phức và logic mờ phức. Quá trình này bao gồm 4 bước:

Bước 1: Xây dựng các vùng mờ phức - Trong bước này, luận văn tạo ra các vùng mờ phức bằng cách chia dữ liệu thành các khoảng miền, mỗi miền chứa lớp giá trị mờ phức của hàm thuộc đối với đầu vào hoặc đầu ra. Quá trình này giúp tạo ra một biểu diễn đặc trưng mờ phức của dữ liệu.

Bước 2: Sinh các luật mờ phức - Ở bước này, luận văn sinh ra các luật mờ phức dựa trên các dữ liệu dạng số có tính chất định kỳ/chu kỳ. Mục tiêu là xác định độ thuộc giá trị phức từ mỗi cặp dữ liệu có tính chu kỳ và tạo ra các luật đầu vào-đầu ra để mô phỏng quan hệ giữa chúng.

Bước 3: Giảm lược cơ sở luật - Từ các luật mờ phức, luận văn tạo ra một cơ sở luật có kích thước tương đương với tập dữ liệu định kỳ ban đầu. Mỗi điểm dữ liệu có tính chu kỳ riêng tạo ra một luật đơn lẻ. Để quản lý kích thước của cơ sở luật phức, chúng ta tiến hành giảm lược và loại bỏ các trùng lặp. Mỗi luật phức được gán một mức độ giá trị phức dựa trên tích hợp tối đa của các tập dữ liệu đầu vào và đầu ra riêng lẻ.

Bước 4: Ánh xạ đầu ra thông qua giải mờ phức - Trong giai đoạn cuối cùng, luận văn thực hiện ánh xạ giữa đầu vào và đầu ra bằng cách giải mờ phức của các dữ liệu đầu vào. Quá trình này giúp tạo ra một biểu diễn rõ ràng và hiệu quả của mối quan hệ giữa các biến đầu vào và đầu ra.

1.2. Tổng quan các nghiên cứu xoay quanh hệ suy diễn mờ phức

1.2.1 Dự báo biến đổi ảnh viễn thám dựa trên suy diễn mờ

Một trong những lĩnh vực nghiên cứu phổ biến trong bài toán này liên quan đến việc áp dụng các hệ suy diễn như Mamdani [5]. Mamdani là một hệ thống suy diễn cổ điển, với cơ sở luật đơn giản và dễ hiểu. Hệ suy diễn này có khả năng xử lý nhiều loại đầu vào và đã được kiểm chứng là hiệu quả thông qua nhiều ứng dụng và nghiên cứu đa dạng. Một số nghiên cứu [6-12] đã chứng minh tính hiệu quả của Mamdani trong nhiều lĩnh vực khác nhau, bao gồm đánh giá rủi ro đối với môi trường sống của động vật, phát hiện sớm các bệnh như ung thư vú, mức độ nghiêm trọng của bệnh thalassemia, đánh giá hiệu suất nguồn nhân lực, xử lý hình ảnh và dự đoán lỗi phần mềm. Mặc dù Mamdani mang lại nhiều lợi ích, nhưng cũng tồn tại nhược điểm, ví dụ như thiếu cơ chế học và cập nhật tham số.

Một hướng nghiên cứu phổ biến khác được áp dụng để giải quyết thách thức hiện tại là hệ thống suy diễn mờ thần kinh thích ứng (ANFIS). Hệ thống này kết hợp một mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và hệ thống suy diễn mờ truyền thống để vượt qua những hạn chế của cả hai phương pháp. ANFIS tận dụng cơ chế học của ANN thông qua các luật IF-THEN, trong đó các hàm mờ hóa được định nghĩa để mô hình hóa quá trình học từ dữ liệu nhiễu. Một điểm mạnh quan trọng khác của ANFIS là khả năng tự học và ghi nhớ của mạng thần kinh, giúp cải thiện tính ổn định của mô hình trong quá trình huấn luyện. Các nghiên cứu [13-17] đã thành công áp dụng ANFIS trong nhiều lĩnh vực, bao gồm đánh giá mức độ lưu lượng giao thông, lập bản đồ, khử nhiễu hình ảnh, và nhiều ứng dụng khác.

Ngoài ra, để vượt qua những hạn chế của hệ thống suy diễn mờ thông thường đối với bài toán dự đoán sự thay đổi trong ảnh viễn thám, các nhà nghiên

cứu đã đề xuất việc sử dụng hệ thống suy diễn mờ phức. Trong hệ thống suy diễn mờ thông thường, thường không thể hiện đầy đủ ý nghĩa của đầu vào, như ma trận biến đổi theo thời gian. Bằng cách tích hợp các giá trị phức với dữ liệu của hệ thống suy diễn mờ thông thường, mô hình mờ có thể nhận thêm thông tin quan trọng, giúp nhận dạng đặc điểm ảnh chính xác hơn. Hiệu quả của phương pháp này đã được chứng minh thông qua nhiều nghiên cứu [18-22].

1.2.2 Dự đoán biến đổi ảnh viễn thám dựa trên các phương pháp học máy

Đối với bài toán phân tích hình ảnh vệ tinh, nhiều nghiên cứu đã được thực hiện để phát triển các phương pháp phát hiện sự thay đổi một cách hiệu quả. Một trong những nghiên cứu nổi bật là công trình của Turgay [23], đã đề xuất một phương pháp phát hiện biến đổi kết hợp giữa phân tích thành phần chính (PCA) và thuật toán phân cụm k-means. Phương pháp này hứa hẹn với khả năng dự đoán sự khác biệt giữa các hình ảnh đầu vào.

Một nghiên cứu khác đáng chú ý được thực hiện bởi Kalaiselvi và Gomathi [24], các tác giả đã giới thiệu một phương pháp lớp mờ cảm biến cắt cho mạng lưới thần kinh sâu (FDNN) dựa trên biến đổi wavelet. Mặc dù phương pháp này đang ở giai đoạn phát triển, nhưng đã thể hiện tiềm năng trong việc làm nổi bật thông tin thay đổi một cách chính xác, ngay cả khi đối mặt với nhiễu phân loại trước thô và mơ hồ.

Các nghiên cứu sử dụng máy vector hỗ trợ (SVM) cũng đã được thực hiện, như nghiên cứu của các tác giả trong [25], cho thấy rằng ma trận mức xám (GLCM), hình thái và tính năng đồng thời có thể được áp dụng để chọn lọc đối tượng với rừng ngẫu nhiên. Điều này giúp xác định vector đặc trưng tối ưu để phát hiện thay đổi. Sự kết hợp giữa các bộ phân loại SVM, KNN,... đã được thực hiện để phân loại và gán nhãn hình ảnh thông qua phương pháp học tập với thông tin không gian.

Từ những nghiên cứu trên có thể nhận thấy, các phương pháp dựa trên máy học thể hiện khả năng phát hiện sự biến đổi trong hình ảnh một cách hiệu quả. Tuy nhiên, những phương pháp này thường gặp khó khăn khi xử lý dữ liệu đầu vào đa dạng và phong phú. Mặc dù vậy, những nghiên cứu này mang lại hiểu biết giá trị và có thể đóng góp tích cực vào phát triển lĩnh vực phân tích hình ảnh vệ tinh.

1.2.3 Dự đoán biến đổi ảnh viễn thám dựa trên các phương pháp học sâu

Sự gia tăng về khối lượng dữ liệu đã tăng đáng kể sự quan tâm đối với các phương pháp sử dụng mạng thần kinh, đặc biệt là mạng thần kinh tích chập (CNN) [26-28], có thể được áp dụng trong nhiều ứng dụng, bao gồm việc dự đoán thay đổi trong hình ảnh viễn thám. Có nhiều hướng tiếp cận khác nhau trong lĩnh vực này, và CNN nổi bật với khả năng vượt trội từ xử lý dữ liệu phong phú để xác định các đặc trưng quan trọng từ đầu vào và đạt được hiệu quả cao. Ví dụ, CNN có thể phân biệt giữa chó và mèo thông qua việc tự động nhận diện các đặc điểm đại diện cho từng con vật từ hình ảnh đầu vào. Ngược lại, mạng thần kinh nhân tạo (ANN) yêu cầu dữ liệu đầu vào để gắn nhãn các vị trí tương ứng với các đối tượng quan tâm trong hình ảnh.

Một hướng nghiên cứu khác dựa trên mạng tích chập là sử dụng ConvLSTM [29] để dự đoán sự thay đổi của hình ảnh có độ phân giải cao. Ví dụ, Zhuo và đồng nghiệp đã chứng minh tính hiệu quả của ConvLSTM trong việc giải quyết vấn đề phát hiện sự thay đổi hình ảnh. Kỹ thuật này cho phép mạng học cách các đối tượng trong hình ảnh biến đổi theo thời gian và có thể được sử dụng để dự đoán các khung hình tiếp theo trong video.

Mạng thần kinh hồi quy (RNN) [30-32] là một cách tiếp cận khác được sử dụng trong các vấn đề dự đoán thay đổi. RNN có khả năng "ghi nhớ" thông tin và rất hữu ích để xử lý dữ liệu thời gian, không giống như CNN, phù hợp hơn với dữ liệu không gian. Ngoài ra, RNN có ưu điểm khắc phục nhược điểm của mô hình LSTM, chẳng hạn như sự biến mất đạo hàm, điều này nâng cao tính hiệu quả của mô hình.

Mạng thần kinh sâu (DNN) [33-37] là một phương pháp khác được sử dụng để xử lý dữ liệu đầu vào phức tạp. Mặc dù DNN có thể phức tạp và tốn thời gian, chúng phù hợp với các vấn đề dự đoán thay đổi vì có thể tận dụng lượng lớn dữ liệu chưa được gắn nhãn và xử lý các loại dữ liệu đa dạng. Các nghiên cứu sử dụng DNN đã được ứng dụng trong các bài toán xử lý ảnh, dự đoán biến đổi ảnh, v.v. Một số ví dụ bao gồm các nghiên cứu sử dụng MFGAN, SeriesNet và DNN xếp chồng.

Tổng cộng, các phương pháp sử dụng mạng thần kinh này đã được chứng minh là hiệu quả trong việc dự đoán thay đổi trong hình ảnh và xử lý các loại dữ liệu phức tạp. Chúng đã mở ra cơ hội cho các nhà nghiên cứu tận dụng lượng dữ liệu khổng lồ có sẵn và xác định các đặc trưng quan trọng của đầu vào, biến chúng thành những công cụ có giá trị trong nhiều ứng dụng.

Để có cái nhìn tổng quan hơn về các mô hình, ưu/nhược điểm của các phương pháp dự báo thay đổi trong ảnh viễn thám, Jingyi Cao [38] và cộng sự đã tổng hợp và mô tả thông qua Bảng 1 sau:

Bảng 1: Tóm tắt các phương pháp sử dụng trong bài toán phát hiện biến đổi ảnh

Phương pháp		Các công nghệ đại diện	Các đặc trưng	Các nhược điểm	Hiệu quả
Phân tích toán học	Phân tích đại số	Chênh lệch đại số, CVA[39]	<ul style="list-style-type: none"> - Tập trung nhiều vào sự thay đổi về mặt giá trị của các điểm ảnh - Các phép tính toán đơn giản, không tốn nhiều thời gian xử lý 	<ul style="list-style-type: none"> - Dễ bị mất đi sự ổn định với ngay cả các thay đổi nhỏ. - Các giá trị ngưỡng ở trong các mô hình thường được lựa chọn một cách giả sử, thiếu cơ sở khoa học 	<ul style="list-style-type: none"> - Độ chính xác không quá cao - Tính hiệu quả chấp nhận được nhưng vẫn ở mức thấp
	Phân tích thống kê	IR-MAD[40], PDF[41], NDW[42]	<ul style="list-style-type: none"> - Xây dựng được ma trận mô tả sự khác biệt và một số đặc trưng trên các khu vực khác nhau dựa 	<ul style="list-style-type: none"> - Không xây dựng/xác định được quan hệ của các điểm ảnh liên kế nhau - Dễ bỏ qua các thay đổi nhỏ - Các quan hệ ẩn của 	<ul style="list-style-type: none"> - Độ chính xác trung bình - Tính hiệu quả thấp

			trên các kết quả dữ liệu đầu vào thông kê thường ít được đề ý - Hoạt động khả thi với các dữ liệu nhiễu	
Phương pháp chuyển đổi không gian đặc trung	PCA[43], SVD, lọc phi tuyến tính[44], biến đổi wavelet[45], lớp tự thể hiện		- Xác định được những mối quan hệ tiềm ẩn của dữ liệu đầu vào và với số lượng chiều nhỏ hơn - Các kết quả đầu ra sẽ có ít nhiều - Tập trung nhiều vào các đặc trưng tạo nên sự biến đổi	- Các thông tin thực sự bị biến đổi có thể bị hiểu nhầm là nhiễu và bị loại bỏ hoặc bỏ qua - Tốc độ xử lý chậm với các ảnh có độ phân giải cao - Độ chính xác Trung bình - Hiệu quả cao
Phân lớp biến đổi (Change Classification)	So sánh sau phân loại		- Những đối tượng nhận diện và các phương pháp phân nhóm có thể được tối ưu - Phù hợp nhận diện những thay đổi nhiều loại	- Hiệu quả thấp - Phụ thuộc quá nhiều vào kết quả nhận diện trước đó - Độ chính xác cao - Tính hiệu quả Trung bình

	<p>Máy vector hỗ trợ[46]</p>	<p>cho hình ảnh RS có độ phân giải thấp</p> <p>- Hiệu quả tổng quát hoá tốt</p>	<p>- Không nhạy cảm đối với những thay đổi ngoài lề</p> <p>- Giới hạn ở những hàm hạt nhân phù hợp</p> <p>- Yêu cầu không gian lưu trữ dữ liệu Thời gian huấn luyện lớn với bộ dữ liệu lớn</p>	
	<p>Cây quyết định[47]</p>	<p>bộ dữ liệu nhận diện biến đổi với vùng rộng</p>	<p>- Dễ bị quá khớp</p> <p>- Không ổn định với nhiễu</p> <p>- Yêu cầu tương đối lớn không gian lưu trữ</p>	
<p>Phân cụm đặc trưng (Feature Clustering)</p>	<p>K-means[48], FCM[49], FLICM[50], DBSCAN[41], Phân cụm phân cấp[52]</p>	<p>- Phù hợp cho huấn luyện không giám sát của tập dữ liệu không có chú thích</p> <p>- Giảm ảnh hưởng của việc sử dụng hình ảnh không chính xác</p>	<p>Khó để xác định tâm cụm và số lượng cụm</p> <p>Dễ bị ảnh hưởng bởi tham số khởi tạo</p> <p>Kết quả phân cụm là ngẫu nhiên và dễ bị rơi vào bẫy là các tối ưu địa phương</p>	<p>- Độ chính xác Trung bình</p> <p>- Tính hiệu quả Trung bình</p>

			Ổn định với sự phân tán		
Mạng nơ-ron sâu (Deep Neural Network)	DNN cổ điển	SAE[53], DBN[54]	<ul style="list-style-type: none"> - Cấu trúc linh hoạt với các nơ-ron đa chức năng - Khả năng học tập mạnh mẽ và khả năng khớp phi tuyến 	<ul style="list-style-type: none"> - Ít tác dụng cho những trường hợp liên quan phức tạp - Hàm tối ưu dễ bị rơi vào bẫy là các giải pháp tối ưu địa phương - Khi số lượng lớp mạng tăng lên, hiện tượng biến mất gradient có thể xảy ra 	<ul style="list-style-type: none"> - Độ chính xác cao - Tính hiệu quả cao
	DNN không thời gian	CNN[55], RNN[56], ConvLSTM[29]	<ul style="list-style-type: none"> - Xem xét được mối quan hệ không-thời gian của ảnh đa chiều - Có hiệu quả với dữ liệu nhiều chiều - Có khả năng chống nhiễu mạnh mẽ và có khả năng xử lý lỗi 	<ul style="list-style-type: none"> - Không thể hoạt động nếu thiếu dữ liệu - Khó có để diễn giải quá trình suy diễn và mạng - Sự phụ thuộc lâu giải không thể giải quyết được với RNN 	

	DNN tạo đặc trung	GAN[57], cGAN[58]	- Ứng dụng rộng rãi cho học giám sát và bán giám sát - Miền là có một biến đổi tiêu chuẩn, nó có thể áp dụng sự phân biệt cho học mâu thuẫn	Quá trình huấn luyện không ổn định, dễ rơi vào trường hợp biến mất gradient và chế độ thu gọn Sự phân bố của mô hình tổng quát là rất khó để có thể diễn giải bằng biểu thức toán học	
--	-------------------------	----------------------	--	--	--

CHƯƠNG 2: Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức

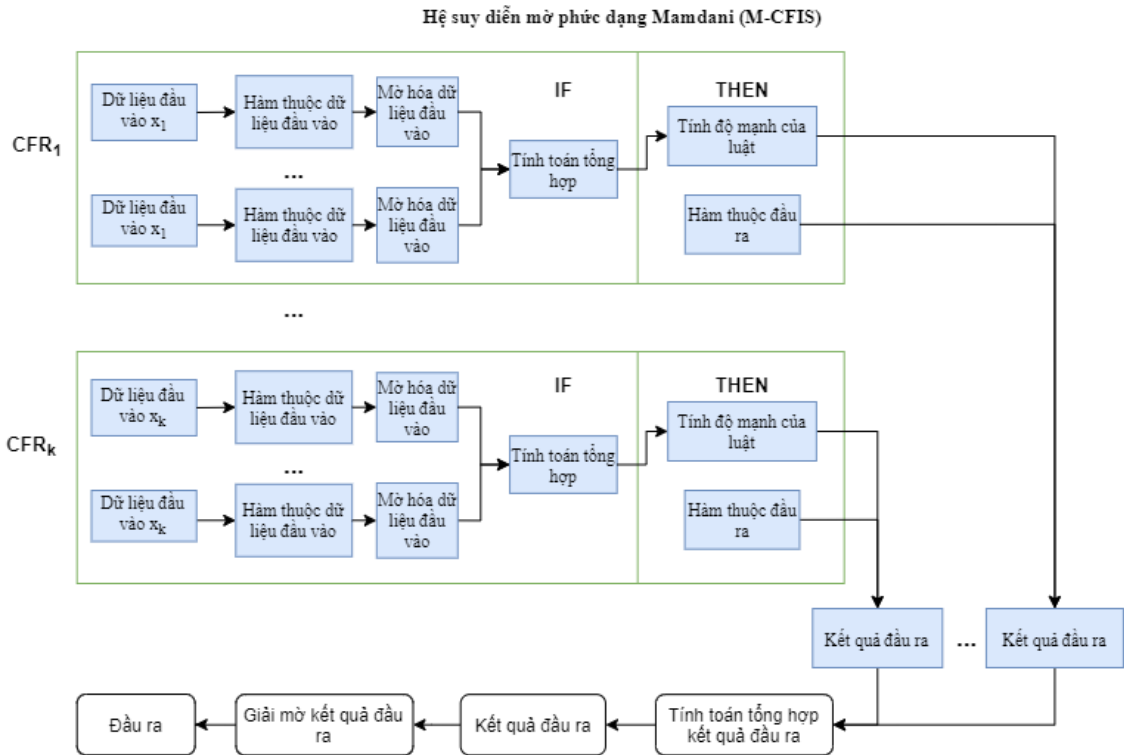
2.1. Giới thiệu

Như đã trình bày ở chương 1, có rất nhiều phương pháp khác nhau có thể được sử dụng để giải quyết bài toán này và một trong những hướng đi đang nhận được nhiều quan tâm đó là sử dụng các hệ suy diễn đặc biệt là hệ suy diễn mờ phức. Điều này đã cho thấy sự hiệu quả của nhóm phương pháp này khi có thể đáp ứng được với các bài toán phức tạp, dữ liệu lớn như lớp bài toán này. Do đó trong luận văn này tập trung trình bày một phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức.

2.2. *Hệ luật suy diễn mờ phức dạng tam giác*

2.2.1 *Hệ suy diễn mờ phức Mamdani(M-CFIS)*

Trong bài báo [59] hệ suy diễn M-CFIS lần đầu được giới thiệu như một công cụ mạnh mẽ để giải các bài toán liên quan đến các yếu tố mang tính chu kỳ trong một khoảng thời gian nhất định, bên cạnh các giá trị tại một thời điểm nhất định. Hệ thống này kết hợp hệ suy diễn Mamdani FIS cổ điển với hệ suy diễn mờ phức (CFIS), cấu trúc cụ thể của mô hình này có thể được minh họa cụ thể với hình sau:



Hình 2.1: Mô hình hệ suy diễn mờ phức dạng Mamdani (M-CFIS)

Hệ suy diễn này được mô tả gồm 6 bước như sau:

Bước 1: Xác định tập các luật mờ phức

Tùy theo từng bài toán khác nhau tập luật mờ phức của mô hình sẽ có dạng như sau:

Luật mờ phức 1: NẾU $x_{m(1,1)}$ là $A_{1,1}O_{1,1}$, $x_{m(1,2)}$ là $A_{1,2}O_{1,2}$, ..., $x_{m(1,n_1)}$

là $A_{1,n_1}O_{1,n_1}$ thì y là C_1

Luật mờ phức 2: NẾU $x_{m(2,1)}$ là $A_{2,1}O_{2,1}$, $x_{m(2,2)}$ là $A_{2,2}O_{2,2}$, ..., $x_{m(2,n_1)}$

là $A_{2,n_1}O_{2,n_1}$ thì y là C_2

...

Luật mờ phức k: NẾU $x_{m(k,1)}$ là $A_{k,1}O_{k,1}$, $x_{m(k,2)}$ là $A_{k,2}O_{k,2}$, ..., $x_{m(k,n_1)}$

là $A_{k,n_1}O_{k,n_1}$ thì y là C_k

Với tất cả tập (p, q) thoả mãn:

$$\left\{ \begin{array}{l} m(p, q) \in \{1, 2, \dots, n\} \text{ với } 1 \leq m(p, 1) < m(p, 2) < \dots < m(p, n_p) \leq n \\ \mu_{A_{p,q}}(x_{m(p,q)}) = \tau_{A_{p,q}}(x_{m(p,q)}) e^{i\omega_{A_{p,q}}(x_{m(p,q)})}, \\ \text{với } \tau_{A_{p,q}}: \mathbb{C} \rightarrow [0, 1] \text{ và } \omega_{A_{p,q}}: \mathbb{C} \rightarrow (0, 2\pi] \\ \mu_{C_p}(y) = \tau_{C_p}(y) e^{i\omega_{C_p}(y)}, \text{ với } \tau_{C_p}: \mathbb{C} \rightarrow [0, 1] \text{ và } \omega_{C_p}: \mathbb{C} \rightarrow (0, 2\pi] \end{array} \right.$$

Bước 2: Mờ hoá dữ liệu đầu vào

Bước 3: Xác định độ mạnh của luật

Bước 4: Tính toán các kết quả đầu ra của luật mờ phức

Bước 5: Tổng hợp các kết quả đầu ra của luật mờ phức

Bước 6: Giải mờ kết quả đầu ra

2.2.2 Hệ luật suy diễn mờ phức dạng tam giác

Hệ luật suy diễn mờ phức dạng tam giác[60] là một hệ luật được xây dựng dựa trên cơ sở hệ luật của hệ suy diễn mờ phức M-CFIS kết hợp với yếu tố không gian được đề xuất lần đầu trong nghiên cứu của ...

Trong đó, một luật mờ phức dạng tam giác sẽ được xây dựng dựa trên cơ sở 6 loại tham số khác nhau tương ứng $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5, \lambda_6)$ với $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ đại diện cho dữ liệu phần thực và $\lambda_4, \lambda_5, \lambda_6$ đại diện cho dữ liệu phần pha.

Các tham số này được xác định bởi các công thức (2 – 7) lần lượt như sau:

$$\lambda_{2kj} = V_j \quad (2)$$

$$\lambda_{1kj} = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,n \text{ và } I_i^{(k)} \leq \lambda_{2kj}} U_{i,j} * I_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2,\dots,n \text{ và } I_i^{(k)} \leq \lambda_{2kj}} U_{i,j}} \quad (3)$$

$$\lambda_{3kj} = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,n} \text{v\grave{a}} I_i^{(k)} \geq \lambda_{2kj} U_{i,j} * I_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2,\dots,n} \text{v\grave{a}} I_i^{(k)} \geq \lambda_{2kj} U_{i,j}} \quad (4)$$

$$\lambda'_{2kj} = V_j \quad (5)$$

$$\lambda'_{1kj} = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,n} \text{v\grave{a}} I_i'^{(k)} \leq \lambda'_{2kj} U_{i,j} * I_i'^{(k)}}{\sum_{i=1,2,\dots,n} \text{v\grave{a}} I_i'^{(k)} \leq \lambda'_{2kj} U_{i,j}} \quad (6)$$

$$\lambda'_{1kj} = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,n} \text{v\grave{a}} I_i'^{(k)} \leq \lambda'_{2kj} U_{i,j} * I_i'^{(k)}}{\sum_{i=1,2,\dots,n} \text{v\grave{a}} I_i'^{(k)} \leq \lambda'_{2kj} U_{i,j}} \quad (7)$$

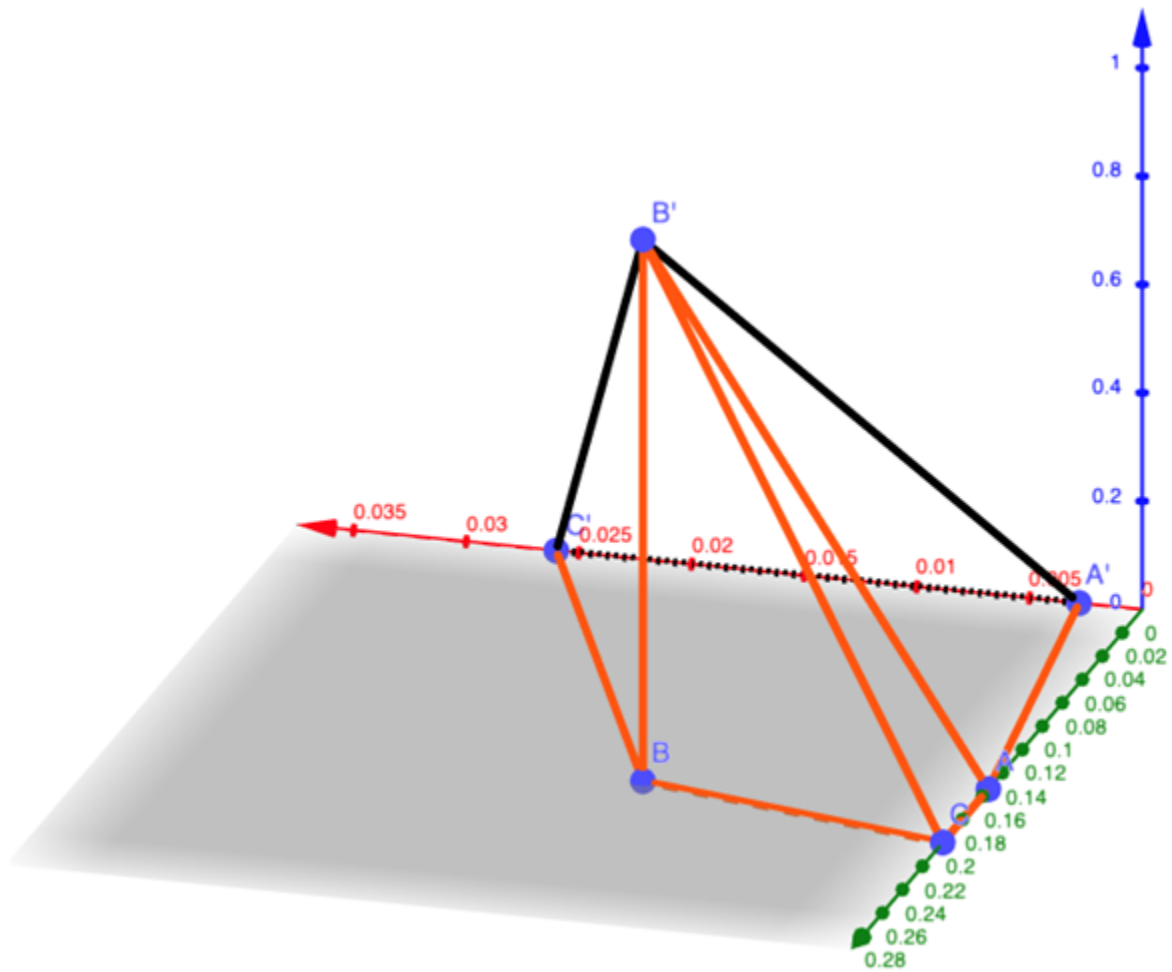
Trong đó:

$I_i'^{(k)}$: là giá trị phần pha của dữ liệu đầu vào thứ k của ảnh huấn luyện X_i

$I_i^{(k)}$: là giá trị phần thực của dữ liệu đầu vào thứ k của ảnh huấn luyện X_i

V_j : là dữ liệu tâm cụm của cụm thứ j

$U_{i,j}$: là độ thuộc tương ứng của ảnh huấn luyện thứ i và cụm thứ j.



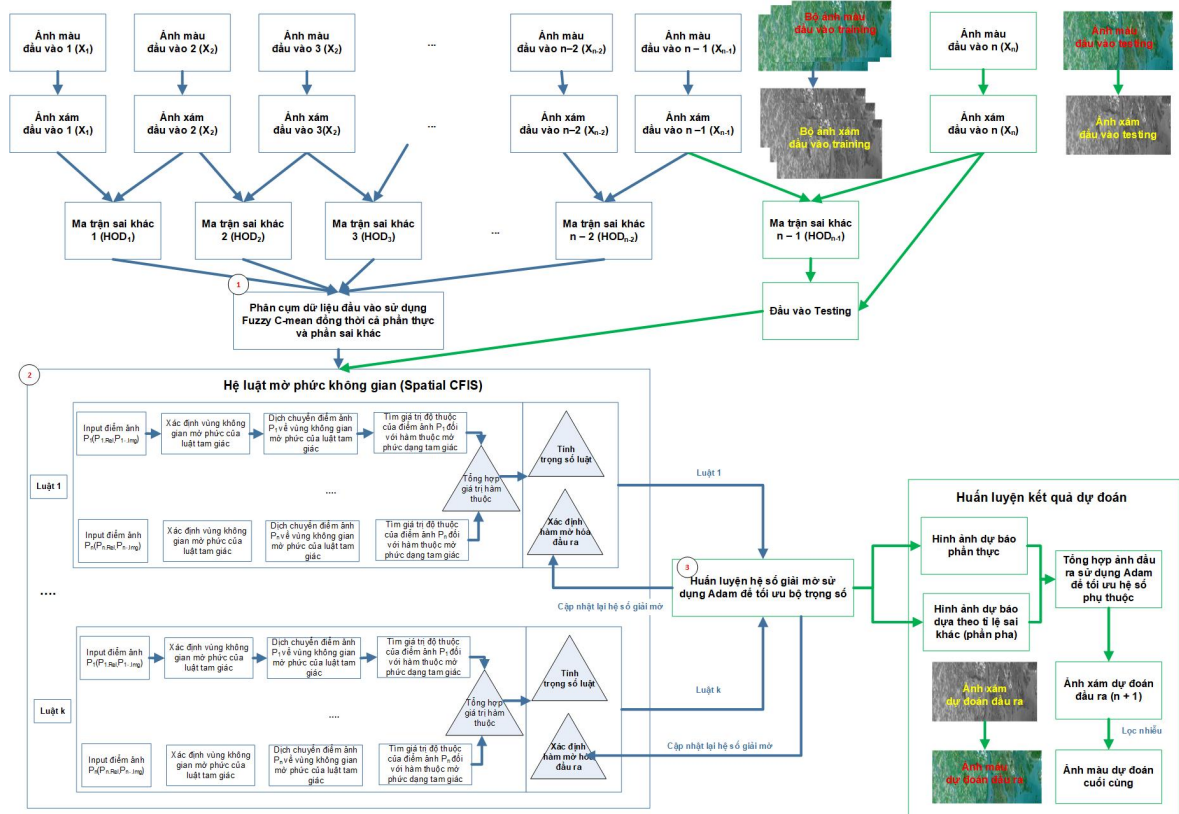
Hình 2.2: Minh họa một luật mờ phức dạng tam giác

2.2.3 Phương pháp dự báo biến đổi ảnh viễn thám sử dụng hệ suy diễn mờ phức

Phương pháp này tập trung vào việc xử lý chuỗi hình ảnh đầu vào để thu được bộ dữ liệu gồm hai phần chính: thực và pha. Ban đầu, quá trình tiền xử lý được áp dụng để tạo ra phần thực và pha, trong đó phần pha được định nghĩa là sai khác giữa hai ảnh liên tiếp tại cùng một vị trí. Dữ liệu sau khi tiền xử lý được chia thành các cụm tương ứng sử dụng thuật toán FCM[61]. Từ kết quả phân cụm, hệ luật mờ phức dạng tam giác được tạo ra. Trong bước giải mờ, các tham số cho hàm giải mờ được tối ưu hóa bằng thuật toán ADAM[62], nhằm xác định các tham số phù hợp. Luật giải mờ phức dạng tam giác sau đó được áp dụng để giải mờ dữ liệu không gian. Các điểm ảnh dự đoán của phần thực

và phân pha tiếp tục được đưa vào thuật toán ADAM để huấn luyện và tối ưu hóa hệ số phụ thuộc, từ đó cải thiện kết quả dự đoán hình ảnh.

Mô hình tổng quan của phương pháp có thể được mô tả như sau:



Hình 2.3: Chi tiết mô hình đề xuất

Chi tiết phương pháp có thể được mô tả bởi các bước như sau:

Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu đầu vào

Bước 1.1: Chuyển đổi dữ liệu từ ảnh màu về ảnh xám

Phương pháp này sử dụng phương pháp biến đổi ảnh từ ảnh màu về ảnh xám theo công thức (8) như sau:

$$Y = 0.2126R + 0.7152G + 0.0722B \quad (8)$$

Trong đó:

Y: là kết quả ảnh xám

R: là giá trị kênh màu đỏ của ảnh đầu vào

G: là giá trị kênh màu xanh lá cây của ảnh đầu vào

B: là giá trị kênh màu xanh dương của ảnh đầu vào

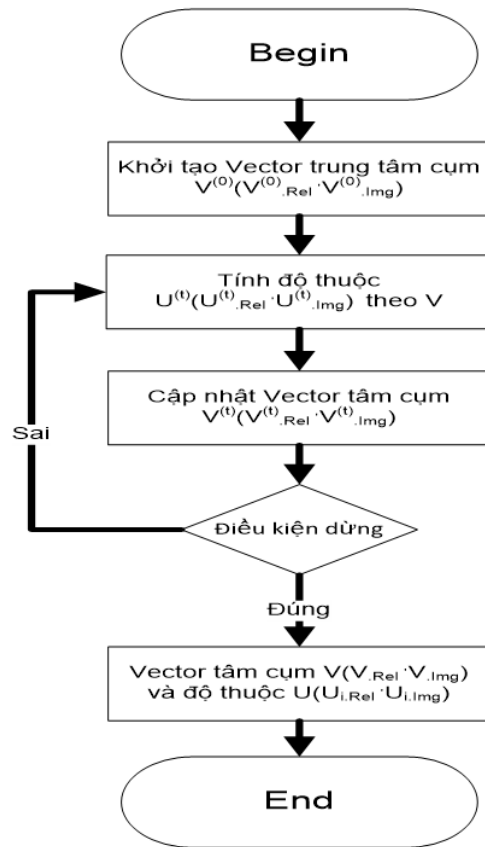
Bước 1.2: Xác định giá trị phân pha

Phân pha được định nghĩa là sự thay đổi giữa hai ảnh liên tiếp tại các vị trí tương ứng do đó, phân pha sẽ được xác định bởi công thức (9) sau:

$$HoD_k(i) = X^{(t)} - X^{(t-1)} \quad (9)$$

Bước 2: Phân cụm dữ liệu đầu vào

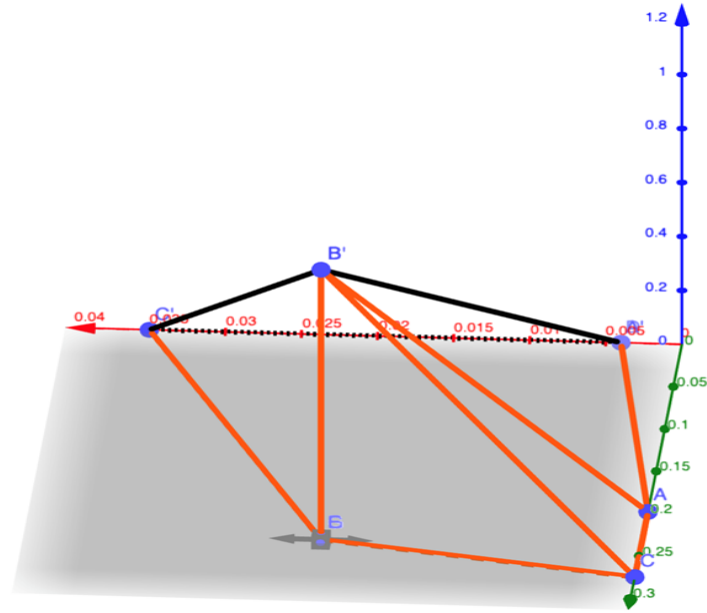
Áp dụng thuật toán FCM, tiến hành phân cụm đồng thời dữ liệu phân thực và pha nhằm đảm bảo tính liên kết của dữ liệu đầu vào. Kết quả của quá trình này là véc tơ tâm cụm và các ma trận độ thuộc của các điểm ảnh vào các tâm cụm tương ứng. Quy trình phân cụm có thể được mô tả bởi hình sau:



Hình 2.4: Quy trình phân cụm dữ liệu

Bước 3: Sinh luật

Sau khi thu được các kết quả phân cụm, mô hình sẽ tiến hành sinh luật từ thông tin cụm và các hàm thuộc tương ứng theo mô hình hệ luật suy diễn mờ phức dạng tam giác



Hình 2.5: Luật mờ phức dạng tam giác

Bước 4: Nội suy giá trị đầu ra

Tại bước này, các dữ liệu phần thực và pha sẽ được xác định giá trị nội suy tương ứng thông qua từng luật đã được xác định ở bước trước đó. Tuy nhiên, không gian luật thường sẽ không mô tả được toàn bộ tất cả các dữ liệu điểm ảnh, do đó trước khi tiến hành nội suy đầu ra cần dịch chuyển các điểm ảnh này về vùng không gian luật

Bước 4.1: Dịch chuyển các điểm ảnh về vùng không gian hệ luật mờ phức.

Để thực hiện được điều này, mô hình sẽ xác định một hệ số alpha. Hệ số alpha này đảm bảo tất cả các giá trị điểm ảnh nằm ngoài không gian luật sau khi chia tương ứng các tọa độ với hệ số alpha này thu được tọa độ mới nằm trong không gian luật.

Bước 4.2: Nội suy đầu ra

Các giá trị nội suy đầu ra $O_i^* = (O_{i.Re}^*, O_{i.Im}^*)$ được xác định lần lượt bởi các công thức (10), (11) như sau:

$$O_{i.ReI}^* = \frac{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)}) * DEF(X_i)}{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)})} \quad (10)$$

$$O_{i.Img}^* = \frac{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)}) * DEF(HOD_i)}{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)})} \quad (11)$$

Trong đó:

$O_{i.ReI}^*$: là giá trị điểm ảnh dự đoán ra

$O_{i.Img}^*$: là giá trị độ lệch giữa ảnh dự đoán và ảnh đầu vào

$U_{A_{kj}}(X_i^{(k)})$ là độ thuộc của ảnh $X_i^{(k)}$ vào luật thứ j

$DEF(X_i)$: là giá trị giải mờ phần thực của ảnh $X_i^{(k)}$

$DEF(HOD_i)$: là giá trị giải mờ phần pha của ảnh $X_i^{(k)}$

Bước 5: Huấn luyện hệ số giải mờ

Các hàm giải mờ được xác định bởi các công thức sau:

$$DEF(X_i) = \frac{\sigma_1 \lambda_1 + \sigma_2 \lambda_2 + \sigma_3 \lambda_3}{\sum_{i=1}^3 \sigma_i} \quad (12)$$

$$DEF(HOD_i) = \frac{\sigma'_1 \lambda'_1 + \sigma'_2 \lambda'_2 + \sigma'_3 \lambda'_3}{\sum_{i=1}^3 \sigma'_i} \quad (13)$$

Trong đó $h_1, h_2, h_3, h_1', h_2', h_3'$ là các trọng số giải mờ.

Và để có được các trọng số giải mờ phù hợp, mô hình sẽ được huấn luyện thông qua phương pháp tối ưu ADAM với hàm mục tiêu RMSE được xác định (12) như sau:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(X_i^{(t)} - \hat{X}_i^{(t)} \right)^2} \quad (14)$$

Trong đó:

$\hat{X}_i^{(t)}$: được xác định bởi công thức (10), (11) tại bước 4.2

Bước 6: Dự đoán kết quả đầu ra

Từ các kết quả huấn luyện sẽ xác định được các bộ tham số phù hợp. Các bộ tham số này sẽ giúp mô hình xác định được kết quả dự báo tương ứng với phần thực và pha. Trong đó, kết quả dự báo phần thực sẽ được xác định bởi công thức (10). Còn đối với kết quả dự báo phần pha sẽ được xác định bởi công thức (15) sau đây:

$$O_{i.Img}^* = X_i^{(t-1)} * (1 + O_{i.Img}^*) \quad (15)$$

Và cuối cùng, để tổng hợp các kết quả dự báo này luận văn sử dụng công thức sau để tổng hợp hai kết quả dự báo:

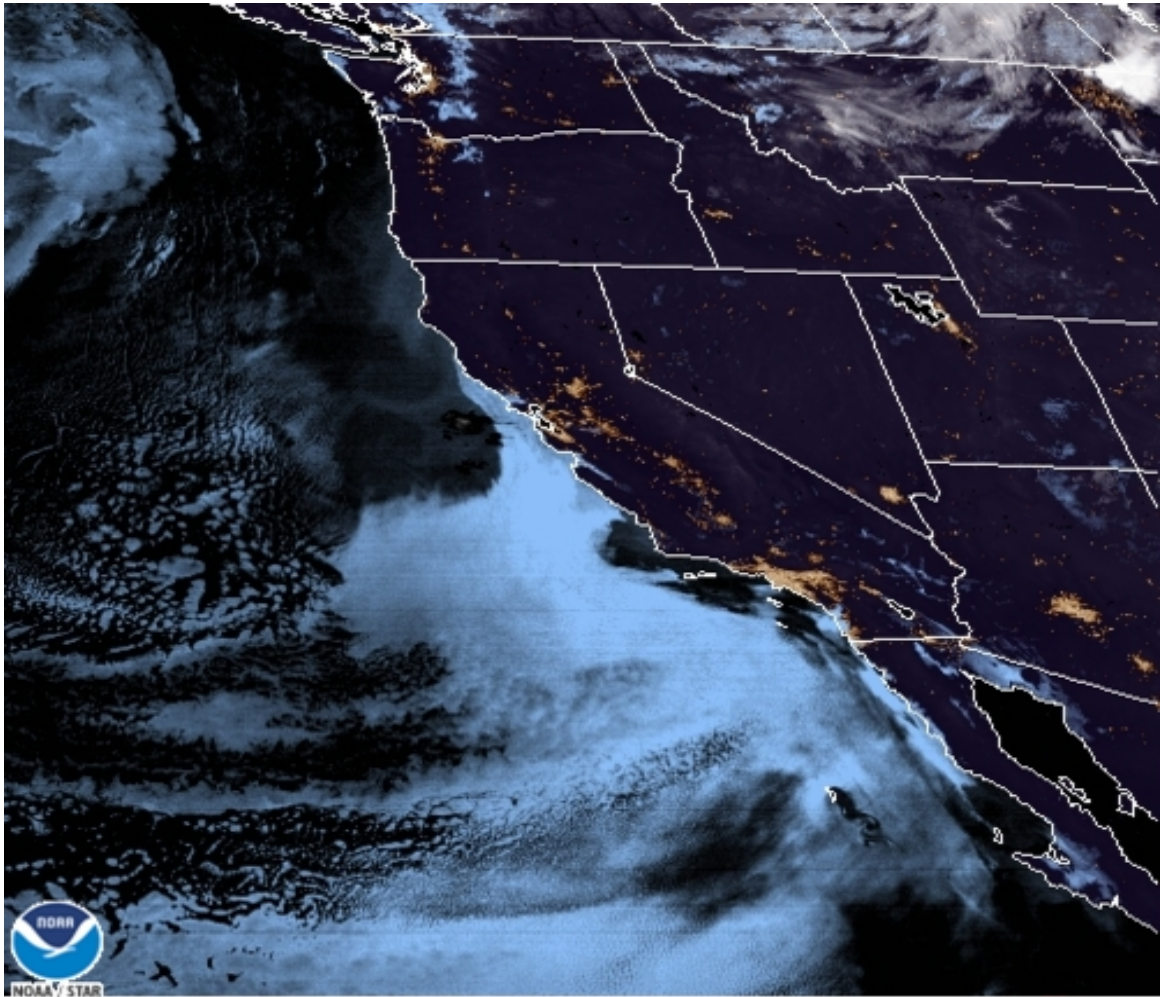
$$O_i^* = \gamma \times O_{i.\text{Rel}}^* + (1 - \gamma) \times O_{i.\text{Im}g}^{*'} \quad (16)$$

CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM MÔ HÌNH VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

3.1. Dữ liệu thử nghiệm

Luận văn chọn hướng tiếp cận dựa trên hệ suy diễn mờ phức để nghiên cứu ảnh viễn thám. Do đó, việc thiết lập dữ liệu thực nghiệm đòi hỏi sử dụng ảnh viễn thám và phải đảm bảo tính chu kỳ và tính liên tục của dữ liệu để phản ánh đúng bài toán nghiên cứu.

Để đáp ứng yêu cầu về dữ liệu, luận văn lựa chọn sử dụng bộ dữ liệu thực nghiệm là ảnh vệ tinh Geo Color từ Hải Quân Mỹ[63]. Bộ dữ liệu này cung cấp 25 dải kênh dữ liệu, bao gồm cả hình ảnh từ một kênh và hình ảnh tổng hợp từ các kênh khác nhau. Đối với nguồn dữ liệu này, luận văn tiến hành thu thập ba tập dữ liệu, mỗi tập chứa hơn 10.000 hình ảnh tại kênh GeoColor ở 3 khu vực khác nhau. Mỗi ảnh được thu thập liên tục sau mỗi 30 phút tại các khu vực bao gồm Hawaii, Bờ biển Đại Tây Dương và Vịnh Mexico. Các hình ảnh được chia thành hai loại kích thước khác nhau, một bộ có kích thước (100x100 điểm ảnh) và một bộ có kích thước (500x500 điểm ảnh).



09 Aug 2020 08:00Z NESDIS/STAR GOES-West GEOCOLOR

Hình 3.1: Ảnh GeoColor chụp tại bờ biển Đại Tây Dương, Hoa Kỳ

3.2. Công cụ và môi trường thử nghiệm

Các mô hình, được cài đặt bằng ngôn ngữ Python trên thiết bị macbook có cấu hình CPU M1, Ram 16Gb, ổ cứng 512 Gb.

3.3. Phương pháp đánh giá

Để đánh giá độ hiệu quả của các phương pháp đề xuất, luận văn sử dụng hai độ đo R2 [64] và trung bình phương sai (RMSE)[65].

Độ đo R2 là độ đo được sử dụng rộng rãi nhất để đánh giá mức độ phù hợp của các mô hình hồi quy và đánh giá độ tương quan được thể hiện như công thức dưới đây:

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (15)$$

Trong đó:

RSS: là tổng bình phương phần dư

TSS: là độ lệch bình phương của toàn bộ mẫu

Độ đo trung bình phương sai (RMSE) là căn bậc hai của giá trị trung bình bình phương của tất cả các lỗi. Việc sử dụng RMSE rất phổ biến và nó được coi là thước đo sai số cho các mô hình dự đoán và được thể hiện như công thức dưới đây:

$$RMSE (X^{db}, X^{(t+1)}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i^{db} - X_i^{(t+1)})^2} \quad (16)$$

Trong đó:

$X^{(t+1)}$ là giá trị của ảnh thực tế tại thời điểm $t + 1$

X^{db} là giá trị ảnh dự báo tương ứng

3.4. Kết quả thực nghiệm

Bảng 3.1: Kết quả dự báo RMSE trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 100x100

Bộ dữ liệu	Phương pháp đề xuất			PFC-PFR			DSFA		
	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3
Hawaii	4.203	6.413	7.135	4.238	8.125	10.671	7.967	7.682	7.283
Bờ biển Đại tây dương	5.329	5.584	6.309	5.657	8.234	10.923	5.512	5.823	6.390
Vịnh Mexico	6.893	7.309	7.124	6.234	10.982	12.312	7.023	6.413	6.873

Bảng 3.2 Kết quả dự báo RMSE trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 500x500

Bộ dữ liệu	Phương pháp đề xuất			PFC-PFR			DSFA		
	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3
Hawaii	3.823	6.412	7.524	7.913	12.923	15.013	7.151	7.182	7.945
Bờ biển Đại tây dương	6.199	6.203	6.103	11.103	15.923	19.103	5.183	5.853	6.192
Vịnh Mexico	6.412	7.193	7.893	10.728	14.013	17.283	7.347	6.394	7.564

Từ bảng 3.1 và 3.2, luận văn đưa ra các kết luận sau đây:

Phương pháp đề xuất đã được đánh giá dựa trên các phương pháp PFC-PFR và DSFA bằng cách sử dụng hình ảnh 500x500 từ bộ dữ liệu của Hải quân Hoa Kỳ và cho hiệu quả tốt hơn. Trong ảnh dự đoán đầu tiên, phương pháp đề

xuất hoạt động tốt hơn cả hai phương pháp PFC-PFR và DSFA, với kết quả RMSE là 3,823, 7,913 và 7,151 trên ba tập dữ liệu tương ứng. Để so sánh rõ hơn, phương pháp PFC-PFR chỉ đạt được các kết quả RMSE là 7,913, 12,923 và 15,013, trong khi đối với DSFA có kết quả RMSE này là 7,151, 7,182 và 7,945.

Khi áp dụng cho tập dữ liệu hình ảnh cho khu vực Hawaii, RMSE của hình ảnh dự đoán 100x100 đầu tiên sử dụng phương pháp đề xuất của luận văn cao hơn so với phương pháp PFC-PFR, với kết quả lần lượt là 4,203, 6,413 và 7,135. Tuy nhiên, nó vẫn tốt hơn phương pháp DSFA với kết quả là 7,967, 7,682 và 7,283.

Các kết quả này có được nhờ việc xử lý từng điểm ảnh thay vì nhóm các điểm ảnh lại với nhau, từ đó giảm sai số trung bình giữa các điểm ảnh. Phương pháp đề xuất cũng sử dụng cả phần thực và phần pha của hình ảnh hiện tại để tạo ra các bộ luật giúp hỗ trợ quá trình dự đoán của mô hình, mang lại độ chính xác dự đoán tốt hơn. Trong khi phương pháp PFC-PFR chỉ sử dụng sự trực tiếp các ảnh để xây dựng bộ luật và suy diễn hình ảnh đầu ra. Ngược lại, phương pháp DSFA sử dụng các dữ liệu được lựa chọn ngẫu nhiên cho dữ liệu huấn luyện, điều này có thể không bao gồm tất cả các ảnh đầu vào và có thể dẫn đến kết quả kém hơn.

Bảng 3.3: Kết quả dự báo R2 trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 100x100

Bộ dữ liệu	Phương pháp đề xuất			PFC-PFR			DSFA		
	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3
Hawaii	0.967	0.965	0.955	0.916	0.906	0.892	0.964	0.963	0.962
Bờ biển Đại tây dương	0.983	0.980	0.975	0.948	0.938	0.928	0.942	0.933	0.924
Vịnh Mexico	0.984	0.980	0.979	0.976	0.966	0.955	0.945	0.948	0.946

Bảng 3.4: Kết quả dự báo R2 trung bình của phương pháp đề xuất và các nghiên cứu liên quan với ảnh kích thước 500x500

Bộ dữ liệu	Phương pháp đề xuất			PFC-PFR			DSFA		
	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3
Hawaii	0.966	0.965	0.957	0.924	0.904	0.887	0.917	0.898	0.894
Bờ biển Đại tây dương	0.979	0.978	0.977	0.941	0.922	0.906	0.934	0.944	0.943
Vịnh Mexico	0.984	0.980	0.978	0.972	0.953	0.939	0.945	0.950	0.949

Từ các bảng 3.3 và 3.4, có thể nhận thấy rằng phương pháp được đề xuất đạt độ chính xác cao hơn PFC-PFR và tốt hơn một chút so với DSFA, đặc biệt

là đối với độ đo R2. Kết quả R2 của mô hình đề xuất đối với các hình ảnh dự đoán tại hai khu vực Hawaii và Bờ biển Thái Bình Dương của Hoa Kỳ (đặc biệt là ở kích thước 100x100 điểm ảnh) có xu hướng vượt trội so với các phương pháp khác. Tuy nhiên, ở Vịnh Mexico, kết quả của phương pháp đề xuất lại kém hơn so với DSFA.

Một điểm đáng chú ý là khi sử dụng ảnh lớn có kích thước 500x500 điểm ảnh, phương pháp đề xuất cho thấy kết quả R2 tương đương với các phương pháp khác. Việc sử dụng một số lượng lớn tham số có thể dẫn đến dự đoán kém trong trường hợp dữ liệu biến động mạnh, tuy nhiên, lại giúp cải thiện sai số tích lũy so với phương pháp đề xuất. Do đó, kết quả R2 của DSFA cho thấy hiệu quả tốt hơn trong điều kiện này. Tổng thể, sự ổn định của các phương pháp sử dụng học máy so với các nhóm phương pháp khác trở nên rõ ràng từ kết quả so sánh.

KẾT LUẬN

1. Kết luận

- Chỉ ra được các nghiên cứu liên quan đến phát hiện biến đổi ảnh viễn thám với nhiều phương pháp khác nhau
- Nêu ra được một số phương pháp hỗ trợ quá trình phát hiện biến đổi ảnh viễn thám
- Đưa ra được một mô hình tự động phát hiện biến đổi ảnh viễn thám sự hỗ trợ của máy tính nhằm nâng cao khả năng ứng dụng của mô hình
- Phân tích đánh giá điểm mạnh, điểm yếu của mô hình đề xuất
 - Hạn chế:
 - + Mô hình đề xuất mặc dù cho kết quả tốt hơn so với các phương pháp đề xuất tuy nhiên các kết quả này mới chỉ thực hiện đối với bộ dữ liệu tại một số ít khu vực
 - + Hệ luật mờ phức thiếu khả năng thích nghi với các bộ dữ liệu mới do các luật không có cơ chế huấn luyện cụ thể
 - + Mô hình có sai số tích lũy lớn theo thời gian do đó khó có thể sử dụng để dự báo tại các thời điểm xa sau này

2. Hướng nghiên cứu tiếp theo






Trong tương lai, luận văn có thể thực hiện theo các hướng nghiên cứu sau:

- + Đề xuất một hệ luật mới có khả năng cập nhật thường xuyên
- + Nâng cao chất lượng dự báo của mô hình.
- + Thực hành so sánh với nhiều bộ dữ liệu khác nhau khác.
- + Áp dụng, triển khai các kết quả vào thực tiễn sử dụng.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH CỦA TÁC GIẢ

<i>TT</i>	<i>Tên công trình (bài báo, công trình...)</i>	<i>Là tác giả hoặc là đồng tác giả công trình</i>	<i>Nơi công bố (tên tạp chí đã đăng công trình)</i>	<i>Năm công bố</i>
1	Dự đoán lưu lượng mưa hàng tháng với mô hình suy diễn mờ phức kết hợp tối ưu Adam	Lương Thị Hồng Lan, Lê Trường Giang, Nguyễn Văn Lương, Phạm Bá Tuấn Chung, Nguyễn Long Giang, Triệu Thu Hương	Kỷ yếu hội thảo "Một số vấn đề chọn lọc của Công nghệ thông tin và Truyền thông" lần thứ XXIV chủ đề "Trí tuệ nhân tạo trong chuyển đổi số"	2021
2	A new co-learning method in spatial complex fuzzy inference systems for change detection from satellite images	Lê Trường Giang, Lê Hoàng Sơn, Nguyễn Long Giang, Trần Mạnh Tuấn, Nguyễn Văn Lương, Mai Đình Sinh, Ganeshsree Selvachandran, Vassilis C Gerogiannis	Neural Computing and Applications	2023

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Singh, A. Review Article Digital change detection techniques using remotely - sensed data. *Int. J. Remote Sens.* 1989, 10, 989–1003.
- [2] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets,” *Information and control*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, 1965. 
- [3] S. Chaudhari, M. Patil, and J. Bambhori, “Study and review of fuzzy inference systems for decision making and control,” *American International Journal of Research in Science, Technology, Engineering & Mathematics*, vol. 14, no. 147, pp. 88–92, 2014.
- [4] D. Ramot, M. Friedman, G. Langholz, and A. Kandel, “Complex fuzzy logic,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 11, no. 4, pp. 450–461, 2003. 
- [5] L. T. H. Lan, T. M. Tuan, T. T. Ngan, N. L. Giang, V. T. N. Ngoc, P. Van Hai, et al., “A new complex fuzzy inference system with fuzzy knowledge graph and extensions in decision making,” *Ieee Access*, vol. 8, pp. 164899–164921, 2020.
- [6] F. Camastra, A. Ciaramella, V. Giovannelli, M. Lener, V. Rastelli, A. Staiano, G. Staiano, and A. Starace, “A fuzzy decision system for genetically modified plant environmental risk assessment using mamdani inference,” *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 3, pp. 1710–1716, 2015. 
- [7] B. Gayathri and C. Sumathi, “Mamdani fuzzy inference system for breast cancer risk detection,” in *2015 IEEE international conference on computational intelligence and computing research (ICCIC)*, pp. 1–6, IEEE, 2015. 
- [8] E. Erturk and E. A. Sezer, “Software fault inference based on expert opinion.,” *J. Softw.*, vol. 10, no. 6, pp. 757–766, 2015. 

- [9] P. Mamoria and D. Raj, "Comparison of mamdani fuzzy inference system for multiple membership functions," *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, vol. 8, no. 9, p. 26, 2016. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [10] M. D. Ruzić, J. Skenderović, and K. T. Lesić, "Application of the mamdani fuzzy inference system to measuring hrm performance in hotel companies—a pilot study," 2016. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [11] S. Thakur, S. N. Raw, and R. Sharma, "Design of a fuzzy model for thalassemia disease diagnosis: Using mamdani type fuzzy inference system (fis)," *Int. J. Pharm. Pharm. Sci*, vol. 8, no. 4, pp. 356–61, 2016. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [12] L. Nguyen and V. Novák, "Forecasting seasonal time series based on fuzzy techniques," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 361, pp. 114–129, 2019.
- [13] U. M. B. A. Neuro-Fuzzy, "Performance assessment of heat exchanger using mamdani based adaptive neuro-fuzzy inference system (m-anfis) and dynamic fuzzy reliability modeling," [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [14] Y. Chai, L. Jia, and Z. Zhang, "Mamdani model based adaptive neural fuzzy inference system and its application in traffic level of service evaluation," in *2009 Sixth international conference on fuzzy systems and knowledge discovery*, vol. 4, pp. 555–559, IEEE, 2009.
- [15] O. Ghorbanzadeh, H. Rostamzadeh, T. Blaschke, K. Gholaminia, and J. Aryal, "A new gis-based data mining technique using an adaptive neuro-fuzzy inference system (anfis) and k-fold cross-validation approach for land subsidence susceptibility mapping," *Natural Hazards*, vol. 94, no. 2, pp. 497–517, 2018.
- [16] A. Senthilselvi, J. Duela, R. Prabavathi, and D. Sara, "Performance evaluation of adaptive neuro fuzzy system (anfis) over fuzzy inference system (fis) with optimization algorithm in de-noising of images from salt and pepper

noise,” *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1–6, 2021.


[17] L. Tang, D. Wu, H. Wang, M. Chen, and J. Xie, “An adaptive fuzzy inference approach for color image steganography,” *Soft Computing*, vol. 25, no. 16, pp. 10987–11004, 2021.

[18] T. M. Tuan, L. T. H. Lan, S.-Y. Chou, T. T. Ngan, L. H. Son, N. L. Giang, M. Ali, et al., “M-cfis-r: Mamdani complex fuzzy inference system with rule reduction using complex fuzzy measures in granular computing,” *Mathematics*, vol. 8, no. 5, p. 707, 2020.

[19] G. Selvachandran, S. G. Quek, L. T. H. Lan, N. L. Giang, W. Ding, M. Abdel-Basset, V. H. C. De Albuquerque, et al., “A new design of mamdani complex fuzzy inference system for multiattribute decision making problems,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 29, no. 4, pp. 716–730, 2019.

[20] O. Yazdanbakhsh and S. Dick, “Time-series forecasting via complex fuzzy logic,” in *Frontiers of higher order fuzzy sets*, pp. 147–165, Springer, 2015.

[21] Z. Chen, S. Aghakhani, J. Man, and S. Dick, “Ancfis: A neurofuzzy architecture employing complex fuzzy sets,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 19, no. 2, pp. 305–322, 2010.

[22] Y. Liu and F. Liu, “An adaptive neuro-complex-fuzzy-inferential modeling mechanism for generating higher-order task models,” *Neurocomputing*, vol. 365, pp. 94–101, 2019. 

[23] T. Celik, “Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and k-means clustering,” *IEEE geoscience and remote sensing letters*, vol. 6, no. 4, pp. 772–776, 2009.

- [24] S. Kalaiselvi and V. Gomathi, “ α -cut induced fuzzy deep neural network for change detection of sar images,” *Applied Soft Computing*, vol. 95, p. 106510, 2020.
- [25] K. Tan, Y. Zhang, X. Wang, and Y. Chen, “Object-based change detection using multiple classifiers and multi-scale uncertainty analysis,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 3, p. 359, 2019.
- [26] W. Ma, Y. Xiong, Y. Wu, H. Yang, X. Zhang, and L. Jiao, “Change detection in remote sensing images based on image mapping and a deep capsule network,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 6, p. 626, 2019.
- [27] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks,” *Communications of the ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017.
- [28] S. Saha, F. Bovolo, and L. Bruzzone, “Unsupervised deep change vector analysis for multiple-change detection in vhr images,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 57, no. 6, pp. 3677–3693, 2019.
- [29] Z. Zheng, A. Ma, L. Zhang, and Y. Zhong, “Change is everywhere: Single-temporal supervised object change detection in remote sensing imagery,” in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 15193–15202, 2021.
- [30] D. Peng, Y. Zhang, and H. Guan, “End-to-end change detection for high resolution satellite images using improved unet++,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 11, p. 1382, 2019.
- [31] L. Mou and X. X. Zhu, “A recurrent convolutional neural network for land cover change detection in multispectral images,” in *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 4363–4366, IEEE, 2018.

- [32] R. Shao, C. Du, H. Chen, and J. Li, "Sunet: Change detection for heterogeneous remote sensing images from satellite and uav using a dual-channel fully convolution network," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 18, p. 3750, 2021.
- [33] M. Gong, J. Zhao, J. Liu, Q. Miao, and L. Jiao, "Change detection in synthetic aperture radar images based on deep neural networks," *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, vol. 27, no. 1, pp. 125–138, 2015.
- [34] B. Du, L. Ru, C. Wu, and L. Zhang, "Unsupervised deep slow feature analysis for change detection in multi-temporal remote sensing images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 57, no. 12, pp. 9976–9992, 2019.
- [35] Z. Shen, Y. Zhang, J. Lu, J. Xu, and G. Xiao, "Seriesnet: a generative time series forecasting model," in *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1–8, IEEE, 2018.
- [36] S. Chu, P. Li, and M. Xia, "Mfgan: multi feature guided aggregation network for remote sensing image," *Neural Computing and Applications*, vol. 34, no. 12, pp. 10157–10173, 2022.
- [37] J. López-Fandiño, A. S. Garea, D. B. Heras, and F. Argüello, "Stacked autoencoders for multiclass change detection in hyperspectral images," in *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 1906–1909, IEEE, 2018.
- [38] You Y, Cao J, Zhou W. A Survey of Change Detection Methods Based on Remote Sensing Images for Multi-Source and Multi-Objective Scenarios. *Remote Sensing*. 2020; 12(15):2460.
- [39] R. Liu, R. Wang, J. Huang, J. Li and L. Jiao, "Change Detection in SAR Images Using Multiobjective Optimization and Ensemble Strategy," in *IEEE*

Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 18, no. 9, pp. 1585-1589, Sept. 2021, doi: 10.1109/LGRS.2020.3005140.

[40] Xu, G., Li, H., Zang, Y., Xie, L., & Bai, C. (2020, March). Change detection based on IR-MAD model for GF-5 remote sensing imagery. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 768, No. 7, p. 072073). IOP Publishing.

[41] Healey, S. P., Cohen, W. B., Yang, Z., Brewer, C. K., Brooks, E. B., Gorelick, N., ... & Zhu, Z. (2018). Mapping forest change using stacked generalization: An ensemble approach. *Remote Sensing of Environment*, 204, 717-728.

[42] Jiang, W., He, G., Long, T., Ni, Y., Liu, H., Peng, Y., ... & Wang, G. (2018). Multilayer perceptron neural network for surface water extraction in Landsat 8 OLI satellite images. *Remote Sensing*, 10(5), 755.

[43] Turgay Celik. (2009). Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis and k -Means Clustering. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(4), 772–776.

[44] Sharma, C., Amandeep, B., Sobti, R., Lohani, T. K., & Shabaz, M. (2021). A secured frame selection based video watermarking technique to address quality loss of data: combining graph based transform, singular valued decomposition, and hyperchaotic encryption. *Security and Communication Networks*, 2021.

[45] Jarrahi, M. A., Samet, H., & Ghanbari, T. (2020). Novel change detection and fault classification scheme for ac microgrids. *IEEE Systems Journal*, 14(3), 3987-3998.

[46] Salefu Ngbede Odaudu, Ime J. Umoh, Emmanuel A. Adedokun, Chukwuma Jonathan. 2021. LearnFuse: An Efficient Distributed Big Data Fusion Architecture Using Ensemble Learning Technique. *Information and Communication Technology and Applications*, pages 80-92.

[47] Im, J., & Jensen, J. R. (2005). A change detection model based on neighborhood correlation image analysis and decision tree classification. *Remote Sensing of Environment*, 99(3), 326-340.

- [48] Celik, T. (2009). Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and k -means clustering. *IEEE geoscience and remote sensing letters*, 6(4), 772-776.
- [49] Shao, P., Shi, W., He, P., Hao, M., & Zhang, X. (2016). Novel approach to unsupervised change detection based on a robust semi-supervised FCM clustering algorithm. *Remote Sensing*, 8(3), 264.
- [50] Zhang, H., Wang, Q., Shi, W., & Hao, M. (2017). A novel adaptive fuzzy local information C -means clustering algorithm for remotely sensed imagery classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(9), 5057-5068.
- [51] Saha, P. K., & Logofatu, D. (2021, June). Efficient Approaches for Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise. In *IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations* (pp. 184-195). Springer, Cham
- [52] Wu, C., Peng, Q., Lee, J., Leibnitz, K., & Xia, Y. (2021). Effective hierarchical clustering based on structural similarities in nearest neighbor graphs. *Knowledge-Based Systems*, 228, 107295.
- [53] López-Fandiño, J., Garea, A. S., Heras, D. B., & Argüello, F. (2018, July). Stacked autoencoders for multiclass change detection in hyperspectral images. In *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 1906-1909). IEEE.
- [54] Samadi, F., Akbarizadeh, G., & Kaabi, H. (2019). Change detection in SAR images using deep belief network: a new training approach based on morphological images. *IET Image Processing*, 13(12), 2255-2264.
- [55] Peng D, Zhang Y, Guan H. End-to-End Change Detection for High Resolution Satellite Images Using Improved UNet++. *Remote Sensing*. 2019; 11(11):1382.
- [56] Mou, L., & Zhu, X. X. (2018, July). A recurrent convolutional neural network for land cover change detection in multispectral images. In *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 4363-4366). IEEE.

- [57] Hou, B., Liu, Q., Wang, H., & Wang, Y. (2019). From W-Net to CDGAN: Bitemporal change detection via deep learning techniques. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(3), 1790-1802.
- [58] Kou, R., Fang, B., Chen, G., & Wang, L. (2020). Progressive Domain Adaptation for Change Detection Using Season-Varying Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 12(22), 3815.
- [59] L. T. H. Lan, T. M. Tuan, T. T. Ngan, N. L. Giang, V. T. N. Ngoc, P. Van Hai, et al., "A new complex fuzzy inference system with fuzzy knowledge graph and extensions in decision making," *Ieee Access*, vol. 8, pp. 164899–164921, 2020.
- [60] Giang, N. L., Van Luong, N., Lan, L. T. H., Tuan, T. M., & Thang, N. T. (2023). Adaptive Spatial Complex Fuzzy Inference Systems with Complex Fuzzy Measures. *IEEE Access*.
- [61] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, and W. Full, "Fcm: The fuzzy c-means clustering algorithm," *Computers Geosciences*, vol. 10, no. 2, pp. 191–203, 1984.
- [62] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," 2014.
- [63] N. Oceanic and A. Administration, "Mtsat west color infrared loop - <https://www.star.nesdis.noaa.gov/goes/index.php>."
- [64] T. O. Kvålseth, "Cautionary note about r^2 ," *The American Statistician*, vol. 39, no. 4, pp. 279–285, 1985.
- [65] D. Christie and S. Neill, "Measuring and observing the ocean renewable energy resource," *Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2021.