

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC  
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ  
-----

LÊ TRƯỜNG GIANG

NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN  
HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN  
VÀ ỨNG DỤNG TRONG DỰ BÁO NGẮN HẠN  
CHUỖI ẢNH VỆ TINH

Chuyên ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 9. 48. 01. 04

LUẬN ÁN TIẾN SĨ NGÀNH MÁY TÍNH

Hà Nội - 2023

**Công trình được hoàn thành tại: Học viện Khoa học và Công nghệ - Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam**

Người hướng dẫn khoa học: 1. PGS. TS. Lê Hoàng Sơn  
2. PGS. TS. Nguyễn Long Giang

Phản biện 1: .....

Phản biện 2: .....

Phản biện 3: .....

Luận án được bảo vệ trước Hội đồng chấm luận án tiến sĩ, họp tại Học viện Khoa học và Công nghệ - Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam vào hồi ... giờ ... ngày ... tháng ... năm 2023

**Có thể tìm hiểu luận án tại:**

- Thư viện Học viện Khoa học và Công nghệ
- Thư viện Quốc gia Việt Nam.

# MỞ ĐẦU

## 1. Tính cấp thiết của luận án

Những thay đổi trên bề mặt trái đất xảy ra do thiên tai, nạn phá rừng, thay đổi do sói mòn, do quá trình đô thị hóa hay do quá trình biến đổi tự nhiên như thời tiết, khí hậu, v.v. là những vấn đề được đặc biệt quan tâm ngày nay. Dự báo kịp thời và chính xác về sự thay đổi giúp cho sự tương tác giữa tự nhiên và con người phù hợp, giúp quá trình quản lý và sử dụng tài nguyên tốt hơn, giúp định hướng hoạt động sản xuất kinh doanh phù hợp hơn [1, 2].

Với sự phát triển của hệ thống ảnh viễn thám, phát hiện thay đổi ảnh viễn thám đã và đang thu hút sự quan tâm rộng rãi như một trong những ứng dụng quan trọng nhất trong lĩnh vực viễn thám. Ảnh viễn thám có một số loại như: Landsat, Sentinel, SPOT, v.v. Trong đó, ảnh Landsat 7 ETM+ gồm 8 kênh: chàm, lục, đỏ, cận hồng ngoại, hồng ngoại trung (sóng ngắn), hồng ngoại nhiệt, hồng ngoại trung (sóng ngắn) và kênh toàn sắc. Ảnh SPOT 5 gồm 5 kênh: lục, đỏ, cận hồng ngoại, hồng ngoại trung (sóng ngắn) và kênh toàn sắc [3].

Dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh (ảnh Landsat) là dự báo mà sử dụng hữu hạn hình ảnh (từ 6 đến 10 ảnh) ở thời điểm trước đó làm cơ sở cho dự báo cho một số hữu hạn hình ảnh ở thời điểm sau đó với dữ liệu bao gồm cả yếu tố không gian và thời gian. Trong đó yếu tố không – thời gian được xác định là hình ảnh của một địa điểm tại các thời điểm khác nhau [4, 5].

Luận án tập trung nghiên cứu về bài toán dự đoán biến đổi tiếp theo của chuỗi ảnh vệ tinh dựa vào dữ liệu không - thời gian là bài toán dự đoán hình ảnh của các hình thái tiếp theo trên ảnh vệ tinh nói chung hay trên ảnh viễn thám nói riêng. Quá trình dự đoán sự thay đổi của một đối tượng hoặc một hiện tượng bằng cách quan sát các ảnh viễn thám cùng một địa điểm tại các thời điểm khác nhau để xác định được các quy luật biến đổi và đưa ra dự đoán [6, 7]. Một cách trực quan, bài toán dự đoán sự biến đổi của chuỗi ảnh viễn thám được định nghĩa với đầu vào là tập ảnh viễn thám của cùng một vùng không gian tại các thời điểm khác nhau  $T(1), T(2), \dots, T(k)$ . Kết quả đầu ra là ảnh dự báo của vùng không gian đó ở thời điểm  $(k + 1)$  tiếp theo dựa trên phân tích về biến đổi ảnh trong tập đầu vào.

Một trong những hướng nghiên cứu rất phổ biến ở lớp bài toán này có thể kể đến việc sử dụng các hệ suy diễn như Mamdani [8–14] hoặc sử dụng để giải quyết vấn đề này đó là sử dụng hệ suy diễn mờ nơ ron thích nghi [15–19] (ANFIS) và hệ ANFIS là sự kết hợp giữa ANN và hệ suy diễn mờ thông thường bằng cơ chế học của ANN thông qua các luật IF-THEN với các hàm mờ hoá xác định, điều này giúp khắc phục được hạn chế của cả hai nhóm phương pháp, không chỉ vậy ANFIS còn có khả năng học được những dữ liệu gây nhiễu từ tập hợp các luật IF-THEN này và khả năng ghi nhớ thông tin của mạng neural. Ngoài ra hướng nghiên cứu sử dụng mạng neural [2, 20–23] cũng được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm với ưu điểm là khả năng tận dụng tối đa dữ liệu, hiệu quả cao, tự động xác định các đặc trưng quan trọng của đầu vào. Ngoài hệ suy diễn mờ thông thường, gần đây hệ suy diễn mờ phức [24–28] cũng dành được nhiều sự quan tâm hơn, giá trị phần phức

này bổ sung thêm cho mô hình mờ các thông tin giúp xác định rõ hơn các đặc trưng của ảnh. Ngoài các yếu tố liên quan đến mô hình, hệ luật cũng đóng một vai trò rất quan trọng [29–32], một hệ luật tốt là một hệ luật đảm bảo cả chất và lượng của luật, do đó cần có những cơ chế sinh luật, lựa chọn luật và giảm luật phù hợp [33–35, 35–37]. Ngoài các yếu tố về luật, hệ suy diễn, ... các mô hình có hiệu quả cao ở thời điểm hiện tại cũng thường có các bộ tham số rất lớn và đa dạng, do đó việc lựa chọn phương pháp huấn luyện [37–40] phù hợp cũng rất quan trọng. Với mỗi phương pháp điều chỉnh luật khác nhau sẽ đưa ra một hệ luật khác nhau, điều này đòi hỏi cần có một bộ công cụ để đánh giá hiệu quả của các hệ luật này.

Dựa trên các công bố liên quan hầu hết các các phương pháp đề xuất dự đoán biến đổi trong chuỗi ảnh viễn thám đều là sự kết hợp các phương pháp khác nhau từ mạng học sâu, học giám sát, không giám sát và các phương pháp phân lớp khác nhau trong các giai đoạn huấn luyện mẫu, xác định sự sai khác, v.v để thu được kết quả dự đoán hình ảnh tiếp theo. Tuy nhiên vẫn còn tồn tại một số hạn chế như sau:

- Các phương pháp học máy thường cho kết quả tốt đối với dữ liệu nhỏ, tuy nhiên các mô hình này thường kém hiệu quả đối với dữ liệu lớn hoặc thiếu thông tin.

- Đối với các phương pháp học sâu, các mô hình này có độ chính xác rất cao. Tuy nhiên các mô hình này thường đòi hỏi một lượng dữ liệu đầu vào lớn và thời gian xử lý chậm, do đó thường không phù hợp với bài toán dự báo ngắn hạn.

- Với đặc thù bài toán ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh cần thời gian dự báo nhanh, hình ảnh có yếu tố không gian và thời gian thì hướng tiếp cận xây dựng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian là phù hợp được thể hiện ở một các công trình. Tuy nhiên một số phương pháp suy diễn mới chỉ tập trung vào phần thực và chưa để ý pha hoặc tách phần thực, phần pha riêng. Chính điều đó làm giảm đi ý nghĩa của hệ thống suy diễn trên tập mờ phức do việc tách riêng phần thực và phần pha của các giá trị đầu vào làm giảm đi ý nghĩa của việc ứng dụng trong miền phức.

Xuất phát từ những vấn đề thực tiễn nêu trên cho thấy, việc nghiên cứu xây dựng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian và ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh là một yêu cầu có tính cấp thiết về mặt lý thuyết (hoàn thiện các nghiên cứu về hệ suy diễn mờ phức không - thời gian, các cơ chế xác định các bộ tham số tốt trong mô hình, các phương pháp tối ưu luật trong hệ suy diễn) và ứng dụng mô hình đề xuất vào trong thực tế quá trình dự đoán.

## 2. Mục tiêu nghiên cứu của luận án

### 2.1. Mục tiêu chung của luận án

Mục tiêu chung của luận án, là nghiên cứu phát triển hệ suy diễn mờ phức không - thời gian và ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh. Sau đó tiến hành cài đặt so sánh, đánh giá tính hiệu quả của phương pháp đề xuất so với các phương pháp khác trên các độ đo nhằm chứng minh tính hiệu quả của phương pháp đề xuất.

### 2.2. Mục tiêu cụ thể

Xuất phát từ những tồn tại và hạn chế của các công bố về tập mờ phức, hệ suy diễn dựa trên tập mờ phức và các phương pháp dự báo ngắn hạn đối với ảnh vệ tinh cũng như mục tiêu tổng quát, luận án tập trung nghiên cứu đề xuất xây dựng

hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh cụ thể như sau:

- *Mục tiêu 1*: Đề xuất hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh.
- *Mục tiêu 2*: Đề xuất phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian.
- *Mục tiêu 3*: Đề xuất phương pháp tối ưu luật trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian.
- *Mục tiêu 4*: Đề xuất mô hình ứng dụng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh.

### 3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu của luận án

#### 3.1. Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận án là các hệ suy diễn theo tiếp cận tập mờ phức, các phương pháp xác định đồng thời bộ tham số của hệ luật mờ phức và cách thức cải tiến hệ luật.

#### 3.2. Phạm vi nghiên cứu

Từ mục tiêu và nội dung nghiên cứu, phạm vi nghiên cứu của luận án được đề xuất như sau:

- **Lý thuyết**: Nghiên cứu lý thuyết về tập mờ phức, hệ suy diễn dựa trên tập mờ phức, các phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ luật và các phương pháp tối ưu luật.
- **Thực nghiệm**: Luận án tập trung nghiên cứu và thử nghiệm các bài toán dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh viễn thám có yếu tố không - thời gian.
- **Dữ liệu**: Nghiên cứu trên ảnh viễn thám Landsat của Hải quân Hoa kỳ và dữ liệu PRISMA

### 4. Phương pháp và nội dung nghiên cứu

#### 4.1. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp nghiên cứu của đề tài bao gồm phương pháp lý thuyết và phương pháp thực nghiệm.

#### 4.2. Nội dung nghiên cứu

Với mục tiêu nghiên cứu ở trên thì trong luận án tập trung vào nghiên cứu một số nội dung chính sau:

- Nghiên cứu các cơ sở dữ liệu ảnh vệ tinh và các mô hình, phương pháp dự báo ngắn hạn của chuỗi ảnh vệ tinh.
- Nghiên cứu các công bố liên quan đến tập mờ phức, hệ suy diễn mờ phức, ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh. Nắm được các ưu điểm cũng như các hạn chế của từng phương pháp và đề xuất phương pháp cải tiến.

- Nghiên cứu phát triển, cải tiến đề xuất hệ suy diễn mờ phức không – thời gian, phát triển một độ đo tính luật không - thời gian và phương pháp xác định đồng thời các tham số cho hệ suy diễn mờ phức không – thời gian.

## 5. Đóng góp của luận án

Các đóng góp chính của luận án bao gồm các nội dung sau:

- **Đề xuất hệ suy diễn mờ phức không – thời gian ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh.**
  - Mô hình đề xuất thực hiện xử lý để thu được bộ dữ liệu đầu vào gồm phần thực và phần pha (phần sai khác của các điểm ảnh giữa hai ảnh liên tiếp).
  - Dữ liệu đầu vào sau khi tiến hành tiền xử lý được phân thành các cụm phù hợp bằng thuật toán FCM [41].
  - Từ kết quả phân cụm sẽ tiến hành sinh các hệ luật mờ phức trong không gian dạng tam giác.
  - Các tham số cho hàm giải mờ được huấn luyện bởi thuật toán ADAM [42] để tìm ra các tham số phù hợp. Các luật mờ phức trong không gian dạng tam giác sau đó được giải mờ bởi các tham số từ kết quả huấn luyện.
  - Kết quả dự đoán của phần thực và phần pha tiếp tục được đưa vào thuật toán ADAM [42] huấn luyện và tìm ra hệ số phụ thuộc để có thể tổng hợp hình ảnh dự đoán tốt hơn.
- **Đề xuất phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian.**
  - Mở rộng mô hình hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh tại chương 2 bằng cách bổ sung thêm bốn bộ tham số trong mô hình.
  - Đề xuất một phương pháp xác định đồng thời các tham số bằng thuật toán FWADAM+.
- **Đề xuất phương pháp tối ưu luật trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian.**
  - Luận án giới thiệu mô hình hệ suy diễn mờ phức không - thời gian thích ứng dựa trên độ đo mờ phức để phát hiện biến đổi trong chuỗi ảnh viễn thám (RSI).
  - Mô hình đề xuất phương pháp sinh luật trực tiếp từ ảnh mới thu được trong tập kiểm tra và đề xuất các độ đo mờ phức nhằm mục đích so sánh hai hệ luật: hệ luật cũ sinh dựa trên Spatial CFIS và hệ luật mới lập trực tiếp từ ảnh. Hệ thống sẽ quyết định thêm, bớt hay tổng hợp các luật thông qua kết quả so sánh.
  - Cuối cùng, một bộ luật mới thu được để điều chỉnh và phù hợp với bộ hình ảnh mới, cải thiện cả độ chính xác và thời gian của mô hình.

## 6. Tính mới của luận án

- So với các nghiên cứu về suy diễn mờ phức như của Lan và cộng sự ([25]) luận án đóng góp thêm về hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Spatial CFIS) và các cải tiến liên quan đến học đồng thời tham số.

- So với các nghiên cứu sử dụng hệ suy diễn mờ kinh điển như Mamdani, Takagi-Sugeno, Tsukamoto thì luận án đã cung cấp hệ suy diễn mờ phức cho phép xử lý dữ liệu có cả yếu tố không gian và thời gian mà hệ suy diễn mờ kinh điển không có.
- So với các nghiên cứu sử dụng các mô hình học máy và học sâu thì các giải pháp trong luận án cho phép xử lý dữ liệu ngắn hạn với độ chính xác cao và yêu cầu dữ liệu đầu vào nhỏ.

## 7. Bố cục của luận án

Luận án “Nghiên cứu xây dựng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian và ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh” gồm có phần mở đầu, 4 chương nội dung, phần kết luận và danh mục các tài liệu tham khảo với các nội dung chính sau:

- **Mở đầu**
- **Chương 1:** Trình bày kiến thức cơ sở cho đề tài nghiên cứu
- **Chương 2:** Trình bày đề xuất xây dựng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng vào dự báo chuỗi ảnh vệ tinh (Spatial CFIS), các kết quả thực nghiệm và phân tích đánh giá mô hình đề xuất.
- **Chương 3:** Trình bày đề xuất phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian, các kết quả thực hiện và phân tích đánh giá phương pháp đề xuất.
- **Chương 4:** Trình bày đề xuất phương pháp tối ưu luật trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian, các kết quả thực hiện và phân tích đánh giá phương pháp đề xuất.
- **Kết luận và hướng phát triển**

## Chương 1

# TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

## 1.1 Cơ sở lý thuyết

### 1.1.1 Tập mờ

Zadeh định nghĩa tập mờ (FS) vào năm 1965 [43] và được coi là phần mở rộng của tập kinh điển như sau:

**Định nghĩa 1.1.** [43] Nếu  $X$  là một không gian nền (một tập nền) và những phần tử của nó được biểu thị bằng  $x$ , thì một tập mờ  $A$  trong  $X$  được xác định bởi một cặp các giá trị như công thức (1.1) sau:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (1.1)$$

Trong đó  $\mu_A(x)$  được gọi là hàm thuộc của  $x$  trong tập mờ  $A$ -viết tắt là  $MF$  (Membership Function). Tức là, hàm liên thuộc ánh xạ mỗi một phần tử của  $X$  tới một giá trị liên thuộc trong khoảng  $[0, 1]$ .

### 1.1.2 Tập mờ phức

Theo Ramot [44, 45] thì tập mờ phức được coi như là công cụ mô hình hóa hiệu quả đối với những vấn đề, những đối tượng có ý nghĩa thay đổi theo thời gian hay với những vấn đề có yếu tố chu kì, định kì.

**Định nghĩa 1.** [44] Một tập mờ phức được đặc trưng bởi một hàm thuộc giá trị phức  $\mu_S(x)$  mà phạm vi giá trị của nó là đường tròn đơn vị trong không gian phức, và được biểu diễn có dạng như công thức 1.2 dưới đây:

$$\mu_S(x) = r_S(x) \cdot e^{j\omega_S(x)}, j = \sqrt{-1} \quad (1.2)$$

Trong đó,  $r_S(x)$  là biên độ,  $\omega_S(x)$  là pha và cả 2 đều là các hàm có giá trị thực với điều kiện  $r_S(x) \in [0, 1]$ .

### 1.1.3 Hệ suy diễn mờ

Hệ suy diễn mờ [46] gồm ba phần chính: một bộ mờ hóa, một cơ sở luật và một bộ giải mờ được như sau:

- Giao diện mờ hóa: chuyển đổi các lớp đầu vào vào các biên độ phù hợp với các giá trị ngôn ngữ.
- 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.

### 1.1.4 Hệ suy diễn mờ phức

Hệ suy diễn mờ phức (CFIS) [45] được biết đến như hệ logic mờ phức (CFLS) sử dụng hệ suy diễn mờ làm cơ sở. Một CFIS/ CFLS sẽ nhận một tập đầu vào rõ và ánh xạ chúng thành tập đầu ra rõ. Một CFIS/ CFLS chủ yếu gồm 4 thành phần sau: Các luật mờ phức; Một bộ mờ hóa phức; Một cơ chế suy diễn phức; Một bộ giải mờ phức. Đầu ra của một hệ CFIS/CFLS có thể được xác định thông qua 3 giai đoạn:

*Giai đoạn đầu tiên* là mờ hóa phức, được dùng để ánh xạ dữ liệu đầu vào rõ thành các tập dữ liệu đầu vào mờ.

*Giai đoạn thứ 2*, bước suy diễn mờ, sử dụng một cơ sở luật mờ phức để ánh xạ các tập dữ liệu đầu vào mờ thành các tập dữ liệu đầu ra mờ.

*Giai đoạn cuối cùng giải mờ* là việc thực hiện ánh xạ bởi CFIS/CFLS. Trong giai đoạn này, giải mờ của tập dữ liệu đầu ra phức sẽ đưa ra một dữ liệu đầu ra rõ.

Quá trình xây dựng CFIS/CFLS [47] 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
- Bước 2. Sinh các luật mờ phức
- Bước 3. Giảm lược cơ sở luật
- Bước 4. Ánh xạ đầu ra thông qua giải mờ phức



### 1.1.5 Hệ suy diễn mờ phức Mandani (M-CFIS)[48]

Về cơ bản hệ duy diễn mờ phức Mamdani bao gồm 6 bước:

Bước 1: Xác định tập các luật mờ phức

Bước 2: Mờ hóa dữ liệu đầu vào

Bước 3: Xác định độ mạnh của luật

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

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

Bước 6: Giải mờ kết quả đầu ra

### 1.1.6 Các phép toán trên tập mờ phức

#### *Phần bù của tập mờ phức*

Cho  $A$  tập mờ phức với hàm thuộc mờ phức tương ứng là:  $\mu_A(x) = r_A(x)e^{j\omega_A(x)}$ .

**Định nghĩa 1.2** ([44]). *Phần bù của tập mờ phức  $A$  ( kí hiệu  $\bar{A}$ ) có thể được xác định như sau:*

$$\bar{A} = \{(x, \mu_{\bar{A}}(x)) | x \in U\} = \{(x, r_{\bar{A}}(x)e^{j\omega_{\bar{A}}(x)}) | x \in U\} \quad (1.3)$$

Với  $r_{\bar{A}}(x) = 1 - r_A(x)$  và  $\omega_{\bar{A}}(x) = 2\pi - \omega_A(x)$ .

Theo [44], phép toán phần bù mờ phức có thể có các dạng như sau:

$$\bar{A} = (1 - r_A(x)) \cdot e^{j(-\omega_A(x))} \quad (1.4)$$

$$\bar{A} = (1 - r_A(x)) \cdot e^{j(\omega_A(x))} \quad (1.5)$$

$$\bar{A} = (1 - r_A(x)) \cdot e^{j(\omega_A(x)+\pi)} \quad (1.6)$$

#### *Phép hợp và phép giao của hai tập mờ phức*

Ramot [44] đã trình bày về phép hợp và phép giao trên tập mờ phức cùng với những toán tử áp dụng đối với thành phần pha của cấp độ thuộc mờ phức.

Cho  $A$  và  $B$  là hai tập mờ phức với hàm thuộc mờ phức tương ứng là:  $\mu_A(x) = r_A(x)e^{j\omega_A(x)}$  và  $\mu_B(x) = r_B(x)e^{j\omega_B(x)}$ , khi đó, các phép toán trên tập mờ phức được định nghĩa như sau:

**Định nghĩa 1.3** ([44]). *Phép hợp hai tập mờ phức  $A$  và  $B$  (kí hiệu  $A \cup B$ ) được định nghĩa như sau:*

$$\begin{aligned} A \cup B &= \{(x, \mu_{A \cup B}(x)) | x \in U\} \\ &= \{(x, r_{A \cup B}(x)e^{j\omega_{A \cup B}(x)}) | x \in U\} \\ &= \{(x, [r_A(x) \oplus r_B(x)] e^{j\omega_{A \cup B}(x)}) | x \in U\} \end{aligned} \quad (1.7)$$

Với phép  $\oplus$  có thể là phép t-đối chuẩn, ví dụ như  $r_{A \cup B}(x) = \max\{r_A(x), r_B(x)\}$ .

**Định nghĩa 1.4** ([44]). *Phép giao hai tập mờ phức  $A$  và  $B$  (kí hiệu  $A \cap B$ ) được xác định bởi*

$$\begin{aligned} A \cap B &= \{(x, \mu_{A \cap B}(x)) | x \in U\} \\ &= \{(x, r_{A \cap B}(x)e^{j\omega_{A \cap B}(x)}) | x \in U\} \\ &= \{(x, [r_A(x) \otimes r_B(x)] e^{j\omega_{A \cap B}(x)}) | x \in U\} \end{aligned} \quad (1.8)$$

Với  $r_{A \cap B}(x) = \min \{r_A(x), r_B(x)\}$  và  $\omega_{A \cap B}(x) = \min (\omega_A(x), \omega_B(x))$ .

Trong đó, phép  $\otimes$  biểu diễn hàm T-chuẩn, ví dụ như toán tử Min hoặc phép nhân đại số. Khi  $r_A$  và  $r_B$  là giá trị thực, các toán tử max và min đều có thể được sử dụng ở đây.

### 1.1.7 Độ đo mờ và độ đo mờ phức

**Định nghĩa 2.** Một độ đo mờ phức [49] kí hiệu  $\rho : (F^*(U) \times F^*(U)) \rightarrow [0, 1]$  đối với  $A, B$  và  $C \in F^*(U)$  nếu thỏa mãn các tính chất sau:

1.  $\rho(A, B) \geq 0, \rho(A, B) = 0$  khi và chỉ khi  $A = B$
2.  $\rho(A, B) = \rho(B, A)$
3.  $\rho(A, B) \leq \rho(A, C) + \rho(C, B)$

Với  $F^*(U)$  là tập các tập mờ phức trong  $U$

#### 1.2.6.1. Độ đo tương tự mờ phức Cosine [50]

**Định nghĩa 3.** Cho hai tập mờ phức  $S_1 = r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)}$  và  $S_2 = r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)}$  trong  $S$  với mọi  $x \in X$ ; thành phần biên độ và thành phần pha của hai tập mờ phức đều  $\in [0, 1]$ .

Độ đo tương tự mờ phức Cosine (kí hiệu CFCSM) giữa hai tập mờ phức  $S_1$  và  $S_2$  được định nghĩa theo công thức sau:

$$C_{CFCS} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{a_1 a_2 + b_1 b_2}{\sqrt{(a_1)^2 + (b_1)^2} \cdot \sqrt{(a_2)^2 + (b_2)^2}} \quad (1.9)$$

Với  $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$ ;  $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$ ;  $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$ ;  $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$

#### 1.2.6.2. Độ đo tương tự mờ phức Dice [50]

**Định nghĩa 4.** Cho hai tập mờ phức  $S_1 = r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)}$  và  $S_2 = r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)}$  trong  $S$  với mọi  $x \in X$ ; thành phần biên độ và thành phần pha của hai tập mờ phức đều  $\in [0, 1]$ .

Độ đo tương tự mờ phức Dice (kí hiệu CFDSM) giữa hai tập mờ phức  $S_1$  và  $S_2$  được định nghĩa theo công thức sau:

$$D_{CFCS} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{2\sqrt{a_1 b_1 a_2 b_2}}{a_1 b_1 + a_2 b_2} \quad (1.10)$$

Với  $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$ ;  $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$ ;  $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$ ;  $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$

#### 1.2.6.3. Độ đo tương tự mờ phức Jaccard [50]

**Định nghĩa 5.** Cho hai tập mờ phức  $S_1 = r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)}$  và  $S_2 = r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)}$  trong  $S$  với mọi  $x \in X$ ; thành phần biên độ và thành phần pha của hai tập mờ phức đều  $\in [0, 1]$ .

Độ đo tương tự mờ phức Jaccard (kí hiệu CFJSM) giữa hai tập mờ phức  $S_1$  và  $S_2$  được định nghĩa theo công thức sau:

$$J_{CFS} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{\sqrt{a_1 b_1 a_2 b_2}}{(a_1 b_1 + a_2 b_2) - (\sqrt{a_1 b_1} \cdot \sqrt{a_2 b_2})} \quad (1.11)$$

Với  $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$ ;  $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$ ;  $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$ ;  $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$

### 1.1.8 Ảnh viễn thám

Viễn thám là lĩnh vực khoa học thu thập thông tin về bề mặt Trái đất mà không thực sự tiếp xúc với nó. Điều này được thực hiện bằng cách ghi lại năng lượng phản xạ hoặc phát ra, đồng thời xử lý, phân tích và áp dụng thông tin đó [51].

Ảnh viễn thám có các đặc trưng: kênh ảnh, độ phân giải không gian, độ phân giải phổ, độ phân giải bức xạ, độ phân giải thời gian. Có nhiều loại ảnh/vệ tinh viễn thám khác nhau như: Vệ tinh Landsat, SPOT, MOS, IRS, IKONOS, WORLD VIEW – 2, COSMOS [51] v.v.

Với những ưu điểm nổi bật so với các phương pháp truyền thống, công nghệ viễn thám đã được sử dụng rộng rãi và mang lại hiệu quả to lớn trong nông nghiệp, lâm nghiệp, quản lý tài nguyên thiên nhiên và giám sát môi trường, v.v.

## 1.2 Dữ liệu, môi trường và độ đo sử dụng trong quá trình thực nghiệm

- Bộ dữ liệu thứ nhất là chuỗi ảnh vệ tinh liên tiếp được phân tách từ kho dữ liệu ảnh thời tiết của hải quân Mỹ [52].

- Bộ dữ liệu thứ hai là bộ dữ liệu từ dự án PRISMA [53] của Cơ quan vệ tinh vũ trụ Italia.

- Để đánh giá độ hiệu quả của các phương pháp đề xuất, luận án sử dụng hai độ đo  $R^2$  (R Squared) [54] và trung bình phương sai (RMSE) [55], sau đó sử dụng phương pháp phân tích ANOVA hai chiều để phân tích kết quả.

## Chương 2

# HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN

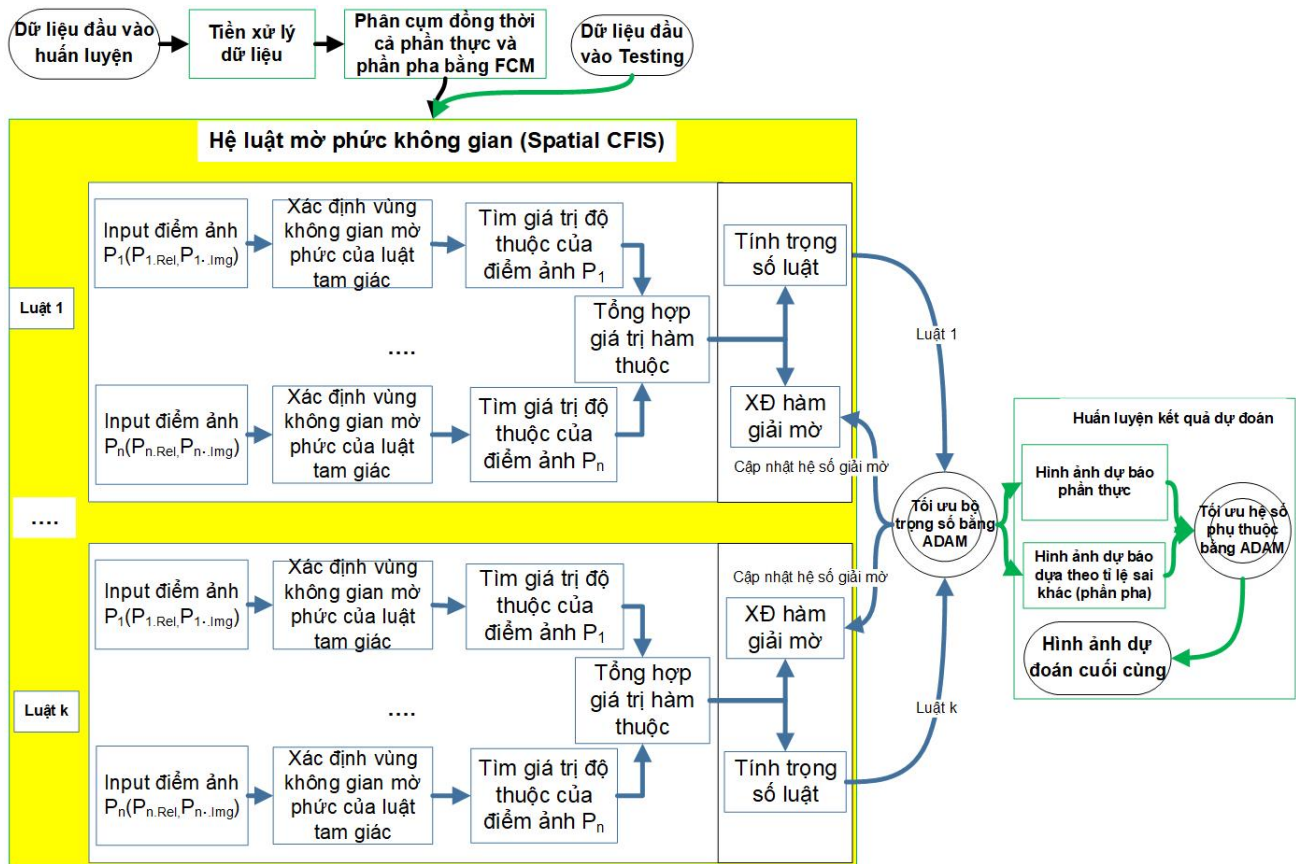
## 2.1 Giới thiệu

Trong chương này luận án tập trung trình bày về đóng góp mới của luận án **Đề xuất hệ suy diễn mờ phức không - thời gian** ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh.

Ý tưởng chính của đề xuất này là, từ các chuỗi hình ảnh đầu vào trước tiên được xử lý để thu được bộ dữ liệu đầu vào gồm phần thực và phần pha (phần sai khác của các điểm ảnh giữa hai ảnh liên tiếp). Các ma trận này sau đó được xử lý bởi thuật toán FCM [41] để phân thành các cụm phù hợp. Từ kết quả phân cụm sẽ tiến hành sinh các hệ luật mờ phức không - thời gian. Các tham số cho hàm giải

mờ trong phương pháp này được huấn luyện bởi thuật toán Adam [42] để tìm ra các tham số phù hợp.

## 2.2 Mô hình đề xuất



Hình 2.1: Sơ đồ tổng quan phương pháp Spatial CFIS

## 2.3 Chi tiết thuật toán

### Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu

#### Bước 1.1. Biến đổi ảnh màu từ ảnh vệ tinh (ảnh màu RGB) về ảnh xám

Sử dụng phương pháp biến đổi từ ảnh màu viễn thám thu được biến đổi về xám [56] theo công thức (2.1) để tiến hành tính toán.

$$Y = 0.2126R + 0.7152G + 0.0722B \quad (2.1)$$

#### Bước 1.2. Xác định giá trị phân pha

Mỗi phần tử trong ma trận sai khác được tính theo công thức 2.2 dựa trên độ sai khác  $HoD(i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$  giữa các vùng tương ứng của ảnh viễn thám  $X^{(t)}$  tại thời điểm  $t$ , trong đó  $k = 1, 2, \dots, d$  là hình ảnh thứ  $k$ .

$$HoD_k(i) = X^{(t)} - X^{(t-1)} \quad (2.2)$$

Độ sai khác  $\{HoD_1(i), HoD_2(i), \dots, HoD_d(i)\}$  của chuỗi thời gian vào  $\{T_1(t), T_2(t), \dots, T_d(i)\}$ ,  $t = 0, \dots, N$  tại thời điểm  $t$ .

Sau khi xác định được giá trị phần pha, ta thu được tập dữ liệu đầu vào cho bước tiếp theo gồm phần thực và phần pha như sau:  $X_k(X^{(t)}, HoD^{(t)})$

### Bước 2: Phân cụm dữ liệu đầu vào

Sử dụng thuật toán phân cụm mờ (Fuzzy C-means FCM)[41] để phân cụm đồng thời cả phần thực và phần pha. Trong đó, độ thuộc dữ liệu  $X_k(X^{(t)}, HoD^{(t)})$  tới cụm thứ  $j$  được biểu diễn bởi  $U_{kj}$  được thêm vào hàm mục tiêu theo công thức 2.3

$$J = \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^C U_{kj}^m \|X_k - V_j\|^2 \rightarrow \min \quad (2.3)$$

### Bước 3: Sinh luật theo hệ luật mờ phức không gian dạng tam giác

Các luật mờ tam giác được tạo trên các cụm bởi các mốc luật  $(a, b, c, a', b', c')$  là các đỉnh của tam giác và được tính theo dạng số mờ tam giác bởi các công thức như sau:

$$b_{kj} = V_j \quad (2.4)$$

$$b'_{kj} = V_j \quad (2.5)$$

$$a_{kj} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \leq b_{kj}} U_{i,j} \times I_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \leq b_{kj}} U_{i,j}} \quad (2.6)$$

$$a'_{kj} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \leq b_{kj}} U_{i,j} \times HOD_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \leq b_{kj}} U_{i,j}} \quad (2.7)$$

$$c_{kj} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \geq b_{kj}} U_{i,j} * I_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \geq b_{kj}} U_{i,j}} \quad (2.8)$$

$$c'_{kj} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \geq b_{kj}} U_{i,j} \times HOD_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } I_i^{(k)} \geq b_{kj}} U_{i,j}} \quad (2.9)$$

### Bước 4: Nội suy đầu ra

#### *Bước 4.1. Dịch chuyển điểm ảnh về vùng không gian mờ phức của luật tam giác.*

Dịch chuyển điểm ảnh ngoài không gian luật vào không gian luật bằng cách xác định một hệ số  $\alpha$ , sao cho sau khi chia giá trị điểm nằm ngoài vùng không gian mờ phức tam giác cho  $\alpha$  ta thu được tất cả các điểm đã xét nằm trong vùng không gian của luật.

### Bước 4.2. Nội suy các giá trị

Sau khi tổng hợp được giá trị hàm thuộc của ảnh thì tính  $O_i^* = (O_{i.Rel}^*, O_{i.Img}^*)$  đầu ra theo công thức (2.10), (2.11) như dưới:

$$O_{i.Rel}^* = \frac{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)}) * DEF(X_i)}{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)})} \quad (2.10)$$

$$O_{i.Img}^* = \frac{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)}) * DEF(HOD_i)}{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{kj}}(X_i^{(k)})} \quad (2.11)$$

### Bước 5: Huấn luyện trọng số giải mờ

Giá trị hàm giải mờ được tính theo công thức (2.12), (2.13) như sau:

$$DEF(X_i) = \frac{h_1 a + h_2 b + h_3 c}{\sum_{i=1}^3 h_i} \quad (2.12)$$

$$DEF(HOD_i) = \frac{h'_1 a' + h'_2 b' + h'_3 c'}{\sum_{i=1}^3 h'_i} \quad (2.13)$$

Trong đó  $h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3$  là các trọng số giải mờ.

Để có được dự đoán hình ảnh tốt, cần xác định các trọng số giải mờ  $h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3$  thích hợp. Sử dụng thuật toán Adam [42] để xác định các tham số giải mờ tối ưu và sử dụng độ đo trung bình phương sai (RMSE - 2.14) là hàm mục tiêu

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i^{(t)} - \hat{X}_i^{(t)})^2} \quad (2.14)$$

Trong đó  $\hat{X}_i^{(t)}$  là giá trị dự đoán được xác định bởi công thức (2.10, 2.11)

### Bước 6: Dự đoán ảnh đầu ra

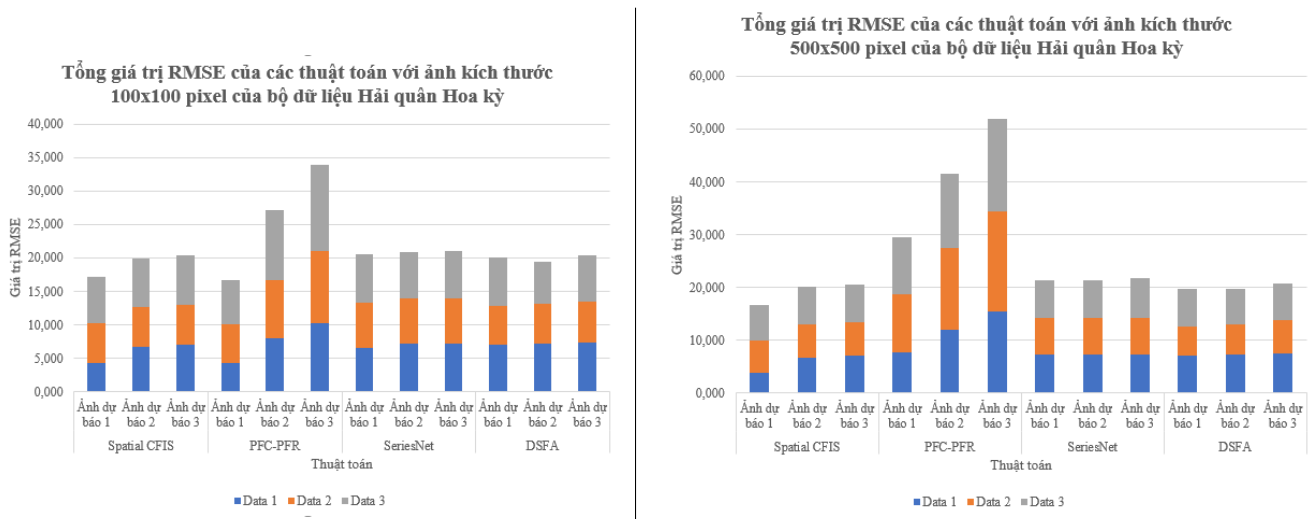
Tổng hợp kết quả dự báo cuối cùng theo công thức (2.15) sau:

$$O_i^* = \alpha \times O_{i.Rel}^* + (1 - \alpha) \times O_{i.Img}^* \quad (2.15)$$

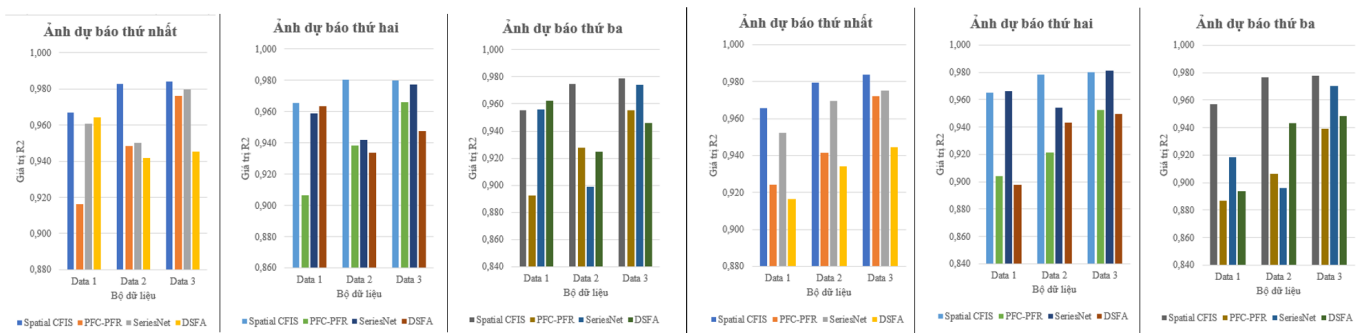
Để có được kết quả dự báo tốt, luận án tiếp tục sử dụng thuật toán Adam [42] để huấn luyện và xác định giá trị hệ số phụ thuộc giữa phần thực và phần pha sao cho RMSE tại công thức số (2.14) của ảnh dự đoán nhỏ nhất.

## 2.4 Kết quả thực nghiệm mô hình đề xuất

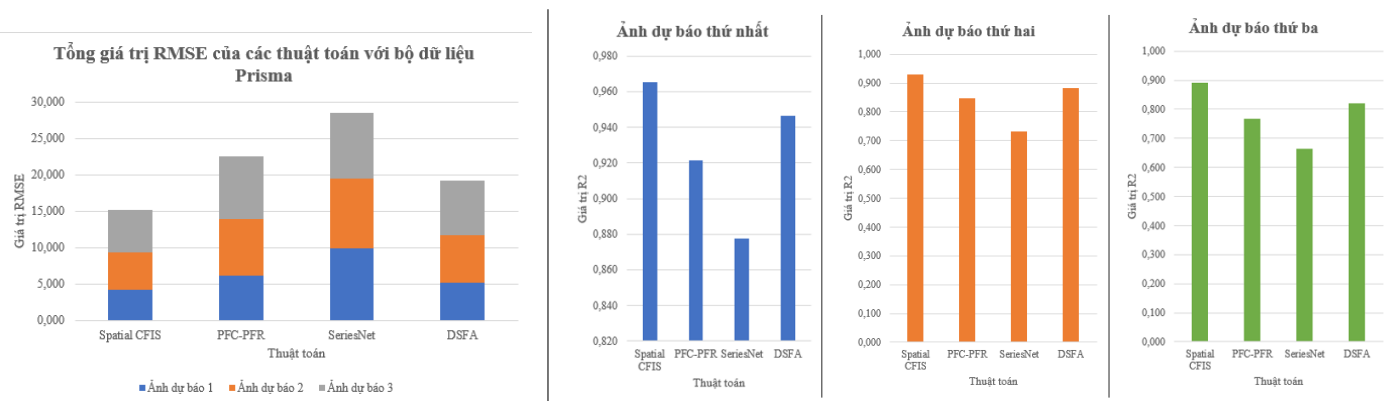
Biểu đồ trình bày kết quả phân tích RMSE trên Spatial CFIS trên bộ dữ liệu của Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 100x100 và 500x500 Pixels được đưa ra trong hình dưới đây.



Biểu đồ trình bày kết quả phân tích  $R^2$  trên Spatial CFIS trên bộ dữ liệu của Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 100x100 và 500x500 Pixels được đưa ra trong hình dưới đây.



Biểu đồ trình bày kết quả phân tích RMSE,  $R^2$  trên Spatial CFIS trên bộ dữ liệu Prisma được đưa ra trong hình dưới đây:



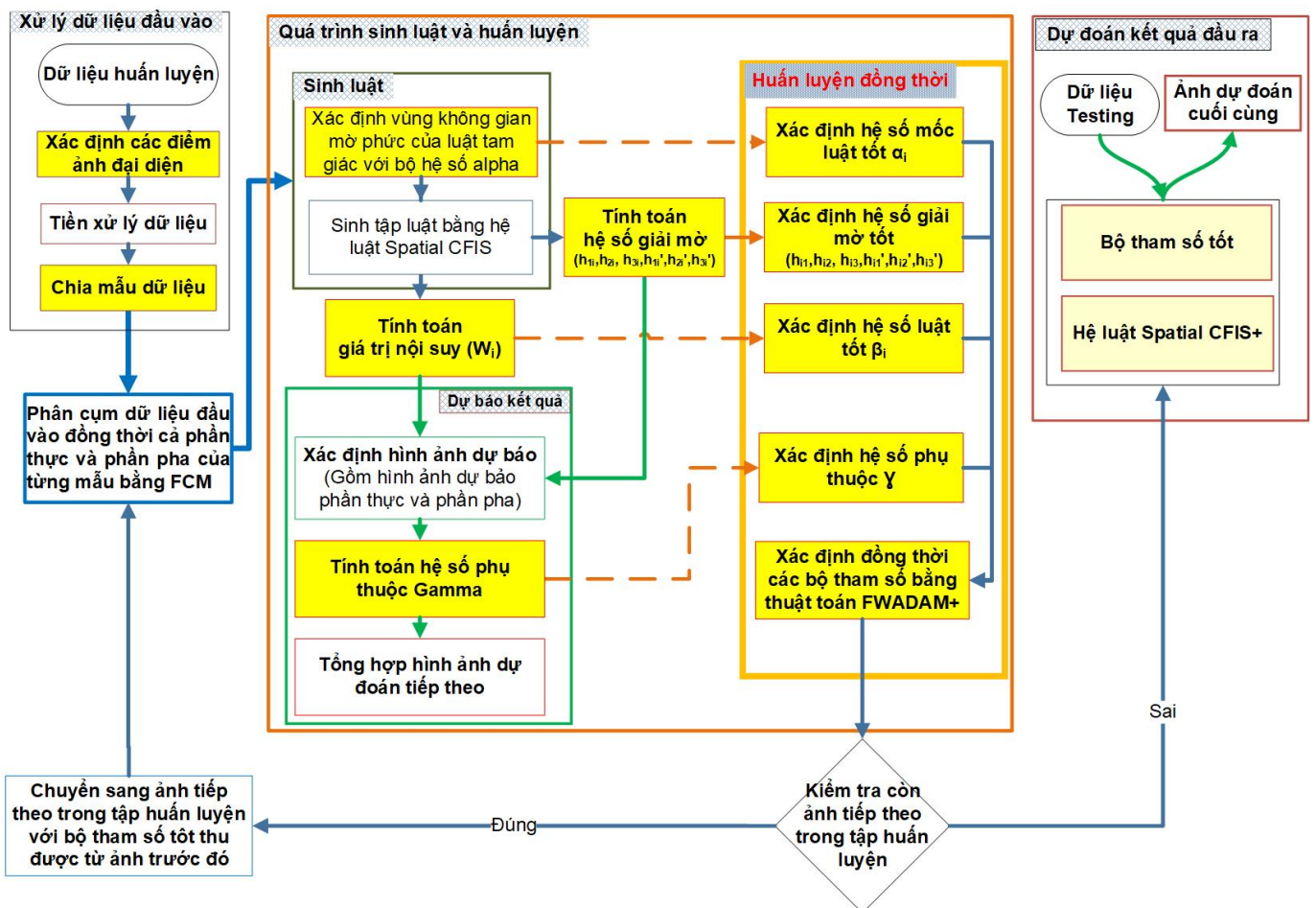
## Chương 3

# PHƯƠNG PHÁP XÁC ĐỊNH ĐỒNG THỜI CÁC THAM SỐ TRONG HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN

### 3.1 Giới thiệu

Trong chương này, luận án đề xuất phương pháp giảm chiều điểm ảnh và bổ sung một số bộ tham số như hệ số mốc luật, hệ số luật, hệ số giải mờ, hệ số phụ thuộc giữa phần thực với phần pha nhằm giảm thời gian xử lý và tăng khả năng mềm dẻo của mô hình. Ngoài ra, luận án còn đề xuất một thuật toán mới FWADAM+ giúp xác định đồng thời các bộ tham số đó.

### 3.2 Mô hình đề xuất



Hình 3.1: Sơ đồ chi tiết mô hình đề xuất



### 3.3 Chi tiết thuật toán

- **Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu đầu vào**

- Chuyển đổi ảnh vệ tinh từ ảnh màu sang ảnh xám.
- Giảm kích thước ảnh theo điểm ảnh đại diện, ảnh đầu vào gốc được chia thành các ảnh có kích thước nhỏ  $c \times c$ , theo công thức (3.1) sau:

$$I\bar{m} = \sum_{i=1}^{c^2} \kappa_i Im_i \quad (3.1)$$

Trong đó,  $\kappa_i$  và  $Im_i$  được tính theo công thức (3.2) sau:

$$\begin{cases} \kappa_i = \frac{1}{\|Im_{tb} - Im_i\| \times d_i} & \kappa_i \text{ thỏa mãn } \sum_{i=1}^{c^2} \kappa_{ij} = 1 \\ Im_{tb} = \frac{\sum_{i=1}^{c^2} Im_i}{c^2} \end{cases} \quad (3.2)$$

- Xác định ma trận sai khác (phần pha) được xác định bằng cách trừ trực tiếp phần chênh lệch giữa các vùng tương ứng của ảnh đại diện của ảnh viễn thám tương ứng theo công thức (3.3) sau:

$$HOD = Im_{tb}^{(t)} - Im_{tb}^{(t-1)} \quad (3.3)$$

Thu được kết quả đầu vào tương ứng:  $X(Im_{tb}^t, HOD)$

- Dữ liệu đầu vào được chia thành số lượng mẫu theo công thức (3.4) sau:

$$M = \frac{N - Z}{Z(1 - dr)} + 1 \quad (3.4)$$

- **Bước 2: Phân cụm dữ liệu**

Sau khi tiền xử lý dữ liệu, áp dụng Fuzzy C-means [41] để phân cụm dữ liệu đầu vào đồng thời phân thực và phần pha của mỗi hình ảnh trong mỗi mẫu dữ liệu.

- **Bước 3: Tạo và tổng hợp các luật Spatial CFIS+ từ các kết quả phân cụm**

Đầu tiên xác định các giá trị vùng biên  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $a'$ ,  $b'$ ,  $c'$  của dữ liệu đầu vào  $X^t$  là tập hệ số mốc luật  $\alpha_j$  của từng luật. Sử dụng vectơ tâm cụm  $V_j$  đại diện cho  $b$  và  $b'$ , Trong đó:

$$b_{ij} = \alpha_j^b \times V_j^{rel} \quad (3.5)$$

$$b'_{ij} = \alpha_j^{b'} \times V_j^{img} \quad (3.6)$$

$$a_{ij} = \alpha_j^a \times \left( \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } X_i^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j} \times X_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } X_i^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j}} \right) \quad (3.7)$$

$$a'_{ij} = \alpha_j^{a'} \times \left( \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } HOD_i^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j} \times HOD_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } HOD_i^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j}} \right) \quad (3.8)$$

$$c_{ij} = \alpha_j^c \times \left( \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } X_i^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j} \times X_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } X_i^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j}} \right) \quad (3.9)$$

$$c'_{ij} = \alpha_j^{c'} \times \left( \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } HOD_i^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j} \times HOD_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ and } HOD_i^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j}} \right) \quad (3.10)$$

• **Bước 4: Tính toán giá trị nội suy và dự đoán hình ảnh tiếp theo**

Xác định hệ số luật  $\beta_i$  theo công thức (3.11) sau:

$$W_i = \frac{\beta_{i1} \times w_{i1} + \beta_{i2} \times w_{i2} + \dots + \beta_{iR} \times w_{iR} + \beta_{iR+1}}{\beta_{i1} + \beta_{i2} + \dots + \beta_{iR+1}} \quad (3.11)$$

Tiếp theo, tính toán hệ số giải mờ  $h_{1j}$ ,  $h_{2j}$ ,  $h_{3j}$ ,  $h'_{ij}$ ,  $h'_{2j}$ ,  $h'_{3j}$  bởi công thức (3.12-3.13), như sau:

$$DEF_j(X^{(t)}) = \frac{h_{1j}a + h_{2j}b + h_{3j}c}{h_{1j} + h_{2j} + h_{3j}} \quad (3.12)$$

$$DEF_j(HOD^{(t)}) = \frac{h'_{1j}a' + h'_{2j}b' + h'_{3j}c'}{h'_{1j} + h'_{2j} + h'_{3j}} \quad (3.13)$$

Sau đó, xác định hệ số phụ thuộc  $\gamma \in [0, 1]$ , là giá trị giúp cân bằng kết quả dự đoán phần thực và phần pha được xác định bởi công thức 3.14 như sau:

$$O_i^* = \gamma \times O_{i.Rel}^* + (1 - \gamma) \times O_{i.Img}^* \quad (3.14)$$

(\*) Kết quả dự đoán của hình tiếp theo phần thực  $O_{i.Rel}^*$  được tính theo công thức 3.15 như sau:

$$O_{i.Rel}^* = \frac{\sum_{j=1}^R W_i(X_i^{(k)}) \times DEF_j(X^{(t)})}{R} \quad (3.15)$$

(\*\*) Kết quả dự đoán của hình ảnh tiếp theo phần pha  $O_{i.Img}^*$  được tính theo công thức (3.16) như sau:

$$O_{i.Img}^* = X_i^{(t)} \times (1 + O_{i.Img}^*) \quad (3.16)$$

$$O_{i.Img}^* = \frac{\sum_{j=1}^R W_i(X_i^{(k)}) \times DEF_j(HOD^{(t)})}{R} \quad (3.17)$$

Ảnh dự đoán tiếp theo  $X^{db}$  là kết quả suy diễn của tất cả các điểm ảnh từ ảnh trung tâm  $O^*$ .

$$X_i^{db} = abs \left( \frac{1}{\kappa_i \times d_i} - O_{\lfloor \frac{i}{c^2} \rfloor}^* \right) \quad (3.18)$$

### • Bước 5: Huấn luyện đồng thời các tham số của mô hình (Co – Learning)

Từ tập các tham số  $\alpha_j$ ,  $\beta_i$ ,  $h_i$  và  $\gamma$  đã được nêu ở trên. Luận án cũng đề xuất một phương pháp mới để huấn luyện đồng thời bộ tham số ở trên bằng phương pháp tối ưu hóa FWADM+ như dưới để hàm mục tiêu RMSE đạt giá trị nhỏ nhất:

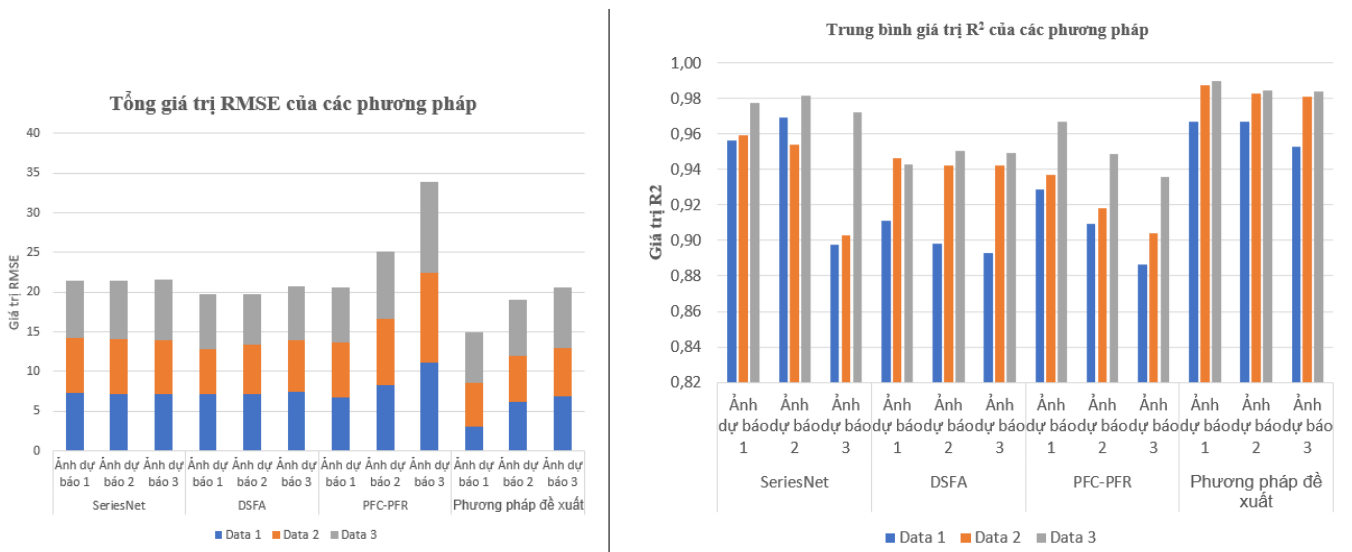
Thuật toán FWADM+	
<b>Đầu vào:</b> $Params_t, \omega_{\min}, \omega_{\max}$	
<b>Các tham số:</b> $\rho_1^t, \rho_2^t \in [0,1), \rho_1^t = \rho_1, \rho_1^t = \rho_1 \lambda^{t-1}, \lambda \in (0,1) \phi_t = \frac{1}{\sqrt{t}}, t=1,2,\dots,T$	
<b>Khởi tạo:</b> $m^1 = 0, v^1 = 0, \omega_{\max} = 1, \omega_{\min} = 0.5$ và $L^1 = Params_t$	
<b>Đầu ra:</b> $Params_{t+1}$	
1 <b>for</b> $t=1,2,3, \dots$ <b>do</b>	5 $g^t = \nabla f(L^t)$ //(Tinh toán đạo hàm của $f_t$ theo $x_t$ )
2 $t=t+1$	6 $m^t = \rho_1^t m^{t-1} + (1 - \rho_1^t) \times g^t$ //(Tinh giá trị của mô men đầu tiên ( $m^t$ ))
Tính toán độ tương tự	7 $v^t = \rho_2^t v^{t-1} + (1 - \rho_2^t) \times (g^t)^2$ //(Tinh giá trị của mô men đầu thứ hai ( $v^t$ ))
3 $Similarity_{ik} = \text{Cosine}(Params_{ik}^t, Params_{ik}^{t-1}),$ $t > 1, \forall Params_{ik}^{t-1} \in L^{t-1}, Params_{ik}^t \neq \gamma$	8 <b>Xác định</b> $F^t(L^t) = \eta \left( \sum_{t=1}^t m_t, L^t \right) + \left\  \sum_{k=1}^4 (P_k^t \times L^t) \right\ ^2$ //(Hàm thuộc $F^t$ )
Cập nhật $L$	9 $V^t = \text{diag} \{v^t\}$ //(Tinh giá trị vector đường chéo $V^t$ )
4 $L^t = (\gamma)$ //(Khởi tạo $L^t = \gamma$ sau mỗi lần lặp t)	10 <b>Find</b> $s^t = \text{argmin}_x \left( \nabla F^t(L^t), L^t \right)$ //(tim $s^t$ là giá trị nhỏ nhất của hàm $F^t$ theo $x$ )
<b>Choose</b> $\begin{cases} L^t = L^t \cup Params_{ik}^t & \omega_{\min} \leq Similarity_{ik} \leq \omega_{\max}, t > 1 \\ L^t = Params_{ik}^t & Similarity_{ik} \leq \omega_{\min}, t > 1 \end{cases}$	11 <b>Sau một số lần lặp nhất định tiến hành cập nhật</b> $\omega_{\min} = \omega_{\min} \times 110\% \quad \forall \omega_{\min} < \omega_{\max}$
	12 $Params_{ik}^{t+1} = Params_{ik}^t + \phi^t \times (V^t)^{-\frac{1}{2}} (s^t - Params_{ik}^t)$
	13 <b>end for</b>
	14 <b>return</b> $Params_{t+1} = Params_t^t$

Những đóng góp chính của thuật toán

Bảng 3.1: Thuật toán FWADM+

## 3.4 Kết quả thực nghiệm mô hình đề xuất

Kết quả trung bình của RMSE và  $R^2$  khi áp dụng SeriesNet, DSFA, PFC-PFR và phương pháp đề xuất được trình bày dưới đây:



Kết quả cho thấy rằng phương pháp đề xuất tốt hơn so với ba phương pháp còn lại. Cụ thể, thời gian chạy của phương pháp đề xuất này tương đương bằng khoảng 90,6%, 93,4% và 38,1% thời gian chạy của các phương pháp SeriesNet, DSFA và PFC-PFR tương ứng.

## Chương 4

# PHƯƠNG PHÁP TỐI ƯU HỆ LUẬT SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN

### 4.1 Giới thiệu

Trong Chương 2 và Chương 3 luận án đã đề xuất một mô hình hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Spatial CFIS) và phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Co-Spatial CFIS+). Mô hình đề xuất được xây dựng trên cơ sở sinh luật và huấn luyện hệ luật tại thời điểm  $t$  và sau đó tiến hành dự báo hình ảnh trong tương lai ( $t + 1, t + 2, \dots$ ). Tuy nhiên khi áp dụng trong thực tế quá trình dự báo các hình ảnh tiếp theo  $t + 1, t + 2, \dots$  sẽ có sai số và những sai số này được tích lũy theo thời gian (do phải gánh chịu sai số tích lũy của các quá trình dự báo trước đó) làm cho mô hình ngày càng kém hiệu quả.

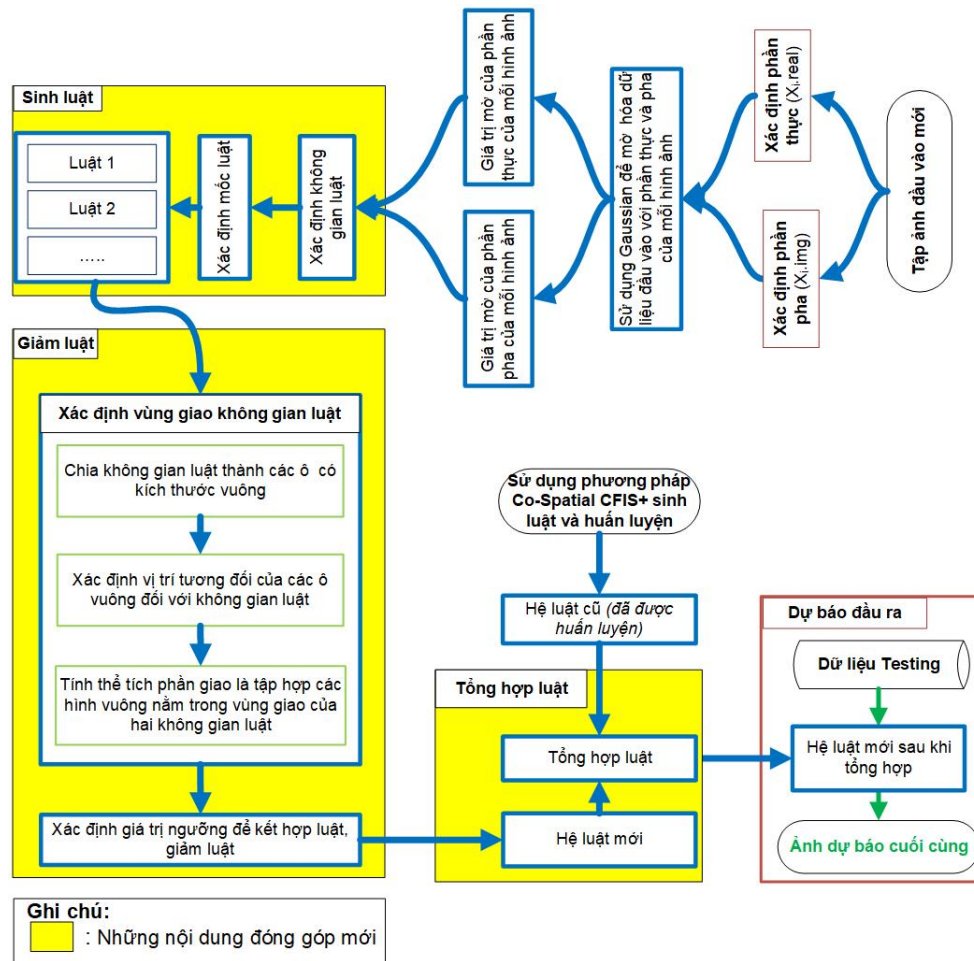
Để giảm sai số tích lũy khi mô hình thực hiện dự báo, luận án đề xuất một hệ suy diễn mờ phức không gian thích ứng bằng các độ đo mờ phức được gọi là Spatial CFIS++ với những tính năng chính:

- Giới thiệu mô hình hệ diễn mờ phức không - thời gian thích ứng dựa trên độ đo mờ phức để phát hiện thay đổi trong chuỗi ảnh viễn thám (RSI). Mô hình này liên quan đến các đặc điểm không gian và thời gian của hình ảnh RSI thông qua lý thuyết CFS.

- Đề xuất phương pháp sinh luật trực tiếp từ ảnh mới thu được trong tập kiểm tra.

- Đề xuất các độ đo mờ phức nhằm mục đích so sánh hai hệ luật để quyết định thêm, bớt hay tổng hợp các luật thông qua kết quả so sánh. Cuối cùng, một bộ luật mới thu được để điều chỉnh và phù hợp với bộ hình ảnh mới, cải thiện cả độ chính xác và thời gian của mô hình.

## 4.2 Mô hình đề xuất



Hình 4.1: Mô hình phát triển độ đo tính luật không - thời gian với các lát cắt thời gian

## 4.3 Chi tiết thuật toán

- **Bước 1. Tiền xử lý dữ liệu đầu vào**
- **Bước 1.1: Tiến hành biến đổi ảnh màu thu được về ảnh xám**
- **Bước 1.2: Xác định giá trị phần pha**

Giá trị phần pha (HoD) là giá trị sai khác giữa ảnh đầu tiên trong tập dự báo (ảnh mới thu nhận) và ảnh cuối cùng trong tập đã huấn luyện và sinh luật trước đó như công thức 4.1 dưới đây.

$$HoD_i = (I_i - I_{(i-1)}) \quad (4.1)$$

- **Bước 1.3: Biến đổi ảnh xám thu được phần thực và phần pha từ không gian thường về dạng [0,1]**

- **Bước 2. Mờ hóa**

Sử dụng hàm mờ hóa Gaussian [57] như công thức (4.2) dưới đây để tiến hành mờ hóa cả phần thực và phần pha ảnh đầu vào.

$$\mu_{gaussian}(x; m, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{\sigma}\right)^2} \quad (4.2)$$

- **Bước 3: Xác định không gian nghiệm**

**Định nghĩa 6.** Theo [58], không gian nghiệm ( $\Omega$ ) được giới hạn bởi công thức 4.3 sau:

$$\Omega = \{(x, y, z) | x_{min} \leq x \leq x_{max}, y_{min} \leq y \leq y_{max}, z_{min} \leq z \leq z_{max}\} \quad (4.3)$$

- **Bước 4. Sinh luật**

**Bước 4.1. Xác định các vùng (nhóm điểm ảnh)**

Với ảnh viễn thám số lượng điểm ảnh rất lớn, nếu xử lý với từng điểm ảnh sẽ tốn rất nhiều thời gian xử lý và tài nguyên hệ thống. Luận án đề xuất sử dụng biểu đồ Histogram [59] để phân nhóm điểm ảnh

**Bước 4.2. Xác định các mốc luật ( $a, b, c, a', b', c'$ )**

Luận án sử dụng hệ luật mờ phức trong không gian dạng tam giác Co-Spatial CFIS+ [60] để sinh luật, do đó cần xác định các giá trị mốc luật ( $a, b, c, a', b', c'$ ) như sau:

**Bước 4.2.1. Xác định mốc luật ( $b, b'$ )**

- Giá trị mốc luật  $b, b'$  điểm tâm của từng vùng, được xác định bằng cách sử dụng thuật toán Ternary search [61].

**Bước 4.2.2. Xác định mốc luật ( $a, a', c, c'$ )** Các giá trị mốc luật ( $a, a', c, c'$ ) là các điểm biên, được xác định theo Co-Spatial CFIS+ [60] như sau:

$$a_j = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } X_{ij}^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j} \times X_{i,j}^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } X_{ij}^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j}} \quad (4.4)$$

$$a'_j = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } HOD_{ij}^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j} \times HOD_{i,j}^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } HOD_{ij}^{(k)} \leq b_{ij}} U_{i,j}} \quad (4.5)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } X_{ij}^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j} \times X_{i,j}^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } X_{ij}^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j}} \quad (4.6)$$

$$c'_j = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } HOD_{ij}^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j} \times HOD_{i,j}^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, |NP_j| \text{ and } HOD_{ij}^{(k)} \geq b_{ij}} U_{i,j}} \quad (4.7)$$

- **Bước 5. Đánh giá luật** Miền không gian luật V của D được xác định theo công thức (4.8) sau:

$$V = \iiint_D dV \quad (4.8)$$

$$\Leftrightarrow V = \int_a^b \int_{g_1(x)}^{g_2(x)} \int_{f_1(x,y)}^{f_2(x,y)} dz dy dx = \int_a^b \int_{g_1(x)}^{g_2(x)} \left( \int_{f_1(x,y)}^{f_2(x,y)} dz \right) dy dx. \quad (4.9)$$

**Bước 5.1: Xác định thể tích giao của vùng nghiệm được tạo bởi hai luật  $p, q$**

Vùng không gian nghiệm của luật  $p, q$  được xác định tương ứng như công thức (4.10 - 4.11) sau:

$$V_p = \int_{a^p}^{b^p} \int_{g_2^p(x)}^{g_1^p(x)} \left( \int_{f_2^p(x,y)}^{f_1^p(x,y)} dz \right) dy dx \quad (4.10)$$

$$V_q = \int_{a^q}^{b^q} \int_{g_2^q(x)}^{g_1^q(x)} \left( \int_{f_2^q(x,y)}^{f_1^q(x,y)} dz \right) dy dx \quad (4.11)$$

Luận án xác định độ đo của hai luật mờ phức trong không gian dạng tam giác là giá trị miền giao của vùng không gian giữa hai luật  $p, q$  như công thức 4.12 sau:

$$V_{pq} = V_p \cap V_q \quad (4.12)$$

Để xác định giá trị miền giao của hai luật  $V_{pq}$ , tiến hành chia không gian nghiệm  $\Omega$  thành các khối vuông theo công thức 4.13 như sau:

$$\Omega_{ijk} = [x_{i-1}, x_i] \times [y_{j-1}, y_j] \times [z_{k-1}, z_k] \quad (4.13)$$

Miền không gian nghiệm  $\Omega$  sau khi được chia thành các khối vuông kích thước  $\theta$  như trên cần thỏa mãn biểu thức (4.14) sau:

$$\begin{cases} V_{actual} = S_{base\ area} \times h \\ \left| 1 - \frac{V_{actual}}{V_{\theta}} \right| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (4.14)$$

**Bước 5.1.1: Xác định vị trí tương đối của các khối vuông đối với không gian luật**

Xét mặt bên thứ nhất của không gian luật  $V$

Xác định phương trình mặt phẳng mặt bên của không gian luật dựa trên ba điểm  $A(x_A, y_A, z_A)$ ,  $B(x_B, y_B, z_B)$ ,  $C(x_C, y_C, z_C)$  thuộc mặt bên bằng cách thay tọa độ 03 điểm này vào phương trình mặt phẳng tổng quát như công thức (4.15) dưới đây:

$$N_a x + N_b y + N_c z + d = 0 \quad (4.15)$$

Từ đó suy ra phương trình mặt phẳng và vector pháp tuyến của mặt phẳng là  $\vec{N} = (N_a, N_b, N_c)$  với tọa độ điểm cần xét bởi công thức (4.16) sau:

$$\vec{N} \cdot G_{ijk} = N_a \times x_i + N_b \times y_j + N_c \times z_k \quad (4.16)$$

Thực hiện các với tất cả các mặt bên còn lại của miền không gian nghiệm  $V$  và xác định vị trí tương đối của điểm  $G_{ijk}$  so với miền không gian luật  $V$  như biểu thức (4.17) sau:

$$\begin{cases} \exists \vec{N} \cdot G_{ijk} < 0, G_{ijk} \text{ nằm ngoài không gian nghiệm } V \\ \text{elsewise, } G_{ijk} \text{ nằm trong không gian nghiệm } V \end{cases} \quad (4.17)$$

*Bước 5.1.2: Tính thể tích của vùng giao là tập hợp các khối vuông nằm trong vùng giao của hai không gian luật*

Vùng giao của hai không gian luật  $V_{pq}$  là tập các khối vuông  $\Omega_{ijk}$  nằm trong cả vùng không gian luật  $p$  và vùng không gian luật  $q$ . Do đó,  $V_{pq}$  được xác định theo công thức (4.18) sau:

$$V_{pq} = \sum V_{\Omega_{ijk}} \quad (4.18)$$

$$V_{\Omega_{ijk}} = |x_{i-1}, x_i| \times |y_{j-1}, y_j| \times |z_{k-1}, z_k| \quad (4.19)$$

### **Bước 5.2: Tối ưu luật**

- Nếu  $\frac{V_{pq}}{V_p} \geq \varepsilon_v$  và  $\frac{V_{pq}}{V_q} \geq \varepsilon_v$  và  $\frac{a_p}{a_p} + \frac{c_p}{c_p} + \frac{a'_p}{a'_p} + \frac{c'_p}{c'_p} < \varepsilon_R$  thì tiến hành gộp luật theo công thức sau:

$$a_{new} = \frac{a_p + a_q}{2}; b_{new} = \frac{b_p + b_q}{2}; c_{new} = \frac{c_p + c_q}{2} a'_{new} = \frac{a'_p + a'_q}{2}; b'_{new} = \frac{b'_p + b'_q}{2}; c'_{new} =$$

- Nếu  $\frac{V_{pq}}{V_q} \geq \varepsilon_v$  và  $\frac{V_{pq}}{V_p} < \varepsilon_v$  và  $\frac{a_p}{a_p} + \frac{c_p}{c_p} < \varepsilon_R$  or  $\frac{a'_p}{a'_p} + \frac{c'_p}{c'_p} < \varepsilon_R$  thì loại bỏ luật  $q$  và sử dụng luật  $p$ .

- Nếu  $\frac{V_{pq}}{V_q} < \varepsilon_v$  và  $\frac{V_{pq}}{V_p} \geq \varepsilon_v$  và  $\frac{a_p}{a_p} + \frac{c_p}{c_p} < \varepsilon_R$  or  $\frac{a'_p}{a'_p} + \frac{c'_p}{c'_p} < \varepsilon_R$  thì loại bỏ luật  $p$  và sử dụng luật  $q$ .

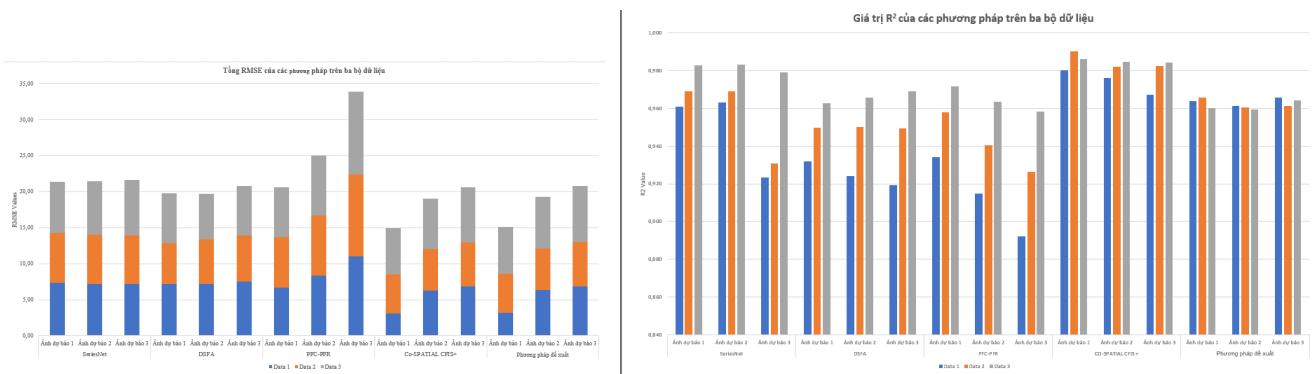
- Nếu  $\frac{V_{pq}}{V_q} < \varepsilon_v$  và  $\frac{V_{pq}}{V_p} < \varepsilon_v$  thì sử dụng cả hai luật  $p$  và  $q$ .

Sau khi tiến hành đánh giá với tất cả các cặp luật, ta có được hệ luật sinh ra từ ảnh mới.

- **Bước 6: Tổng hợp hệ luật cũ  $R$  và hệ luật mới  $R'$  thành hệ luật  $R''$** . Bằng cách so sánh vùng giao của hệ luật như bước số 5 trên.

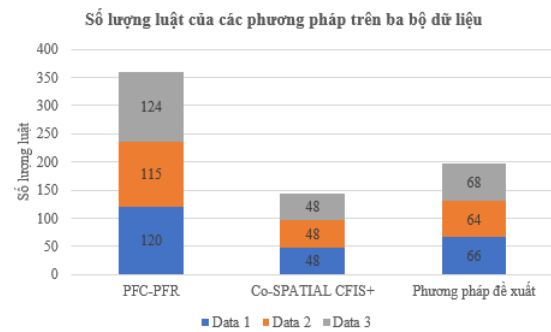
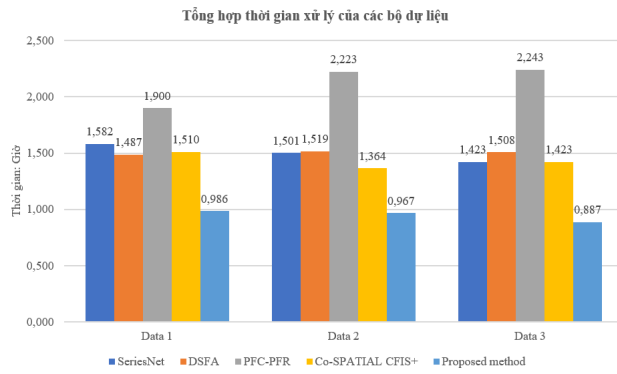
#### 4.3.1 Kết quả thực nghiệm mô hình đề xuất

Dựa theo kết quả của trung bình RMSE của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu, giá trị RMSE của phương pháp đề xuất tương đương với phương pháp Co-Spatial CFIS+ (trung bình tổng giá trị RMSE của phương pháp đề xuất cao hơn Co-Spatial CFIS+ khoảng 1%), nhưng có kết quả tốt hơn so với các phương pháp seriesNet, DSFA và PFC-PFR, kết quả trên cũng được thể hiện trực quan dưới đây.



Thời gian tính toán và tổng số luật xử lý của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR, Co-Spatial CFIS+ trên cả 3 bộ dữ liệu.





Từ kết quả, ta có tổng thời gian xử lý của phương pháp đề xuất ít hơn phương pháp Co-Spatial CFIS+ (34%), SeriesNet (40%), DSFA (38%) và đặc biệt ít hơn phương pháp PFC-PFR (60%).

## KẾT LUẬN

### Những kết quả chính của luận án

Với mục tiêu nghiên cứu là tập trung nghiên cứu đề xuất xây dựng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh, luận án có những kết quả đóng góp chính sau:

- Thứ nhất**, luận án đã đề xuất một hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Spatial CFIS) để phát hiện những thay đổi trong ảnh viễn thám.
  - Phương pháp đề xuất này tạo ra các luật mờ phức bằng cách sử dụng phân cụm mờ (FCM) và thực hiện dự đoán hình ảnh thông qua các luật mờ phức trong không gian tam giác.
  - Để nâng cao hiệu quả của phương pháp, Spatial CFIS sử dụng thuật toán ADAM để tối ưu hóa trọng số của hệ số giải mờ, hệ số phụ thuộc giữa phần thực và phần pha.
- Thứ hai**, luận án đề xuất phương pháp xác định đồng thời các bộ tham số cho hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Co-Spatial CFIS+) bao gồm:
  - Đề xuất cải tiến luật mờ phức không - thời gian bằng cách bổ sung các tham số cho hệ luật cho mỗi luật.
  - Đề xuất phương pháp huấn luyện đồng thời FWADAM+ để tìm ra các tham số tốt hơn phục vụ quá trình dự đoán hình ảnh.
- Thứ ba**, luận án đề xuất một hệ suy diễn mờ phức không gian thích ứng bằng các độ đo mờ phức được gọi là Spatial CFIS++ với những tính năng chính:
  - Giới thiệu mô hình hệ diễn mờ phức không - thời gian thích ứng dựa trên độ đo mờ phức để phát hiện thay đổi trong chuỗi ảnh viễn thám (RSI). Mô hình này liên quan đến các đặc điểm không gian và thời gian của hình ảnh RSI thông qua lý thuyết CFS.
  - Đề xuất phương pháp sinh luật trực tiếp từ ảnh mới thu được trong tập kiểm tra.
  - Đề xuất các độ đo mờ phức nhằm mục đích so sánh hai hệ luật: hệ luật cũ sinh dựa trên Spatial CFIS và hệ luật mới lập trực tiếp từ ảnh. Hệ thống sẽ

quyết định thêm, bớt hay tổng hợp các luật thông qua kết quả so sánh. Cuối cùng, một bộ luật mới thu được để điều chỉnh và phù hợp với bộ hình ảnh mới, cải thiện cả độ chính xác và thời gian của mô hình.

### **Một số hạn chế của luận án**

Bên cạnh các kết quả nghiên cứu đã đạt được, những nghiên cứu trong luận án vẫn còn tồn tại một số điểm hạn chế như:

- Thuật toán phân cụm mờ phức tạp là thuật toán lặp nên cần nhiều thời gian tính toán. Một số giá trị đầu vào được khởi tạo ngẫu nhiên, do đó số lần lặp lại của thuật toán phụ thuộc vào độ tốt của dữ liệu ban đầu

- Phân cụm bằng cách sử dụng nhóm điểm ảnh có thể giúp giảm thời gian xử lý nhưng vẫn sử dụng thuật toán FCM để phân cụm do đó tốc độ chưa cải thiện được nhiều.

- Việc xác định miền giao của các hệ luật còn nhiều sai số, điều này sẽ ảnh hưởng trực tiếp đến kết quả của mô hình.

- Cơ chế phân chia nhóm điểm ảnh còn đơn giản dẫn đến dễ xảy ra hiện tượng các nhóm điểm ảnh phân mảnh, rời rạc.

- Cơ chế giảm luật và tối ưu hệ luật trong mô hình còn khá đơn giản do đó chưa cải thiện được nhiều về luật.

### **Hướng phát triển của luận án**

Trong tương lai, định hướng phát triển tiếp theo của luận án có thể thực hiện theo các hướng nghiên cứu sau:

- Cải thiện thuật toán để tăng khả năng tính toán và giảm sử dụng tài nguyên bộ nhớ.
- Cải thiện mô hình bằng cách giảm hơn nữa thời gian xử lý mà vẫn đảm bảo tính ổn định và độ chính xác của mô hình;
- Tiếp tục nghiên cứu, đề xuất các thuật toán học như học chuyển giao, học cộng tác v.v. vào trong quá trình huấn luyện các bộ tham số, tinh giảm hệ luật Spatial CFIS mục tiêu tối ưu hóa hệ luật.
- Thử nghiệm các mô hình đề xuất trong luận án với nhiều bộ dữ liệu phức tạp hơn trong các lĩnh vực khác nhau trong cuộc sống như: y tế, kinh tế, địa lý v.v.
- Áp dụng, triển khai và tích hợp các nghiên cứu đã đề xuất cho các hệ thống trong thực tiễn như dự báo thời tiết, thiên tai, dự báo bão, v.v.;

## DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH CỦA LUẬN ÁN

### 1. Công trình đã công bố

- [CT1 ] **Lê Trường Giang**, Triệu Thu Hương, Nguyễn Long Giang, Lê Hoàng Sơn, Trần Mạnh Tuấn, Lương Thị Hồng Lan. (2020) “Một mô hình suy diễn mờ phức không gian mới cho bài toán phát hiện biến đổi của ảnh viễn thám”. *Kỷ yếu Hội nghị Khoa học Công nghệ Quốc gia lần thứ XIII về Nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công Nghệ thông tin (FAIR)*, 267-275, DOI: 10.15625/vap.2020.00178
- [CT2 ] **Lê Trường Giang**, Lê Hoàng Sơn, Nguyễn Trường Thắng, Nguyễn Long Giang, Trần Mạnh Tuấn, Nguyễn Văn Lương, Phùng Thế Huân, Phạm Bá Tuấn Chung, (2022). “Phương pháp học đồng thời cho hệ suy diễn mờ phức trong không gian đối với bài toán phát hiện biến đổi ảnh viễn thám”. *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia lần thứ XXIV - VNICT 2022*, 192-198.
- [CT3 ] **Le Truong Giang**, Le Hoang Son, Nguyen Long Giang, Tran Manh Tuan, Nguyen Van Luong, Mai Dinh Sinh, Ganeshsree Selvachandran, Vassilis C. Gero- giannis. (2022) “A New Co-Learning Method in Spatial Complex Fuzzy Inference Systems for Change Detection from Satellite Images”, *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07928-5> (**SCIE, Springer, 2021 IF=5.102**)
- [CT4 ] **Lê Trường Giang**, Lê Hoàng Sơn, Trần Mạnh Tuấn, Phạm Bá Tuấn Chung. (2020) “Dự đoán ảnh mây vệ tinh với mô hình suy diễn mờ phức không - thời gian”. *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia lần thứ XXIII - VNICT 2020*.
- [CT5 ] Trung Tuan, N., **Le Truong Giang**, Pham Huy Thong, Nguyen Van Luong, Le Minh Tuan, Nguyen Quoc Uy, & Le Minh Hoang. (2023). "A novel method for weather nowcasting based on spatial complex fuzzy inference with multiple band input data". *Journal of Computer Science and Cybernetics*. <https://doi.org/10.15625/18139663/18028>

### 2. Công trình đang review

- [CT6 ] Nguyen Truong Thang, **Le Truong Giang**, Le Hoang Sơn, Nguyen Long Giang, Tran Manh Tuan, David Taniar, Nguyen Van Thien. “A Novel Spatial Complex Fuzzy Inference System for Detection of Changes in Remote Sensing Images”, *Applied Intelligence*, (**SCIE, Springer, 2021 IF=5.019**) Under review.
- [CT7 ] **Le Truong Giang**, Le Hoang Son, Nguyen Long Giang, Tran Manh Tuan, Nguyen Van Luong, Luong Thi Hong Lan, Nguyen Truong Thang “Adaptive Spatial Complex Fuzzy Inference Systems with Complex Fuzzy Measures”, *IEEE Access*, (**SCIE, IEEE, 2021 IF=3.476**) Under review.