

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

LUẬN ÁN TIẾN SĨ NGÀNH MÁY TÍNH

Hà Nội - 2023

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

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

- PGS.TS Lê Hoàng Sơn
- PGS.TS Nguyễn Long Giang

Hà Nội - 2023

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan luận án “**Nghiên cứu phát triển hệ suy diễn mờ phức không - thời gian và ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh**” là công trình nghiên cứu của chính mình dưới sự hướng dẫn khoa học của tập thể cán bộ hướng dẫn. Luận án có sử dụng thông tin trích dẫn từ nhiều nguồn tham khảo khác nhau và các thông tin trích dẫn được ghi rõ nguồn gốc. Các kết quả nghiên cứu của tôi được viết chung với các tác giả khác đã được sự nhất trí của đồng tác giả khi đưa vào luận án. Các số liệu, kết quả được trình bày trong luận án là hoàn toàn trung thực và chưa từng được công bố trong bất kỳ một công trình nào khác.

Luận án được hoàn thành trong thời gian tôi làm Nghiên cứu sinh tại Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Hà Nội, ngày ... tháng ... năm 2023

Tác giả luận án

Lê Trường Giang

LỜI CẢM ƠN

Luận án này được hoàn thành với sự nỗ lực không ngừng của tác giả và sự giúp đỡ hết mình từ các thầy giáo hướng dẫn, bạn bè và người thân.

Đầu tiên, tác giả xin bày tỏ lòng biết ơn chân thành và sâu sắc tới các thầy giáo hướng dẫn PGS.TS Lê Hoàng Sơn và PGS.TS Nguyễn Long Giang. Sự tận tình chỉ bảo, hướng dẫn và động viên của các thầy dành cho tác giả suốt thời gian thực hiện luận án là không thể nào kể hết được.

Tác giả xin gửi lời cảm ơn tới các thầy, cô giáo và cán bộ bộ phận quản lý nghiên cứu sinh của Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam và bộ phận quản lý sau đại học của Viện Công nghệ thông tin đã nhiệt tình giúp đỡ và tạo ra môi trường nghiên cứu tốt để tác giả hoàn thành công trình của mình.

Tác giả xin chân thành cảm ơn các anh chị em trong Lab Tại Viện Công nghệ thông tin - Đại học Quốc gia Hà Nội đã giúp đỡ tác giả trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu tại Lab.

Tác giả xin chân thành cảm ơn tới Ban Giám hiệu trường Đại học Công nghiệp Hà Nội, các đồng nghiệp trong Trung tâm Đảm bảo chất lượng, nơi tác giả hiện đang công tác đều đã luôn động viên, hỗ trợ tác giả trong công việc để tác giả có thời gian tập trung nghiên cứu và hoàn thành luận án.

Tác giả xin bày tỏ lòng biết ơn vô hạn đối với cha mẹ, vợ con, anh chị em và gia đình, những người đã kiên trì chia sẻ, động viên cả về vật chất lẫn tinh thần, ủng hộ và yêu thương vô điều kiện.

Xin chân thành cảm ơn các anh chị em, bạn bè thân thiết đã luôn cổ vũ, động viên tác giả trong quá trình thực hiện luận án.

Cuối cùng, xin kính chúc các Thầy, Cô, các bạn đồng nghiệp, anh chị em, bạn bè luôn mạnh khỏe, đạt được nhiều thành tựu trong công tác, học tập và nghiên cứu khoa học!

Hà Nội, ngày ... tháng ... năm 2023

Người thực hiện

Lê Trường Giang

Mục lục

Kí hiệu và viết tắt	iv
Danh sách bảng	vi
Danh sách hình vẽ	viii
MỞ ĐẦU	1
Chương 1. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT	10
1.1 Giới thiệu	10
1.2 Tổng quan các nghiên cứu liên quan	10
1.2.1 Dự đoán biến đổi ảnh viễn thám dựa trên suy diễn mờ	11
1.2.2 Dự đoán biến đổi ảnh viễn thám dựa trên các phương pháp học máy	12
1.2.3 Dự đoán biến đổi ảnh viễn thám dựa trên các phương pháp học sâu	13
1.2.4 Các phương pháp sinh luật	14
1.2.5 Các phương pháp huấn luyện các bộ tham số	15
1.2.6 Nhận xét về các nghiên cứu liên quan	16
1.3 Cơ sở lý thuyết	16
1.3.1 Tập mờ	16
1.3.2 Tập mờ phức	17
1.3.3 Hệ suy diễn mờ	19
1.3.4 Hệ suy diễn mờ phức	21
1.3.5 Hệ suy diễn mờ phức Mamdani (M-CFIS)	24
1.3.6 Các phép toán trên tập mờ phức	26
1.3.7 Độ đo mờ phức	28

1.3.8 Ảnh viễn thám	30
1.4 Dữ liệu, môi trường và công cụ đánh giá	32
1.4.1 Dữ liệu thực nghiệm	32
1.4.2 Công cụ và môi trường thử nghiệm	33
1.4.3 Độ đo và phương pháp phân tích	33
1.5 Kết chương 1	34
Chương 2. HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN	35
2.1 Giới thiệu	35
2.2 Mô hình đề xuất Spatial CFIS	36
2.3 Chi tiết thuật toán	36
2.4 Độ phức tạp tính toán	44
2.5 Ví dụ minh họa	44
2.6 Thực nghiệm	58
2.6.1 Kịch bản thử nghiệm	58
2.6.2 Kết quả thực nghiệm	58
2.6.3 Phân tích ANOVA trên các kết quả thử nghiệm	63
2.6.4 Thảo luận về kết quả thử nghiệm	67
2.7 Kết luận chương 2	70
Chương 3. PHƯƠNG PHÁP XÁC ĐỊNH ĐỒNG THỜI CÁC THAM SỐ TRONG HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN	72
3.1 Giới thiệu	72
3.2 Mô hình đề xuất Co-Spatial CFIS+	72
3.3 Chi tiết thuật toán	74
3.4 Độ phức tạp tính toán	81
3.5 Ví dụ minh họa	83
3.6 Thực nghiệm	99
3.6.1 Kịch bản thử nghiệm	99
3.6.2 Kết quả thử nghiệm	99

3.6.3 Phân tích ANOVA trên các kết quả thử nghiệm	103
3.6.4 Thảo luận về kết quả thử nghiệm	105
3.7 Kết luận chương 3	107
Chương 4. PHƯƠNG PHÁP TỐI ƯU HỆ LUẬT SUY DIỄN MỜ	
PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN	108
4.1 Giới thiệu	108
4.2 Mô hình đề xuất Spatial CFIS++	109
4.3 Chi tiết thuật toán	110
4.4 Ví dụ minh họa	118
4.5 Thực nghiệm	127
4.5.1 Kịch bản thử nghiệm	127
4.5.2 Kết quả thử nghiệm	127
4.5.3 Phân tích ANOVA trên các kết quả thử nghiệm	132
4.5.4 Thảo luận về kết quả thử nghiệm	134
4.6 Kết luận chương 4	135
KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	136

Ký hiệu và viết tắt

STT	Từ viết tắt	Từ tiếng Anh	Diễn giải/Tạm dịch
1	FS	Fuzzy Set	Tập mờ
2	CFS	Complex Fuzzy Set	Tập mờ phức
3	CFL	Complex Fuzzy Logic	Logic mờ phức
4	FIS	Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn
5	CFIS	Complex Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ phức
6	ANFIS	Adaptive Neuro Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ noron thích nghi
7	CANFIS	Complex Neuro-Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ noron thích nghi phức
8	ANCFIS	Adaptive Neuro Complex Fuzzy Inference System	Mạng noron giá trị mờ phức thích nghi
9	FKG	Fuzzy Knowledge Graph	Đồ thị tri thức mờ
10	M-CFIS	Mamdani Complex Fuzzy Inference System	Hệ suy diễn mờ phức Mamdani
11	M-CFIS-R	Mamdani Complex Fuzzy Inference System Reduce Rule	Hệ suy diễn mờ phức Mamdani - giảm luật
12	M-CFIS-FKG	Mamdani Complex Fuzzy Inference System Fuzzy-Knowledge Graph	Hệ suy diễn mờ phức Mamdani - Đồ thị tri thức mờ
13	RANCFIS	Randomized Adaptive-Network Based Fuzzy Inference System	Mạng noron giá trị mờ phức thích nghi ngẫu nhiên
14	FANCFIS	Fast Adaptive-Network Based Fuzzy Inference System	Mạng noron giá trị mờ phức thích nghi nhanh
15	Spatial CFIS	Spatial Complex Fuzzy Inference Systems	Hệ luật mờ phức trong không gian dạng tam giác
16	ANOVA	Analysis of Variance	Phân tích phương sai

17	ADAM	Adaptive Moment Estimation	Thuật toán tối ưu ADAM
18	Co-Spatial CFIS+	Co-Learning in Spatial Complex Fuzzy Inference System+	Phương pháp học đồng thời cho hệ suy diễn mờ phức không - thời gian
19	FWAdam	Frank-Wolfe Adam online learning algorithm	Thuật toán tối ưu FWAdam
20	DNN	Deep neural network	Mạng nơ ron sâu
21	CNN	Convolutional Neural Network	Mạng nơ ron tích chập
22	DBN	Deep Belief Network	Mạng niềm tin sâu
23	MF	Membership Function	Hàm thành viên
24	RSI	Remote Sensing Image	Ảnh viễn thám
25	FCM	Fuzzy C-Means	Thuật toán phân cụm mờ
26	DSIFN	Deeply Supervised Image Fusion Network	Mạng tổng hợp hình ảnh được giám sát sâu
27	SAR	Synthetic Aperture Radar	Radar khẩu độ tổng hợp
28	MAD	Multivariate Alteration Detection	Phát hiện thay đổi đa biến
29	TPFN	Triangular Picture Fuzzy Number	Số mờ viễn cảnh tam giác
30	WMO	World Meteorological Organization	Tổ chức khí tượng thế giới
31	KNN	K-Nearest Neighbors	K láng giềng gần nhất
32	PCA	Principal Components Analysis	Phân tích thành phần chính
33	SVM	Support Vector Machine	Máy véc-tơ hỗ trợ
34	ExT	Extra-Trees	Các cây mở rộng
35	ConvLSTM	Convolution Long-Short Term Memory	Bộ nhớ dài-ngắn hạn tích chập
36	LSTM	Long-Short Term Memory	Bộ nhớ dài-ngắn hạn
37	RNN	Recurrent Neural Network	Mạng nơ ron hồi quy

Danh sách bảng

2.1	Kết quả của thuật toán đề xuất và các thuật toán so sánh với độ đo $RMSE$ trên bộ dữ liệu có kích thước 100x100 Pixels	58
2.2	Kết quả của thuật toán đề xuất và các thuật toán so sánh với độ đo $RMSE$ trên bộ dữ liệu có kích thước 500x500 Pixels	59
2.3	Kết quả của thuật toán đề xuất và các thuật toán so sánh với độ đo R^2 trên bộ dữ liệu có kích thước 100x100 Pixels	60
2.4	So sánh trung bình R^2 của các thuật toán cho tập dữ liệu 500x500 Pixels	61
2.5	So sánh trung bình RMSE của các thuật toán cho tập dữ liệu PRISMA	62
2.6	So sánh trung bình R^2 của các thuật toán cho tập dữ liệu PRISMA	62
2.7	Kết quả phân tích ANOVA của Spatial CFIS và các thuật toán so sánh trên hình ảnh kích thước 100x100 Pixels	64
2.8	RMSE: Các giá trị thống kê F từ ANOVA với các thuật toán	65
2.9	R^2 : Các giá trị thống kê F từ ANOVA với các thuật toán	65
2.10	Kết quả phân tích nhân tố đơn của bốn thuật toán trên hình ảnh dự đoán với bộ dữ liệu PRISMA	66
2.11	Tóm tắt kết quả t-Test của RMSE và R^2 trên hình ảnh dự đoán	66
2.12	Tóm tắt kết quả t-Test của RMSE và R^2 trên bộ dữ liệu Prisma	67
3.1	Ma trận kết quả dự báo hình ảnh đại diện	78
3.2	Dữ liệu đầu vào X_1 sau khi chuyển về ảnh xám	83
3.3	Dữ liệu đầu vào X_2 sau khi chuyển về ảnh xám	83
3.4	Dữ liệu đầu vào pixel đại diện Im_1^{tb}	84
3.5	Dữ liệu đầu vào pixel đại diện Im_2^{tb}	84
3.6	Kết quả κ_2 ảnh đầu vào X_1	84

3.7	Kết quả κ_1 ảnh đầu vào X_2	84
3.8	Kết quả so sánh RMSE của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR	99
3.9	Kết quả so sánh R^2 của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR	102
3.10	Kết quả so sánh thời gian xử lý của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR	103
3.11	Kết quả phân tích ANOVA với độ đo RMSE	104
3.12	Kết quả phân tích ANOVA với độ đo R^2	104
4.1	Ảnh cuối cùng trong tập đã huấn luyện và sinh luật trước đó	119
4.2	Ảnh đầu tiên trong tập dự báo (ảnh mới thu nhận)	119
4.3	Kết quả phân pha HoD_1 giữa ảnh I_1 và I_0	119
4.4	Giá trị ảnh I_0 trong miền $[0,1]$	120
4.5	Giá trị ảnh I_1 trong miền $[0,1]$	120
4.6	Giá trị phân pha HoD_1 trong miền $[0,1]$	120
4.7	Kết quả mờ hóa phần thực ảnh I_1	121
4.8	Kết quả mờ hóa phần pha HoD_1	121
4.9	Thời gian xử lý của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR, Co-Spatial CFIS+	130
4.10	Số lượng luật sinh ra và rút gọn bởi phương pháp đề xuất trên ba bộ dữ liệu	131
4.11	Tổng hợp số lượng luật của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu	131
4.12	Kết quả phân tích ANOVA với độ đo RMSE	132
4.13	Kết quả phân tích ANOVA với độ đo R^2	133
4.14	Kết quả phân tích ANOVA với thời gian xử lý	133

Danh sách hình vẽ

1	Bài toán dự đoán sự biến đổi của chuỗi ảnh viễn thám	2
1.1	Một số nghiên cứu liên quan đến phương pháp dự đoán biến đổi trong ảnh viễn thám	11
1.2	Một số dạng hàm thuộc cơ bản	17
1.3	Biểu diễn của hàm thuộc mờ phức	18
1.4	Sơ đồ tổng quan của hệ suy diễn mờ [81]	19
1.5	Mô hình của CFIS/CFLS [76]	22
1.6	Mô hình hệ suy diễn mờ phức Mamdani [22]	24
1.7	Quy trình thu thập và xử lý ảnh viễn thám	30
2.1	Sơ đồ chi tiết Chi tiết thuật toán của mô hình đề xuất	36
2.2	Quy trình phân cụm đồng thời cả phần thực và phần pha theo FCM	38
2.3	Mô hình một luật mờ phức không - thời gian	41
2.4	Ảnh dữ liệu đầu vào	45
2.5	Mô hình luật mờ phức không gian dạng tam giác của Luật 1	50
2.6	Mô hình một luật mờ phức không gian dạng tam giác của Luật 2	51
2.7	Xác định giá trị hàm thuộc của điểm thứ nhất theo Luật 1	53
2.8	Xác định giá trị hàm thuộc của điểm ảnh thứ nhất theo Luật 2	54
2.9	Ảnh dự đoán đầu ra	57
2.10	RMSE của các thuật toán với bộ ảnh kích thước 100x100 Pixels	59
2.11	RMSE của các thuật toán với bộ ảnh kích thước 500x500 Pixels	60
2.12	R^2 của các thuật toán với ảnh kích thước 100x100 Pixels của bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ	61
2.13	R^2 của các thuật toán với ảnh kích thước 500x500 Pixels của bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ	61

2.14 RMSE của các thuật toán với bộ dữ liệu PRISMA	62
2.15 R^2 của các thuật toán với bộ dữ liệu PRISMA	63
2.16 Kết quả phân tích ANOVA trên Spatial CFIS	64
3.1 Lưu đồ của phương pháp đề xuất	73
3.2 Sơ đồ chi tiết mô hình đề xuất	74
3.3 Thuật toán FWADAM+	79
3.4 Không gian luật 1 Spatial CFIS+ của X_1	91
3.5 Không gian luật 2 Spatial CFIS+ của X_1	91
3.6 Nội suy một điểm ảnh trong không gian luật đầu tiên	93
3.7 Nội suy một điểm ảnh trong không gian luật thứ hai	93
3.8 Giá trị trung bình của RMSE trên mỗi tập dữ liệu	100
3.9 Giá trị trung bình RMSE của ảnh dự báo thứ nhất trên mỗi tập dữ liệu	100
3.10 Giá trị trung bình RMSE của ảnh dự báo thứ 2 trên mỗi tập dữ liệu	101
3.11 Giá trị trung bình RMSE của ảnh dự báo thứ 3 trên mỗi tập dữ liệu	101
3.12 Các giá trị trung bình của R^2 trên mỗi tập dữ liệu	102
3.13 Kết quả so sánh thời gian tính toán của phương pháp đề xuất và các phương pháp so sánh trên 03 bộ dữ liệu	103
3.14 Sai số tiêu chuẩn của tính toán trên RMSE	105
3.15 Sai số tiêu chuẩn của tính toán trên R^2	105
3.16 Sai số tiêu chuẩn của tính toán thời gian chạy	105
4.1 Mô hình phát triển độ đo tính luật không - thời gian với các lát cắt thời gian	109
4.2 Không gian nghiệm	111
4.3 Miền không gian luật	114
4.4 Miền không gian tạo bởi hai luật p, q	115
4.5 Không gian luật mới sau khi tiến hành gộp hai luật	118
4.6 Không gian nghiệm của ảnh I_1	122
4.7 Biểu đồ Histogram của ảnh đầu vào	123

4.8	Kết quả gán nhãn các nhóm theo biểu đồ Histogram	123
4.9	Không gian luật 1 tương ứng với vùng 1	125
4.10	Không gian luật 2 tương ứng với vùng 2	125
4.11	Kết quả trung bình RMSE của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu	128
4.12	Tổng RMSE của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu	128
4.13	Kết quả trung bình R^2 của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu . .	129
4.14	Giá trị R^2 của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu	129
4.15	Giá trị R^2 của các phương pháp trên bộ dữ liệu thứ nhất (Data 1)	130
4.16	Kết quả so sánh thời gian tính toán của phương pháp đề xuất và các phương pháp so sánh trên 03 bộ dữ liệu	131
4.17	Số lượng luật của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu	131

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của luận án

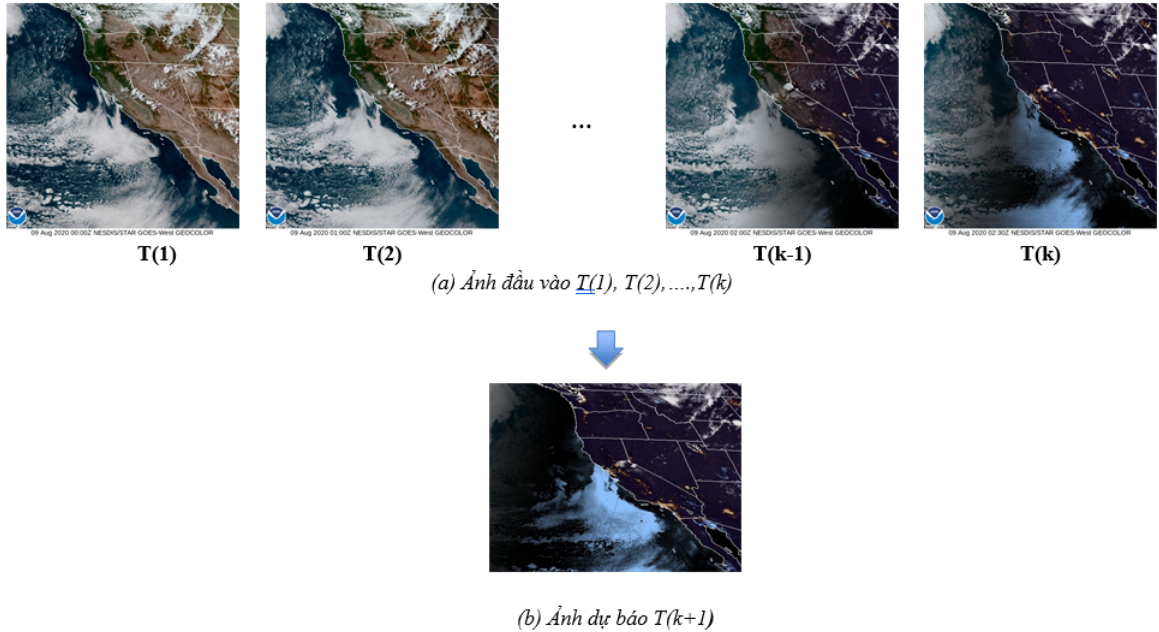
Những thay đổi trên bề mặt trái đất xảy ra do thiên tai, nạn phá rừng, thay đổi do sói mòn, do quá trình đô thị hóa hay do quá trình biến đổi tự nhiên như thời tiết, khí hậu, v.v. là những vấn đề được đặc biệt quan tâm ngày nay. Dự báo kịp thời và chính xác về sự thay đổi giúp cho sự tương tác giữa tự 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 như hình (1) dưới đây.



Hình 1: Bài toán dự đoán sự biến đổi của chuỗi ảnh viễn thám

Với bài toán dự đoán biến đổi trong ảnh viễn thám, các nghiên cứu tập trung chủ yếu ở hai nhóm chính: nhóm phương pháp dự đoán biến đổi ảnh đồng nhất và nhóm dự đoán biến đổi hình ảnh không đồng nhất [8–10]. Luận án tập trung thực hiện nghiên cứu các phương pháp thực hiện dự đoán biến đổi ảnh trên nhóm ảnh đồng nhất. Dự đoán biến đổi ảnh đồng nhất là dự đoán biến đổi trên hình ảnh viễn thám trong cùng một không gian đặc trưng. Những điểm ảnh trong ảnh đồng nhất có thuộc tính giống nhau hay tương tự được cho là có tương quan tuyến tính. Do đó, nhiều phương pháp được áp dụng để so sánh trực tiếp hai hình ảnh, như phương pháp log-ratio [11, 12], phương pháp phân tích khác biệt [13], phương pháp tỉ lệ trung bình [14] và các phương pháp truyền thống khác [15].

Với mục đích dự đoán biến đổi trên nhóm ảnh đồng nhất, các nghiên cứu thường sử dụng hai phương thức sau. Phương thức thứ nhất là so sánh ảnh trước và sau để thực hiện phân lớp, hai là phân lớp các ảnh trước rồi so sánh sự khác biệt. Việc phân lớp thường có thể được thực hiện bằng phương pháp phân

đoạn ngưỡng như phương pháp ngưỡng Kittle và Illingworth (KI) [16], phương pháp ngưỡng Otsu [17], và một vài phương pháp phân đoạn ngưỡng tự động hay một vài phương pháp phân cụm như Fuzzy C-means (FCM) hay K-means [18, 19]. Nhóm tác giả Sơn và Thông [20] đã đề xuất phương pháp dự đoán dựa trên phân cụm mờ viễn cảnh và mô hình hồi quy không thời gian (PFC-STAR) và phân cụm mờ viễn cảnh với luật mờ tam giác (PFC-PFR) để thu được độ chính xác cao hơn cho quá trình dự đoán đối với dữ liệu ảnh trong khoảng thời gian ngắn. Các tác giả đã thử nghiệm trên ảnh mây vệ tinh để chứng minh tính hiệu quả của cả hai phương pháp và cũng chỉ ra điểm hạn chế của hai phương pháp trên là thời gian tính toán và chưa xem xét các yếu tố khác ảnh hưởng đến kết quả dự đoán như nhiệt độ, độ ẩm, tốc độ gió, v.v. Phương pháp dự đoán biến đổi ảnh không giám sát dựa trên sự khác biệt phổ cũng được đề xuất bởi Li Yan và cộng sự [21]. Nhóm tác giả đã chỉ ra hạn chế của các phương pháp dự đoán biến đổi ảnh với kỹ thuật bỏ qua những điểm ảnh có giá trị biến đổi thấp. Để hạn chế những điểm yếu của phương pháp truyền thống, họ đề xuất phương pháp không giám sát dựa trên sự khác biệt phổ. Kết quả thu được tốt hơn so với các phương pháp phân tích véc tơ và phát hiện biến đổi đa biến (MAD).

Một hướng tiếp cận theo lý thuyết mờ phức cũng rất đáng chú ý bởi lý thuyết mờ phức cho phép chúng ta quan sát dữ liệu dưới cả hai biên độ và giá trị pha của một sự kiện, do đó dẫn đến hiệu suất tốt hơn. Hệ suy diễn mờ phức Mamdani (M-CFIS) [22] được giới thiệu như một công cụ hữu ích cho việc giải quyết các vấn đề không chỉ giới hạn ở một thời điểm nhất định mà còn trong một khoảng thời gian. Đặc biệt M-CFIS đã được cải thiện trên cơ sở giảm luật bằng việc sử dụng độ đo mờ phức với M-CFIS-R [23]. Ưu điểm của M-CFIS-R so với M-CFIS là sự thay đổi liên tục của cơ sở luật cho đến khi hiệu suất thu được tốt hơn. Bằng cách đó, cơ sở luật mới trong M-CFIS-R sẽ cải thiện hiệu suất của toàn hệ thống.

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.

2.2. Mục tiêu cụ thể

Xuất phát từ mục tiêu tổng quát đã đề ra ở trên, 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.

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 một số phương pháp dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh viễn thám để tiến hành so sánh với phương pháp đề xuất.
- ***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 luận án là nghiên cứu tổng quan lý thuyết về tập mờ phức, các phương pháp xác định, huấn luyện các bộ tham số, các độ đo dựa trên tập mờ phức và các hệ suy diễn mờ phức đã công bố, phân tích ưu điểm, nhược điểm và các vấn đề còn tồn tại của các nghiên cứu liên quan. Tổng hợp các nghiên cứu liên quan đến các phương pháp dự báo chuỗi ảnh vệ tinh dựa trên hệ suy diễn mờ và mờ phức từ các công bố khoa học trong nước và trên thế giới. Trên cơ sở đó đề xuất mô hình, thuật toán cải tiến, chứng minh hiệu năng, tính đúng đắn của mô hình bằng lý thuyết hoặc 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 phát triển, cải tiến đề xuất hệ suy diễn mờ phức không – thời gian ứng dụng trong dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh
- Nghiên cứu, xây dựng phương pháp xác định đồng thời các tham số cho hệ suy diễn mờ phức không – thời gian.
- Nghiên cứu, xây dựng phương pháp tối ưu hệ luật 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 [24].

- 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 [25] 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 [25] huấn luyện và tìm ra hệ số phụ thuộc để có thể tổng hợp hình ảnh dự đoán tốt hơn.
- Các đóng góp này được trình bày trong nội dung **Chương 2** của luận án.
- **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+.
 - Các đóng góp này được trình bày chi tiết trong **Chương 3** của luận án.
- **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.

- Nội dung chi tiết của đề xuất được trình bày trong **Chương 4** của luận án.

6. Tính mới của luận án

- So với các nghiên cứu về suy diễn mờ phức như của Lan và cộng sự ([26]) 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:** Trình bày bối cảnh nghiên cứu; tổng quan và các hạn chế về hệ suy diễn mờ; các vấn đề nghiên cứu; mục tiêu nghiên cứu; hướng tiếp cận và phương pháp nghiên cứu; nội dung nghiên cứu; phạm vi và giới hạn của nghiên cứu; các đóng góp chính và bố cục của luận án.
- **Chương 1:** Trình bày kiến thức cơ sở cho đề tài nghiên cứu bao gồm: Khái niệm về tập mờ, tập mờ phức, hệ suy diễn mờ, các bài toán phân cụm trên tập mờ và ứng dụng cho bài toán dự báo chuỗi ảnh vệ tinh.
- **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:** Đưa ra các kết quả thu được, hạn chế của đề tài và các hướng nghiên cứu tương lai.

Chương 1

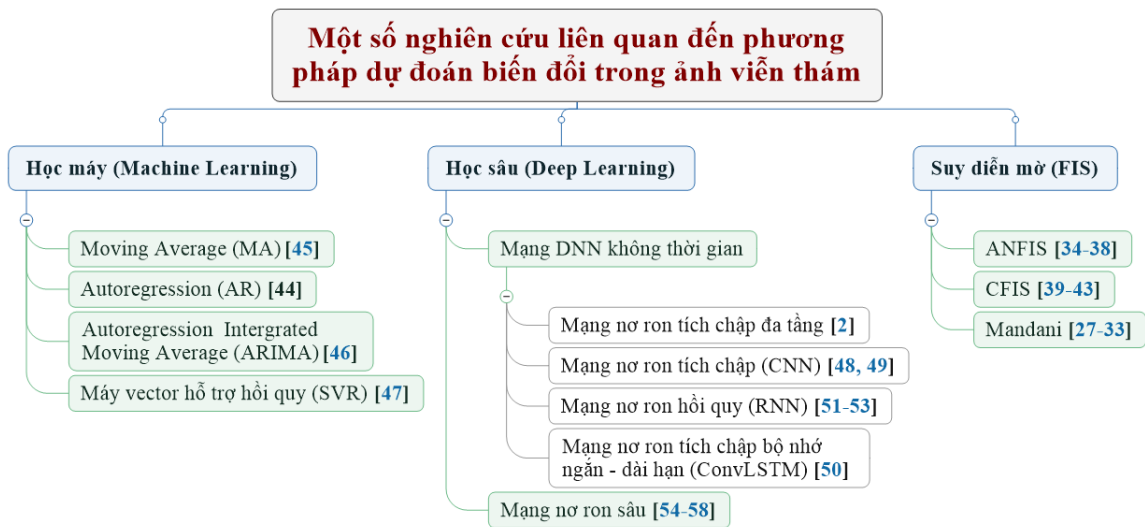
TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

1.1 Giới thiệu

Xuất phát từ mục tiêu nghiên cứu của luận án là "**Nghiên cứu đề xuất xây dựng hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng trong dự đoán ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh**", trong chương 1 này luận án sẽ tập trung tổng hợp, phân tích những nghiên cứu liên quan đến bài toán hệ suy diễn mờ phức, dự đoán biến đổi ảnh viễn thám, các phương pháp huấn luyện tham số và tối ưu các hệ luật và các cơ sở lý thuyết liên quan đến tập mờ, tập mờ phức, hệ suy diễn mờ, hệ suy diễn mờ phức và các độ đo mờ phức. Ngoài ra, trong nội dung chương cũng giới thiệu khái quát về các bộ dữ liệu thực nghiệm, công cụ và môi trường thử nghiệm, cũng như độ đo và phương pháp phân tích được sử dụng trong luận án.

1.2 Tổng quan các nghiên cứu liên quan

Một số hướng nghiên cứu liên quan đến bài toán dự đoán biến đổi của chuỗi ảnh viễn thám tập trung theo ba hướng chính như hình 1.1 dưới đây:



Hình 1.1: Một số nghiên cứu liên quan đến phương pháp dự đoán biến đổi trong ảnh viễn thám

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

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. Hệ suy diễn này là một trong những hệ suy diễn cổ điển nhất, với hệ cơ sở luật dễ hiểu, chấp nhận nhiều loại đầu vào khác nhau, và đã chứng minh hiệu quả qua nhiều ứng dụng cũng như nghiên cứu khác nhau. Hàng loạt các nghiên cứu khác nhau [27–33] với kết quả rất tốt ở nhiều lĩnh vực khác nhau như đánh giá rủi ro của môi trường sống động vật, phát hiện sớm các bệnh như ung thư vú, mức độ nghiêm trọng của bệnh Thalassemia, đánh giá hiệu suất nhân lực, xử lý ảnh, dự đoán lỗi phần mềm, v.v Ngoài những ưu điểm nổi bật như kể trên, hệ suy diễn Mamdani cũng có những hạn chế như chưa có cơ chế học, cập nhật các tham số.

Một hướng nghiên cứu khác thường được sử dụng để giải quyết vấn đề này đó là sử dụng hệ suy diễn mờ nơ ron thích nghi (ANFIS). 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. Một ưu điểm khác có thể kể đến đó là khả năng tự học và ghi nhớ của mạng nơ ron, điều này có ý nghĩa vô cùng quan trọng đặc biệt khi giúp mô hình huấn luyện trở nên ổn định hơn. Đối với hướng này đã có rất nhiều đề xuất với nhiều

ứng dụng khác nhau [34–38] như hệ thống đánh giá giám sát hiệu suất cho thiết bị trao đổi nhiệt dạng ống, đánh giá mức độ lưu lượng giao thông, lập bản đồ, khử nhiễu ảnh, giấu thông tin trong ảnh v.v Sau này, nhằm tận dụng các ưu điểm của hệ suy diễn mờ, cũng như khắc phục một số hạn chế của các phương pháp trước đó, hệ suy diễn mờ phức đã được ra đời. Đối với các hệ suy diễn mờ thông thường trong lớp bài toán dự đoán biến đổi ảnh viễn thám, các hệ mờ thường thường biểu diễn không đầy đủ các ý nghĩa của đầu vào như ma trận biến đổi cho các bài toán dự đoán biến đổi, việc sử dụng dữ liệu hệ suy diễn kết hợp với giá trị phân phức bổ sung thêm cho mô hình mờ các thông tin giúp xác định rõ hơn các đặc trưng của ảnh, yếu tố phức này đã chứng minh được hiệu quả trong rất nhiều nghiên cứu khác nhau [39–43].

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

Một trong số những nghiên cứu nổi bật trong lĩnh vực này có thể kể đến nghiên cứu của Xinyu Chen và nhóm cộng sự trong nghiên cứu [44]. Ở nghiên cứu này đã xây dựng một bộ tenxơ bậc thấp tự động hồi quy hoàn chỉnh, phục vụ cho quá trình dự đoán các xu hướng trong tương lai. Đóng góp chính của nghiên cứu này đến từ việc đề xuất biến đổi dữ liệu chuỗi thời gian đa chiều thành dữ liệu tenxơ bậc ba bằng cách giới thiệu một chiều dữ liệu tạm thời. Mô hình đã chứng minh được tính hiệu quả rõ ràng thông qua các bộ dữ liệu thực tế có độ tin cậy cao. Một hướng khác, trong nhóm lĩnh vực này có thể kể đến phương pháp sử dụng đường trung bình động, nhiều biến thể khác nhau của phương pháp này đã được đề xuất, một trong số đó có thể kể đến nghiên cứu của Seng [45] trong bài toán dự đoán giá chứng khoán. Trong nghiên cứu này tác giả sử dụng kết hợp tính toán hệ số trọng số của WMA(đường trung bình động có trọng số) và EMA(đường trung bình động hàm mũ) làm hệ số trọng số mới của mô hình. Các kết quả thử nghiệm và ứng dụng bước đầu cho thấy những kết quả rất hứa hẹn. Bên cạnh các phương pháp kể trên, không thể không đề cập đến nhóm phương pháp ARIMA, trong nghiên cứu của Paulo [46] và nhóm cộng sự trong bài toán dự đoán các chỉ số thị trường chứng khoán, trong nghiên cứu này nhóm tác giả sử dụng mô hình toán học theo phương pháp Box-Jenkins

và đánh giá các kết quả so sánh dựa trên độ đo MAPE(tỷ lệ phần trăm sai số trung bình tuyệt đối) bước đầu cho thấy những kết quả tốt. Bên cạnh đó một phương pháp cũng nhận được nhiều sự quan tâm khác có thể kể đến sử dụng dựa trên cơ sở máy vectơ hỗ trợ hồi quy như của nhóm tác giả trong [47] sử dụng ma trận mức xám đồng thời (GLCM), hình thái học và đặc trưng, và việc lựa chọn các đối tượng với rừng ngẫu nhiên để xác định vectơ đặc trưng tối ưu để dự đoán thay đổi. Sự kết hợp của các bộ phân loại SVM, KNN và ExT được thực hiện để phân loại trong đó các hình ảnh được gắn nhãn bằng cách sử dụng phương pháp học tập với thông tin không gian. Các phương pháp dự đoán sử dụng học máy nói chung đều có khả năng dự đoán biến đổi ảnh tốt, tuy nhiên các phương pháp này thường gặp khó khăn trong trường hợp dữ liệu đầu vào đa dạng, lớn.

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

Với sự bùng nổ của dữ liệu, các phương pháp sử dụng mạng nơ ron cũng thường xuyên được các nhà nghiên cứu quan tâm đến. Có rất nhiều hướng tiếp cận khác nhau trong nhóm phương pháp này có thể kể đến như mạng nơ ron tích chập [2, 48, 49] với ứng dụng rất đa dạng trong các bài toán dự đoán thay đổi trong ảnh viễn thám. Ưu điểm của nhóm phương pháp này đó là khả năng tận dụng tối đa dữ liệu, hiệu quả cao, tự động xác định các đặc trưng quan trọng của đầu vào. Trong thực tế điều này có ý nghĩa rất quan trọng, ví dụ như để xác định đâu là chó, đâu là mèo, CNN có khả năng tự xác định các đặc trưng của ảnh thể hiện đâu là chó/mèo chỉ cần thông qua đầu vào là ảnh, trong khi đó ANN yêu cầu dữ liệu đầu vào cần gắn nhãn các vị trí tương ứng với các nội dung cần quan tâm của ảnh. Một hướng nghiên cứu khác được xây dựng dựa trên cơ sở mạng tích chập có thể đề cập đến là nghiên cứu Zhuo và cộng sự [50] sử dụng ConvLSTM làm công cụ dự đoán thay đổi trong vấn đề dự đoán thay đổi hình ảnh với hình ảnh có độ phân giải cao.

Một hướng tiếp cận khác đối với lớp phương pháp sử dụng mạng nơ ron đó là sử dụng mạng nơ ron hồi quy, rất nhiều nghiên cứu khác nhau đã chỉ ra ứng dụng của RNN trong các bài toán dự đoán biến đổi [51–53]. Khác với CNN,

khi dữ liệu đầu vào của CNN thường là dữ liệu dạng không gian, RNN với mô hình hồi quy có khả năng “nhớ” các thông tin, cho thấy những kết quả tích cực hơn đối với các dữ liệu dạng thời gian, ngoài ra RNN được xây dựng dựa trên cơ sở khắc phục hạn chế lớn nhất của mô hình LSTM là biến mất đạo hàm, giúp cho hiệu quả của mô hình càng được khẳng định hơn.

Trong trường hợp dữ liệu đầu vào phức tạp, một hướng nghiên cứu khác cũng nhận được nhiều sự quan tâm đó là việc sử dụng mạng nơ ron sâu. Các mạng này thường khá phức tạp, yêu cầu thời gian xử lý lớn, hạ tầng xử lý phù hợp, v.v Tuy nhiên phương pháp này lại rất phù hợp đối với các bài toán dự đoán biến đổi do tận dụng được dữ liệu đầu vào lớn, không tốn thời gian gán nhãn dữ liệu, phù hợp với những dạng dữ liệu đa dạng, và hiệu quả của các nghiên cứu sử dụng phương pháp này cũng vô cùng hiệu quả. Một số nghiên cứu sử dụng DNN [54–58] được ứng dụng trong các bài toán xử lý ảnh, dự đoán biến đổi ảnh, v.v

1.2.4 Các phương pháp sinh luật

Ngoài các yếu tố liên quan đến mô hình, trong các bài toán sử dụng hệ suy diễn, hệ luật cũng là một yếu tố vô cùng quan trọng. Rất nhiều phương pháp sinh luật khác nhau với những hiệu quả rõ rệt đã được chứng minh đã được đề xuất như [59–62]. Các phương pháp này chủ yếu sử dụng phương pháp sinh luật trực tiếp từ ảnh, phương pháp này giúp tiết kiệm rất lớn thời gian sinh luật, vốn sử dụng thời gian rất lớn ở các hệ suy diễn nói chung. Tuy nhiên, phương pháp cũng cho thấy những tồn tại trong quá trình sinh luật như số lượng luật lớn, chưa có cơ chế đánh giá các luật phù hợp cho quá trình suy diễn. Do đó nhiều cơ chế giảm luật khác nhau đã được đề xuất [63–65, 65–67], các cơ chế sinh luật này đều hướng đến mục tiêu, giảm số lượng luật trùng/dư thừa, lựa chọn các luật có ý nghĩa lớn tuy nhiên vẫn đảm bảo các yếu tố liên quan đến chất lượng mô hình. Tuy nhiên các mô hình này cũng có những hạn chế nhất định, khi các cơ chế loại bỏ, lựa chọn luật còn đơn giản, chưa có một thang đo nhất định để đánh giá luật phù hợp. Do đó, các độ đo mờ [68–70] thường được sử dụng để giúp lựa chọn được các hệ luật phù hợp hơn.

1.2.5 Các phương pháp huấn luyện các bộ tham số

Ngoài các yếu tố về luật, hệ suy diễn, v.v. 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 phù hợp cũng rất quan trọng. Rất nhiều phương pháp huấn luyện [67, 71–73] đã được đề xuất để giải quyết vấn đề này, các phương pháp huấn luyện này cũng rất đa dạng, như huấn luyện đồng thời, huấn luyện gián tiếp, huấn luyện cục bộ, v.v. Chương và các cộng sự [71] đã đề xuất một thuật toán học liên kết gọi là Co-learning Label Assignment Distillation (CoLAD) để xác định vị trí và nhãn cho các đối tượng trong ảnh. Bằng cách sử dụng mô hình để huấn luyện thông tin từ hình ảnh đầu vào và hình ảnh được gắn nhãn đồng thời, mô hình đã thu được kết quả đáng kể so với việc huấn luyện từng phần độc lập trên tập dữ liệu lớn. Trong bối cảnh bùng nổ dữ liệu và sức mạnh của các thiết bị huấn luyện đặc biệt trong lĩnh vực dự đoán sự khác biệt hình ảnh, Rodrigo và cộng sự [72] đề xuất hai thuật toán để cải thiện mô hình mạng nơ ron bao gồm Early Fusion (EF) và Siamese để xác định sự thay đổi trong hình ảnh. Mô hình ban đầu đã cho thấy kết quả khả quan bằng cách sử dụng dữ liệu từ chương trình Copernicus Sentinel-2. Các phương pháp này có những ưu/nhược điểm nhất định, tuy nhiên đều đạt đến được những hiệu quả đáng kể cho các mô hình áp dụng, đặc biệt là đối với lớp bài toán dự đoán biến đổi sử dụng hệ suy diễn mờ phức.

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. Có nhiều định nghĩa cũng như nghiên cứu khác nhau về độ đo mờ đã được đưa ra một số trong số đó có thể kể đến như [68–70] đã đưa ra một số những định nghĩa cơ bản về độ đo mờ cùng với đó là áp dụng những kết quả này cho tích phân Choquet, một số độ đo mờ khác nhau dựa trên cơ sở khoảng cách Euclid và khoảng cách Hamming và ứng dụng của những độ đo mờ này trong lớp bài toán ra quyết định, đặc biệt hơn trong nghiên cứu này tác giả đã chỉ ra được sự liên quan của chu kỳ và sự tuần hoàn ảnh hưởng đến phần pha nói chung và các độ đo mờ trên miền dữ liệu phức nói riêng nhằm phát triển

một độ đo mờ phức, giúp dễ dàng hiểu rõ hơn quan hệ của các tham số trong mô hình với kỳ vọng có thể ứng dụng mạnh mẽ trong giải quyết các bài toán liên quan đến phân lớp ảnh, học máy, v.v

1.2.6 Nhận xét về các nghiên cứu liên quan

Sau khi tổng hợp các nghiên cứu liên quan đến bài toán hệ suy diễn mờ phức, dự đoán biến đổi ảnh viễn thám, các phương pháp huấn luyện tham số và tối ưu các hệ luật. Luận án nhận thấy hướng tiếp cận đề xuất hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng trong dự đoán ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh là phù hợp và có tính khả thi cao.

1.3 Cơ sở lý thuyết

1.3.1 Tập mờ

Zadel định nghĩa tập mờ (FS) vào năm 1965 [74] và được coi là phần mở rộng của tập kinh điển như sau:

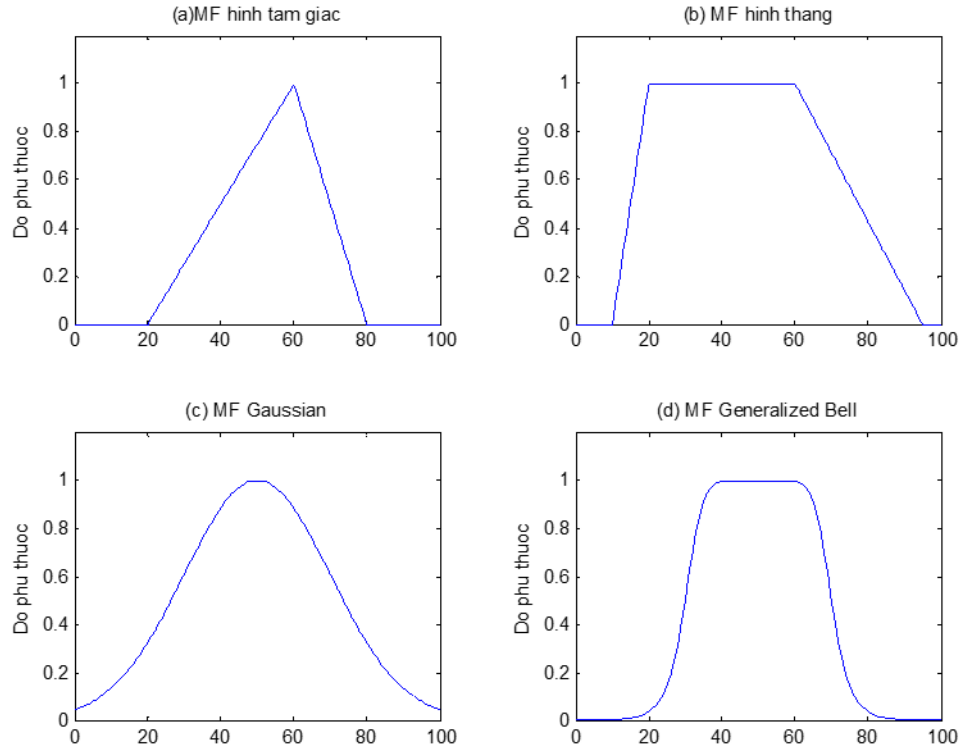
Định nghĩa 1.1. [74] Nếu X là một không gian nền (một tập nền) và những phần tử của nó được biểu thị bằng x , thì một tập mờ A trong X được xác định bởi một cặp các giá trị như công thức (1.1) sau:

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

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 $[0, 1]$.

Như vậy, kiến trúc của một tập mờ phụ thuộc vào hai yếu tố: không gian nền và hàm thuộc phù hợp. Sự đặc biệt của hàm thuộc là nó mang tính chủ quan với ý nghĩa là với cùng định nghĩa một khái niệm nhưng với mỗi người khác nhau thì hàm thuộc có thể được xây dựng khác nhau.

Các hàm thuộc được xây dựng từ những hàm cơ bản như: Hàm bậc nhất, hàm hình thang, hàm hình tam giác, hàm Gaussian, hàm đường cong sigma, hàm đường cong đa thức bậc hai và hàm bậc ba. Hình (1.2) dưới đây mô tả một vài dạng hàm thuộc cơ bản.



Hình 1.2: Một số dạng hàm thuộc cơ bản

1.3.2 Tập mờ phức

Năm 2002, Ramot và các cộng sự [75, 76] đã đề xuất khái niệm về tập mờ phức (Complex Fuzzy Set - CFS) và logic mờ phức (Complex Fuzzy Logic - CFL) như là mở rộng của lý thuyết tập mờ và logic mờ.

Định nghĩa 1.2. [75] 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 thành phần biên độ, $\omega_S(x)$ là thành phần pha và cả hai đều là các hàm có giá trị thực với điều kiện $r_S(x) \in [0, 1]$, $\omega_S(x) \in (0, 2\pi]$.

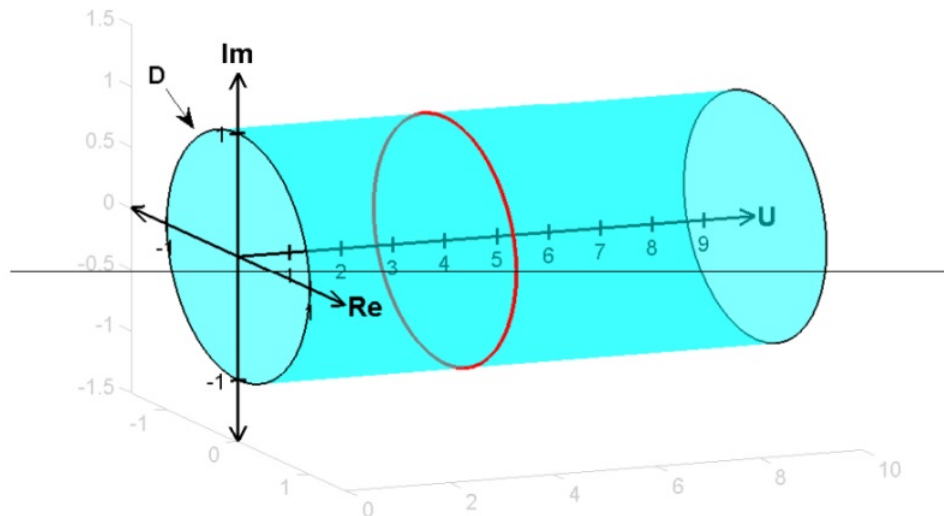
Như vậy, một tập mờ phức được đặc trưng bởi một hàm thuộc giá trị phức $\mu_S(x)$ mà phạm vi giá trị của nó là đường tròn đơn vị trong không gian phức. Thành phần pha ở đây chỉ là một số thông tin mở rộng bổ sung thêm liên quan tới chu kỳ không gian hay thông tin thời gian trong tập mờ đã được xác định bởi thành phần biên độ. Pha bổ sung thêm một số thông tin mở rộng liên

quan tới chu kì không gian và thời gian trong tập mờ đã được xác định bởi biên độ.

Theo Ramot [75, 76] 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 (ví dụ như phân pha biểu diễn ý nghĩa thay đổi theo ngữ cảnh) hay với những vấn đề có yếu tố chu kì, định kì.

Khác với tập mờ, phạm vi của hàm thuộc chỉ giới hạn trong khoảng $[0,1]$ thì với tập mờ phức, phạm vi được mở rộng đến vòng tròn đơn vị trong mặt phẳng phức. Như vậy, tập mờ phức cung cấp một nền tảng toán học để biểu diễn hàm thuộc dưới dạng số phức. Do đó, tập mờ chỉ là một trường hợp cụ thể của tập mờ phức khi thành phần pha bằng 0 [75, 77].

Hình 1.3 mô tả biểu diễn của hàm thuộc mờ phức qua đồ thị 3 chiều với không gian nên được coi là trục thứ ba. Hình trụ màu xanh biểu diễn giới hạn của các lớp mờ phức trên không gian nền U .



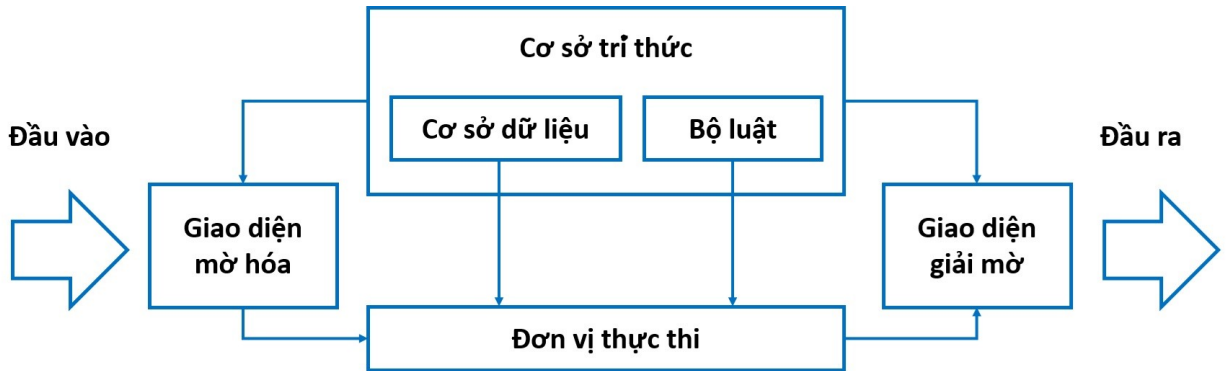
Hình 1.3: Biểu diễn của hàm thuộc mờ phức

Tuy nhiên, khái niệm về tập mờ phức này khác với các khái niệm do Buckley [78, 79] và Zhang [80, 81] đưa ra. Các tập mờ phức giữ lại các đặc điểm về sự không chắc chắn dưới dạng biên độ, trong khi thêm vào thành phần pha để chỉ ra các thuộc tính dạng sóng.

1.3.3 Hệ suy diễn mờ

Hệ suy diễn mờ (FIS) [81] là một hệ xử lý tri thức dựa trên lý thuyết tập mờ đã được áp dụng thành công trong nhiều lĩnh vực. Hệ suy diễn mờ tỏ ra hiệu quả trong trường hợp tri thức không đầy đủ, bất định hoặc không chính xác v.v.

Sơ đồ chung của FIS bao gồm ba phần chính: một bộ mờ hóa, một cơ sở luật và một bộ giải mờ được thể hiện như hình (1.4) dưới đây:



Hình 1.4: Sơ đồ tổng quan của hệ suy diễn mờ [81]

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

- Cơ sở tri thức bao gồm hai phần:

- Cơ sở dữ liệu: định nghĩa các hàm thuộc của các tập mờ được sử dụng trong các luật mờ.

- Bộ luật mờ: 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.

Các hệ FIS bao gồm Mamdani, Sugeno (hoặc Takagi-Sugeno), và Tsukamoto.

Một hệ suy diễn mờ Mamdani [82] có hai đầu vào x, y và một đầu ra z . Mỗi đầu vào có hai hàm thành viên, tương ứng là A_1, A_2, B_1, B_2 và C_1, C_2 . Luật thứ k có dạng:

$$k : \text{If } x \text{ is } A_i^k \text{ and } y \text{ is } B_j^k \text{ then } z \text{ is } C_l^k$$

với $k = 1, \dots, R; i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M$ và $l = 1, \dots, L$ trong đó N, M, L là số lượng hàm thuộc của hai biến đầu vào và biến đầu ra. Trong hệ suy diễn này, phương pháp giải mờ thường được sử dụng là lấy cực đại và tính toán điểm trọng tâm.

Một hệ suy diễn mờ Sugeno [83] có R luật, mỗi luật được hình thành như sau:

$$k : \text{If } x \text{ is } A_i^k \text{ and } y \text{ is } B_j^k \text{ then } z^k = f(x, y)$$

Cũng giống như Mamdani, $k = 1, \dots, R; i = 1, \dots, N$ và $j = 1, \dots, M$ trong đó N, M là số lượng hàm thuộc cho biến đầu vào.

Phương pháp giải mờ thường được sử dụng đối với hệ suy diễn Takagi-Sugeno là phương pháp tính độ mạnh trung bình.

Do hệ suy diễn Sugeno được đánh giá hiệu quả tính toán cao hơn so với hệ suy diễn Mamdani nên thường được sử dụng cho các kỹ thuật thích ứng trong việc xây dựng các mô hình mờ. Những kỹ thuật thích ứng có thể được sử dụng để tùy chỉnh các hàm thuộc để đạt được mô hình hiệu quả nhất cho từng loại dữ liệu.

Lợi thế của hệ suy diễn Sugeno là tính toán hiệu quả, làm việc tốt với các kỹ thuật tuyến tính, tối ưu hóa, và rất thích hợp để phân tích toán học. Tuy nhiên, một trong những vấn đề còn hạn chế của hệ suy diễn mờ Sugeno là không có phương pháp trực quan tốt nào để xác định các hệ số p, q , và r . Thêm nữa, trong hệ suy diễn Sugeno chỉ có đầu ra là rõ. Trong hệ suy diễn Tsukamoto, mỗi

luật mờ được biểu diễn bởi một hàm thành viên đơn điệu (MF).

$$k : \text{If } x \text{ is } A_i^k \text{ and } y \text{ is } B_j^k \text{ then } z \text{ is } C_l^k$$

Mô hình mờ Tsukamoto tập hợp đầu ra của mỗi luật theo phương pháp trung bình trọng số. Có một số đặc điểm của hệ Tsukamoto FIS như:

- i) Một kết quả của luật được thể hiện bởi một hàm thành viên đơn điệu;
- ii) Một đầu ra rõ được xác định bởi độ mạnh của luật;
- iii) Đầu ra tổng quát: trung bình các trọng số của đầu ra luật.

Vì mỗi luật suy diễn cho ra một kết quả rõ, hệ suy diễn Tsukamoto lấy giá trị cuối cùng là trung bình nên quá trình giải mờ diễn ra nhanh chóng. Tuy nhiên, hệ suy diễn mờ Tsukamoto được khuyến cáo không hiệu quả như hai hệ suy diễn mờ Mamdani và Sugeno nên không được sử dụng thường xuyên.

1.3.4 Hệ suy diễn mờ phức

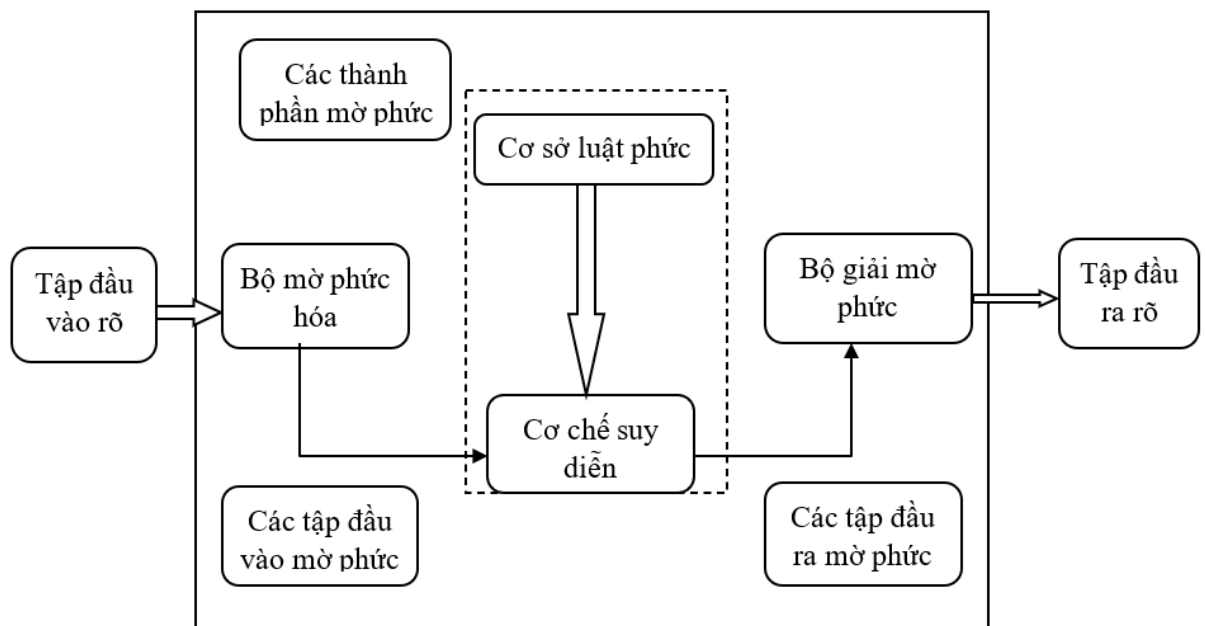
Hệ suy diễn mờ phức (CFIS) [76] được biết đến như hệ logic mờ phức (CFLS) sử dụng hệ suy diễn mờ làm cơ sở. CFIS/CFLS là mô hình có khả năng xử lý các khái niệm ngôn ngữ về các hiện tượng tự nhiên có tính chất định kỳ, dư thừa và chu kỳ và thực hiện ánh xạ phi tuyến giữa đầu vào và đầu ra. Do đó, một 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.

Một hệ CFIS là sự tổng quát hóa của mô hình Mendel's [84] theo nghĩa sử dụng các tập mờ và logic mờ phức như là tổng quát hóa của tập mờ và logic mờ. Một hệ CFIS có khả năng nắm bắt được tính không chắc chắn trong các dữ liệu có tính chất định kỳ/chu kỳ. Tương tự như FIS/FLS truyền thống, hệ CFIS/CFLS là một ánh xạ phi tuyến của véc tơ dữ liệu đầu vào theo một tỷ lệ đầu ra. Một

hệ CFIS/CFLS cơ bản được đặc trưng bởi cơ sở luật mờ phức chứa một tập các luật. Những hàm mờ phức được biểu diễn dưới dạng các câu IF - THEN. Nghĩa là, một hệ CFIS/CFLS được khái quát hóa bằng cách thay thế các tập mờ và các hàm mờ trong FIS/FLS truyền thống bằng các tương đương phức của chúng.

Đầu ra của một hệ CFIS/CFLS có thể được xác định thông qua 3 giai đoạn, như biểu diễn trong (1.5).



Hình 1.5: Mô hình của CFIS/CFLS [76]

Giai đoạn đầu tiên là mờ phức hóa, 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. Mỗi một luật được kết hợp với các tập dữ liệu đầu vào mờ có liên quan (đặc biệt là các tập dữ liệu xuất hiện ngay từ đầu). Tiếp theo, bằng cách thực hiện tích hợp véc tơ, các dữ liệu đầu ra mờ phức của các luật riêng biệt sẽ được kết hợp để tạo ra một tập đầu ra mờ phức đơn.

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. Một cách tiếp cận khác để giải mờ của đầu ra mờ phức là bỏ qua tất

cả các thành phần pha mà chỉ xem xét thành phần biên độ của tập đầu ra. Bất kỳ một kỹ thuật giải mờ nào khác được sử dụng trong FIS/FLS truyền thống có thể được sử dụng cho mục đích này.

Cấu trúc của CFIS bao gồm các tập mờ phức và các luật mờ phức. CFIS được sử dụng để nắm bắt những tri thức từ nguồn và chuyển nó tới nhiệm vụ đích. Cuối cùng quá trình thích ứng sử dụng kiến thức lấy từ tập dữ liệu không gán nhãn kết hợp với dữ liệu có tính chất chu kỳ/định kỳ đã học ở trước. Các thành phần riêng biệt của CFIS sẽ đưa ra được các biến thể của dữ liệu định kỳ không chắc chắn. Những biến đổi, sửa đổi từ tình huống này sang tình huống khác được lưu giữ lại thông qua việc thay đổi giữa các miền của các tập mờ phức và sự thích nghi với cơ sở luật mờ phức

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 sẽ xây dựng các vùng mờ phức bằng cách chia thành từng khoảng miền và mỗi miền sẽ chứa lớp giá trị mờ phức của hàm thuộc đối với đầu vào hoặc đầu ra.

- **Bước 2. Sinh các luật mờ phức**

Trong bước này, sẽ tạo ra các luật mờ phức từ các dạng dữ liệu số có tính chất định kỳ/ chu kỳ để xác định độ thuộc giá trị phức từ mỗi cặp dữ liệu có tính chu kỳ và tạo ra luật đầu vào - đầu ra. Giá trị thuộc lớp phức lớn nhất đối với từng dữ liệu đầu vào và đầu ra được lấy từ mỗi bộ dữ liệu có tính chu kỳ riêng biệt.

- **Bước 3. Giản lược cơ sở luật**

Từ các luật mờ phức, chúng ta có thể tạo ra được một cơ sở luật có kích thước bằng với tập dữ liệu định kỳ ban đầu vì mỗi điểm dữ liệu có tính chu kỳ riêng biệt tạo ra một luật đơn lẻ. Khi đó thật khó quản lý về kích thước của cơ sở luật phức. Để khắc phục khó khăn này, sẽ phải giản lược kích thước của cơ sở luật phức này và loại bỏ các xung đột, mỗi một luật

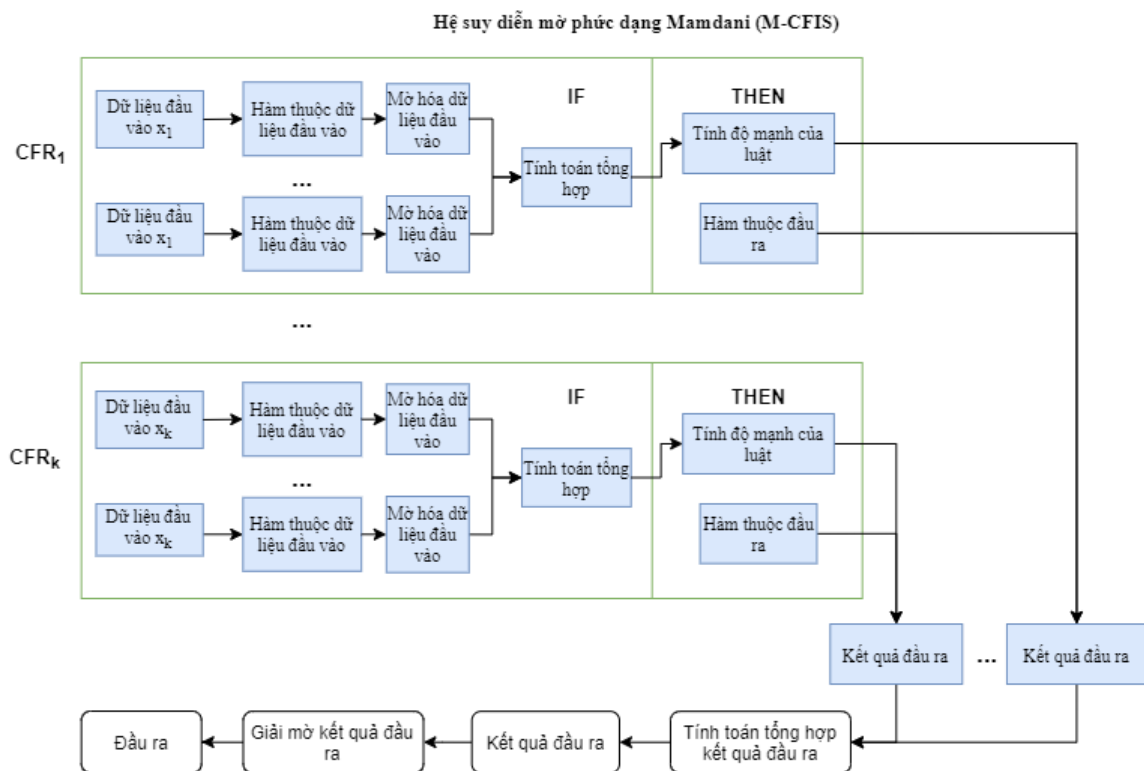
phức được gán một mức độ giá trị phức dựa trên tích hợp tối đa của các tập dữ liệu đầu vào và các tập dữ liệu đầu ra riêng biệt.

• Bước 4. Ánh xạ đầu ra thông qua giải mờ phức

Trong giai đoạn cuối cùng này sẽ đưa ra ánh xạ giữa đầu vào và đầu ra bằng cách giải mờ phức của các dữ liệu đầu vào.

1.3.5 Hệ suy diễn mờ phức Mamdani (M-CFIS)

Hệ suy diễn M-CFIS [22] được đề xuất trên cơ sở kết hợp của hệ Mamdani FIS cổ điển và hệ suy diễn mờ phức (CFIS) là một công cụ hiệu quả để giải quyết các bài toán không chỉ giới hạn ở các giá trị của một thời điểm nhất định mà còn bao gồm tất cả yếu tố chu kỳ trong một khoảng thời gian nhất định. Mô hình M-CFIS có tính có cấu trúc như hình (1.6) dưới đây:



Hình 1.6: Mô hình hệ suy diễn mờ phức Mamdani [22]

Về cơ bản hệ duy diễn mờ phức M-CFIS bao gồm 6 bước như sau:

Bước 1: Xác định tập các luật mờ phức

Dựa trên ứng dụng thực tế, ta có thể xác định tập luật mờ phức theo dạng:

CFR_1 : IF $x_{m(1,1)}$ is $A_{1,1}$ $O_{1,1}$ $x_{m(1,2)}$ is $A_{1,2}$ $O_{1,2}$... O_{1,n_1-1} $x_{m(1,n_1)}$ is A_{1,n_1} THEN y is C_1

CFR_2 : IF $x_{m(2,1)}$ is $A_{2,1}$ $O_{2,1}$ $x_{m(2,2)}$ is $A_{2,2}$ $O_{2,2}$... O_{2,n_2-1} $x_{m(2,n_2)}$ is A_{2,n_2} THEN y is C_2

...

CFR_k : IF $x_{m(k,1)}$ is $A_{k,1}$ $O_{k,1}$ $x_{m(k,2)}$ is $A_{k,2}$ $O_{k,2}$... O_{k,n_k-1} $x_{m(k,n_k)}$ is A_{k,n_k} THEN y is C_k

Với tất cả tập (p, q) thỏa mãn::

(a) $m(p, q) \in \{1, 2, \dots, n\}$ với $1 \leq m(p, 1) < m(p, 2) < \dots < m(p, n_p) \leq n$

(b) $\mu_{A_{p,q}}(x_{m(p,q)}) = r_{A_{p,q}}(x_{m(p,q)}) e^{i\omega_{A_{p,q}}(x_{m(p,q)})}$, với $r_{A_{p,q}} : \mathbb{C} \rightarrow [0, 1]$ và $\omega_{A_{p,q}} : \mathbb{C} \rightarrow (0, 2\pi]$.

(c) $\mu_{C_p}(y) = r_{C_p}(y) e^{i\omega_{C_p}(y)}$, với $r_{C_p} : \mathbb{C} \rightarrow [0, 1]$ và $\omega_{C_p} : \mathbb{C} \rightarrow (0, 2\pi]$.

(d) T_0 là toán tử T-chuẩn và S_0 là toán tử T-đối chuẩn tương ứng với T_0 .

(e) $f_p : (0, 2\pi]^{n_p} \rightarrow (0, 2\pi]$, với $f_p(2\pi, 2\pi, \dots, 2\pi) = 2\pi$

(f) $O_{p,q} = \text{and}$ khi và chỉ khi $N_{p,q} = T_0$

(g) $O_{p,q} = \text{or}$ khi và chỉ khi $N_{p,q} = S_0$

Bước 2: Mờ hóa dữ liệu đầu vào

Đầu vào được mờ hóa sử dụng hàm thành viên mờ phức

$$\mu_{A_{p,q}}(a_{m(p,q)}) = r_{A_{p,q}}(a_{m(p,q)}) e^{i\omega_{A_{p,q}}(a_{m(p,q)})} \text{ với } \forall p, q$$

Bước 3: Xác định độ mạnh của luật

Bước này tính toán độ mạnh ω_u cho mỗi luật mờ phức theo công thức

sau: $w_p = \tau_p e^{i\psi_p}$.

Trong đó:

$$\tau_p = N_{p,n_p-1} (\dots N_{p,2} (N_{p,1} (r_{A_{p,1}}(x_{m(p,1)}), r_{A_{p,2}}(x_{m(p,2)})), r_{A_{p,3}}(x_{m(p,3)}))) \dots r_{A_{p,n_p}}(x_{m(p,n_p)})$$

$$\psi_p = f_p(\omega_{A_{p,1}}(x_{m(p,1)}), \omega_{A_{p,2}}(x_{m(p,2)}), \omega_{A_{p,3}}(x_{m(p,3)}), \dots, \omega_{A_{p,n_p}}(x_{m(p,n_p)}))$$

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

Trong Mamdani CFIS, giá trị của kết luận của luật mờ phức được tính toán bằng việc sử dụng luật kéo theo Mamdani

Chọn hàm $U_0 : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ với $U_0(1, 1) = 1$, và hàm $g_0 : (0, 2\pi]^2 \rightarrow (0, 2\pi]$

với $g_0(2\pi, 2\pi) = 2\pi$.

Dạng của hàm đầu ra tương ứng đối với mỗi luật mờ phức CFR_p được tính theo công thức: $\Gamma_p(y) = U_0(\tau_p, r_{C_p}(y)) e^{ig_0(\psi_p, \omega_{C_p}(y))}$.

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

Đầu ra phân phối được tính toán như sau: $D(y) = \Gamma_1(y) + \Gamma_2(y) + \dots + \Gamma_k(y)$

Với $D = F(\mathbb{C}, \mathbb{C})$

Bước 6: Giải mờ kết quả đầu ra

Lựa chọn hàm $\phi : F(\mathbb{C}, \mathbb{C}) \rightarrow \mathbb{C}$, xác định giá trị đầu ra bằng công thức:

$$y_{op} = \phi(D)$$

1.3.6 Các phép toán trên tập mờ phức

Trong phần này luận án tập trung trình bày về 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 1.3 ([75]). *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 [75], 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 [75] 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 1.4 ([75]). *Phép hợp hai tập mờ phức A và B (kí hiệu $A \cup B$) được định nghĩa như sau:*

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

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 1.5 ([75]). *Phép giao hai tập mờ phức A và B (kí hiệu $A \cap B$) được xác định bởi*

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

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.

Ramot [75] đề xuất trong phép hợp và phép giao của tập mờ phức thì các giá trị thành phần pha $\omega_{A \cap B}(x)$ và $\omega_{A \cup B}(x)$ có thể được chọn tùy thuộc vào ngữ cảnh ứng dụng. Các phép toán được sử dụng với $\omega_{A \cap B}(x)$ thì cũng được dùng với $\omega_{A \cup B}(x)$ và có thể có các dạng như sau:

$$Sum : \omega_{A \cup B} = \omega_A + \omega_B \quad (1.9)$$

$$Max : \omega_{A \cup B} = \max(\omega_A, \omega_B) \quad (1.10)$$

$$Min : \omega_{A \cup B} = \min(\omega_A, \omega_B) \quad (1.11)$$

$$”WinnerTakeAll” : \omega_{A \cup B} = \begin{cases} \omega_A & r_A > r_B \\ \omega_B & r_A < r_B \end{cases} \quad (1.12)$$

$$\text{WeightedAverage} : \omega_{A \cup B} = \frac{r_A \cdot \omega_A + r_B \cdot \omega_B}{r_A + r_B} \quad (1.13)$$

$$\text{Average} : \omega_{A \cup B} = \frac{\omega_A + \omega_B}{2} \quad (1.14)$$

$$\text{Difference} : \omega_{A \cup B} = \omega_A - \omega_B \quad (1.15)$$

1.3.7 Độ đo mờ phức

Trong những năm gần đây, lý thuyết về độ đo mờ và độ đo mờ phức đã và đang nhận được nhiều chú ý từ những nhà khoa học trong và ngoài nước ứng dụng trong các hệ hỗ trợ ra quyết định.

Định nghĩa 1.6. [85] Cho tập vũ trụ U , một độ đo mờ phức kí hiệu ρ là ánh xạ từ $(F^*(U) \times F^*(U))$ vào khoảng $[0, 1]$ đối với A, B và C là các tập mờ phức thuộc $F^*(U)$ 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

Trong thời gian gần đây Lan và cộng sự [23] đã đề xuất ba độ đo tương tự mờ phức cùng với trọng số tương ứng với các độ đo đó. Cụ thể như sau:

Độ đo tương tự mờ phức Cosine

Độ đo tương tự mờ phức Cosine là độ đo được tính toán bởi phép tích vô hướng bên trong giữa hai vec tơ chia cho tích của hai độ dài vec tơ đó. Đó được coi là cosin của góc giữa hai vec tơ biểu diễn hai tập mờ phức và được định nghĩa như sau:

Định nghĩa 1.7. [23] 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 thuộc đoạn $[0, 1]$.

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

$$C_{CFCS} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{a_1 a_2 + b_1 b_2}{\sqrt{(a_1)^2 + (b_1)^2} \cdot \sqrt{(a_2)^2 + (b_2)^2}} \quad (1.16)$$

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

Định lý 1.1. [23] Cho hai tập mờ phức S_1 và S_2 thì độ đo tương tự mờ phức Cosine thỏa mãn các tính chất sau:

$$(i) 0 \leq C_{CFS}(S_1, S_2) \leq 1,$$

$$(ii) C_{CFS}(S_1, S_2) = C_{CFS}(S_2, S_1),$$

$$(iii) C_{CFS}(S_1, S_2) = 1 \text{ khi và chỉ khi } S_1 = S_2,$$

(iv) Nếu $S_1 \subset S_2 \subset S$ thì $C_{CFS}(S_1, S) \leq C_{CFS}(S_1, S_2)$ và $C_{CFS}(S_1, S) \leq C_{CFS}(S_2, S)$.

Độ đo tương tự mờ phức Dice

Định nghĩa 1.8. [23] 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:

$$D_{CFS} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{2\sqrt{a_1 b_1 a_2 b_2}}{a_1 b_1 + a_2 b_2} \quad (1.17)$$

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

Định lý 1.2. [23] Cho hai tập mờ phức S_1 và S_2 thì các tính chất sau được thỏa mãn đối với độ đo tương tự mờ phức Dice : (i) $0 \leq D_{CFS}(S_1, S_2) \leq 1$, (ii) $D_{CFS}(S_1, S_2) = D_{CFS}(S_2, S_1)$, (iii) $D_{CFS}(S_1, S_2) = 1$ khi và chỉ khi $S_1 = S_2$, (iv) Nếu $S_1 \subset S_2 \subset S$ thì ta có $D_{CFS}(S_1, S) \leq D_{CFS}(S_1, S_2)$ và $D_{CFS}(S_1, S) \leq D_{CFS}(S_2, S)$.

Độ đo tương tự mờ phức Jaccard

Định nghĩa 1.9. [23] 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:

$$J_{CFS} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{\sqrt{a_1 b_1 a_2 b_2}}{(a_1 b_1 + a_2 b_2) - (\sqrt{a_1 b_1} \cdot \sqrt{a_2 b_2})} \quad (1.18)$$

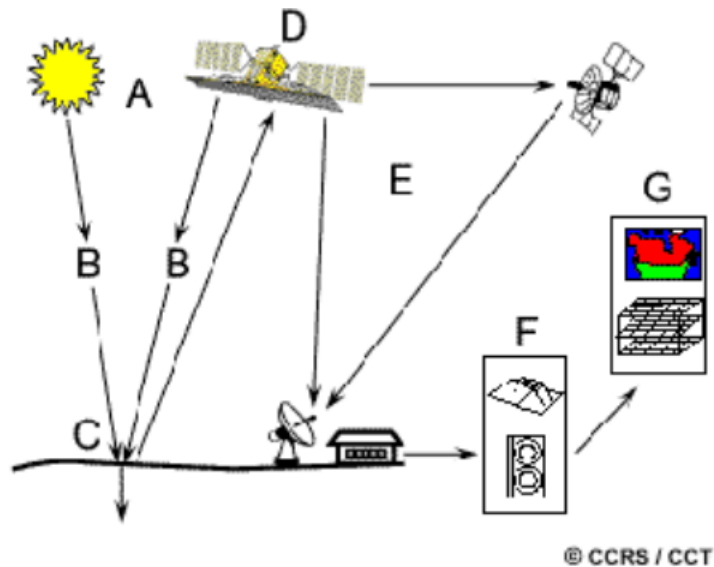
Với $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$; $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x) e^{j\omega_{S_1}(x)})$; $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$; $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x) e^{j\omega_{S_2}(x)})$

Định lý 1.3. [23] Cho hai tập mờ phức S_1 và S_2 thì độ đo tương tự mờ phức Jaccard thỏa mãn các tính chất sau:

- (i) $0 \leq J_{CFS}(S_1, S_2) \leq 1$,
- (ii) $J_{CFS}(S_1, S_2) = J_{CFS}(S_2, S_1)$,
- (iii) $J_{CFS}(S_1, S_2) = 1$ khi và chỉ khi $S_1 = S_2$,
- (iv) Nếu $S_1 \subset S_2 \subset S$ thì ta có $J_{CFS}(S_1, S) \leq J_{CFS}(S_1, S_2)$ và $J_{CFS}(S_1, S) \leq J_{CFS}(S_2, S)$.

1.3.8 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 [86]. Phần lớn các hệ thống thu nhận và xử lý ảnh viễn thám có quy trình gồm bảy bước từ A đến G như trên hình (1.7) dưới đây:



Hình 1.7: Quy trình thu thập và xử lý ảnh viễn thám

- Bước 1. Nguồn năng lượng hoặc sự chiếu sáng (A) - yêu cầu đầu tiên đối với viễn thám là phải có một nguồn năng lượng chiếu sáng hoặc cung cấp năng lượng điện từ cho mục tiêu cần quan tâm.

- Bước 2. Bức xạ và Khí quyển (B) - khi năng lượng truyền từ bản thân nó đến mục tiêu, nó sẽ tiếp xúc và tương tác với khí quyển mà nó đi qua. Tương tác này có thể diễn ra lần thứ hai khi năng lượng truyền từ mục tiêu ngược trở lại cảm biến.

- Bước 3. Tương tác với mục tiêu (C) - một khi năng lượng truyền tới mục tiêu qua bầu khí quyển, nó sẽ tương tác với mục tiêu tùy thuộc vào đặc tính của mục tiêu và bức xạ.

- Bước 4. Ghi lại năng lượng bằng cảm biến (D) - sau khi năng lượng bị phân tán hoặc phát ra từ mục tiêu, cần có một cảm biến từ xa khác để thu thập và ghi lại bức xạ điện từ.

- Bước 5. Truyền, Nhận và Xử lý (E) - năng lượng được cảm biến ghi lại phải được truyền (thường ở dạng điện tử) đến một trạm nhận và xử lý, nơi dữ liệu được xử lý thành hình ảnh (bản cứng và/hoặc kỹ thuật số).

- Bước 6. Diễn giải và Phân tích (F) - hình ảnh đã xử lý được diễn giải, trực quan và/hoặc kỹ thuật số hoặc điện tử hoá, để trích xuất thông tin về mục tiêu được quan tâm.

- Bước 7. Ứng dụng (G) - yếu tố cuối cùng của quy trình viễn thám đạt được khi chúng ta áp dụng thông tin mà chúng ta có thể trích xuất từ hình ảnh về mục tiêu để hiểu rõ hơn về mục tiêu, chỉ ra một số thông tin mới hoặc hỗ trợ giải quyết một vấn đề cụ thể.

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 [86] 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.

- Ảnh Quickbird, gồm 5 kênh: lam, lục, đỏ và cận hồng ngoại và kênh toàn sắc.

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.

1.4 Dữ liệu, môi trường và công cụ đánh giá

1.4.1 Dữ liệu thực nghiệm

Đối với hướng tiếp cận của luận án trên tập mờ phức và giải quyết bài toán dự đoán ngắn hạn chuỗi ảnh vệ tinh. Do đó dữ liệu thực nghiệm phải đảm bảo các yếu tố về tính chu kỳ của dữ liệu cũng như tính liên tục của dữ liệu để phù hợp với bài toán dự đoán ngắn hạn.

Trên cơ sở yêu cầu về mặt dữ liệu như trên luận án lựa chọn hai bộ dữ liệu thực nghiệm như sau:

*) **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 [87].

- Trong bộ dữ liệu này cung cấp 25 dải kênh dữ liệu (bao gồm hình ảnh vệ tinh một kênh và hình ảnh tổng hợp từ các kênh). Đối với nguồn dữ liệu này, luận án tiến hành thu thập ba tập dữ liệu mỗi tập chứa hơn 10.000 hình ảnh siêu phổ (hyperspectral) được thu thập liên tiếp sau mỗi 30 phút tại các khu vực Hawaii, U.S. Pacific Coast, Gulf of Mexico. Các hình ảnh được chia thành hai loại kích thước khác nhau, một bộ có kích thước (100x100 Pixels) và một bộ có kích thước (500x500 Pixels).

*) **Bộ dữ liệu thứ hai:** Là bộ dữ liệu từ dự án PRISMA [88] của Cơ quan vệ tinh vũ trụ Italia.

- Bộ dữ liệu này cung cấp hình ảnh có độ phân giải không gian 20-30m (Hyperspectral) và 2,5-5m (Panchromatic) với chiều rộng dải: 30-60 km và hình

ảnh có độ bao phủ liên tục của 10 dải phổ từ dải phổ 0,4 - 2,5 μm (Hyp) hoặc 0,4 - 0,7 μm (PAN).

1.4.2 Công cụ và môi trường thử nghiệm

Các mô hình, thuật toán trong luận án được cài đặt bằng ngôn ngữ Python và thực thi trên hệ thống máy chủ ảo hóa VXRAIL S470 với 3 node máy chủ vật lý, mỗi node máy chủ vật lý có một bộ xử lý INTEL E5-2660 V4 14C 2.0GHZ, 384 Gb RAM và 1TB ổ cứng.

1.4.3 Độ đo và phương pháp phân tích

Để đánh giá độ hiệu quả của các phương pháp đề xuất, luận án sử dụng hai độ đo R^2 (R Squared) [89] và trung bình phương sai (RMSE) [90], sau đó sử dụng phương pháp phân tích ANOVA hai chiều để phân tích kết quả.

Độ đo R^2

Độ đo R^2 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 (1.19) dưới đây:

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (1.19)$$

Trong đó:

- RSS : Tổng bình phương phần dư
- TSS : Tổng độ lệch bình phương của toàn bộ mẫu

Độ đo RMSE

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 (1.20) dưới đây:

$$RMSE (X^{db}, X^{(t+1)}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i^{db} - X_i^{(t+1)})^2} \quad (1.20)$$

Trong đó:

- $X^{(t+1)}$: Giá trị thực tế tại thời điểm $t + 1$
- X^{db} : Giá trị dự đoán
- n : Số lượng của tất cả các giá trị dự đoán

Phân tích ANOVA hai chiều

Trong thống kê, phân tích ANOVA hai chiều (two-way ANOVA) [91] là phần mở rộng của ANOVA một chiều kiểm tra ảnh hưởng của hai biến độc lập phân loại khác nhau đối với một biến phụ thuộc liên tục. ANOVA hai chiều không chỉ nhằm mục đích đánh giá tác động chính của từng biến độc lập mà còn xem liệu có bất kỳ sự tương tác nào giữa chúng hay không.

1.5 Kết chương 1

Trong khuôn khổ nội dung chương 1, luận án đã trình bày bài toán dự đoán ngắn hạn sự biến đổi của chuỗi ảnh viễn thám bao gồm:

- Trình bày những nghiên cứu liên quan về các phương pháp dự đoán ngắn hạn sự biến đổi của chuỗi ảnh viễn thám. Từ những nghiên cứu liên quan luận án đã chỉ ra những điểm mạnh, hạn chế và khoảng trống nghiên cứu của luận án.

- Trong chương này, luận án cũng trình bày tổng quan về tập mờ phức, lý thuyết về hệ suy diễn mờ phức, về các hệ thống dựa trên lý thuyết tập mờ phức cũng được trình bày trong nội dung chương này và sẽ là các kiến thức nền sử dụng trong các chương tiếp sau của luận án.

- Ngoài ra luận án cũng chỉ ra dữ liệu, môi trường và công cụ đánh giá được sử dụng phục vụ quá trình thực nghiệm của luận án.

Chương 2

HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC KHÔNG - THỜI GIAN

2.1 Giới thiệu

Đối với các bài toán dự báo ngắn hạn, những năm trở lại đây rất nhiều các phương pháp khác nhau đã được quan tâm đến và sử dụng, một trong số đó có thể kể đến nhóm phương pháp sử dụng hệ suy diễn mờ. Hệ suy diễn mờ với đặc trưng gồm dữ liệu đầu vào rõ ràng, trải qua các bước như mờ hoá, suy diễn, tổng hợp kết quả, giải mờ để tiến hành đưa ra các dự báo. Một hệ suy diễn khác cũng được nhiều nghiên cứu quan tâm đến đó là hệ suy diễn mờ phức. Khác với hệ suy diễn mờ thông thường, hệ suy diễn mờ phức bổ sung thêm các yếu tố phức để nâng cao chất lượng của mô hình, hạn chế các rủi ro dẫn đến hiện tượng quá khớp của mô hình. Tuy nhiên, hệ suy diễn này thường sử dụng dữ liệu phần thực và pha độc lập, do đó làm mất đi tính liên kết của dữ liệu đầu vào. Do đó, 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 với việc kết hợp phần thực và pha đồng thời trong toàn bộ quá trình.

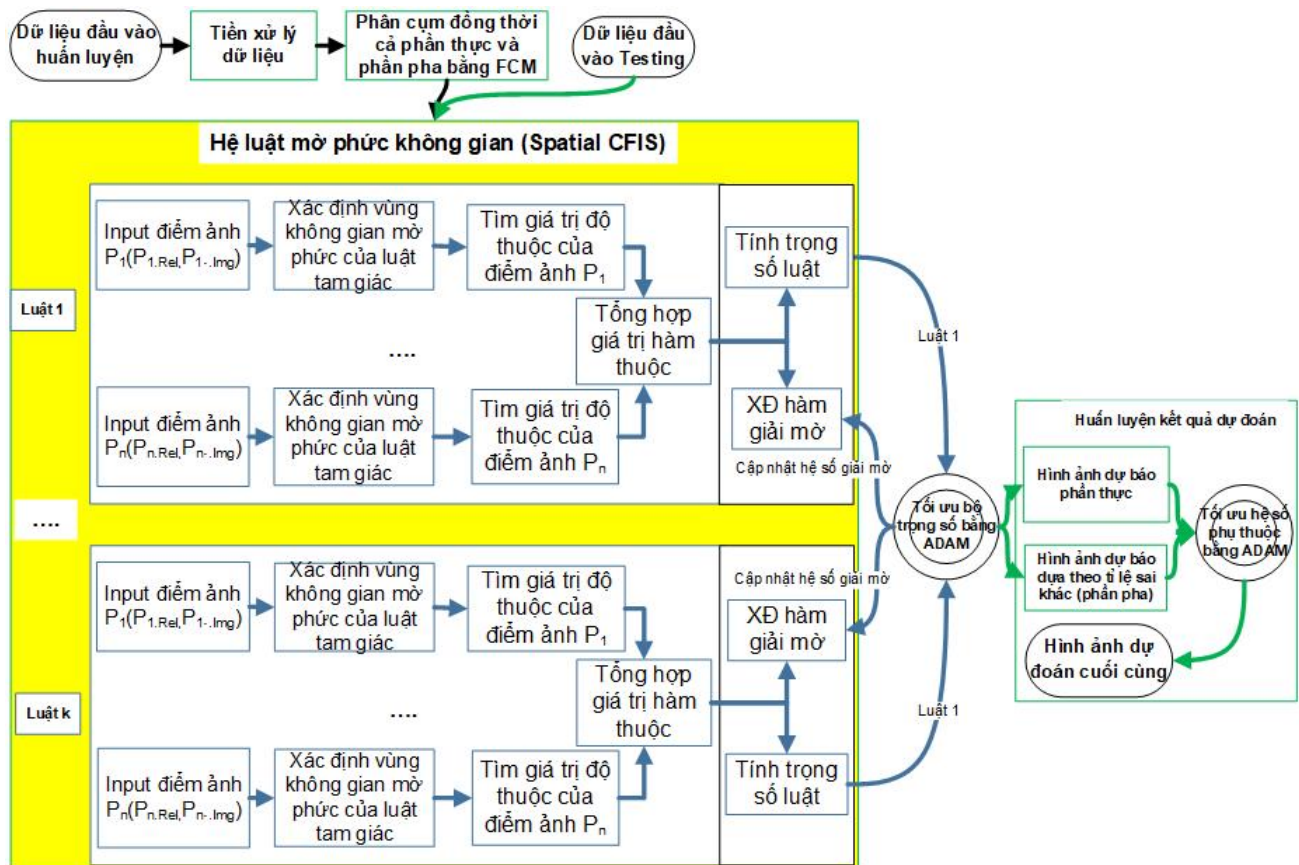
Ý tưởng chính của đề xuất này là, từ các chuỗi hình ảnh đầu vào trước tiên được xử lý để thu được bộ dữ liệu đầu vào gồm phần thực và phần pha (phần sai khác của các điểm ảnh giữa hai ảnh liên tiếp). Các ma trận này sau đó được xử lý bởi thuật toán FCM [24] để phân thành các cụm phù hợp. Từ kết quả phân cụm sẽ tiến hành sinh các hệ luật mờ phức không - thời gian dạng tam giác. Các tham số cho hàm giải mờ trong phương pháp này được huấn luyện bởi

thuật toán ADAM [25] để tìm ra các tham số phù hợp. Các luật mờ phức không gian dạng tam giác sau đó được giải mờ bởi hàm giải mờ với các tham số giải mờ từ kết quả huấn luyện. Các điểm ảnh dự đoán của phần thực và phần pha tiếp tục được đưa vào thuật toán ADAM [25] huấn luyện và tìm ra hệ số phụ thuộc để có được kết quả dự đoán hình ảnh tốt hơn.

Ý nghĩa của đóng góp đã đề xuất được một hệ luật mờ phức không - thời gian nhằm giải quyết các bài toán dự báo ngắn hạn chuỗi ảnh viễn thám.

2.2 Mô hình đề xuất Spatial CFIS

Mô hình suy diễn mờ phức không - thời gian cho bài toán phát hiện biến đổi của ảnh viễn thám đề xuất được mô tả trong hình (2.1) như sau:



Hình 2.1: Sơ đồ chi tiết Chi tiết thuật toán của mô hình đề xuất

2.3 Chi tiết thuật toán

Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu

Bước 1.1. Biến đổi ảnh màu từ màu về ảnh xám

Luận án sử dụng phương pháp biến đổi ảnh màu từ tập dữ liệu đầu vào về ảnh xám [92] theo công thức (2.1) để tiến hành tính toán.

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

– Trong đó:

- * Y: ma trận xám cần tìm
- * R: kênh màu đỏ của ảnh
- * G: kênh màu lục của ảnh
- * B: kênh màu lam của ảnh

Bước 1.2. Xác định giá trị phân pha

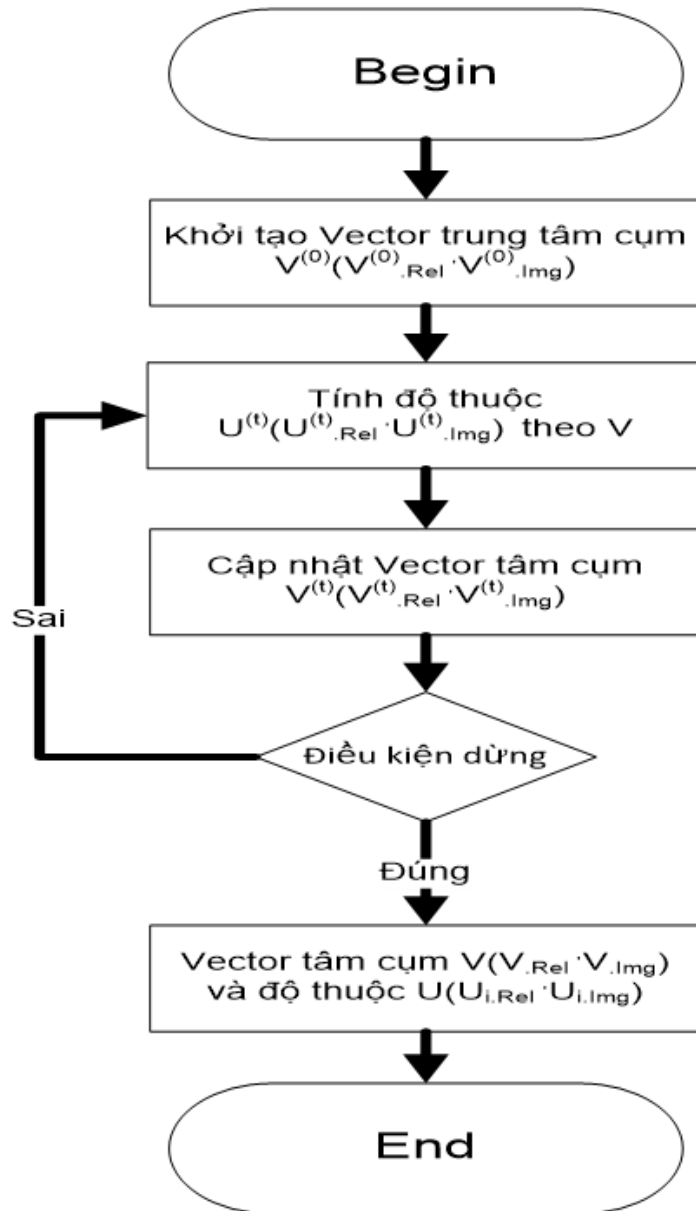
Phân pha được tính theo công thức (2.2) dựa trên độ sai khác $HoD(i)$, $i = 1, 2, \dots, N$ giữa các vùng tương ứng của ảnh viễn thám $X^{(t)}$ tại thời điểm t , trong đó $k = 1, 2, \dots, d$ là hình ảnh thứ k .

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

Sau khi xác định được giá trị phân pha, ta thu được tập dữ liệu đầu vào cho bước tiếp theo gồm phân thực và phân 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)[24] để phân cụm đồng thời cả phân thực và phân pha mẫu huấn luyện vào các cụm tương ứng $\{V_1, V_2, \dots, V_C\}$ như hình (2.2) dưới đây:



Hình 2.2: Quy trình phân cụm đồng thời cả phần thực và phần pha theo FCM

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)

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

Các ràng buộc của (2.3) là:

$$\begin{cases} U_{k,j} \in [0,1] \\ \sum_{j=1}^C U_{k,j} = 1 \\ k = 1, \dots, N \\ j = 1, \dots, C \end{cases}$$

– Trong đó:

- * $X_k(X, HoD) \in R^r$: Điểm ảnh thứ k của tập dữ liệu đầu vào X
- * V_j : Là véc tơ tâm cụm thứ j , $j \in (1, 2, \dots, C)$
- * C : Số lượng cụm
- * N : Số điểm ảnh
- * $U_{k,j}$: Độ thuộc của X_k với cụm thứ j .

Sử dụng phương pháp Lagrange để tính véc tơ tâm cụm (2.4, 2.5) và độ thuộc (2.6) của bài toán như sau:

$$V_{J,1} = \frac{\sum_{k=1}^N U_{k,j}^m * X_k}{\sum_{k=1}^N U_{k,j}^m} \quad (2.4)$$

$$V_{J,2} = \frac{\sum_{k=1}^N U_{k,j}^m * HoD_k}{\sum_{k=1}^N U_{k,j}^m} \quad (2.5)$$

$$U_{k,j} = \frac{1}{\sum_{i=1}^C \left(\frac{\|X_k - V_j\|}{\|X_k - V_i\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}; k = 1, \dots, N, j = 1, \dots, C \quad (2.6)$$

Quá trình phân cụm này sẽ dừng lại khi: $\|V^{(t)} - V^{(t-1)}\| \leq \epsilon$ hoặc số lần lặp vượt quá một ngưỡng cho phép.

Bước 3: Sinh luật

Luận án sử dụng các kết quả thu được từ bước 2 để tiến hành sinh các luật mờ không gian dạng tam giác. Các luật mờ tam giác này được tạo trên các cụm $\{V_1, V_2, V_3, \dots, V_c\}$ trong đó luật thứ j tương ứng với V_j được biểu diễn như sau:

Luật j : nếu $x_1 = A_{1,j}$ và $x_2 = A_{2,j}$ và ... và $x_k = A_{d,j}$ thì $y = B_j$

– Trong đó:

- * Luật j tương ứng với cụm V_j
- * x_k là biến tiền đề thứ k
- * $A_{k,j}$ là tập mờ tiền đề thứ k của luật j
- * y là biến hệ quả

* B_j là tập mờ hệ quả thứ k của luật j và một bộ số thực sáu tham số (a, b, c, a', b', c') của $A_{k,j}$.

Các mốc luật (a, b, c, a', b', c') là các đỉnh của tam giác trong đó, các giá trị (a, b, c) đại diện cho các giá trị hệ luật tam giác phần thực và (a', b', c') đại diện cho các giá trị hệ luật tam giác phần pha. Các giá trị này được tính bởi các công thức như sau:

$$b_{k,j} = V_j \quad (2.7)$$

$$a_{k,j} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \leq b_{k,j}} U_{i,j} \times I_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \leq b_{k,j}} U_{i,j}} \quad (2.8)$$

$$c_{k,j} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \geq b_{k,j}} U_{i,j} * I_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \geq b_{k,j}} U_{i,j}} \quad (2.9)$$

$$b'_{k,j} = V_j \quad (2.10)$$

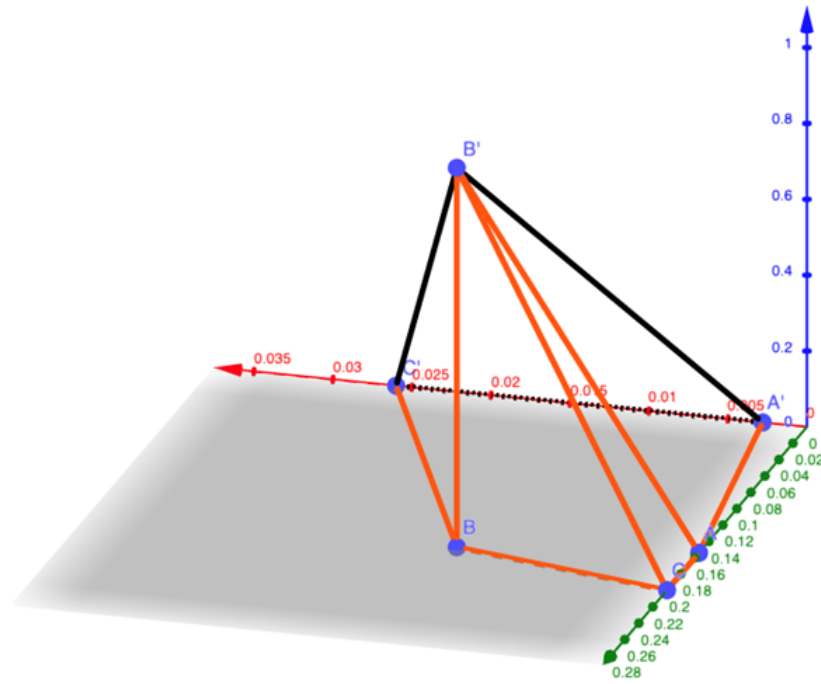
$$a'_{k,j} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \leq b_{k,j}} U_{i,j} \times HOD_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \leq b_{k,j}} U_{i,j}} \quad (2.11)$$

$$c'_{k,j} = \frac{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \geq b_{k,j}} U_{i,j} \times HOD_i^{(k)}}{\sum_{i=1,2, \dots, n \text{ và } I_i^{(k)} \geq b_{k,j}} U_{i,j}} \quad (2.12)$$

Trong đó:

- $I_i^{(k)}$ là giá trị phần thực của đầu vào thứ k của mẫu huấn luyện X_i ;
- $HOD_i^{(k)}$ là giá trị phần pha của đầu vào thứ k của mẫu huấn luyện X_i .

Dựa trên các phương trình (2.7 - 2.12), ta xây dựng được hệ luật mờ phức không - thời gian (Spatial CFIS).



Hình 2.3: Mô hình một luật mờ phức không - thời gian

Bước 4: Nội suy đầu ra

Bước 4.1. Dịch chuyển điểm ảnh về vùng không gian hệ luật mờ phức không - thời gian

Giá trị đầu vào của ảnh có thể có rất nhiều điểm ảnh nằm ngoài vùng không gian luật mờ phức không - thời gian được xác định ở **Bước 3**, nếu giữ nguyên vị trí sẽ không xác định được giá trị độ thuộc của điểm ảnh đó đối với hàm thuộc mờ phức dạng tam giác.

Như vậy cần dịch chuyển điểm ảnh về vùng không gian luật mờ phức không - thời gian bằng cách xác định một hệ số α , sao cho sau khi chia giá trị điểm nằm ngoài vùng không luật α 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 $O_i^* = (O_{i.ReI}^*, O_{i.Img}^*)$

đầu ra theo công thức (2.13), (2.14) như dưới:

$$O_{i.Rel}^* = \frac{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{k,j}}(X_i^{(k)}) * DEF(X_i)}{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{k,j}}(X_i^{(k)})} \quad (2.13)$$

$$O_{i.Img}^* = \frac{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{k,j}}(X_i^{(k)}) * DEF(HOD_i)}{\sum_{j=1}^q \min_{1 \leq k \leq d} U_{A_{k,j}}(X_i^{(k)})} \quad (2.14)$$

– Trong đó:

- * $O_{i.Rel}^*$: là giá trị điểm ảnh dự đoán tương ứng với phần thực;
- * $O_{i.Img}^*$: là giá trị điểm ảnh dự đoán tương ứng với phần pha;
- * $U_{A_{k,j}}(X_i^{(k)})$: là độ thuộc của điểm ảnh $X_i^{(k)}$
- * $DEF(X_i)$: 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 bộ hệ số giải mờ

Giá trị hàm giải mờ được tính theo công thức (2.15), (2.16) như sau:

$$DEF(X_i) = \frac{h_1 a + h_2 b + h_3 c}{\sum_{i=1}^3 h_i} \quad (2.15)$$

$$DEF(HOD_i) = \frac{h'_1 a' + h'_2 b' + h'_3 c'}{\sum_{i=1}^3 h'_i} \quad (2.16)$$

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 hệ số giải mờ $h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3$ thích hợp. Luận án sử dụng thuật toán ADAM [25] như bảng (2.1) dưới đây để xác định các hệ số giải mờ tốt với độ đo trung bình phương sai (RMSE - 2.17) là hàm mục tiêu

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(X_i^{(t)} - \hat{X}_i^{(t)} \right)^2} \quad (2.17)$$

Trong đó $\hat{X}_i^{(t)}$ là giá trị dự đoán được xác định bởi công thức (2.13, 2.14)

Thuật toán 2.1 Thuật toán ADAM [25]

Đầu vào:

- Bước nhảy α ;
- Mức suy giảm: $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1]$;
- Hệ số $\varepsilon = 10^{-8}$;
- $f(\theta)$ hàm mục tiêu với tham số $h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3$ là độ đo RMSE

Đầu ra:

- Các tham số tối ưu $h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3$ của hàm giải mờ

Khởi tạo:

$\alpha = 0.0001; \beta_1 = 0.1; \beta_2 = 0.9; \varepsilon = 10^{-8}; \theta_0 = [h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3] = [1, 2, 1, 1, 2, 1];$
 $m_0 = 0; v_0 = 0; t = 0$

- 1: **while:** $\|\theta_{(t)} - \theta_{(t-1)}\| \geq \varepsilon$ **do**
 - 2: $t = t + 1$
 - 3: $g_t = \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1})$ (Lấy giá trị đạo hàm của hàm mục tiêu tại mốc thời gian $t = t - 1$)
 - 4: $m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$ (Cập nhật giá trị quán tính thứ nhất)
 - 5: $v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$ (Cập nhật giá trị quán tính thứ hai)
 - 6: $\hat{m}_t = \frac{m_t}{(1 - \beta_1^t)}$ (Tính độ chính xác của quán tính thứ nhất)
 - 7: $\hat{v}_t = \frac{v_t}{(1 - \beta_2^t)}$ (Tính độ chính xác của quán tính thứ hai)
 - 8: $\theta_t = \frac{\theta_{t-1} - \alpha \cdot \hat{m}_t}{(\sqrt{\hat{v}_t + \varepsilon})}$ (Cập nhật tham số)
 - 9: **end while**
 - 10: **return** θ_t (Kết quả các tham số $h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3$)
-

Bước 6: Dự đoán ảnh đầu ra

Giá trị điểm ảnh đầu ra của ảnh dự báo phần thực được lấy trực tiếp từ kết quả $O_{i.Rel}^*$ (**tính ở bước 4.2**) và phân pha tính toán dựa trên tỉ lệ biến đổi của phần pha $O_{i.Img}^*$ như công thức số (2.18) dưới đây, trong đó X_i^{t-1} là giá trị phần thực tại thời điểm $t - 1$

$$O_{i.Img}' = X_i^{(t-1)} \times (1 + O_{i.Img}^*) \quad (2.18)$$

Cuối cùng, kết quả dự báo ảnh tiếp theo có thể được tính toán dựa vào kết quả tổng hợp của điểm ảnh dự báo phần thực và phần pha theo công thức (2.19) sau:

$$O_i^* = \alpha \times O_{i.Rel}^* + (1 - \alpha) \times O_{i.Img}' \quad (2.19)$$

– Trong đó:

- * $O_{i.Rel}^*$ là giá trị điểm ảnh dự đoán tương ứng với phần thực
- * $O_{i.Img}'$ là giá trị điểm ảnh dự đoán ra tương ứng với phần pha
- * $\alpha \in [0, 1]$ là hệ số phụ thuộc giữa phần thực và phần pha

Để có được kết quả dự báo tốt, luận án tiếp tục sử dụng thuật toán ADAM [25] 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 (2.17) của ảnh dự đoán nhỏ nhất.

2.4 Độ phức tạp tính toán

Luận án đánh giá độ phức tạp tính toán của hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Spatial CFIS) như sau:

Giả sử rằng d là số chiều của hình ảnh, N là số điểm ảnh, T là số thuộc tính của hệ luật (a, b, c) , C là số cụm, R là số luật, P là tập hợp các tham số của mô hình (h_1, h_2, h_3, α) .

- Tại Bước 2 của mô hình, mô hình sử dụng Fuzzy C-mean tiến hành phân cụm đồng thời cả phần thực và phần pha của dữ liệu đầu vào.

Theo [93] đã công bố độ phức tạp của phân cụm là: $\mathcal{O}(N \times d \times C^2)$.

- Tại Bước 3 của mô hình, thực hiện quá trình sinh luật mờ phức không - thời gian, một ảnh N điểm ảnh, kích thước d thì độ phức tạp của thuộc tính tạo một thuộc tính của hệ luật là $\mathcal{O}(N \times d)$, tạo thuộc tính T của hệ luật, do đó độ phức tạp của quá trình sinh luật là $\mathcal{O}(N \times d \times T)$. Tiếp theo, tiến hành đánh giá độ phức tạp của việc so sánh từng điểm ảnh trong số N điểm ảnh trong hệ luật R , độ phức tạp của việc xác định độ thuộc U vào hệ luật: $\mathcal{O}(R \times N)$.

Vì vậy, độ phức tạp của bước này là: $\mathcal{O}(N(d + T + R))$.

- Tại Bước 5, 6 của mô hình, đã sử dụng thuật toán ADAM để tiến hành huấn luyện hệ số giải mờ và xác định hệ số phụ thuộc. Theo [94] độ phức tạp của thuật toán ADAM là: $\mathcal{O}(1/\sqrt{p})$.

Do đó, độ phức tạp tính toán của mô hình Spatial CFIS bằng tổng độ phức tạp của phân cụm, độ phức tạp của phần sinh luật và độ phức tạp của phần luyện bằng thuật toán ADAM là: $\mathcal{O}(N \times (d \times C^2) + N \times (d + T + R) + (1/\sqrt{p}))$.

Mô hình đang xử lý với ảnh xám, do đó số chiều $d = 1$, vì vậy độ phức tạp của Spatial CFIS là:

$$\mathcal{O}(N \times (C^2 + T + R) + (1/\sqrt{p}))$$

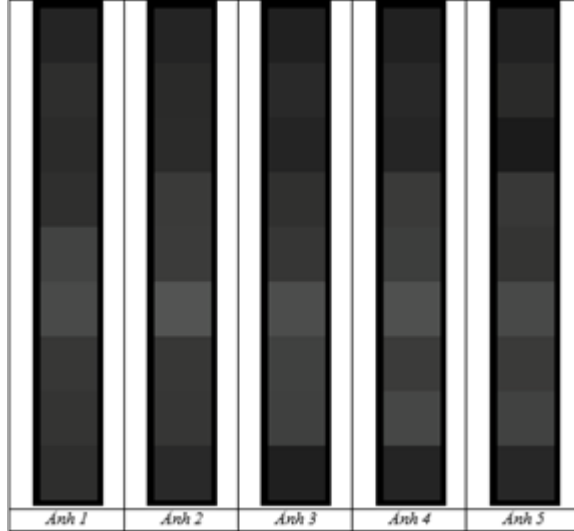
2.5 Ví dụ minh họa

Trong phần này luận án trình bày ví dụ minh họa chi tiết từng bước tính toán trong đề xuất hệ suy diễn mờ phức không - thời gian như sau:

Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu

Bước 1.1. Biến đổi ảnh màu từ ảnh màu về ảnh xám

Từ ảnh vệ tinh ban đầu, sử dụng công thức (2.1) biến đổi thành ảnh xám như hình dưới đây:



Hình 2.4: Ảnh dữ liệu đầu vào

Dữ liệu là ảnh 3x3, biến đổi về dữ liệu dạng 1x9 như sau:

Ảnh 1: [36, 47, 42, 48, 67, 74, 55, 52, 46]

Ảnh 2: [36, 42, 43, 58, 59, 84, 55, 54, 41]

Ảnh 3: [32, 41, 36, 48, 54, 77, 65, 64, 31]

Ảnh 4: [33, 40, 37, 58, 62, 80, 59, 71, 36]

Ảnh 5: [34, 42, 27, 55, 52, 72, 58, 66, 39]

Bước 1.2. Xác định giá trị phân pha

Giá trị phân pha được xác định bằng cách trừ trực tiếp độ sai khác giữa các vùng tương ứng của những bức ảnh viễn thám liên tiếp nhau (X_t và X_{t-1}): $HOD = X_{(t)} - X_{(t-1)}$

HOD_1 (Ảnh 2 - Ảnh 1): [0, 5, 1, 10, 8, 10, 0, 2, 5]

HOD_2 (Ảnh 3 - Ảnh 2): [4, 1, 7, 10, 5, 7, 10, 10, 10]

HOD_3 (Ảnh 4 - Ảnh 3): [1, 1, 1, 10, 8, 3, 6, 7, 5]

HOD_4 (Ảnh 5 - Ảnh 4): [1, 2, 10, 3, 10, 8, 1, 5, 3]

Như vậy dữ liệu đầu vào sẽ bao gồm hai phần là phần thực và phần pha như sau: $X'(X^t, HoD)$

Bước 2: Phân cụm dữ liệu đầu vào

Sử dụng thuật toán phân cụm FCM (2.2) và cách phân cụm đồng thời cả phần thực và phần pha như mô hình (2.1) phân cụm đồng thời với $X_{(t)}$ và HoD ta thu được các cặp giá trị tương ứng.

X_1 : [(36, 0), (47, 5), (42,1), (48,10), (67, 8), (74,10), (55, 0), (52, 2), (46, 5)]

X_2 [(36, 4), (42, 1), (43, 7), (58, 10), (59, 5), (84, 7), (55,10), (54,10), (41,1)]

X_3 [(32, 1), (41, 1), (36, 1), (48, 10), (54, 8), (77, 3), (65, 6), (64, 7), (31, 5)]

X_4 [(33, 1), (40. 2), (37, 10), (58, 3), (62, 10), (80. 8), (59, 1), (71, 5), (36, 3)]

Trong đó các tham số được xác định như sau: Số cụm: 2; Giá trị $m = 2$; Ngưỡng của độ sai khác giữa 2 lần lặp liên tiếp $\varepsilon = 0.0001$; Số lần lặp $t = 3$

Bước 2.1. Biến đổi giá trị $X_{(t)}$ và HoD về trong khoảng [0, 1]

Giá trị lớn nhất của ảnh xám là 255, do đó để biến ảnh về khoảng [0, 1], lấy từng giá trị phần thực X_t và phần HoD chia cho 225 ta được.

X_1 : [(0.1412, 0), (0.1843, 0.0196), (0.1647, 0.0039), (0.1882, 0.0392), (0.2627, 0.0314), (0.2902, 0.0392), (0.2157, 0), (0.2039, 0.0078), (0.1804, 0.0196)]

X_2 : [(0.1412, 0.0157), (0.1647, 0.0039), (0.1686, 0.0275), (0.2275, 0.0392), (0.2314, 0.0196), (0.3294, 0.0275), (0.2157, 0.0392), (0.2118, 0.0392), (0.1608, 0.0392)]

X_3 : [(0.1255, 0.0039), (0.1608, 0.0039), (0.1412, 0.0039), (0.1882, 0.0392), (0.2118, 0.0314), (0.302, 0.0118), (0.2549, 0.0235), (0.251, 0.0275), (0.1216, 0.0196)]

X_4 : [(0.1294, 0.0039), (0.1569, 0.0078), (0.1451, 0.0392), (0.2275, 0.0118), (0.2431, 0.0392), (0.3137, 0.0314), (0.2314, 0.0039), (0.2784, 0.0196), (0.1412, 0.0118)]

Bước 2.2. Khởi tạo ma trận giá trị véc tơ tâm cụm theo các giá trị ngẫu nhiên

Điều kiện véc tơ tâm cụm V_j thỏa mãn $V_{j1} \in (\min X_i, \dots \max X_i); V_{j2} \in (\min HoD_i, \dots \max HoD_i)$

$$\text{Ta được: } V^{(0)} = \begin{bmatrix} 0.1416 & 0.1744 \\ 0.0024 & 0.0113 \end{bmatrix}$$

Bước 2.3. Tính các giá trị U theo giá trị của véc tơ tâm cụm V

Tiến hành tính các giá trị của U theo giá trị của véc tơ tâm cụm V bằng công thức (2.5) sau:

$$U_{kj} = \frac{1}{\sum_{i=1}^C \left(\frac{\|X_k - V_j\|}{\|X_k - V_i\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

Trong đó: X_k : Điểm ảnh thứ k ; V_j : Là véc tơ tâm cụm $j \in (1, 2, \dots, C)$; C : Số lượng cụm

$$U_{11} = \frac{1}{\left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}} + \left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}}}$$

$$U_{12} = \frac{1}{\left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}} + \left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}}}$$

Ta được:

$$U^{(0)} = \begin{bmatrix} 0.9952 & 0.0048 \\ 0.073 & 0.927 \\ 0.2174 & 0.7826 \\ 0.2156 & 0.7844 \\ 0.3459 & 0.6541 \\ 0.3771 & 0.6229 \\ 0.2501 & 0.7499 \\ 0.1841 & 0.8159 \\ 0.055 & 0.945 \end{bmatrix}$$

Bước 2.4. Tính lại giá trị véc tơ tâm cụm V

Sử dụng công thức tính giá trị tâm cụm số (2.3,2.4) ta tính lại giá trị tâm cụm mới theo độ thuộc U tính được tại **Bước 2.3** như sau:

$$V_{J1} = \frac{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m * X_k}{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m}; V_{J2} = \frac{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m * HoD_k}{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m}$$

$$V_{j1}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.173 \\ 0.0081 \end{bmatrix}; V_{j2}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.2027 \\ 0.0188 \end{bmatrix}$$

$$V^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.173 & 0.2027 \\ 0.0081 & 0.0188 \end{bmatrix}$$

Tính độ lệch giữa V^1 và V^0 theo độ đo Euclid

$$\begin{aligned} \|V^{(1)} - V^{(0)}\| &= \sqrt{\sum_{l=1}^2 (V_{jl}^{(1)} - V_{jl}^{(0)})^2} = \sqrt{(V_{j1}^{(1)} - V_{j1}^{(0)})^2 + (V_{j2}^{(1)} - V_{j2}^{(0)})^2} \\ &= \sqrt{(V_{11}^{(1)} - V_{11}^{(0)})^2 + (V_{12}^{(1)} - V_{12}^{(0)})^2 + (V_{21}^{(1)} - V_{21}^{(0)})^2 + (V_{22}^{(1)} - V_{22}^{(0)})^2} = 0.2623 \end{aligned}$$

Bước 2.5. Lặp đi lặp lại bước 2.3 và bước 2.4 trong khi còn thỏa mãn 1 trong 2 điều kiện

- Điều kiện 1: Số lần lặp nhỏ hơn số lần lặp tối đa (theo thiết lập ban đầu là 3)
- Điều kiện 2: Độ lệch giữa hai véc tơ tâm cụm liên tiếp $\|V^{(t)} - V^{(t-1)}\|$ không nhỏ hơn ngưỡng $\varepsilon = 0.0001$

Như vậy với ví dụ này thì số lần lặp hiện tại là 1 thỏa điều kiện số 1 và độ lệch giữa hai véc tơ $\|V^{(1)} - V^{(0)}\| = 0.2623 < \varepsilon$ ta tiếp tục lần lặp thứ 2.

$$U^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.3003 & 0.6997 \\ 0.4799 & 0.5201 \\ 0.3846 & 0.6154 \\ 0.5492 & 0.4508 \\ 0.6348 & 0.3652 \\ 0.6641 & 0.3359 \\ 0.5031 & 0.4969 \\ 0.4969 & 0.5031 \\ 0.4692 & 0.5308 \end{bmatrix}; V^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.2206 & 0.187 \\ 0.0227 & 0.013 \end{bmatrix}$$

Tính độ lệch giữa V^2 và V^1 theo độ đo Euclid $\|V^{(2)} - V^{(1)}\| = 0.2583 < \varepsilon$.

Số lần lặp hiện tại là 2 và độ lệch giữa V^2 và V^1 vẫn nhỏ hơn ε , ta tiếp

tục vòng lặp thứ 3.

$$U^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.2495 & 0.7505 \\ 0.0369 & 0.9631 \\ 0.1429 & 0.8571 \\ 0.3422 & 0.6578 \\ 0.7666 & 0.2334 \\ 0.689 & 0.311 \\ 0.648 & 0.352 \\ 0.3843 & 0.6157 \\ 0.0509 & 0.9491 \end{bmatrix}; V^{(3)} = \begin{bmatrix} 0.2442 & 0.1808 \\ 0.0234 & 0.0152 \end{bmatrix}$$

Độ lệch giữa V^3 và V^2 theo độ đo Euclid $\|V^{(3)} - V^{(2)}\| = 0.0245 < \varepsilon$.

Số lần lặp hiện tại là 3 và độ lệch giữa V^3 và V^2 vẫn nhỏ hơn ε , **dừng** quá trình do vượt quá số lần lặp.

Kết quả thu được của quá trình phân cụm như sau

$$U = \begin{bmatrix} 0.2495 & 0.7505 \\ 0.0369 & 0.9631 \\ 0.1429 & 0.8571 \\ 0.3422 & 0.6578 \\ 0.7666 & 0.2334 \\ 0.689 & 0.311 \\ 0.648 & 0.352 \\ 0.3843 & 0.6157 \\ 0.0509 & 0.9491 \end{bmatrix}; V = \begin{bmatrix} 0.2442 & 0.1808 \\ 0.0234 & 0.0152 \end{bmatrix}$$

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

Xác định giá trị mốc luật a, b, c, a', b', c' của dữ liệu đầu vào X_1'

Sử dụng véc tơ tâm cụm V_j là đại diện cho giá trị b và b' ($b_{kj} = V_j$)

$$b_1 = V_{11}; b_2 = V_{21}; b'_1 = V_{12}; b'_2 = V_{22};$$

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

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

Với $I_i^{(k)}$ lấy giá trị phần thực ta được $a_1 = 0.1926, a_2 = 0.1636$ và $c_1 = 0.2757, c_2 = 0.2089$

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

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

Với $I_i^{(k)}$ lấy giá trị phần pha HoD ta được $a'_1 = 0.0035, a'_2 = 0.0032$ và $c'_1 = 0.0359, c'_2 = 0.0266$

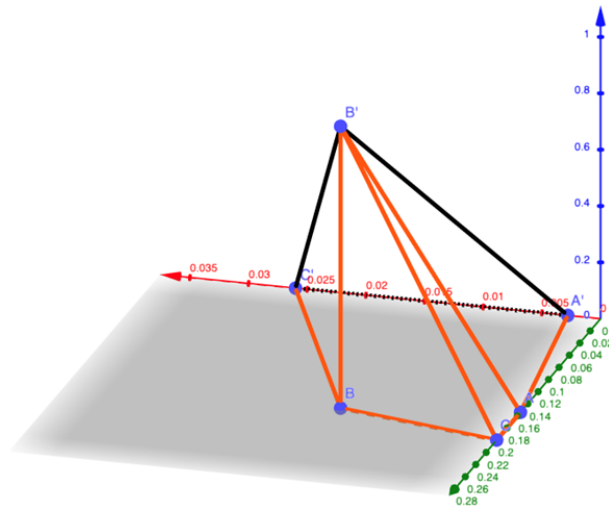
Thực hiện tương tự với các ảnh còn lại ta sẽ sinh ra được hệ luật đại diện bởi các mốc luật như sau:

Luật 1 Bao gồm 6 tham số a, b, c và a', b', c' , trong đó: a, b, c là tọa độ của tam giác thứ nhất của phần thực và a', b', c' là tọa độ của tam giác thứ nhất của phần pha.

$$(a, b, c, a', b', c') = [a_1, b_1, c_1, a'_1, b'_1, c'_1]$$

$$= [0.1926, 0.2442, 0.2757, 0.0035, 0.0234, 0.0359]$$

Từ các mốc luật của phần thực và phần pha ta hình thành không gian luật mờ phức không - thời gian như hình (2.5) dưới đây:



Hình 2.5: Mô hình luật mờ phức không gian dạng tam giác của Luật 1

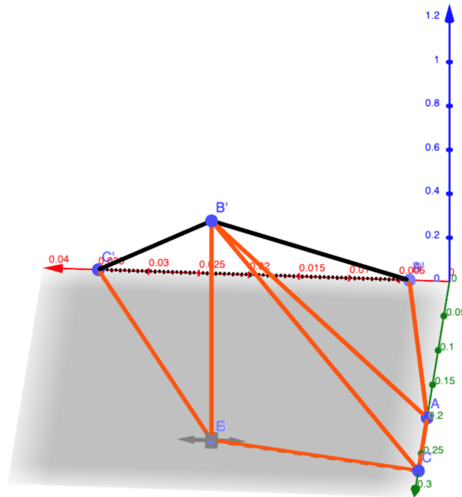
Như vậy, Luật 1 được xác định bằng vùng giá trị nằm trong mặt đáy $(AA'C'BC)$ được tạo bởi các điểm có tọa độ như sau:

$$A(0.a_1, 0); A'(a'_1, 0.0); B'(b'_1, b_1, 1); C(0.c_1, 0); C'(c'_1, 0.0); B(b'_1, b_1, 0)$$

Luật 2 Bao gồm 6 tham số a, b, c và a', b', c' , trong đó: a, b, c là tọa độ của tam giác thứ hai của phần thực và a', b', c' là tọa độ của tam giác thứ hai của phần pha.

$$\begin{aligned} (a, b, c, a', b', c') &= [a_2, b_2, c_2, a'_2, b'_2, c'_2] \\ &= [0.1636, 0.1808, 0.2089, 0.0032, 0.0152, 0.0266] \end{aligned}$$

Từ các mốc luật của phần thực và phần pha ta hình thành không gian luật mờ phức không - thời gian như hình (2.6) dưới đây:



Hình 2.6: Mô hình một luật mờ phức không gian dạng tam giác của Luật 2

Như vậy, Luật 2 được xác định bằng vùng giá trị nằm trong mặt đáy $(AA'C'BC)$ được tạo bởi các điểm có tọa độ như sau:

$$A(0.a_2, 0); A'(a'_2, 0.0); B'(b'_2, b_2, 1); C(0.c_2, 0); C'(c'_2, 0.0); B(b'_2, b_2, 0)$$

Bước 4: Nội suy đầu ra

Xác định giá trị hàm thuộc dựa vào dữ liệu đầu vào của Ảnh số 2
 $X_2: [(0.1412, 0.0157), (0.1647, 0.0039), (0.1686, 0.0275), (0.2275, 0.0392),$
 $(0.2314, 0.0196), (0.3294, 0.0275), (0.2157, 0.0392), (0.2118, 0.0392), (0.1608,$
 $0.0392)]$

Bước 4.1. Dịch chuyển điểm ảnh về vùng không gian hệ luật mờ phức không - thời gian

- Vùng không gian luật được xác định bởi mặt đáy ($AA'C'BC$) vùng ngoài không gian luật bao gồm 2 vùng. Vùng 1 giới hạn bởi tam giác OAA' (vùng có giá trị điểm ảnh nhỏ hơn vùng không gian luật) và vùng 2 ngoài đa giác ($OAA'C'BC$)

- Những điểm ngoài vùng không gian luật sẽ được dịch chuyển về vùng không gian luật bằng cách xác định hệ số δ và dịch chuyển điểm ảnh theo hệ số δ tìm được.

Các bước xác định hệ số δ như sau:

– *Bước 1:* Tìm điểm ngoài không gian luật có giá trị x hoặc y nhỏ hơn 0. Đánh dấu các điểm đó và cập nhật các giá trị về lớn hơn 0.

– *Bước 2:* Xác định hệ số δ với những điểm đã có.

Bước 2.1: Khởi tạo giá trị ban đầu $a = 1, b = 255$.

Bước 2.2: Tính giá trị $\delta = \frac{a+b}{2}$

Bước 2.3: Thực hiện chia tất cả các điểm ngoài không gian luật cho hệ số δ , nếu tồn tại ít nhất một điểm nằm ngoài không gian luật thì cập nhật $a = \delta$. Ngược lại nếu tất cả các điểm đã nằm trong không gian luật thì cập nhật $b = \delta$.

Bước 2.4: Lặp đi lặp lại *bước 2.2* và *2.3* cho đến khi độ lệch giữa 2 lần lặp liên tiếp giá trị δ nhỏ hơn ngưỡng ε .

– *Bước 3:* Dịch chuyển ảnh về không gian luật theo hệ số δ đã tìm được
Đối với vùng 1 (vùng có giá trị điểm ảnh nhỏ hơn vùng không gian luật)

+ Nhân những giá trị điểm ảnh có $(x, y) > 0$ với δ .

Đối với vùng 2 (vùng nằm ngoài đa giác $OAA'C'BC$)

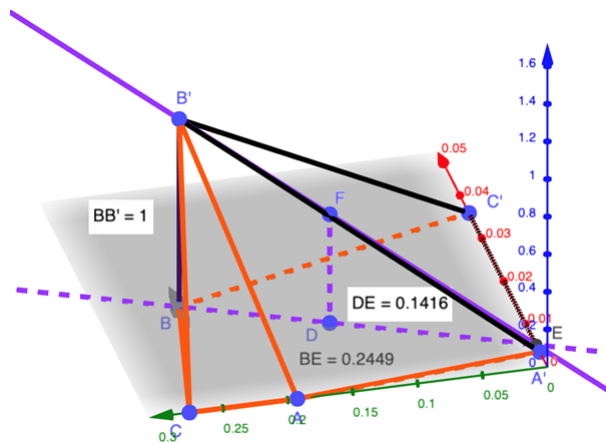
+ Chia những giá trị điểm ảnh có $(x, y) > 0$ cho δ .

+ Chia những giá trị điểm ảnh có x hoặc y < 0 cho $-\delta$.

Bước 4.2. Nội suy các giá trị $O_i^* = (O_{i, \text{Rel}}^*, O_{i, \text{Im}g}^*)$.

- Với cặp giá trị đầu vào thứ nhất (0.1412, 0.0157) và Luật 1.
- + Ta gọi điểm D là điểm có tọa độ bằng cặp giá trị (0.1412, 0.0157, 0). (Điểm D thuộc mặt đáy $AA'C'BC$).
- + Kẻ đường thẳng BD giao với đường thẳng $A'C'$ tại điểm E
- + Gọi F là điểm thỏa mãn F thuộc mặt phẳng $A'B'C'$ và DF vuông góc với mặt đáy. Khi đó chiều cao DF là giá trị độ thuộc U của dữ liệu đầu vào (0.1412, 0.0157).

Ta được không gian nội suy điểm thứ nhất vào Luật 1 như hình (2.7)



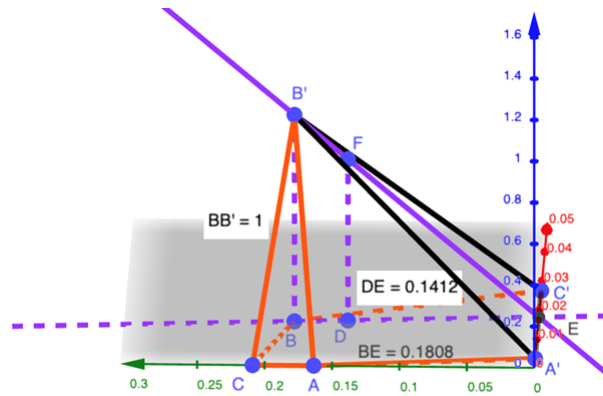
Hình 2.7: Xác định giá trị hàm thuộc của điểm thứ nhất theo Luật 1

$$\text{Vì } \frac{DF}{BB'} = \frac{DE}{BE} \text{ do đó } DF = \frac{BB' \cdot DE}{BE} = \frac{1 \cdot 0.1416}{0.2449} = 0.5782$$

- Với cặp giá trị đầu vào thứ nhất (0.1412, 0.0157) và Luật 2.
- + Ta gọi điểm D là điểm có tọa độ bằng cặp giá trị (0.1412, 0.0157, 0). (Điểm D thuộc mặt đáy $AA'C'BC$).
- + Kẻ đường thẳng BD giao với đường thẳng $A'C'$ tại điểm E
- + Gọi F là điểm thỏa mãn F thuộc mặt phẳng $A'B'C'$ và DF vuông góc với mặt đáy. Khi đó chiều cao DF là giá trị độ thuộc U của dữ liệu đầu vào (0.1412, 0.0157).

Ta được không gian nội suy điểm thứ nhất vào Luật 2 như hình (2.8)

$$\text{Vì } \frac{DF}{BB'} = \frac{DE}{BE} \text{ do đó } DF = \frac{BB' \cdot DE}{BE} = \frac{1 \cdot 0.1412}{0.1808} = 0.7810$$



Hình 2.8: Xác định giá trị hàm thuộc của điểm ảnh thứ nhất theo Luật 2

Tương tự với các điểm còn lại.

- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ hai (0.1647, 0.0039)

+ Luật 1, $DF = 0.1584$

+ Luật 2, $DF = 0.251$

- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ ba (0.1686, 0.0275)

+ Luật 1, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.2303$

+ Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.311$

- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ tư (0.2275, 0.0392)

+ Luật 1, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.3106$

+ Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.4192$

- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ năm (0.2314, 0.0196)

+ Luật 1, $DF = 0.8337$

+ Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.3117$

- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ sáu (0.3294, 0.0275)

+ Luật 1, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.3149$

- + Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.5221$
- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ bảy (0.2157, 0.0392)
- + Luật 1, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.2944$
- + Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.3977$
- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ tám (0.2118, 0.0392)
- + Luật 1, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.289$
- + Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.3905$
- Với cặp giá trị đầu vào điểm ảnh thứ chín (0.1608, 0.0392)
- + Luật 1, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.2195$
- + Luật 2, do điểm này nằm ngoài không gian luật vì vậy phải dịch điểm về vùng không gian luật với $\delta = 3$, ta được $DF = 0.2965$

Bước 5: Huấn luyện các hệ số giải mờ

Khởi tạo giá trị $(h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3)$ lần lượt là $(1, 2, 1, 1, 2, 1)$ và sử dụng công thức giải mờ số (2.15) và (2.16) ta được

- Giá trị hàm giải mờ của Luật 1: $DEF(X_1) = 0.2101; DEF(HoD_1) = 0.0083$

- Giá trị hàm giải mờ của Luật 2: $DEF(X_1) = 0.0918; DEF(HoD_1) = 0.006$

Sử dụng thuật toán tối ưu Adam (2.1) để xác định các hệ số giải mờ tốt, ta thu được bộ hệ số giải mờ tốt với ảnh X_2 như sau $(h_1, h_2, h_3, h'_1, h'_2, h'_3) = (1, 0.7, 0.7, 1, 0.7, 0.7)$

Bước 6: Dự đoán ảnh đầu ra

Bước 6.1. Xác định giá trị dự báo của phần thực $O_{i.Rel}^*$ và phần pha $O_{i.Img}^*$

Từ bước 5.2 ta xác định được MIN của $U_{A_{kj}}$ (0.1412, 0.0157) = MIN (DF

của luật 1, DF luật 2) = MIN (0.5782, 0.7810) = 0.5782.

Tương tự với các giá trị X còn lại ta xác định được giá trị độ thuộc U.

Từ đó sử dụng hai công thức (2.13, 2.14) để xác định $O_{i.Rel}^*$ và $O_{i.Img}^*$

$$O_i^* = (O_{i.Rel}^*, O_{i.Img}^*) = \begin{bmatrix} 0.175802 & 0.009461 \\ 0.169767 & 0.009338 \\ 0.175812 & 0.009461 \\ 0.175833 & 0.009462 \\ 0.22323 & 0.010429 \\ 0.168092 & 0.009304 \\ 0.175798 & 0.009461 \\ 0.175789 & 0.009461 \\ 0.175801 & 0.009461 \end{bmatrix}$$

Bước 6.2. Xác định kết quả dự đoán

Giá trị điểm ảnh đầu ra của ảnh dự báo phần thực được lấy trực tiếp từ kết quả $O_{i.Rel}^*$ (tính ở bước 4.2) và phần pha tính toán dựa trên tỉ lệ biến đổi của phần pha $O_{i.Img}^*$ như công thức số (2.18), trong đó X_i^{t-1} là giá trị thực tế tại thời điểm $t - 1$ ta được:

$$O_{i.Img}^{\prime} = X_i^{(t-1)} * (1 + O_{i.Img}^*) = \begin{bmatrix} 0.142536 \\ 0.186021 \\ 0.166258 \\ 0.189981 \\ 0.26544 \\ 0.2929 \\ 0.217741 \\ 0.205829 \\ 0.182107 \end{bmatrix}$$

Cuối cùng, kết quả dự báo ảnh tiếp theo có thể được tính dựa vào kết quả tổng hợp của điểm ảnh dự báo phần thực và phần pha theo công thức (2.17) và sử dụng thuật toán tối ưu ADAM (2.1) nhằm xác định hệ số phụ thuộc α để hàm mục tiêu RMSE (2.17) đạt giá trị nhỏ nhất với kết quả như sau:

$$\alpha = 0.0001$$

$$RMSE(O_i^*, X_3) \sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i^* - X_i^{(t)})^2} = 27.473$$

Ảnh dự đoán X_3^* như sau:

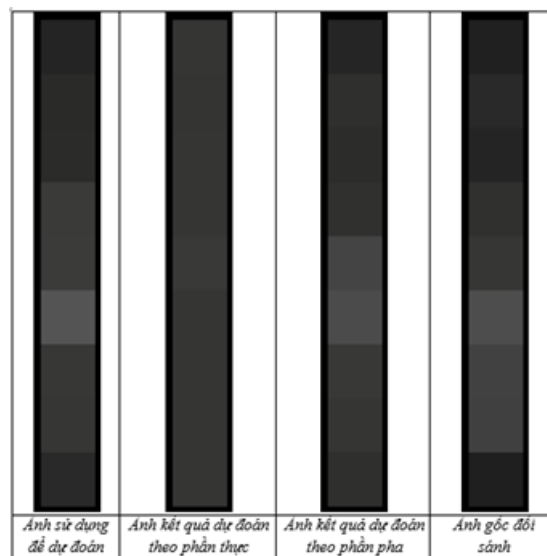
$$X_3^* = \begin{bmatrix} 0.1425 \\ 0.186 \\ 0.1663 \\ 0.19 \\ 0.2654 \\ 0.2929 \\ 0.2177 \\ 0.2058 \\ 0.1821 \end{bmatrix}$$

Bước 6.3. Chuyển về không gian thường và loại bỏ nhiễu

Chuyển ảnh dự đoán X_3^* về không gian thường và loại bỏ nhiễu ta được:

$$X_3^* = \begin{bmatrix} 36 \\ 47 \\ 42 \\ 48 \\ 68 \\ 75 \\ 56 \\ 52 \\ 46 \end{bmatrix}$$

Hình ảnh dự đoán như hình (2.9) sau:



Hình 2.9: Ảnh dự đoán đầu ra

2.6 Thực nghiệm

2.6.1 Kịch bản thử nghiệm

Nhằm đảm bảo chất lượng cũng như tính đa dạng của các tình huống thực nghiệm về dữ liệu, các thuật toán và các độ đo đối sánh luận án tiến hành sử dụng các thuật toán PFC-PFR [20], SeriesNet (thuật toán sử dụng mô hình mạng LSTM) [95], Deep Slow Feature Analysis (DSFA) [96] để so sánh và các kết quả thực nghiệm được sử dụng độ đo RMSE (trung bình phương sai), R^2 (R square) để đánh giá, sau đó sử dụng phương pháp phân tích ANOVA để phân tích kết quả.

2.6.2 Kết quả thực nghiệm

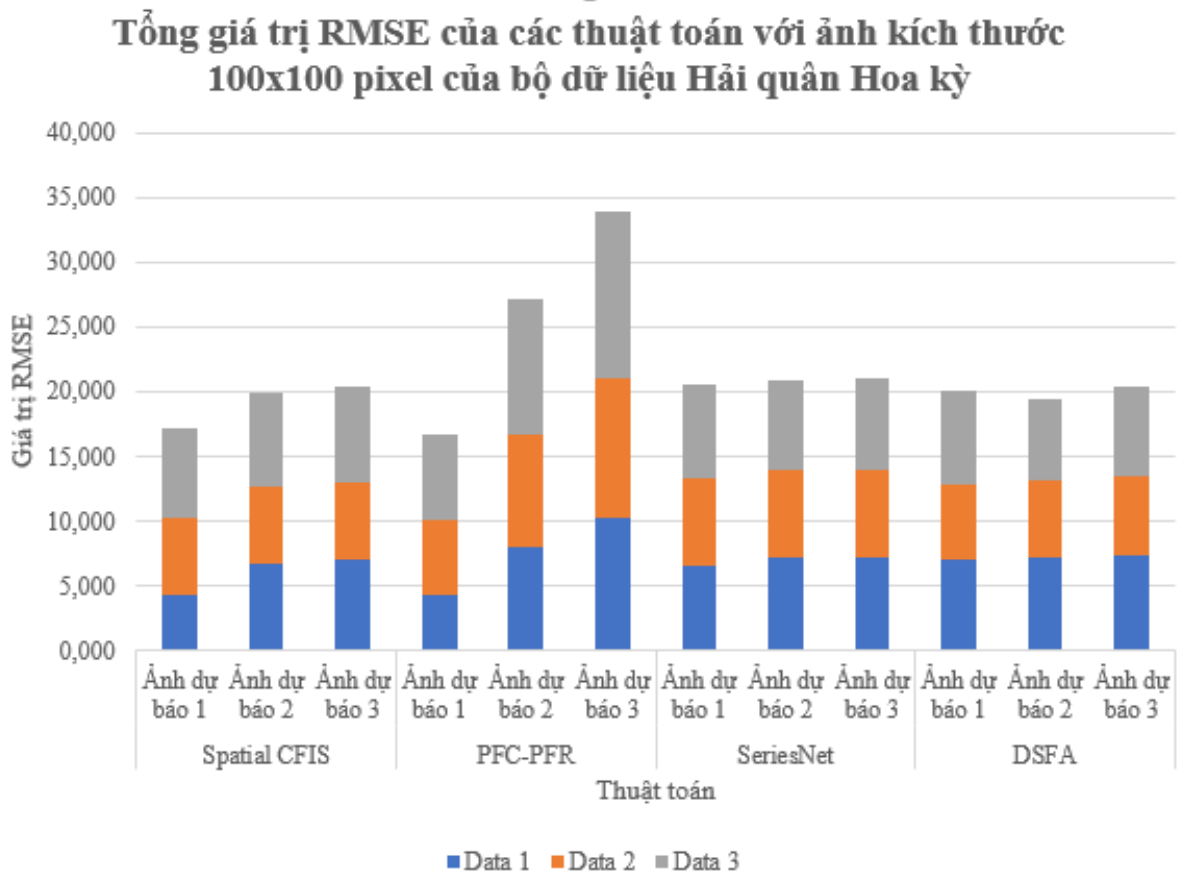
Trong quá trình thực nghiệm luận án tiến hành chạy 30 lần độc lập sau đó lấy kết quả trung bình của 30 lần chạy đó làm kết quả phân tích thực nghiệm. Ngoài ra, trong thuật toán phân cụm FCM luận án đề xuất sử dụng số cụm là 5 dựa trên cơ sở hệ luật tam giác đã được đề xuất trước đó bởi [20].

Kết quả RMSE của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 100x100 Pixels được thể hiện như trong bảng (2.1).

Bảng 2.1: Kết quả của thuật toán đề xuất và các thuật toán so sánh với độ đo $RMSE$ trên bộ dữ liệu có kích thước 100x100 Pixels

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
	Data 1	4.301	6.712	7.036	4.628	8.035	10.251	6.570	7.136	7.188	7.094	7.196
Data 2	5.908	5.991	6.015	5.754	8.622	10.779	6.807	6.808	6.843	5.755	5.940	6.178
Data 3	6.894	7.254	7.265	6.679	10.536	12.966	7.140	6.917	6.949	7.147	6.313	6.858

Biểu đồ phân tích kết quả RMSE của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 100x100 Pixels trong hình (2.10).



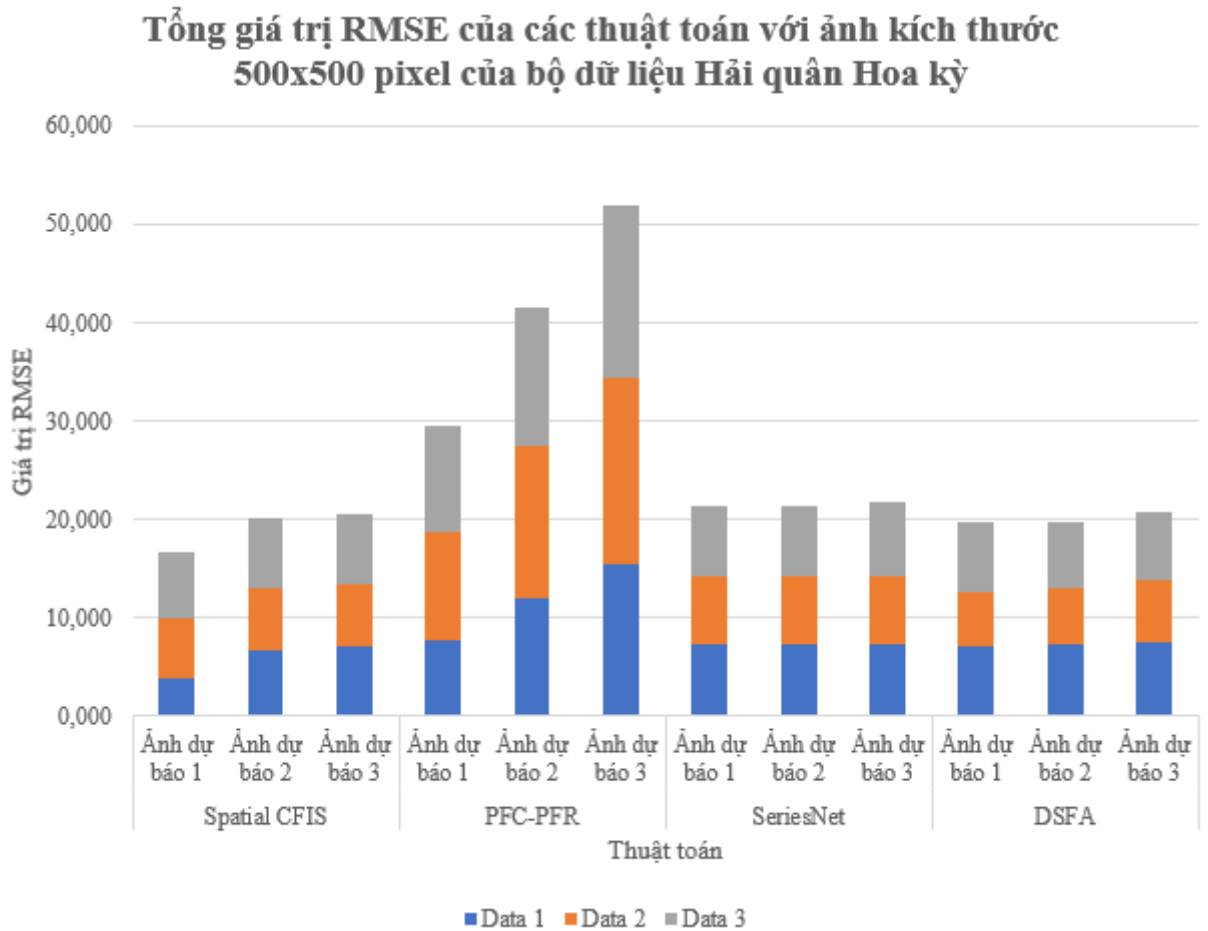
Hình 2.10: RMSE của các thuật toán với bộ ảnh kích thước 100x100 Pixels

Kết quả RMSE của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 500x500 Pixels được thể hiện trong bảng (2.2).

Bảng 2.2: Kết quả của thuật toán đề xuất và các thuật toán so sánh với độ đo *RMSE* trên bộ dữ liệu có kích thước 500x500 Pixels

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
	Data 1	3.909	6.761	7.127	7.610	12.06	15.38	7.292	7.194	7.205	7.117	7.179
Data 2	6.111	6.217	6.230	11.06	15.47	19.11	6.881	6.950	7.011	5.564	5.893	6.299
Data 3	6.711	7.121	7.113	10.92	14.09	17.46	7.168	7.267	7.623	7.107	6.642	7.055

Biểu đồ trình bày kết quả RMSE của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 500x500 Pixels trong hình (2.11).



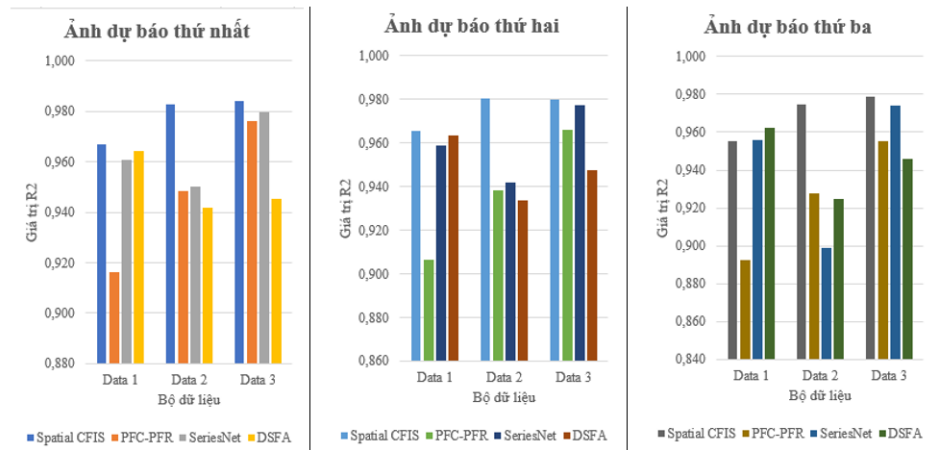
Hình 2.11: RMSE của các thuật toán với bộ ảnh kích thước 500x500 Pixels

Kết quả R^2 của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 100x100 Pixels được thể hiện trong bảng (2.3).

Bảng 2.3: Kết quả của thuật toán đề xuất và các thuật toán so sánh với độ đo R^2 trên bộ dữ liệu có kích thước 100x100 Pixels

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
Data 1	0.967	0.965	0.955	0.916	0.906	0.892	0.961	0.959	0.956	0.964	0.963	0.962
Data 2	0.983	0.980	0.975	0.948	0.938	0.928	0.950	0.942	0.899	0.942	0.933	0.924
Data 3	0.984	0.980	0.979	0.976	0.966	0.955	0.980	0.977	0.974	0.945	0.948	0.946

Biểu đồ trình bày kết quả R^2 của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 100x100 Pixels như hình (2.12).



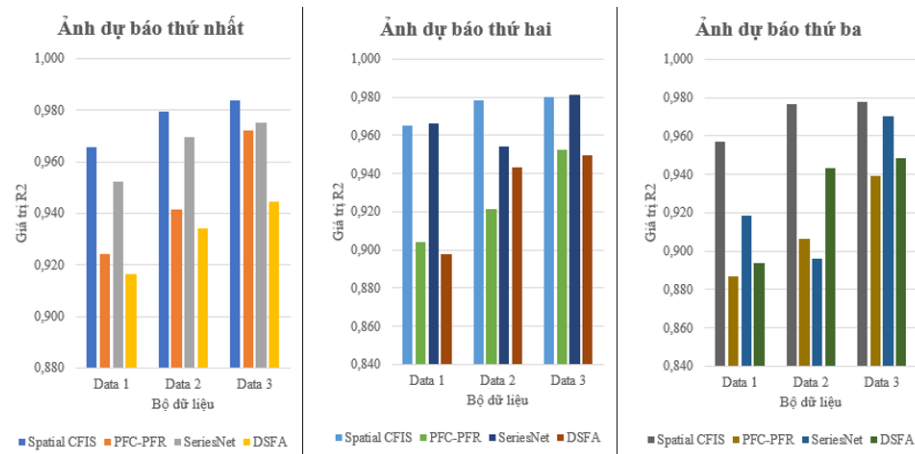
Hình 2.12: R^2 của các thuật toán với ảnh kích thước 100x100 Pixels của bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ

Kết quả R^2 của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 500x500 Pixels được thể hiện trong bảng (2.4.)

Bảng 2.4: So sánh trung bình R^2 của các thuật toán cho tập dữ liệu 500x500 Pixels

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
Data 1	0.966	0.965	0.957	0.924	0.904	0.887	0.952	0.967	0.919	0.917	0.898	0.894
Data 2	0.979	0.978	0.977	0.941	0.922	0.906	0.970	0.954	0.896	0.934	0.944	0.943
Data 3	0.984	0.980	0.978	0.972	0.953	0.939	0.975	0.981	0.970	0.945	0.950	0.949

Biểu đồ trình bày kết quả R^2 của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ với hình ảnh có kích thước 500x500 Pixels như hình (2.13).



Hình 2.13: R^2 của các thuật toán với ảnh kích thước 500x500 Pixels của bộ dữ liệu Hải quân Hoa kỳ

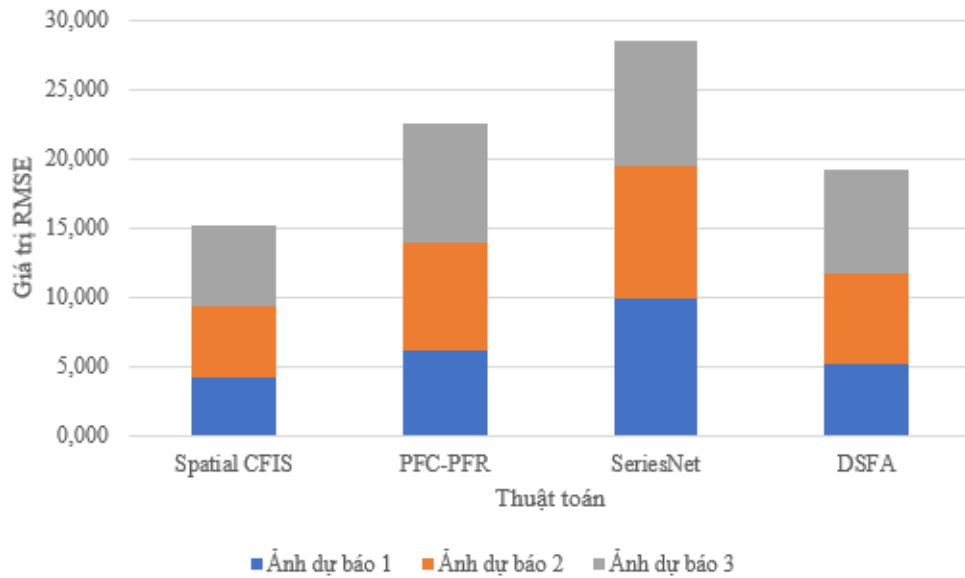
Kết quả $RMSE$ của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Prisma (2.5).

Bảng 2.5: So sánh trung bình $RMSE$ của các thuật toán cho tập dữ liệu PRISMA

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
	PRISMA	4.239	5.107	5.872	6.206	7.710	8.679	9.920	9.523	9.128	5.197	6.459

Biểu đồ trình bày kết quả $RMSE$ của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Prisma trong hình (2.15).

Tổng giá trị $RMSE$ của các thuật toán với bộ dữ liệu Prisma



Hình 2.14: $RMSE$ của các thuật toán với bộ dữ liệu PRISMA

Kết quả R^2 của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Prisma được thể hiện trong bảng (2.6).

Bảng 2.6: So sánh trung bình R^2 của các thuật toán cho tập dữ liệu PRISMA

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
	PRISMA	0.965	0.930	0.890	0.922	0.847	0.767	0.878	0.733	0.665	0.947	0.883

Biểu đồ trình bày kết quả R^2 của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên bộ dữ liệu Prisma như trong hình (2.15).



Hình 2.15: R^2 của các thuật toán với bộ dữ liệu PRISMA

2.6.3 Phân tích ANOVA trên các kết quả thử nghiệm

Luận án sử dụng phương pháp ANOVA hai chiều được sử dụng để phân tích ảnh hưởng của các yếu tố trong kết quả của mỗi thuật toán. Ở đây luận án xem xét hai yếu tố, bao gồm tập dữ liệu và hình ảnh dự đoán. Đối với mỗi thuật toán được đề cập, tiến hành phân tích ảnh hưởng của các tập dữ liệu và dự đoán hình ảnh đến các giá trị của RMSE và R^2 . Các giả thuyết vô hiệu là ba trường hợp như sau:

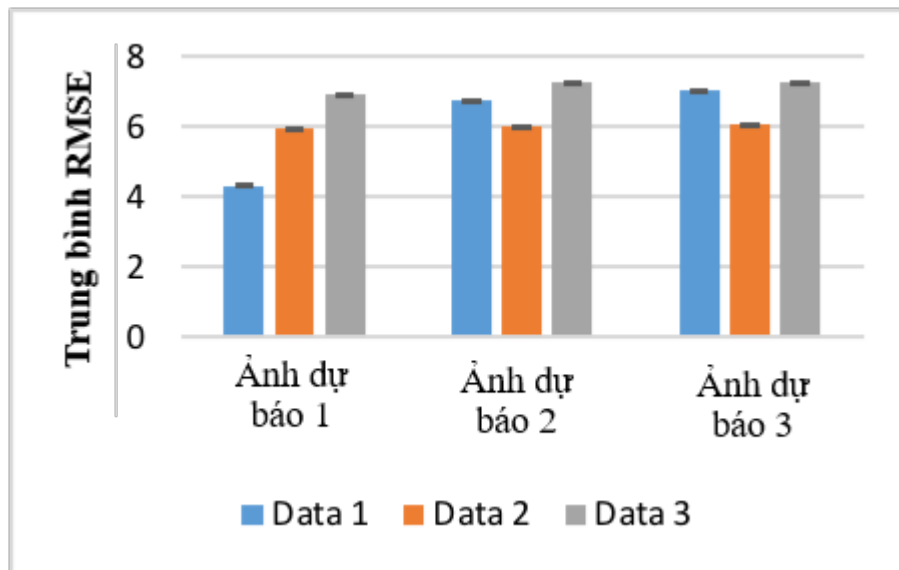
- Giá trị của RMSE thu được bằng cách sử dụng tất cả các tập dữ liệu là như nhau, không có sự khác biệt
- Giá trị của RMSE trên tất cả các hình ảnh dự đoán là như nhau, không có sự khác biệt
- Các tập dữ liệu được sử dụng trong thử nghiệm và các hình ảnh dự đoán không tương tác với nhau. Nó có nghĩa là ảnh hưởng của các tập dữ liệu trên RMSE là như nhau trên các hình ảnh dự đoán khác nhau. Ảnh hưởng của dự đoán hình ảnh trên RMSE là như nhau trên các tập dữ liệu khác nhau.

Kết quả ANOVA của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên hình ảnh có kích thước 100x100 Pixels được thể hiện trong bảng (2.7). Giá trị tới hạn của F đối với α là 0,05 được đưa ra trong cột cuối cùng.

Bảng 2.7: Kết quả phân tích ANOVA của Spatial CFIS và các thuật toán so sánh trên hình ảnh kích thước 100x100 Pixels

Nguồn biến thể	SS	df	Ms	F	P-value	F crit
Bộ dữ liệu	77.756	2	38.878	32/742	6.521E-72	3.031
Ảnh dự đoán	62.227	2	31.114	262.289	3.543E-63	3.031
Sự tương tác	75.621	4	18.905	159.373	8.114E-69	2.406
Trong khoảng	30.960	261	0.1186			
Tổng	246.565	269				

Biểu đồ trình bày kết quả Kết quả ANOVA của phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) và các thuật toán so sánh (PFC-PFR, SeriesNet, DSFA) trên hình ảnh có kích thước 100x100 pixel được thể hiện trong hình (2.16). Các giá trị trên mỗi cột thể hiện mức trung bình của RMSE trên 30 lần chạy thực nghiệm. Các giá trị RMSE được minh họa với thanh sai số của thuật toán Spatial CFIS bằng các số khác nhau của các tập dữ liệu Data 1, Data 2 và Data 3 tương ứng.



Hình 2.16: Kết quả phân tích ANOVA trên Spatial CFIS

Do thử nghiệm trên cùng một điều kiện thử nghiệm, bậc tự do trong phân tích ANOVA trên tám trường hợp (4 thuật toán x 2 loại hình ảnh) là như nhau. Do đó, giá trị tới hạn của F cũng giống như vậy.

Các giá trị thống kê F thu được từ phân tích ANOVA trên tất cả các trường hợp được trình bày trong bảng (2.8 và 2.9) dưới đây. Bảng (2.9) cho thấy kết quả của các giá trị thống kê F trên hai loại hình ảnh dự đoán có kích thước (100x100 và 500x500 Pixels) bằng cách áp dụng bốn thuật toán. Giá trị tới hạn của F lần lượt là các giá trị trong cột cuối cùng của bảng (2.7).

Bảng 2.8: RMSE: Các giá trị thống kê F từ ANOVA với các thuật toán

Nguồn	Spatial CFIS		PFC-PFR		SeriesNet		DSFA	
	100x100 images	500x500 images	100x100 images	500x500 images	100x100 images	500x500 images	100x100 images	500x500 images
Bộ dữ liệu	327.742	280.286	1,843.604	14,397.906	2,156.646	167.835	714.811	541.927
Ảnh dự đoán	262.289	405.602	189.483	2,459.955	294.668	14.337	37.973	22.912
Sự tương tác	159.373	301.250	303.630	2,375.960	12.134	3.806	17.612	12.605

Bảng 2.9: R^2 : Các giá trị thống kê F từ ANOVA với các thuật toán

Nguồn	Spatial CFIS		PFC-PFR		SeriesNet		DSFA	
	100x100 images	500x500 images	100x100 images	500x500 images	100x100 images	500x500 images	100x100 images	500x500 images
Bộ dữ liệu	118.923	129.615	361.668	22,316.888	554.943	1.095	259.835	748.148
Ảnh dự đoán	0.691	1.632	2.734	2,036.019	86.379	1.415	2.5285	0.512
Sự tương tác	4.532	5.319	13.036	2,898.772	91.657	0.910	3.048	1.024

Để xác định xem hiệu suất của các thuật toán có khác biệt đáng kể hay không, luận án đã thêm phân tích ANOVA một chiều posthoc về các giá trị của RMSE và R^2 thu được bằng cách áp dụng bốn thuật toán (4 nhóm). Mức ý nghĩa cũng được chọn là 0,05. Kết quả của RMSE, R^2 trên ba hình ảnh dự đoán và tập dữ liệu PRISMA trong 30 lần chạy được sử dụng. Đầu tiên, phân tích ANOVA nhân tố đơn được thực hiện để xác định t-test ANOVA có phù hợp hay không. Có hai trường hợp, bao gồm so sánh ba hình ảnh được chọn và so sánh bộ dữ liệu PRISMA.

Kết quả phân tích nhân tố đơn được trình bày trong bảng (2.11) dưới đây. Giá trị P-value trong hai trường hợp là rất nhỏ. Điều này có nghĩa là có sự khác biệt đáng kể giữa bốn thuật toán này. Do đó, chúng ta có thể làm bài kiểm tra để so sánh các cặp thuật toán.

Bảng 2.10: Kết quả phân tích nhân tố đơn của bốn thuật toán trên hình ảnh dự đoán với bộ dữ liệu PRISMA

ANOVA							
	<i>Nguồn</i>	<i>SS</i>	<i>df</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>P-value</i>	<i>F crit</i>
Ảnh dự báo	Between Groups	1.407234	3	0.469078	84.29641	3.16E-41	2.629987
	Within Groups	1.981006	356	0.005565			
	Total	3.38824	359				
Bộ dữ liệu PRISMA	Between Groups	274.1149	3	91.37164	20.60711	1.32E-09	2.739502
	Within Groups	301.5111	68	4.433987			
	Total	575.626	71				

Để so sánh thuật toán đề xuất với ba thuật toán liên quan, luận án xem xét ba cặp thuật toán trong thử nghiệm này như DSFA so với Spatial CFIS, DSFA so với PFC-PFR, DSFA so với SeriesNet. Giả thuyết của phần đánh giá này là “Hai trong số các thuật toán này giống nhau” trên mỗi tiêu chí. Kết quả của t-Test: Giả sử hai mẫu có phương sai bằng nhau của hai trường hợp này dựa trên các giá trị của RMSE và R^2 được cho trong bảng (2.11). Như được trình bày trong bảng (2.11), kết luận ĐÚNG có nghĩa là có một sự khác biệt giữa các giá trị trung bình của RMSE (hoặc R^2) thu được từ cặp thuật toán. Do đó, giá trị trung bình của RMSE thu được bởi DSFA và PFC-PFR là khác nhau. Điều này cũng tương tự với các giá trị trung bình của R^2 thu được bởi DSFA so với Spatial CFIS. Trong so sánh khác, không có sự khác biệt giữa hai thuật toán được so sánh.

Từ cột Kết luận trong bảng (2.12), giá trị trung bình của các trường hợp này dựa trên các giá trị của RMSE và R^2 thu được bởi tất cả các cặp của thuật toán là khác nhau.

Bảng 2.11: Tóm tắt kết quả t-Test của RMSE và R^2 trên hình ảnh dự đoán

On predicted images	Comparison	P(T<=t) two-tail	Signification	Conclusion
RMSE	DSFA vs Spatial CFIS	0.263522	0.0125	FALSE
	DSFA vs PFC-PFR	0.000047	0.0125	TRUE
	DSFA vs SeriesNet	0.018608	0.0125	FALSE
R^2	DSFA vs Spatial CFIS	0.000000078	0.0125	TRUE
	DSFA vs PFC-PFR	0.381353502	0.0125	FALSE
	DSFA vs SeriesNet	0.050024213	0.0125	FALSE

Bảng 2.12: Tóm tắt kết quả t-Test của RMSE và R^2 trên bộ dữ liệu Prisma

On predicted images	Comparison	P(T<=t) two-tail	Signification	Conclusion
RMSE	DSFA vs Spatial CFIS	0.00000000036	0.0125	TRUE
	DSFA vs PFC-PFR	0.0000065	0.0125	TRUE
	DSFA vs SeriesNet	1.2458E-38	0.0125	TRUE
R^2	DSFA vs Spatial CFIS	0.00000082	0.0125	TRUE
	DSFA vs PFC-PFR	0.001237	0.0125	TRUE
	DSFA vs SeriesNet	9.57E-19	0.0125	TRUE

2.6.4 Thảo luận về kết quả thử nghiệm

Từ kết quả tiến hành thử nghiệm, luận án có các nhận xét, đánh giá về kết quả thử nghiệm mô hình hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Spatial CFIS) như sau:

2.6.4.1. Đánh giá với độ đo RMSE

Khi so sánh với phương pháp PFC-PFR, SeriesNet và DSFA trong bảng (2.4) bằng phương pháp của đề xuất với hình ảnh bộ 500x500 pixel trên hai bộ dữ liệu Hải quân Hoa Kỳ và PRISMA, kết quả cho thấy Spatial-CFIS có hiệu quả hơn, cụ thể như sau:

- Trong kết quả dự đoán ảnh đầu tiên, với kết quả bằng độ đo RMSE phương pháp Spatial CFIS cho kết quả với bốn bộ tập dữ liệu tương ứng (3.909, 6.111, 6.711, 3.95), trong khi phương pháp PFC-PFR là (7.610, 11.065, 10.915, 4.751), SeriesNet là (7.292, 6.881, 7.168, 9.636) và DSFA là (7.117, 5.541, 6.642, 3.574). Điều này chỉ ra rằng, phương pháp Spatial CFIS tốt hơn từ 30% đến 40% so với phương pháp PFC-PFR, cho kết quả từ gần như tương đương cho đến tốt hơn lên đến 40% so với phương pháp DSFA và thậm chí tốt hơn lên tới 3 lần so với phương pháp SeriesNet. Như vậy phương pháp đề xuất có kết quả tốt hơn vượt trội so với các phương pháp còn lại đối với kết quả dự đoán đầu tiên.
- Bộ dữ liệu hình ảnh cho các vùng Hawaii (Dữ liệu 1), RMSE của hình ảnh dự đoán 100x100 đầu tiên của Spatial CFIS cho 3 hình ảnh là (4.301, 6.712, 7.036), cao hơn từ 20% đến 30% so với phương pháp PFC-PFR (4.273, 8.035, 10.251), tốt hơn từ 8% đến 40% so với phương pháp SeriesNet (7.136, 7.188, 7.094) và phương pháp DSFA (7.094, 7.196, 7.349)

- Phương pháp đề xuất (Spatial CFIS) xử lý trên từng điểm ảnh thay vì nhóm một số điểm ảnh và thực hiện như trong PFC-PFR giúp giảm sai số trung bình giữa các điểm ảnh. Ngoài ra, Spatial CFIS cũng sử dụng kết hợp cả phần thực của hình ảnh phần thực và phần pha là giá trị sai khác giữa hai ảnh liên tiếp để sinh luật và tổng hợp ra hình ảnh dự đoán. Do đó, kết quả dự đoán sẽ tốt hơn so với phương pháp PFC-PFR, phương pháp chỉ sử dụng sự khác biệt để tạo ra các luật và hội tụ hình ảnh đầu ra. Riêng với SeriesNet, do chỉ sử dụng 2 lớp tích chập nên mô hình chưa thực sự đánh giá được đặc điểm của ảnh, dẫn đến những thay đổi lớn như ánh sáng mặt trời, ... ảnh hưởng đến kết quả dự báo.

Khi thử nghiệm với bộ dữ liệu hình ảnh có kích thước 100x100 của tập dữ liệu Hải quân Hoa Kỳ và tập dữ liệu PRISMA, kết quả RMSE trong hình ảnh dự báo thứ hai (sử dụng hình ảnh dự báo đầu tiên làm dữ liệu thử nghiệm), hình ảnh dự báo thứ 3 (sử dụng hình ảnh dự báo thứ hai làm dữ liệu thử nghiệm) của phương pháp Spatial CFIS cho kết quả RMSE tốt hơn các phương pháp so sánh. Thử nghiệm trên bộ dữ liệu Hawaii, U. S. Pacific Coast, Vịnh Mexico và PRISMA, kết quả RMSE của phương pháp Spatial CFIS bảng (2.1, 2.2 và 2.5) cho thấy kết quả dự đoán với bộ dữ liệu PRISMA cho kết quả tốt nhất với sai số RMSE nhỏ nhất. Lý do là trong bộ dữ liệu PRISMA là ảnh siêu quang phổ do đó không bị nhầm lẫn bởi các lớp khác, trong khi các hình ảnh của tập dữ liệu khác bị nhầm lẫn với nhiều lớp khác của dữ liệu hình ảnh như đất, nước. Do đó, để có kết quả dự đoán tốt, luận án khuyến nghị sử dụng các lớp ảnh riêng biệt để loại bỏ các lớp ảnh nền.

2.6.4.2. Đánh giá với độ đo R^2

Đánh giá kết quả thử nghiệm với độ đo R^2 được thể hiện trong bảng (2.3, 2.4 và 2.6) cho thấy rằng độ chính xác của Spatial CFIS tốt hơn PFC-PFR và tương đương với mô hình SeriesNet và tốt hơn một chút so với DSFA.

Với kết quả từ hình ảnh có kích thước 100x100 của bộ dữ liệu của Hải quân Hoa Kỳ, trên độ đo R^2 của mô hình đề xuất cho hình ảnh dự đoán thứ nhất, thứ hai, thứ ba tại các vùng Hawaii and U.S. The Pacific Coast đều tốt hơn các phương pháp khác. Riêng ở vùng Gulf of Mexico có kết quả kém hơn

SeriesNet và DSFA.

Với hình ảnh có kích thước lớn của tập dữ liệu Hải quân Hoa Kỳ và tập dữ liệu PRISMA, phương pháp đề xuất có độ đo tương tự R^2 so với các phương pháp khác, đặc biệt so với SeriesNet cho kết quả không tốt như hình ảnh dự đoán tiếp theo, vấn đề này là do khả năng học và thay đổi các thông số của SeriesNet.

Việc sử dụng một số lượng lớn các tham số so với số lượng các tham số của Spatial CFIS dẫn đến dự đoán kém với các trường hợp biến thiên lớn nhưng cải thiện sai số tích lũy so với Spatial CFIS vì lý do đó, phép đo R^2 của SeriesNet và DSFA có phần tốt hơn, nếu số lượng hình ảnh dự đoán có ý nghĩa hơn, liên tiếp giữa 2 hình ảnh thấp hơn, SeriesNet sẽ có thể nhận được kết quả tốt hơn Spatial CFIS. Chính vì việc kiểm soát một phần sai số tích lũy so với PFC-FPR dẫn đến việc lựa chọn độ đo R^2 cho thấy mô hình Spatial CFIS có khả năng hoạt động ổn định hơn PFC-FPR và phần nào có thể vượt trội hơn SeriesNet. Với số lượng hình ảnh dự đoán cao, phương pháp DSFA thu được kết quả tốt hơn vì sự gia tăng giữa hai hình ảnh liên tiếp là chậm.

2.6.4.3. Đánh giá với kết quả phân tích ANOVA

Từ kết quả trong bảng (2.7), luận án tiến hành so sánh giá trị thống kê F (F) với giá trị tiêu chí F (F crit). Bởi vì giá trị của F lớn hơn giá trị của F crit trong mọi trường hợp, vì vậy bác bỏ ba giả thuyết rỗng ở trên. Có nghĩa là, các giá trị của RMSE bị ảnh hưởng bởi cả tập dữ liệu và hình ảnh dự đoán. Ngoài ra, có sự tương tác giữa các tập dữ liệu và hình ảnh dự đoán.

Tất cả các giá trị thống kê (F) được thể hiện trong bảng (2.7) đều lớn hơn giá trị tới hạn của F với alpha là 0,05 (cột cuối cùng của bảng (2.9)). Vì vậy bác bỏ ba giả thuyết rỗng ở trên trong mọi trường hợp. Có nghĩa là, các giá trị của RMSE bị ảnh hưởng bởi cả tập dữ liệu và hình ảnh dự đoán. Ngoài ra, có sự tương tác giữa các tập dữ liệu và hình ảnh dự đoán như thể hiện trong bảng (2.9), giá trị F được tính trong các yếu tố thứ hai nhỏ hơn giá trị tới hạn của F trong cả hai loại ảnh (0,691 và 1,632 và 3.031 trong Spatial CFIS: 2,582 và 0,512 và 3.031 trong DSFA). Nó dẫn đến kết luận rằng loại hình ảnh dự đoán

không bị ảnh hưởng bởi các giá trị của R^2 khi sử dụng hai thuật toán này. Do thực tế là các giá trị của R^2 thu được bằng cách áp dụng Spatial CFIS và DSFA trên mỗi hàng là gần nhau.

Trong thuật toán SeriesNet, giá trị của F trong các yếu tố được tách biệt và tương tác nhỏ hơn F crit (1,905, 1,415 và 3,031 trong hai yếu tố được tách biệt và 0,910 và 2,406 trong lần lặp). Do đó, tất cả các giả thuyết vô hiệu đều được chấp nhận. Điều đó có nghĩa là không có ảnh hưởng của tập dữ liệu, dự đoán hình ảnh đến giá trị R^2 trong thuật toán này. Hơn nữa, bằng cách áp dụng thuật toán này, không có sự tương tác giữa các tập dữ liệu và hình ảnh dự đoán. Từ các giá trị của F trong bảng (2.9), không có tác động dự đoán hình ảnh.

R^2 trên hình ảnh 100x100 Pixels khi áp dụng PFC-PFR (2,734 < 3,031) và không có tương tác giữa hai yếu tố trong hình ảnh 500x500 Pixels khi áp dụng DSFA (1,024 < 2,406).

Như trong hình (2.16), các thanh lỗi trong mọi trường hợp đều quá ngắn. Có nghĩa là các lỗi tiêu chuẩn khi áp dụng Spatial CFIS là tối thiểu. Kết quả của các trường hợp khác cũng vậy. Điều này tương đương với việc kết quả tính toán của đề xuất rất chính xác. Từ kết quả trong Bảng (2.11 và 2.12), vì RMSE và R^2 là giá trị của hai phép đo được sử dụng để đánh giá thuật toán, có thể kết luận rằng hiệu suất của thuật toán đề xuất là một sự khác biệt đáng kể so với ba thuật toán đã chọn, đặc biệt là trên dữ liệu PRISMA.

2.7 Kết luận chương 2

Trong chương này, luận án đã trình bày một số đóng góp chính liên quan đến việc sử dụng đồng thời dữ liệu không-thời gian trong hệ suy diễn nhằm nâng cao chất lượng mô hình, luận án đã đề xuất một hệ suy diễn mờ phức không-thời gian (Spatial CFIS).

- Luận án cũng đã chỉ ra phương pháp sinh các luật mờ phức không gian dạng tam giác 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 này.

-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.

- Luận án đã tiến hành thử nghiệm với chuỗi ảnh vệ tinh từ hai bộ dữ liệu: Bộ dữ liệu của Hải quân Hoa Kỳ [87] và bộ dữ liệu Prisma của cơ quan hàng không vũ trụ Italia [88]. Kết quả cho thấy phương pháp đề xuất tốt hơn PFC-PFR trên ảnh lớn và độ phân giải cao và SeriesNet, DSFA trên cả hai loại ảnh.

- Kết quả bước đầu cho thấy phương pháp đề xuất có khá nhiều ưu điểm, tuy nhiên vẫn còn một số hạn chế như sau:

+ Mô hình tiến hành trên từng điểm ảnh và sử dụng thuật toán phân cụm mờ phức FCM để phân cụm. Do FCM 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.

+ Miền không gian của hệ luật đang cố định, do đó số điểm nằm ngoài miền không gian luật còn nhiều do chưa xác định được cực tiểu, cực đại cần thiết dẫn đến quá trình chuyển dịch các điểm ngoài không gian luật mất nhiều thời gian xử lý cũng như giảm độ chính xác.

- Kết quả này được công bố trong các công trình [CT1, CT4, CT5] của luận án.

Từ kết quả của mô hình đề xuất, đặt ra câu hỏi nghiên cứu làm thế nào để có thể giảm số lượng điểm ảnh phải xử lý mà không làm ảnh hưởng nhiều đến kết quả dự báo và làm thế nào để bổ sung các tham số giúp xác định được vùng không gian luật phù hợp và cách thức để xác định các tham số đó ra sao. Những câu hỏi nghiên cứu trên sẽ được trình bày chi tiết tại **Chương 3 - Đề xuất phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian**.

Chương 3

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

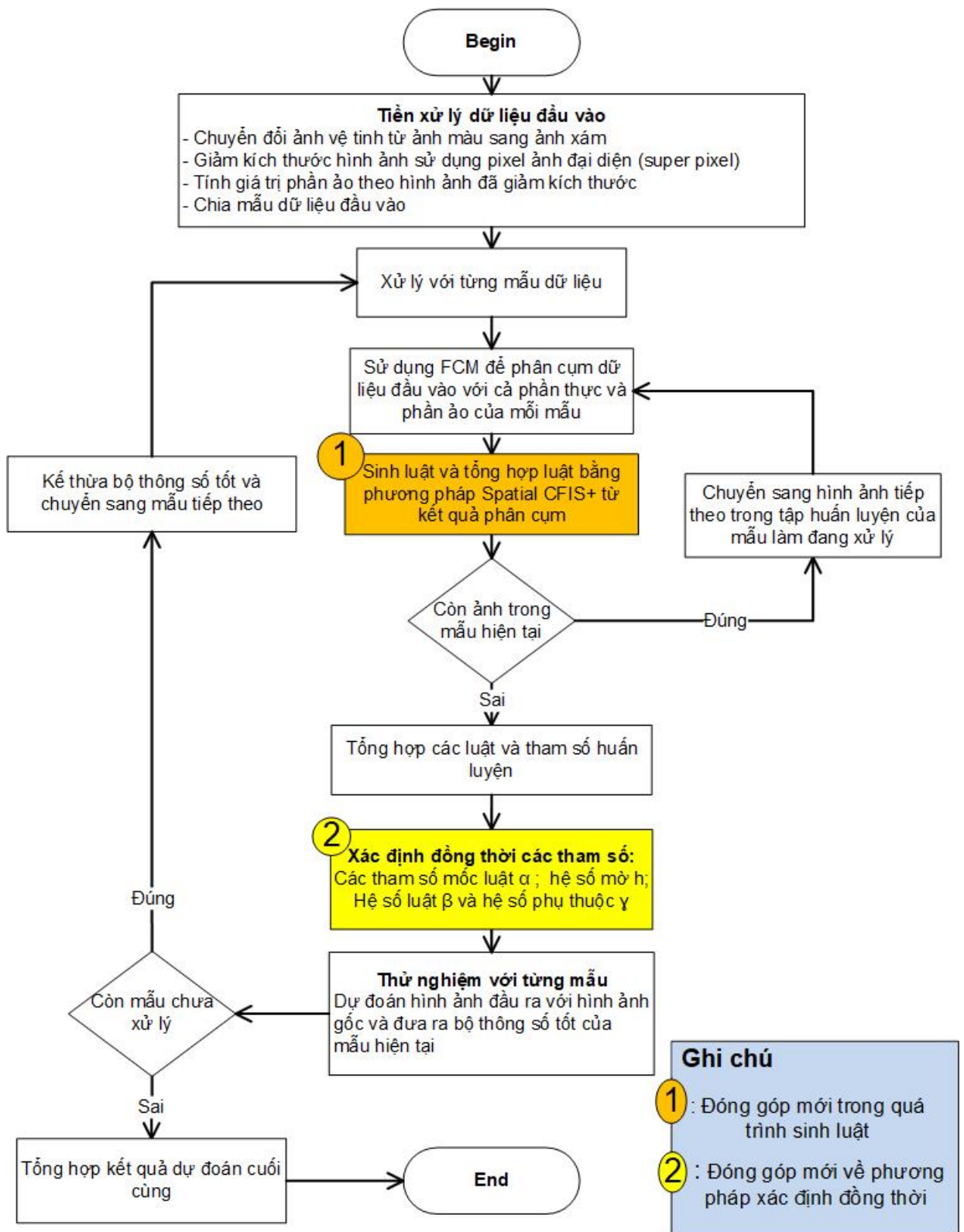
3.1 Giới thiệu

Chương 2 của luận án đã trình bày đề xuất hệ suy diễn mờ phức không - thời gian ứng dụng vào dự báo chuỗi ảnh vệ tinh (Spatial CFIS) bước đầu đã cho thấy phương pháp đề xuất tốt hơn PFC-PFR trên ảnh lớn và độ phân giải cao. Tốt hơn rõ rệt so với các phương pháp SeriesNet và DSFA. Tuy nhiên mô hình còn một số hạn chế như thời gian xử lý lớn vì phải thực hiện với từng điểm ảnh và các tham số trong mô hình đang cố định chưa có sự điều chỉnh phù hợp với các hoàn cảnh khác nhau.

Chính vì vậy, 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.

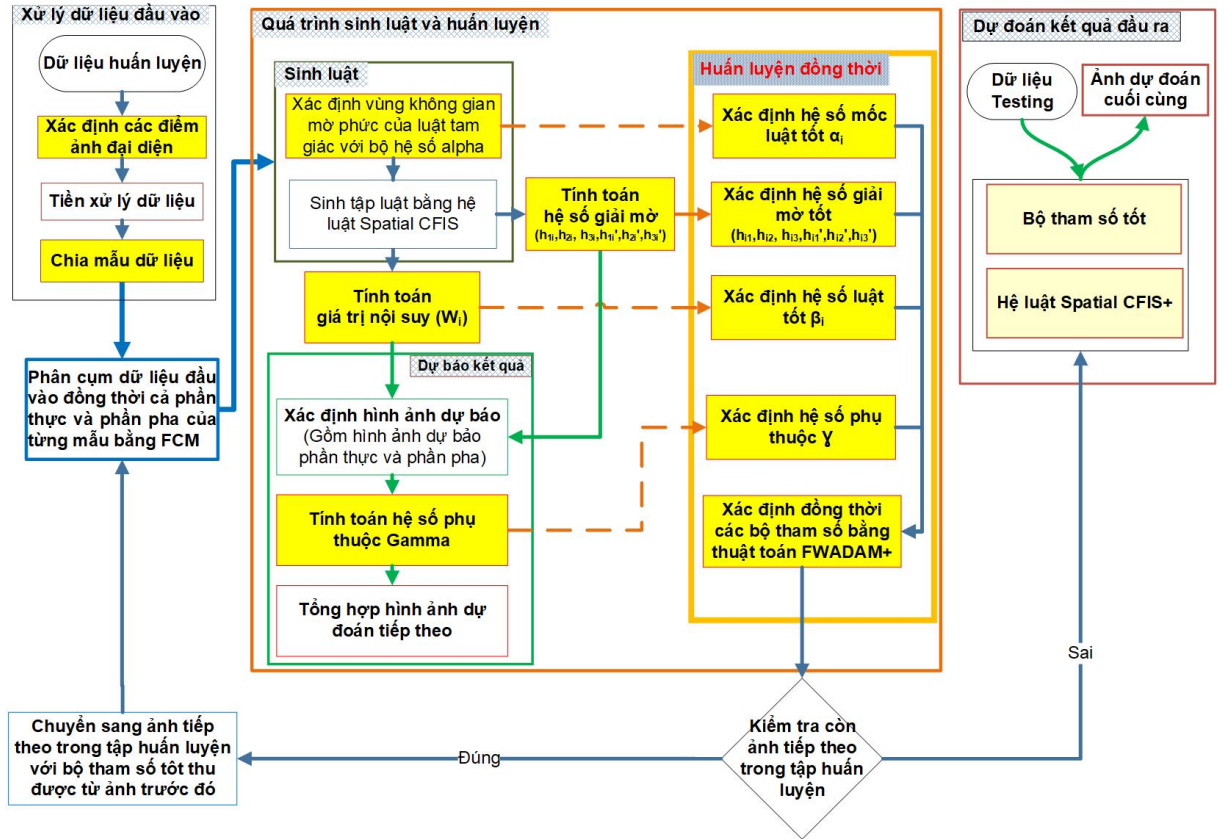
3.2 Mô hình đề xuất Co-Spatial CFIS+

Mô hình đề xuất được thể hiện tổng quan tại hình (3.1) sau:



Hình 3.1: Lưu đồ của phương pháp đề xuất

Chi tiết mô hình đề xuất được thể hiện tại hình (3.2) sau:



Hình 3.2: Sơ đồ chi tiết mô hình đề xuất

3.3 Chi tiết thuật toán

• Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu đầu vào

Đầu tiên, chuyển đổi ảnh vệ tinh từ ảnh màu sang ảnh xám. Sau đó, để giảm kích thước ảnh theo điểm ảnh đại diện, ảnh đầu vào gốc được chia thành các ảnh có kích thước nhỏ $c \times c$. Với mỗi ảnh kích thước $c \times c$ ta sẽ tìm ảnh đại diện theo công thức (3.1) sau:

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

Trong đó, κ_i và Im_i được tính theo công thức (3.2) dưới đây:

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

Sau đó, giá trị phân pha được xác định bằng cách trừ trực tiếp phân chênh lệch giữa các vùng tương ứng của ảnh đại diện các ảnh liên tiếp nhau theo

công thức (3.3):

$$HOD = \text{Im}_{tb}^{(t)} - \text{Im}_{tb}^{(t-1)} \quad (3.3)$$

Và thu được kết quả đầu vào tương ứng: $X(\text{Im}_{tb}^t, \text{HoD})$

Cuối cùng, dữ liệu đầu vào được chia thành số lượng mẫu theo công thức (3.4):

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

Trong đó:

- X : là tập dữ liệu ảnh đầu vào
- Im_i : Các điểm ảnh được gom vào một nhóm.
- $I\bar{m}$: Giá trị điểm ảnh mới đại diện cho giá trị điểm ảnh trung tâm của một nhóm.
- c : Số lượng điểm ảnh được nhóm chung với nhau, giá trị này bắt buộc phải là một giá trị lẻ.
- d_i : là khoảng cách giữa điểm ảnh i với điểm ảnh trung tâm của nhóm tương ứng.
- M : Số lượng mẫu
- N : Số lượng ảnh đầu vào.
- $Z = Xr_i - Xl_i$ ($Z \in 1, \dots, N, i = 1, \dots, M$): Kích thước của một mẫu
- Xr_i : Chỉ số của ảnh cuối cùng trong tập mẫu thứ i
- Xl_i : Chỉ số của ảnh đầu tiên trong tập mẫu thứ i ($l_1 = 1$)
- dr : Tỷ lệ trùng

• Bước 2: Phân cụm dữ liệu

Sau khi tiền xử lý dữ liệu, áp dụng Fuzzy C-means [24] để phân cụm dữ liệu đầu vào đồng thời cả phần thực và phần pha của mỗi hình ảnh trong mỗi mẫu dữ liệu. Kết quả của quá trình phân cụm là tập hợp các ma trận độ thuộc U và các vectơ tâm cụm V của mỗi ảnh tương ứng. Các kết quả này sẽ được sử dụng làm cơ sở để tạo các luật mờ phức không gian dạng tam giác sau này.

• **Bước 3: Tạo và tổng hợp các luật từ các kết quả phân cụm**

Đầu tiên, ta tiến hành xác định các giá trị mốc luật (a, b, c, a', b', c') của từng mẫu dữ liệu đầu vào X^t bằng phương pháp xác định mốc luật của mô hình Spatial CFIS đã trình bày ở Chương 2. Tuy nhiên ở phương pháp này luận án có bổ sung thêm tập hệ số mốc luật α_j của từng luật giúp hạn chế các điểm nằm ngoài vùng không gian của luật.

Như vậy các mốc luật (a, a', b, b', c, c') sẽ được xác định bởi các công thức sau:

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

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

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

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

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

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

Trong đó:

- (a, a', b, b', c, c') : Sáu giá trị mốc luật cần tìm
- V^{rel} : Giá trị tâm cụm của phần thực
- V^{img} : Giá trị tâm cụm của phần pha
- $U_{i,j}$: Các ma trận độ thuộc
- $X_i^{(k)}$: Giá trị phần thực của điểm ảnh thứ i tại mẫu thứ k
- $HOD_i^{(k)}$: Giá trị phần pha của điểm ảnh thứ i tại mẫu thứ k

Cuối cùng, luật của mẫu dữ liệu tiếp theo sẽ kế thừa luật và các tham số của mẫu trước.

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

- Tính toán giá trị nội suy bằng cách sử dụng suy diễn mờ phức trong không gian tam giác (Spatial CFIS), xác định giá trị hàm thuộc của từng điểm ảnh theo từng luật trong hệ luật và tổng hợp các hình ảnh dự báo tiếp theo.
- Xác định hệ số luật β_i theo công thức (3.11) sau:

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

- Tính toán hệ số giải mờ h_{1j} , h_{2j} , h_{3j} , h'_{1j} , h'_{2j} , h'_{3j} bởi công thức (3.12-3.13), dưới đây:

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

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

- Xác định hệ số phụ thuộc $\gamma \in [0, 1]$, là giá trị giúp cân bằng kết quả dự báo phần thực và phần pha được xác định bởi công thức (3.14) dưới đây:

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

- Ảnh dự báo của ảnh đại diện cuối cùng là kết quả của dự báo ảnh tiếp theo được tính toán dựa trên kết quả tổng hợp của các điểm ảnh dự báo theo phần thực (*) và kết quả dự báo theo phần pha (**).

(*) Kết quả dự báo hình ảnh tiếp theo của phần thực $O_{i.Rel}^*$ được tính theo công thức (3.15) dưới đây:

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

(**) Kết quả dự báo của hình ảnh tiếp theo phần pha $O_{i.Img}^{*'}$ được tính theo công thức (3.16) dưới đây:

$$O_{i.Img}^{*' } = X_i^{(t)} \times (1 + O_{i.Img}^*) \quad (3.16)$$

- Giá trị suy diễn của hình ảnh dự báo $O_{i.Img}^*$ dựa trên giá trị chênh lệch

được tính theo công thức (3.17), dưới đây:

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

- Tổng hợp hình ảnh thực dự báo tiếp theo sau khi có kết quả dự báo cuối cùng của điểm ảnh đại diện O'_i

Bảng 3.1: Ma trận kết quả dự báo hình ảnh đại diện

O_1^*	...	O_n^*
...
O_m^*	...	$O_{m \times n}^*$

- Từ ma trận dự báo hình ảnh đại diện, tiến hành tính toán các điểm lân cận của điểm ảnh đại diện trung tâm theo công thức (3.18):

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

- Ảnh báo tiếp theo X^{db} ở kích thước ban đầu là kết quả suy diễn của tất cả các điểm ảnh từ ảnh trung tâm O^* .

Trong đó:

- β_i : Hệ số luật của điểm ảnh thứ i ($(\beta_i \in [0.1]; i \in [1, Q])$)
- Q : Số lượng điểm ảnh của một ảnh.
- R : Số lượng luật.
- $DEF_j(X^{(t)})$: Kết quả giải mờ phần thực của ảnh X_i^t với luật j tại thời điểm t
- $DEF_j(HoD^{(t)})$: Kết quả giải mờ phần pha của ảnh X_i^t với luật j tại thời điểm t
- $O_{i.\text{Rel}}^*$: Kết quả suy diễn phần thực của ảnh tiếp theo tại thời điểm $t+1$
- $O_{i.\text{Im}gl}^*$: Kết quả suy diễn dựa trên phần pha của ảnh
- $O_{i.\text{Im}gl}^*$: Kết quả suy diễn phần pha của ảnh tiếp theo tại thời điểm $t+1$
- X_i^{db} Kết quả dự báo cuối cùng theo kích thước ban đầu.

• **Bước 5: Xác định đồng thời các tham số của mô hình**

Từ tập các tham số α_j, β_i, h_i và γ đã được nêu ở trên, luận án đề xuất một thuật toán mới FWADAM+ (3.3) để xác định đồng thời bộ tham số trên sao cho hàm mục tiêu (3.19) dưới đây đạt giá trị nhỏ nhất:

$$\text{RMSE}(X^{db}, X^{(t+1)}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(X_i^{db} - X_i^{(t+1)} \right)^2} \quad (3.19)$$

Luận án đề xuất thuật toán FWADAM+ được thể hiện như hình (3.3) dưới đây:

Thuật toán FWADAM+	
Đầu vào: $Params_i, \omega_{\min}, \omega_{\max}$	
Các tham số: $\rho_1^t, \rho_2 \in [0, 1), \rho_1^1 = \rho_1, \rho_1^t = \rho_1 \lambda^{t-1}, \lambda \in (0, 1) \phi_t = \frac{1}{\sqrt{t}}, t = 1, 2, \dots, T$	
Khởi tạo: $m^1 = 0, v^1 = 0, \omega_{\max} = 1, \omega_{\min} = 0.5$ và $L^1 = Params_i$	
Đầu ra: $Params_{i+1}$	
1	for $t = 1, 2, 3, \dots, T$ do
2	$t = t + 1$
3	Tính toán độ tương tự $Similarity_k = \text{Cosine}(Params_{ik}^t, Params_{ik}^{t-1}),$ $t > 1, \forall Params_{ik}^{t-1} \in L^{t-1}, Params_{ik}^{t-1} \neq \gamma$
4	Cập nhật L $L = (\gamma)$ // (Khởi tạo $L = \gamma$ sau mỗi lần lặp t) Lựa chọn $\begin{cases} L = L \cup Params_{ik}^t & \omega_{\min} \leq Similarity_k \leq \omega_{\max}, t > 1 \\ L = Params_{ik}^t & Similarity_k \leq \omega_{\min}, t > 1 \end{cases}$
5	$g^t = \nabla f(L)$ // (Tính toán đạo hàm của f_t theo x_t)
6	$m^t = \rho_1^t m^{t-1} + (1 - \rho_1^t) \times g^t$ // (Tính giá trị của mô men đầu tiên (m^t))
7	$v^t = \rho_2 v^{t-1} + (1 - \rho_2) \times (g^t)^2$ // (Tính giá trị của mô men đầu thứ hai (v^t))
8	Xác định $F^t(L) = \eta \left\langle \sum_{\tau=1}^t m_\tau, L \right\rangle + \left\ \sum_{k=1}^4 (P_k^t \times L) \right\ ^2$ // (Hàm thuộc F^t)
9	$V^t = \text{diag} \{v^t\}$ // (Tính giá trị vector đường chéo V^t)
10	Xác định $s^t = \arg \min_{L^t} \in \langle \nabla F^t(L), L \rangle$ // (tìm s^t là giá trị nhỏ nhất của hàm F^t theo x)
11	Sau một số lần lặp nhất định tiên hành cập nhật $\omega_{\min} = \omega_{\min} \times 110\% \quad \forall \omega_{\min} < \omega_{\max}$
12	$Params_i^{t+1} = Params_i^t + \phi^t \times (V^t)^{-1/2} (s^t - Params_i^t)$
13	end for
14	return $Params_{i+1} = Params_i^T$
Những đóng góp chính của thuật toán FWADAM+ được thể hiện bởi phân màu 	

Hình 3.3: Thuật toán FWADAM+

Luận án đề xuất một thuật toán FWADAM+ cải tiến từ thuật toán FWADAM [97] để xác định đồng thời các bộ tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian. Trong đó sử dụng độ đo cosin để đánh giá, xác định bộ tham số thích hợp để đưa vào huấn luyện. Xây dựng một hàm đánh giá phù hợp để xác định hàm mất mát dựa trên cơ sở khai triển Tikhonov [98] nhằm tăng tốc độ và hiệu quả của mô hình.

Chi tiết thuật toán của thuật toán FWADAM+:

- Tính toán mối tương quan giữa kết quả đầu vào và kết quả dự báo tương ứng của từng bộ thông số trong L^{t-1} (trừ tham số γ). Độ tương tự được tính bằng khoảng cách Cosine của hai vectơ đầu vào và kết quả dự báo trước đó. Sau đó, chọn các nhóm tham số sẽ tham gia vào xác định dựa trên sự tương đồng đã xác định trước đó theo quy tắc. Luận án cũng chọn các bộ tham số có sự tương tự của một nhóm tham số trong phạm vi $[\omega_{min}, \omega_{max}]$, trong trường hợp chọn một bộ thông số sẽ chọn bộ thông số có độ tương đồng nhất để xác định.

- Tính đạo hàm của hàm mục tiêu RMSE theo công thức tại bước số 5 thuật toán FWADAM+ và cập nhật các tham số mô men. Sau đó, để tìm một bộ tham số tốt hơn cho mô hình, xác định nghiệm tối thiểu trên miền F dựa trên thuật toán FWADAM.

- Cập nhật các giá trị tham số của toàn mô hình ở bước 12 của thuật toán theo nghiệm nhỏ nhất của miền F.

- Sau một số lần lặp nhất định tiến hành điều chỉnh tham số ω_{min} tăng thêm 10%. Quá trình này sẽ làm tăng thời gian xử lý của mô hình nhưng cũng sẽ làm cho mô hình hoạt động ổn định hơn.

- Lặp đi lặp lại trong một số lần nhất định để tìm ra giá trị đầu ra tốt.

Ngoài ra, để thể hiện rõ ý nghĩa của từng bộ tham số trong mô hình, luận án còn sử dụng hàm mất mát riêng cho từng bộ tham số như sau:

- Trong bước 8, thuật toán sử dụng ma trận P làm trọng số đại diện cho các nhóm tham số để giảm sự biến đổi đột ngột (tăng tính ổn định) của các tập tham số. Mỗi phần tử của ma trận P này sẽ đại diện cho giá trị hàm

phạt của từng bộ tham số tương ứng.

- Các giá trị này được xây dựng dựa trên các tham số liên quan của từng bộ tham số và được tổng hợp theo phương trình (3.20, 3.21) dưới đây:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_k^1 = [1, 1, 1, 1], P'^1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\ P_k^t = \frac{\sum_{k=1}^4 \sum_{i'=1}^{|Params_k^t|} P'_{ki'}^t \times \exp\left(\frac{-1}{abs(Params_{ki'}^t - Params_{ki'}^{t-1})}\right)}{\sum_{k=1}^4 \sum_{i'=1}^{|x_k|} P'_{ki'}^t} \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} t = 1, P'^t \text{ kích thước } (|Params_k^t|, k) \\ t > 1, Params_k^t \in L \end{array} \quad (3.20)$$

$$P'^t = abs(Params_{ki'}^t - Params_{ki'}^{t-1}), \forall k = 1, \dots, 4 \text{ và } i' = |Params_k^t| \quad (3.21)$$

Từ kết quả của quá trình xác định, một hệ luật tốt và 4 tập tham số (α_j, β_i, h_i và γ) được hình thành.

Hệ luật và các bộ tham số này sẽ được sử dụng để tính các mốc luật, kết quả nội suy, kết quả giải mờ và kết quả điều chỉnh của phần thực và phần pha của ảnh dự báo tiếp theo.

3.4 Độ phức tạp tính toán

L luận án đánh giá độ phức tạp của thuật toán Co-Spatial CFIS+ dưới đây:

- Tại **Bước 1**, khi tách ảnh thành các vùng $c \times c$ điểm ảnh, ta được ảnh mới có kích thước $\frac{Q}{c \times c}$ điểm ảnh.
- Tại **Bước 2** của mô hình, tiến hành thuật toán FCM [24] để phân được phân cụm đồng thời là thực và ảo. Theo [99] mức độ phức tạp của bước này là $\mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times dimension \times C^2\right)$. Vì trong thuật toán xử lý hình ảnh xám và chuyển đổi nó thành một chiều để mức độ phức tạp của bước này là: $\mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times C^2\right)$.
- Tại **Bước 3**, mọi điểm ảnh của ảnh được tạo và tổng hợp các luật với 6 tham số cấu thành luật bao gồm (a, b, c, a', b', c') , do đó độ phức tạp cho quá trình tạo sinh luật là: $\mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times 6 \times R\right)$.
- Tại **Bước 4**, đối với quá trình xác định giá trị nội suy và dự báo hình ảnh tiếp theo được thực hiện cho mỗi điểm ảnh dựa trên toàn bộ tập hợp các luật mà từ

đó chúng ta có được độ phức tạp cho phần này là $\mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times R\right)$.

- Tại **Bước 5** của phương pháp xác định đồng thời các tham số của hệ luật suy diễn mờ phức không - thời gian, luận án đề xuất thuật toán FWADAM+ như hình (3.3) được cải tiến từ thuật toán FWADAM trong đó có bổ sung thêm 4 bước 3, 4, 8 và 11. Như vậy, độ phức tạp tính toán của thuật toán FWADAM+ bao gồm độ phức tạp tính toán của thuật toán FWADAM và độ phức tạp tính toán của các bước 3, 4, 8 và 11 được bổ sung sẽ được tính toán như sau:

+ Theo [97] độ phức tạp của FWADAM là $\mathcal{O}(T^{3/4})$.

+ Bước 3 của thuật toán FWADAM+ tính độ chênh lệch của các tham số tại thời điểm t và $t-1$, bước 4 là bước cập nhật giá trị của các tham số. Do đó, độ phức tạp tính toán của bước 3 và 4 của FWADAM+ là $\mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times k \times R\right)$. Nếu có T vòng lặp, thì độ phức tạp tính toán sẽ là: $\mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times T \times k \times R\right)$.

+ Tại bước 8 của FWADAM+, phép tính của hàm F đã được điều chỉnh so với thuật toán FWADAM. Tuy nhiên, độ phức tạp tính toán không khác biệt đáng kể.

+ Tương tự trong bước 11, chỉ cần cập nhật $\omega_{min} = \omega_{min} \times 110\% \quad \forall \quad \omega_{min} < \omega_{max}$.

Do đó, thuật toán FWADAM+ có độ phức tạp tính toán là: $\mathcal{O}(T^{3/4}) + \mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} \times T \times k \times R\right) \approx \mathcal{O}(T)$.

Các bước trên được thực hiện cho một mẫu mà từ đó xác định mức độ phức tạp của toàn bộ mô hình Spatial CFIS+ sẽ là:

$$\mathcal{O}\left(\left(\frac{Q}{c \times c} \times C^2\right) + \left(\frac{Q}{c \times c} \times 6 \times R\right) + \left(\frac{Q}{c \times c} \times R\right) + T\right) \approx \mathcal{O}\left(\frac{Q}{c \times c} (C^2 + 7 \times R)\right)$$

• Trong đó:

- Q : Số điểm ảnh của hình ảnh
- c : Số lượng điểm ảnh được nhóm lại với nhau
- C : Số lượng cụm
- R : Số lượng các luật
- T : Vòng lặp của FWADAM+

3.5 Ví dụ minh họa

Trong phần này luận án trình bày Ví dụ minh họa chi tiết từng bước tính toán trong đề xuất phương pháp xác định đồng thời các bộ tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian như sau:

- **Bước 1: Xử lý trước dữ liệu đầu vào**

Bước 1.1. Chuyển đổi ảnh màu về ảnh xám

Giả sử có 10 hình ảnh màu vệ tinh (ảnh RGB), mỗi hình ảnh có kích thước 9x9 (Vì công thức áp dụng cho tất cả mười hình ảnh là như nhau. Do đó, luận án sẽ hiển thị ví dụ với hai hình ảnh để tránh trùng lặp thông tin). Để thực hiện chuyển đổi sang ảnh xám [92], luận án sử dụng công thức (2.1), dữ liệu ảnh xám thu được như sau:

Bảng 3.2: Dữ liệu đầu vào X_1 sau khi chuyển về ảnh xám

140	204	157	134	250	127	79	87	156
189	94	168	113	250	22	172	221	123
151	154	141	35	5	76	143	40	143
91	25	198	17	156	6	141	181	107
6	52	129	104	162	28	48	122	224
22	183	10	75	75	142	226	43	73
23	68	113	77	172	18	58	253	43
168	219	124	72	221	209	56	92	254
191	232	73	134	251	120	44	60	241

Bảng 3.3: Dữ liệu đầu vào X_2 sau khi chuyển về ảnh xám

65	128	132	60	54	156	124	248	84
119	145	251	224	170	249	157	215	52
91	138	153	38	102	229	181	180	179
88	87	50	48	74	121	123	103	37
218	158	85	131	21	252	113	50	125
191	55	37	169	50	135	132	74	227
102	85	110	65	88	49	143	48	156
135	36	254	219	104	176	233	224	212
104	109	218	114	50	46	48	106	18

Bước 1.2. Giảm kích thước hình ảnh theo điểm ảnh đại diện

Từ ảnh đầu vào, sẽ tiến hành nhóm các điểm ảnh (trường hợp này, luận án sẽ chọn giá trị $c = 3$, nghĩa là chúng ta sẽ nhóm các ảnh nhỏ 3x3 tương ứng với màu mà chúng ta đã trình bày ở trên). Từ dữ liệu được xử

lý ở bước 1.1 trên, theo công thức số (3.1), ta có thể xác định được giá trị I_m^{tb} Bảng (3.4, 3.5) và κ Bảng (3.6, 3.7) như sau:

Bảng 3.4: Dữ liệu đầu vào pixel đại diện I_m^{tb}

155.33	112.44	129.33
79.56	85	129.44
134.56	141.56	122.33

Bảng 3.5: Dữ liệu đầu vào pixel đại diện I_m^{tb}

135.78	144.67	157.78
107.67	111.22	109.33
118.11	101.22	132

Bảng 3.6: Kết quả κ_2 ảnh đầu vào X_1

0.035	0.011	0.3216	0.024	0.004	0.035	0.046	0.055	0.087
0.0159	0.0088	0.0424	0.904	0.004	0.006	0.054	0.025	0.367
0.124	0.4038	0.0375	0.007	0.005	0.014	0.17	0.026	0.17
0.3873	0.0812	0.0374	0.043	0.041	0.037	0.249	0.056	0.128
0.0602	0.1608	0.0896	0.154	0.038	0.051	0.035	0.387	0.03
0.077	0.0428	0.0637	0.292	0.292	0.051	0.03	0.033	0.051
0.0357	0.0598	0.1848	0.054	0.115	0.028	0.121	0.06	0.098
0.1191	0.0472	0.3772	0.05	0.044	0.052	0.117	0.256	0.059
0.0706	0.0409	0.0647	0.463	0.032	0.162	0.099	0.125	0.066

Bảng 3.7: Kết quả κ_1 ảnh đầu vào X_2

0.246	0.027	0.0131	0.13	0.14	0.017	0.079	0.211	0.172
0.0583	0.032	0.4004	0.153	0.039	0.161	0.002	0.134	0.247
0.1556	0.0077	0.0598	0.164	0.066	0.13	0.054	0.052	0.05
0.0403	0.0424	0.1182	0.126	0.074	0.019	0.039	0.018	0.209
0.2261	0.1031	0.0465	0.039	0.179	0.279	0.011	0.171	0.045
0.1708	0.1079	0.1448	0.115	0.122	0.047	0.065	0.102	0.339
0.0495	0.1018	0.0249	0.087	0.032	0.126	0.018	0.136	0.039
0.0519	0.2524	0.4177	0.283	0.007	0.18	0.164	0.149	0.13
0.0434	0.028	0.0304	0.031	0.123	0.133	0.136	0.042	0.185

Từ đây có thể xác định I_m theo công thức số (2.19) với kết quả như sau:

$$I\bar{m}_1 = \begin{bmatrix} 154.7874 & 112.9673 & 131.6365 \\ 75.1241 & 82.0974 & 126.5324 \\ 130.5848 & 138.0633 & 99.0258 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_2 = \begin{bmatrix} 157.6249 & 144.745 & 146.3916 \\ 126.5922 & 124.9895 & 123.0693 \\ 150.0865 & 124.6629 & 128.7595 \end{bmatrix}$$

Tương tự, tính toán được các đầu vào còn lại sau:

$$I\bar{m}_3 = \begin{bmatrix} 154.0385 & 102.7383 & 164.6013 \\ 128.1039 & 114.4394 & 156.8697 \\ 158.3804 & 120.0475 & 181.3936 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_4 = \begin{bmatrix} 162.5923 & 102.8552 & 124.9634 \\ 91.6648 & 160.1438 & 83.6119 \\ 121.9662 & 130.3867 & 86.8873 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_5 = \begin{bmatrix} 141.3602 & 197.8817 & 133.2668 \\ 154.5071 & 158.9036 & 137.4368 \\ 130.2094 & 80.5522 & 167.8854 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_6 = \begin{bmatrix} 107.6076 & 133.0151 & 148.3126 \\ 140.4335 & 130.6123 & 105.592 \\ 120.8286 & 120.3955 & 52.7942 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_7 = \begin{bmatrix} 130.3769 & 127.7554 & 126.5509 \\ 122.962 & 174.067 & 160.7194 \\ 93.3577 & 145.5881 & 79.8419 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_8 = \begin{bmatrix} 123.6647 & 138.8215 & 126.8762 \\ 178.5098 & 92.6901 & 160.6605 \\ 136.6688 & 107.7695 & 181.7323 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_9 = \begin{bmatrix} 104.5517 & 108.0111 & 103.7327 \\ 153.8314 & 138.5577 & 97.8999 \\ 134.9734 & 92.5837 & 122.8807 \end{bmatrix}$$

$$I\bar{m}_{10} = \begin{bmatrix} 144.5198 & 134.6119 & 136.1748 \\ 126.4774 & 132.5162 & 151.4232 \\ 141.6004 & 132.1263 & 132.2672 \end{bmatrix}$$

Bước 1.3. Xác định giá trị phân pha

Phân pha được xác định bằng cách trừ trực tiếp phần chênh lệch giữa các vùng tương ứng của ảnh viễn thám theo công thức số (3.3):

$$HoD_1 = (I\bar{m}_2 - I\bar{m}_1) = \begin{bmatrix} 2.8375 & 31.7777 & 14.7551 \\ 51.4681 & 42.8921 & 3.4631 \\ 19.5017 & 13.4004 & 29.7337 \end{bmatrix}$$

$$HoD_2 = (I\bar{m}_3 - I\bar{m}_2) = \begin{bmatrix} 3.5864 & 42.0067 & 18.2097 \\ 1.5117 & 10.5501 & 33.8004 \\ 8.2939 & 4.6154 & 52.6341 \end{bmatrix}$$

$$HoD_3 = (Im_4 - Im_3) = \begin{bmatrix} 21.2321 & 95.0265 & 8.3034 \\ 62.8423 & 1.2402 & 53.8249 \\ 8.2432 & 49.8345 & 80.9981 \end{bmatrix}$$

$$HoD_4 = (Im_5 - Im_4) = \begin{bmatrix} 33.7526 & 64.8666 & 15.0458 \\ 14.0736 & 28.2913 & 31.8448 \\ 9.3808 & 39.8433 & 115.0912 \end{bmatrix}$$

$$HoD_5 = (Im_6 - Im_5) = \begin{bmatrix} 33.7526 & 64.8666 & 15.0458 \\ 14.0736 & 28.2913 & 31.8448 \\ 9.3808 & 39.8433 & 115.0912 \end{bmatrix}$$

$$HoD_6 = (Im_7 - Im_6) = \begin{bmatrix} 22.7693 & 5.2597 & 21.7617 \\ 17.4715 & 43.4547 & 55.1274 \\ 27.4709 & 25.1926 & 27.0477 \end{bmatrix}$$

$$HoD_7 = (Im_8 - Im_7) = \begin{bmatrix} 6.7122 & 11.0661 & 0.3253 \\ 55.5478 & 81.3769 & 0.0589 \\ 43.3111 & 37.8186 & 101.8904 \end{bmatrix}$$

$$HoD_8 = (Im_9 - Im_8) = \begin{bmatrix} 19.113 & 30.8104 & 23.1435 \\ 24.6784 & 45.8676 & 62.7606 \\ 1.6954 & 15.1858 & 58.8516 \end{bmatrix}$$

$$HoD_9 = (Im_{10} - Im_9) = \begin{bmatrix} 39.9681 & 26.6008 & 32.4421 \\ 27.354 & 6.0415 & 53.5233 \\ 6.627 & 39.5426 & 9.3865 \end{bmatrix}$$

Bước 1.4. Chia mẫu dữ liệu

Với 10 hình ảnh đầu vào từ ảnh 1 đến ảnh 10 như trên, ta chọn kích thước mẫu $\kappa = 4$, áp dụng công thức tính mẫu số (3.4) ta được:

$$M = \frac{10 - 4}{4(1 - 0.5)} + 1 = 4$$

Mẫu thứ nhất

Training: Từ ảnh 1 tới ảnh 3; Validation: Ảnh 3; Testing: Ảnh 4

Mẫu thứ hai

Training: Từ ảnh 3 tới 5; Validation: Ảnh 5; Testing: Ảnh 6

Mẫu thứ ba

Training: Từ ảnh 5 tới 7; Validation: Ảnh 7; Testing: Ảnh 8

Mẫu thứ tư

Training: Từ ảnh 7 tới 9; Validation: Ảnh 9; Testing: Ảnh 10

• **Bước 2: Phân cụm dữ liệu**

Sử dụng Fuzzy C-mean (FCM)(2.2) để phân cụm dữ liệu đầu vào với cả phần thực và phần ảo của mỗi mẫu như sau:

Với mẫu 1

$$X_1 : \begin{bmatrix} (154.7874, 2.8375) & (112.9673, 31.7777) & (131.6365, 14.7551) \\ (75.1241, 51.4681) & (82.0974, 42.8921) & (126.5324, 3.4631) \\ (130.5848, 19.5017) & (138.0633, 13.4004) & (99.0258, 29.7337) \end{bmatrix}$$

$$X_2 : \begin{bmatrix} (157.6249, 3.5864) & (144.745, 42.0067) & (146.3916, 18.2097) \\ (126.5922, 1.5117) & (124.9895, 10.5501) & (123.0693, 33.8004) \\ (150.0865, 8.2939) & (124.6629, 4.6154) & (128.7595, 52.6341) \end{bmatrix}$$

$$X_3 : \begin{bmatrix} (154.0385, 8.5538) & (102.7383, 0.1169) & (164.6013, 39.6379) \\ (128.1039, 36.4391) & (114.4394, 45.7044) & (156.8697, 73.2578) \\ (158.3804, 36.4142) & (120.0475, 10.3392) & (181.3936, 94.5063) \end{bmatrix}$$

Trong đó các tham số như sau:

- Số cụm: 2
- Giá trị $m = 2$
- Giá trị sai khác giữa hai lần lặp liên tiếp $\varepsilon = 0.001$
- Số lần lặp t : 3

Output: Ma trận độ thuộc: U ; Vector tâm cụm: V

Bước 2.1. Biến đổi phần thực X^t và phần pha HoD về miền $[0.1]$

Giá trị lớn nhất của ảnh gray là 255, do đó để biến ảnh về khoảng $[0.1]$ lấy từng giá trị phần thực X_t và phần HoD chia cho 225 ta được kết quả như sau:

$$X'_1 : \begin{bmatrix} (0.607, 0.0111) & (0.443, 0.1246) & (0.5162, 0.0579) \\ (0.2946, 0.2018) & (0.322, 0.1682) & (0.4962, 0.0136) \\ (0.5121, 0.0765) & (0.5414, 0.0526) & (0.3883, 0.1166) \end{bmatrix}$$

$$X'_2 : \begin{bmatrix} (0.6181, 0.0141) & (0.5676, 0.1647) & (0.5741, 0.0714) \\ (0.4964, 0.0059) & (0.4902, 0.0414) & (0.4826, 0.1326) \\ (0.5886, 0.0325) & (0.4889, 0.0181) & (0.5049, 0.2064) \end{bmatrix}$$

$$X'_3 : \begin{bmatrix} (0.6041, 0.0335) & (0.4029, 0.0005) & (0.6455, 0.1554) \\ (0.5024, 0.1429) & (0.4488, 0.1792) & (0.6152, 0.2873) \\ (0.6211, 0.1428) & (0.4708, 0.0405) & (0.7113, 0.3706) \end{bmatrix}$$

Bước 2.2. Khởi tạo ngẫu nhiên giá trị ma trận vector tâm cụm V

$-V_j$: là giá trị vector tâm cụm

$$V_{j1} \in (\min X_i, \dots \max X_i); V_{j2} \in (\min HOD_i, \dots \max HOD_i)$$

$$V_1^{(0)} = \begin{bmatrix} 0.1416 \\ 0.0024 \end{bmatrix}; V_2^{(0)} = \begin{bmatrix} 0.1744 \\ 0.0113 \end{bmatrix}$$

Bước 2.3. Tính toán độ thuộc U theo vector tâm cụm V

$$U_{kj} = \frac{1}{\sum_{i=1}^C \left(\frac{\|X_k - V_j\|}{\|X_k - V_i\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

$$U_{11} = \frac{1}{\left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}} + \left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}}}$$

$$U_{12} = \frac{1}{\left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{11})^2+(X_{12}-V_{12})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}} + \left(\frac{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}}{\sqrt{(X_{11}-V_{21})^2+(X_{12}-V_{22})^2}} \right)^{\frac{2}{2-1}}}$$

$$U_1^{(0)} = \begin{bmatrix} 0.4634 & 0.4455 & 0.4535 \\ 0.4454 & 0.436 & 0.4514 \\ 0.4531 & 0.4565 & 0.4348 \end{bmatrix}$$

$$U_2^{(0)} = \begin{bmatrix} 0.5366 & 0.5545 & 0.5465 \\ 0.5546 & 0.564 & 0.5486 \\ 0.5469 & 0.5435 & 0.5652 \end{bmatrix}$$

Bước 2.4. Cập nhật lại giá trị vector tâm cụm V theo giá trị ma trận độ thuộc U

$$V_{j1} = \frac{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m \times X_k}{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m}; V_{j2} = \frac{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m \times HOD_k}{\sum_{k=1}^N U_{kj}^m}$$

$$V_{j1}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.4612 \\ 0.0896 \end{bmatrix}; V_{j2}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.4551 \\ 0.0929 \end{bmatrix}$$

Sử dụng khoảng cách Euclid tính độ sai khác giữa V^1 và V^0 :

$$\|V^{(1)} - V^{(0)}\| = \sqrt{\sum_{l=1}^2 (V_{jl}^{(1)} - V_{jl}^{(0)})^2} = \sqrt{(V_{j1}^{(1)} - V_{j1}^{(0)})^2 + (V_{j2}^{(1)} - V_{j2}^{(0)})^2}$$

$$= \sqrt{(V_{11}^{(1)} - V_{11}^{(0)})^2 + (V_{12}^{(1)} - V_{12}^{(0)})^2 + (V_{21}^{(1)} - V_{21}^{(0)})^2 + (V_{22}^{(1)} - V_{22}^{(0)})^2} = 0.5665$$

Bước 2.5. Lặp lại bước 2.3 và bước 2.4 trong khi vẫn đáp ứng một trong hai điều kiện

- Điều kiện 1: Số lần lặp nhỏ hơn số lần lặp tối đa (3)

- Điều kiện 2: $\|V^{(t)} - V^{(t-1)}\| \leq \varepsilon (0.001)$

Số lần lặp hiện tại = 1 và $\|V^{(1)} - V^{(0)}\| = 0.5665 > \varepsilon$

Tiếp tục đến lần lặp thứ hai

$$U_1^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.5568 & 0.5347 & 0.5326 \\ 0.3696 & 0.3698 & 0.4666 \\ 0.5506 & 0.5499 & 0.4282 \end{bmatrix}; U_2^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.4432 & 0.4653 & 0.4674 \\ 0.6304 & 0.6302 & 0.5334 \\ 0.4494 & 0.4501 & 0.5718 \end{bmatrix}$$

$$V_1^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.4333 \\ 0.0785 \end{bmatrix}; V_2^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.4317 \\ 0.1052 \end{bmatrix}$$

Sử dụng khoảng cách Euclid tính độ sai khác giữa V^2 và V^1 :

$$\|V^{(2)} - V^{(1)}\| = 0.5097$$

Số lần lặp hiện tại = 1 và $\|V^{(2)} - V^{(1)}\| = 0.5097 > \varepsilon$

Tiếp tục đến lần lặp thứ ba

$$U_1^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.5328 & 0.1851 & 0.5624 \\ 0.4496 & 0.4392 & 0.6058 \\ 0.5398 & 0.545 & 0.3668 \end{bmatrix}; U_2^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.4672 & 0.8149 & 0.4376 \\ 0.5504 & 0.5608 & 0.3942 \\ 0.4602 & 0.455 & 0.6332 \end{bmatrix}$$

$$V_1^{(3)} = \begin{bmatrix} 0.4798 \\ 0.0743 \end{bmatrix}; V_2^{(3)} = \begin{bmatrix} 0.4386 \\ 0.1073 \end{bmatrix}$$

Sử dụng khoảng cách Euclid tính độ sai khác giữa V^3 và V^2 :

$$\|V^{(3)} - V^{(2)}\| = 0.0472$$

Số lần lặp hiện tại = 3 và $\|V^{(3)} - V^{(2)}\| = 0.0472 > \varepsilon$

Dừng do vượt qua số lần lặp

Kết quả quá trình phân cụm như sau:

$$U_1 = \begin{bmatrix} 0.5328 & 0.1851 & 0.5624 \\ 0.4496 & 0.4392 & 0.6058 \\ 0.5398 & 0.545 & 0.3668 \end{bmatrix}; U_2 = \begin{bmatrix} 0.4672 & 0.8149 & 0.4376 \\ 0.5504 & 0.5608 & 0.3942 \\ 0.4602 & 0.455 & 0.6332 \end{bmatrix}$$

$$V_1 = \begin{bmatrix} 0.4798 \\ 0.0743 \end{bmatrix}; V_2 = \begin{bmatrix} 0.4386 \\ 0.1073 \end{bmatrix}$$

Tương tự với các mẫu còn lại (Mẫu 2, Mẫu 3)

• **Bước 3: Tạo và tổng hợp các luật từ các kết quả phân cụm**

a) Sinh luật từ mẫu 1 và ảnh X_1 :

Khởi tạo giá trị các tham số $\alpha_j = 1; j \in 1, 2, \dots, R; \alpha_j \in (\alpha_j^a, \alpha_j^b, \alpha_j^c, \alpha_j^{a'}, \alpha_j^{b'}, \alpha_j^{c'})$

Áp dụng các công thức (3.5 - 3.10) ta được:

$$b_1 = V_{11}; b_2 = V_{21}; b'_1 = V_{12}; b'_2 = V_{22};$$

$$b_{kj} = [0.4798, 0.4386]; b'_{kj} = [0.0743, 0.1073]$$

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

$$a_1 = 0.4375; a_2 = 0.4271$$

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

$$a'_1 = 0.0181; a'_2 = 0.0386$$

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

$$c_1 = 0.542; c_2 = 0.5157$$

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

$$c'_1 = 0.1011; c'_2 = 0.1404$$

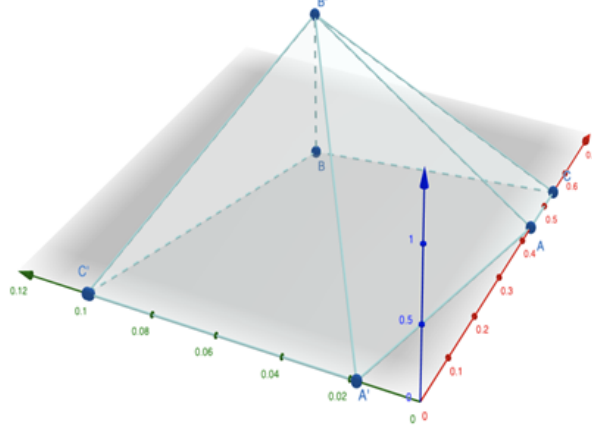
Tương tự với phần thực và phần pha của Dữ liệu còn lại, ta có các luật sau cho dữ liệu đầu vào đầu tiên:

Luật 1:

Bao gồm 6 tham số a, b, c và a', b', c' , trong đó a, b, c là tọa độ của tam giác đầu tiên của phần thực và a', b', c' là tọa độ của tam giác thứ nhất của phần

pha được thể hiện như hình (3.4).

$$\begin{aligned} (a, b, c, a', b', c') &= [a_1, b_1, c_1, a'_1, b'_1, c'_1] \\ &= [0.4375, 0.4798, 0.542, 0.0181, 0.0743, 0.1011] \end{aligned}$$



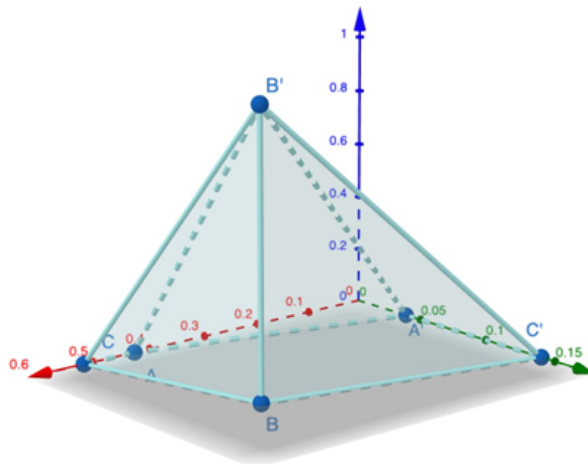
Hình 3.4: Không gian luật 1 Spatial CFIS+ của X_1

Như vậy không gian luật 1 là miền giá trị thuộc mặt đáy ($AA'C'BC$) trong đó: $A(0.a_1, 0)$; $A'(a'_1, 0.0)$; $B'(b'_1, b_1, 1)$; $C(0.c_1, 0)$; $C'(c'_1, 0.0)$; $B(b'_1, b_1, 0)$

Luật 2:

Bao gồm 6 tham số a, b, c và a', b', c' , trong đó a, b, c là tọa độ của tam giác đầu tiên của phần thực và a', b', c' là tọa độ của tam giác thứ nhất của phần pha được thể hiện như hình (3.5).

$$\begin{aligned} (a, b, c, a', b', c') &= [a_2, b_2, c_2, a'_2, b'_2, c'_2] \\ &= [0.4271, 0.4386, 0.5157, 0.0386, 0.1073, 0.1404] \end{aligned}$$



Hình 3.5: Không gian luật 2 Spatial CFIS+ của X_1

Như vậy không gian luật 2 là miền giá trị thuộc mặt đáy ($AA'C'BC$) trong đó: $A(0.a_2, 0)$; $A'(a'_2, 0.0)$; $B'(b'_2, b_2, 1)$; $C(0.c_2, 0)$; $C'(c'_2, 0.0)$; $B(b'_2, b_2, 0)$

Tương tự với phần còn lại của hình ảnh:

- Mẫu 1 Hình ảnh X_1, X_2, X_3
- Mẫu 2 Hình ảnh X_3, X_4, X_5
- mẫu 3 Hình ảnh X_5, X_6, X_7
- Mẫu 4 Hình ảnh X_7, X_8, X_9

b) Tổng hợp luật

Tại mỗi hình ảnh của tập mẫu, các luật sẽ được tạo và các luật đó sẽ được thêm vào tập luật của từng mẫu. Mỗi mẫu sẽ có bộ luật riêng, nhưng các tham số sẽ được kế thừa từ mẫu trước đó.

Ví dụ: Với mẫu số 1 khi khởi tạo giá trị cho tất cả các tham số nhưng đến mẫu số 2 sẽ không khởi tạo giá trị mà sử dụng giá trị tham số lấy được từ mẫu 1.

- **Bước 4: Tính giá trị nội suy và tổng hợp hình ảnh dự đoán tiếp theo**

Xác định giá trị hàm thuộc

Dựa trên hệ luật mờ phức trong không gian tam giác (Spatial CFIS) Xác định giá trị của hàm thuộc của Ảnh X'_1

$$X'_1 : \begin{bmatrix} (0.607, 0.0111) & (0.443, 0.1246) & (0.5162, 0.0579) \\ (0.2946, 0.2018) & (0.322, 0.1682) & (0.4962, 0.0136) \\ (0.5121, 0.0765) & (0.5414, 0.0526) & (0.3883, 0.1166) \end{bmatrix}$$

- ***Với điểm ảnh đầu tiên (0.607, 0.0111) và luật thứ nhất.***

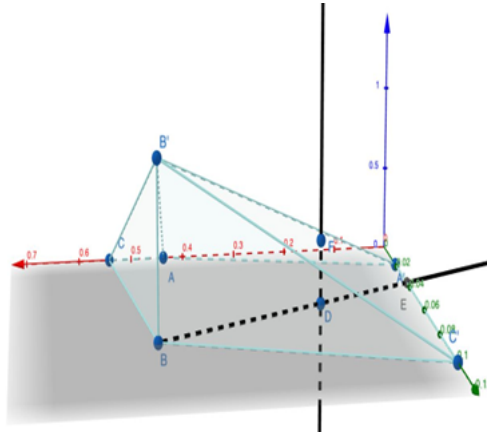
+ Ta gọi điểm ảnh đầu tiên trong không gian luật là D sẽ có giá trị sau là $D(0.607, 0.0111)$ (Điểm D thuộc mặt đáy $AA'C'BC$).

+ Vì điểm D nằm ngoài giới hạn nên ta chuyển điểm D vào không gian luật 1 với hệ số $\mu = 1.7$

+ Vẽ đoạn thẳng BD cắt đoạn thẳng AA' tại điểm E

+ Gọi F là điểm thỏa mãn điều kiện F nằm trong mặt phẳng $AA'B'$ và DF vuông góc với mặt đáy.

Khi đó chiều cao DF là giá trị của mức độ thuộc U của điểm ảnh đầu tiên $D(0.607, 0.0111)$ vào không gian luật đầu tiên được thể hiện như hình (3.6).



Hình 3.6: Nội suy một điểm ảnh trong không gian luật đầu tiên

Ta có $\frac{DF}{BB'} = \frac{DE}{BE}$, do đó $DF = \frac{BB' \times DE}{BE} = \frac{1 \times 0.0087}{0.1093} = 0.0796$

- Với điểm ảnh đầu tiên $(0.607, 0.0111)$ và luật thứ 2.

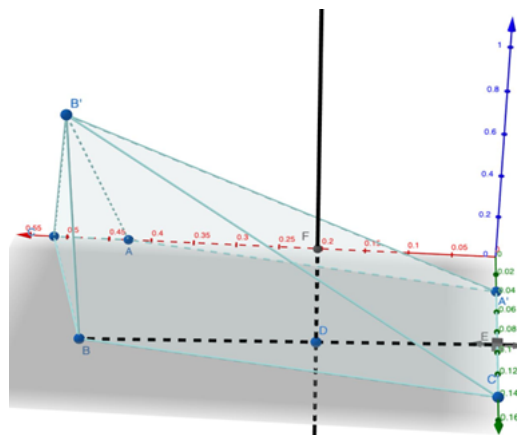
+ Ta gọi điểm ảnh thứ hai trong không gian luật là D sẽ có giá trị như sau $D(0.607, 0.0111)$. (Điểm D thuộc mặt đáy $AA'C'BC'$).

+ Vì điểm D nằm ngoài giới hạn nên ta cần chuyển điểm D vào không gian luật 2 với $\mu = 1.7$

+ Vẽ đoạn thẳng BD cắt đoạn thẳng AA' tại điểm E

+ Gọi F là điểm thỏa mãn điều kiện F nằm trên mặt phẳng $AA'B'$ và DF vuông góc với mặt đáy.

Khi đó chiều cao DF là giá trị của mức độ thuộc U của điểm ảnh đầu tiên $D(0.607, 0.0111)$ vào không gian luật thứ hai được thể hiện như hình (3.7).



Hình 3.7: Nội suy một điểm ảnh trong không gian luật thứ hai

Ta có $\frac{DF}{BB'} = \frac{DE}{BE}$, do đó $DF = \frac{BB' \times DE}{BE} = \frac{1 \times 0.0002}{0.1296} = 0.0015$

Tương tự với các điểm còn lại.

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ hai** (0.443, 0.1246).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ hai đối với luật đầu tiên, $DF = 0.3693$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ hai đối với luật thứ hai, $DF = 0.5375$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ ba** (0.5162, 0.0579).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ ba đối với luật đầu tiên, $DF = 0.179$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ ba đối với luật thứ hai, $DF = 0.2116$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ tư** (0.2946, 0.2018).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ tư đối với luật đầu tiên, $DF = 0.2457$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ tư đối với luật thứ hai, $DF = 0.3952$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ năm** (0.322, 0.1682).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ năm đối với luật đầu tiên, $DF = 0.2684$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ năm đối với luật thứ hai, $DF = 0.4319$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ sáu** (0.4962, 0.0136).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ sáu đối với luật đầu tiên, $DF = 0.1831$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ sáu đối với luật thứ hai, $DF = 0.127$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ bảy** (0.5121, 0.0765).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ bảy đối với luật đầu tiên, $DF = 0.2758$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ bảy đối với luật thứ hai, $DF = 0.3064$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ tám** (0.5414, 0.0526).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ tám đối với luật đầu tiên, $DF = 0.1564$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ tám đối với luật thứ hai, $DF = 0.1951$

- **Với cặp giá trị đầu vào thứ chín** (0.3883, 0.1166).

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ chín đối với luật đầu tiên, $DF = 0.3238$

+ Độ thuộc của điểm ảnh thứ chín đối với luật thứ hai, $DF = 0.4673$

• **Bước 4.2: Xác định hệ số luật**

Khởi tạo giá trị ban đầu của hệ số luật $\beta_{ij} = 1, \forall i \in 1, 2, \dots, L; j \in 1, 2, \dots, R + 1$ và áp dụng công thức (3.11), các giá trị thuộc tính của W_{ij} tương ứng với các giá trị nội suy của mỗi điểm ảnh vào luật đó, chúng ta

có:

Điểm ảnh đầu tiên

$$W_1 = \frac{\beta_{11} \times W_{11} + \beta_{12} \times W_{12} + \beta_{13}}{\beta_{11} + \beta_{12} + \beta_{13}} = \frac{1 \times 0.0796 + 1 \times 0.0015 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.3604$$

Điểm ảnh thứ hai

$$W_2 = \frac{\beta_{21} \times W_{21} + \beta_{22} \times W_{22} + \beta_{23}}{\beta_{21} + \beta_{22} + \beta_{23}} = \frac{1 \times 0.3693 + 1 \times 0.5375 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.6356$$

Điểm ảnh thứ ba

$$W_3 = \frac{\beta_{31} \times W_{31} + \beta_{32} \times W_{32} + \beta_{33}}{\beta_{31} + \beta_{32} + \beta_{33}} = \frac{1 \times 0.1790 + 1 \times 0.2116 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.4635$$

Điểm ảnh thứ tư

$$W_4 = \frac{\beta_{41} \times W_{41} + \beta_{42} \times W_{42} + \beta_{43}}{\beta_{41} + \beta_{42} + \beta_{43}} = \frac{1 \times 0.2457 + 1 \times 0.3952 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.547$$

Điểm ảnh thứ năm

$$W_5 = \frac{\beta_{51} \times W_{51} + \beta_{52} \times W_{52} + \beta_{53}}{\beta_{51} + \beta_{52} + \beta_{53}} = \frac{1 \times 0.2684 + 1 \times 0.4319 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.5668$$

Điểm ảnh thứ sáu

$$W_6 = \frac{\beta_{61} \times W_{61} + \beta_{62} \times W_{62} + \beta_{63}}{\beta_{61} + \beta_{62} + \beta_{63}} = \frac{1 \times 0.1831 + 1 \times 0.127 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.4367$$

Điểm ảnh thứ bảy

$$W_7 = \frac{\beta_{71} \times W_{71} + \beta_{72} \times W_{72} + \beta_{73}}{\beta_{71} + \beta_{72} + \beta_{73}} = \frac{1 \times 0.2758 + 1 \times 0.3064 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.5274$$

Điểm ảnh thứ tám

$$W_8 = \frac{W_{81} \times \beta_{81} + W_{82} \times \beta_{82} + \beta_{83}}{\beta_{81} + \beta_{81} + \beta_{81}} = \frac{1 \times 0.1564 + 1 \times 0.1951 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.4505$$

Điểm ảnh thứ chín

$$W_9 = \frac{W_{91} \times \beta_{91} + W_{92} \times \beta_{92} + \beta_{93}}{\beta_{91} + \beta_{91} + \beta_{91}} = \frac{1 \times 0.3238 + 1 \times 0.4673 + 1}{1 + 1 + 1} = 0.597$$

• Bước 4.3: Xác định hệ số giải mờ

Khởi tạo hệ số giải mờ $(h_{1j}, h_{2j}, h_{3j}, h'_{1j}, h'_{2j}, h'_{3j})$; $\forall j \in 1, 2, \dots, R$ lần lượt là $(1, 2, 1, 1, 2, 1)$ và áp dụng công thức số (3.12, 3.13), ta được:

Hệ số giải mờ của luật 1

$$DEF_1(X_1) = \frac{1 \times 0.4375 + 2 \times 0.4798 + 1 \times 0.542}{1 + 2 + 1} = 0.4848$$

$$DEF_1(HOD_1) = \frac{1 \times 0.0181 + 2 \times 0.0743 + 1 \times 0.1011}{1 + 2 + 1} = 0.067$$

Hệ số giải mờ của luật 2

$$DEF_2(X_1) = \frac{1 \times 0.4271 + 2 \times 0.4386 + 1 \times 0.5157}{1 + 2 + 1} = 0.455$$

$$DEF_2(HOD_1) = \frac{1 \times 0.0386 + 2 \times 0.1073 + 1 \times 0.1404}{1 + 2 + 1} = 0.0984$$

• Bước 4.4. Xác định hệ số phụ thuộc

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

$$\begin{aligned} O_{1.Rel}^* &= \frac{(W_1 \times DEF_1(X_1) + W_1 \times DEF_2(X_1))}{2} \\ &= \frac{(0.3604 \times 0.4848 + 0.3604 \times 0.455)}{2} = 0.1694 \end{aligned}$$

Tương tự ta có:

$$O_{i.Rel}^* = \begin{bmatrix} O_{1.Rel}^* & O_{2.Rel}^* & O_{3.Rel}^* \\ O_{4.Rel}^* & O_{5.Rel}^* & O_{6.Rel}^* \\ O_{7.Rel}^* & O_{8.Rel}^* & O_{9.Rel}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1694 & 0.2987 & 0.2178 \\ 0.257 & 0.2663 & 0.2052 \\ 0.2478 & 0.2117 & 0.2805 \end{bmatrix}$$

Giá trị suy diễn của hình ảnh dự đoán dựa trên giá trị phần pha ($O_{i.Img}^*$) được xác định theo công thức (3.17), như sau:

$$\begin{aligned} O_{1.Img}^* &= \frac{(W_1 \times DEF_1(HOD_1) + W_1 \times DEF_2(HOD_1))}{2} \\ &= \frac{(0.3604 \times 0.067 + 0.3604 \times 0.0984)}{2} = 0.0298 \end{aligned}$$

Tương tự ta có:

$$O_{i.Img}^* = \begin{bmatrix} O_{1.Img}^* & O_{2.Img}^* & O_{3.Img}^* \\ O_{4.Img}^* & O_{5.Img}^* & O_{6.Img}^* \\ O_{7.Img}^* & O_{8.Img}^* & O_{9.Img}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0298 & 0.0526 & 0.0383 \\ 0.0452 & 0.0469 & 0.0361 \\ 0.0436 & 0.0373 & 0.0494 \end{bmatrix}$$

(**) Kết quả dự đoán phần pha được tính dựa trên công thức (3.16), như sau:

$$O_{1.Img}^{\prime} = 0.607 \times (1 + 0.0298) = 0.6251$$

Tương tự ta có:

$$O_{i.Img}^{\prime} = \begin{bmatrix} O_{1.Img}^{\prime} & O_{2.Img}^{\prime} & O_{3.Img}^{\prime} \\ O_{4.Img}^{\prime} & O_{5.Img}^{\prime} & O_{6.Img}^{\prime} \\ O_{7.Img}^{\prime} & O_{8.Img}^{\prime} & O_{9.Img}^{\prime} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6251 & 0.4663 & 0.536 \\ 0.3079 & 0.3371 & 0.5141 \\ 0.5344 & 0.5616 & 0.4075 \end{bmatrix}$$

Khởi tạo giá trị ban đầu $\gamma = 0.5$, ảnh dự báo của ảnh đại diện cuối cùng là kết quả của lần dự đoán ảnh tiếp theo được tính toán dựa trên kết quả tổng hợp của điểm ảnh dự báo phần thực và phần pha theo công thức (3.14), ta được kết quả như sau:

$$O_1^* = 0.5 \times 0.1694 + (1 - 0.5) \times 0.6251 = 0.3973$$

Tương tự ta có:

$$O^* = \begin{bmatrix} O_1^* & O_2^* & O_3^* \\ O_4^* & O_5^* & O_6^* \\ O_7^* & O_8^* & O_9^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3973 & 0.3825 & 0.3769 \\ 0.2825 & 0.3017 & 0.3597 \\ 0.3911 & 0.3867 & 0.344 \end{bmatrix}$$

Chuyển hình ảnh dự báo về không gian thường ta được

$$O^* = \begin{bmatrix} 101.2988 & 97.5375 & 96.1095 \\ 72.0248 & 76.9335 & 91.7108 \\ 99.7305 & 98.5958 & 87.72 \end{bmatrix}$$

• Bước 4.5: Dự báo kết quả cuối cùng

Sau khi có kết quả dự đoán cuối cùng của điểm ảnh đại diện O_i^* , tiến hành tính điểm lân cận của từng điểm ảnh đại diện theo công thức (3.18), ta được:

Với điểm hình ảnh đại diện O_1^*

$$X_1^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_1 \times d_1} - O_{\lceil 1/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.035 \times 1} - 101.2988 \right| = 72.7$$

$$X_2^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_2 \times d_2} - O_{\lceil 2/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.011 \times 1} - 101.2988 \right| = 10.4$$

$$X_3^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_3 \times d_3} - O_{\lceil 3/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.3216 \times 1} - 101.2988 \right| = 98.2$$

$$X_4^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_4 \times d_4} - O_{\lceil 4/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.0159 \times 1} - 101.2988 \right| = 98.2$$

$$X_5^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_5 \times d_5} - O_{\lceil 5/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.0088 \times 1} - 101.2988 \right| = 12.3$$

$$X_6^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_6 \times d_6} - O_{\lceil 6/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.0424 \times 1} - 101.2988 \right| = 77.7$$

$$X_7^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_7 \times d_7} - O_{\lceil 7/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.124 \times 1} - 101.2988 \right| = 93.2$$

$$X_8^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_8 \times d_8} - O_{\lceil 8/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.4038 \times 1} - 101.2988 \right| = 98.8$$

$$X_9^{db} = \left| \frac{1}{\kappa_9 \times d_9} - O_{\lceil 9/9 \rceil}^* \right| = \left| \frac{1}{0.0375 \times 1} - 101.2988 \right| = 74.6$$

Từ O_1^* khôi phục 9 điểm ảnh lân cận có kết quả như sau:

$$O_1^* = \begin{bmatrix} 72.7 & 10.4 & 98.2 \\ 38.4 & 12.3 & 77.7 \\ 93.2 & 98.8 & 74.6 \end{bmatrix}$$

Tiếp tục với các điểm hình ảnh đại diện còn lại $O_2^*, O_3^*, O_4^*, O_5^*, O_6^*, O_7^*, O_8^*$ và O_9^* , ta có kết quả dự đoán hình ảnh tiếp theo như sau:

$$X^{db} = \begin{bmatrix} 72.7 & 10.4 & 98.2 & 58.7 & 169 & 72.6 & 79.6 & 83.1 & 89.8 \\ 38.4 & 12.3 & 77.7 & 100.2 & 169 & 77.3 & 82.9 & 61.8 & 98.6 \\ 93.2 & 98.8 & 74.6 & 52.5 & 111.5 & 29.4 & 95.4 & 62.8 & 95.4 \\ 98.7 & 89 & 74.6 & 78 & 77 & 74.3 & 97.3 & 83.4 & 93.5 \\ 84.7 & 95.1 & 90.1 & 94.8 & 75 & 81.8 & 73 & 98.7 & 68.4 \\ 88.3 & 77.9 & 85.6 & 97.9 & 97.9 & 81.8 & 67.7 & 71.3 & 81.7 \\ 73.3 & 84.6 & 95.9 & 82.8 & 92.6 & 66 & 93 & 84.5 & 91.1 \\ 92.9 & 80.1 & 98.6 & 81.4 & 78.6 & 82 & 92.8 & 97.4 & 84.3 \\ 87.1 & 76.8 & 85.8 & 99.1 & 70 & 95.1 & 91.2 & 93.3 & 86 \end{bmatrix}$$

• **Bước 5: Xác định đồng thời các tham số trong mô hình hệ suy diễn mờ phức không - thời gian**

Sau quá trình luyện tập các bộ tham số trong mô hình bằng thuật toán FWADAM+ (3.3), ta được một bộ tham số X phù hợp cho lần lặp tiếp theo.

$$X = \begin{bmatrix} 72.7 & 10.4 & 98.2 & 58.7 & 169 & 72.6 & 79.6 & 83.1 & 89.8 \\ 38.4 & 12.3 & 77.7 & 100.2 & 169 & 77.3 & 82.9 & 61.8 & 98.6 \\ 93.2 & 98.8 & 74.6 & 52.5 & 111.5 & 29.4 & 95.4 & 62.8 & 95.4 \\ 98.7 & 89 & 74.6 & 78 & 77 & 74.3 & 97.3 & 83.4 & 93.5 \\ 84.7 & 95.1 & 90.1 & 94.8 & 75 & 81.8 & 73 & 98.7 & 68.4 \\ 88.3 & 77.9 & 85.6 & 97.9 & 97.9 & 81.8 & 67.7 & 71.3 & 81.7 \\ 73.3 & 84.6 & 95.9 & 82.8 & 92.6 & 66 & 93 & 84.5 & 91.1 \\ 92.9 & 80.1 & 98.6 & 81.4 & 78.6 & 82 & 92.8 & 97.4 & 84.3 \\ 87.1 & 76.8 & 85.8 & 99.1 & 70 & 95.1 & 91.2 & 93.3 & 86 \end{bmatrix}$$

3.6 Thực nghiệm

3.6.1 Kích bản thử nghiệm

Luận án tiến hành thực nghiệm mô hình xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Co-Spatial CFIS+) trên bộ dữ liệu của Hải quân Hoa Kỳ với ảnh kích thước 500x500 [87] và so sánh các kết quả thu được với các mô hình SeriesNet [95], Deep Slow Feature Analysis (DSFA) [96] và PFC-PFR [20] trên RMSE Root Mean Squared Error (RMSE) và R square (R^2) và sau đó sử dụng phương pháp phân tích ANOVA để phân tích kết quả.

3.6.2 Kết quả thử nghiệm

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:

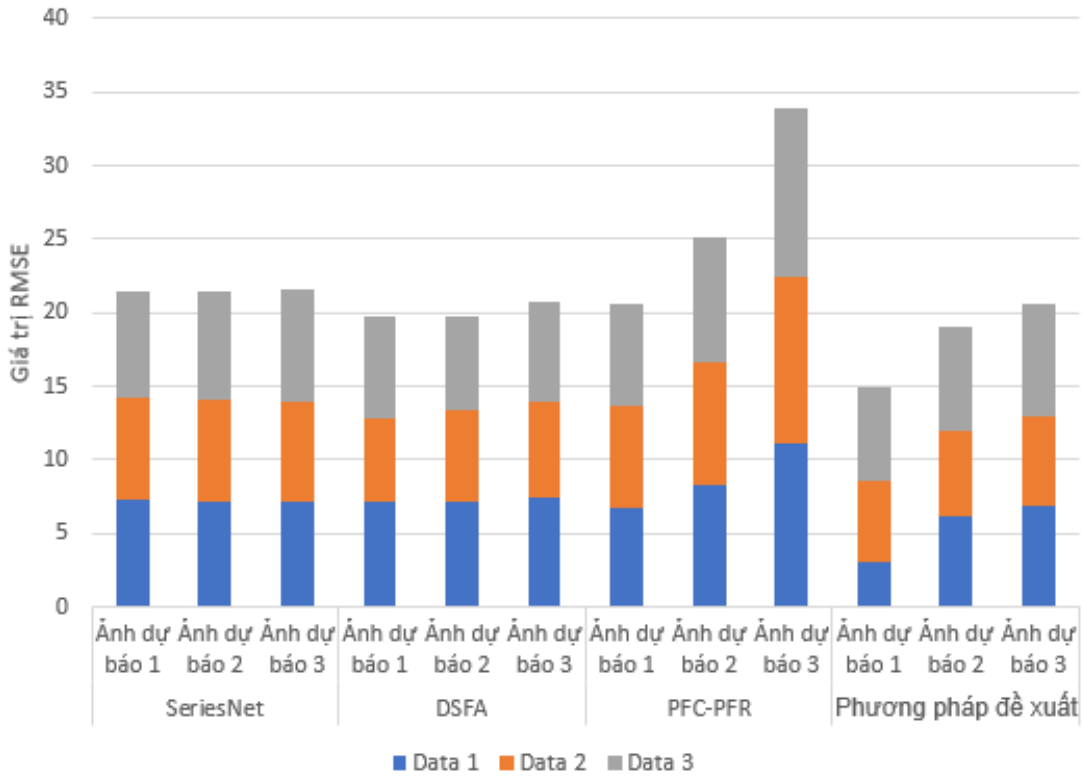
- Bảng (3.8) thể hiện kết quả so sánh RMSE của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên 03 bộ dữ liệu

Bảng 3.8: Kết quả so sánh RMSE của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
Data 1	7,359	7.188	7.202	7.190	7.183	7.485	6.709	8.306	11.051	3.045	6.219	6.847
Data 2	6.877	6.832	6.690	5.668	6.153	6.480	6.931	8.395	11.323	5.497	5.785	6.104
Data 3	7.144	7.406	7.678	6.939	6.395	6.829	6.934	8.357	11.477	6,430	7,059	7,620

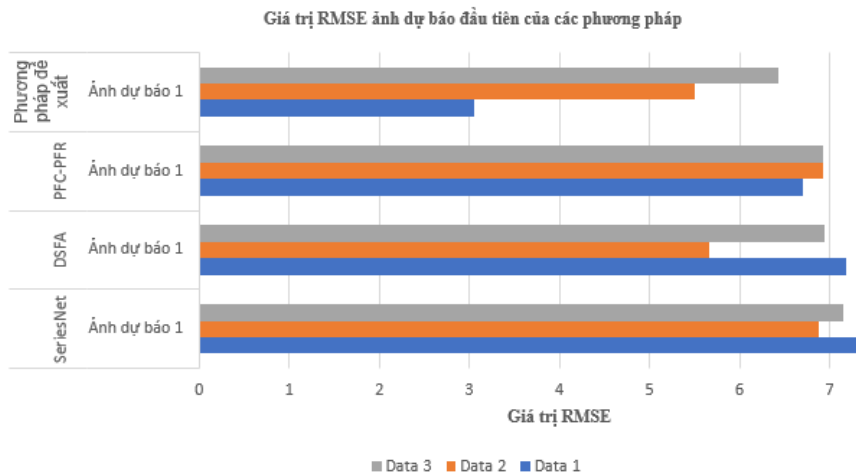
- Hình (3.8) thể hiện kết quả so sánh RMSE của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên cả 3 bộ dữ liệu.

Tổng giá trị RMSE của các phương pháp



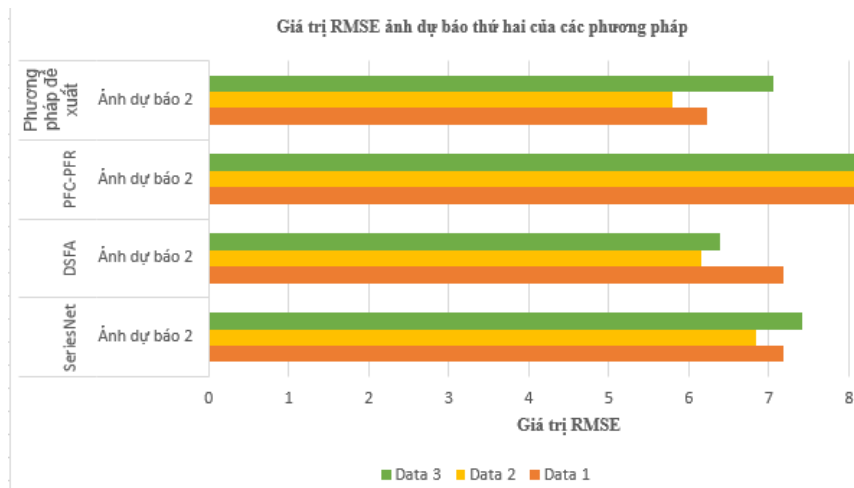
Hình 3.8: Giá trị trung bình của RMSE trên mỗi tập dữ liệu

- Hình (3.9) thể hiện kết quả so sánh RMSE của ảnh dự báo thứ nhất phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên cả 3 bộ dữ liệu.



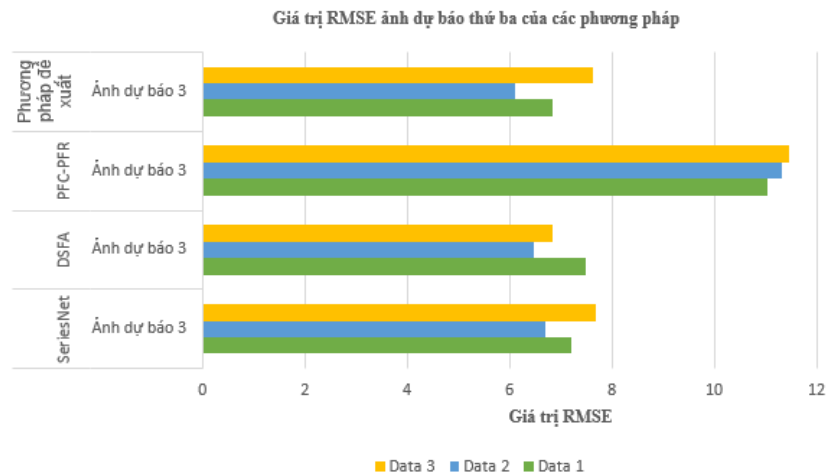
Hình 3.9: Giá trị trung bình RMSE của ảnh dự báo thứ nhất trên mỗi tập dữ liệu

- Hình (3.10) thể hiện kết quả so sánh RMSE của ảnh dự báo thứ hai phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên cả 3 bộ dữ liệu.



Hình 3.10: Giá trị trung bình RMSE của ảnh dự báo thứ 2 trên mỗi tập dữ liệu

- Hình (3.11) thể hiện kết quả so sánh RMSE của ảnh dự báo thứ 3 phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên cả 3 bộ dữ liệu.



Hình 3.11: Giá trị trung bình RMSE của ảnh dự báo thứ 3 trên mỗi tập dữ liệu

Như thể hiện trong các Hình trên, phương pháp đề xuất nhận được kết quả tốt nhất của RMSE trên tập dữ liệu đầu tiên khi dự báo hình ảnh dự báo thứ nhất. Giá trị trung bình của RMSE thu được bằng phương pháp đề xuất, trong trường hợp này, bằng 3.045. Giá trị này tương đương khoảng 41%, 42% và 45% giá trị thu được khi áp dụng SeriesNet, DSFA và PFC-PFR tương ứng. Nhìn chung, trên Data 2 và Data 3, giá trị RMSE trên ảnh 1 vẫn thấp hơn so với SeriesNet và DSFA (trung bình khoảng 91,5%).

Tương tự như trên các bộ dữ liệu khác, giá trị RMSE thu được bằng phương

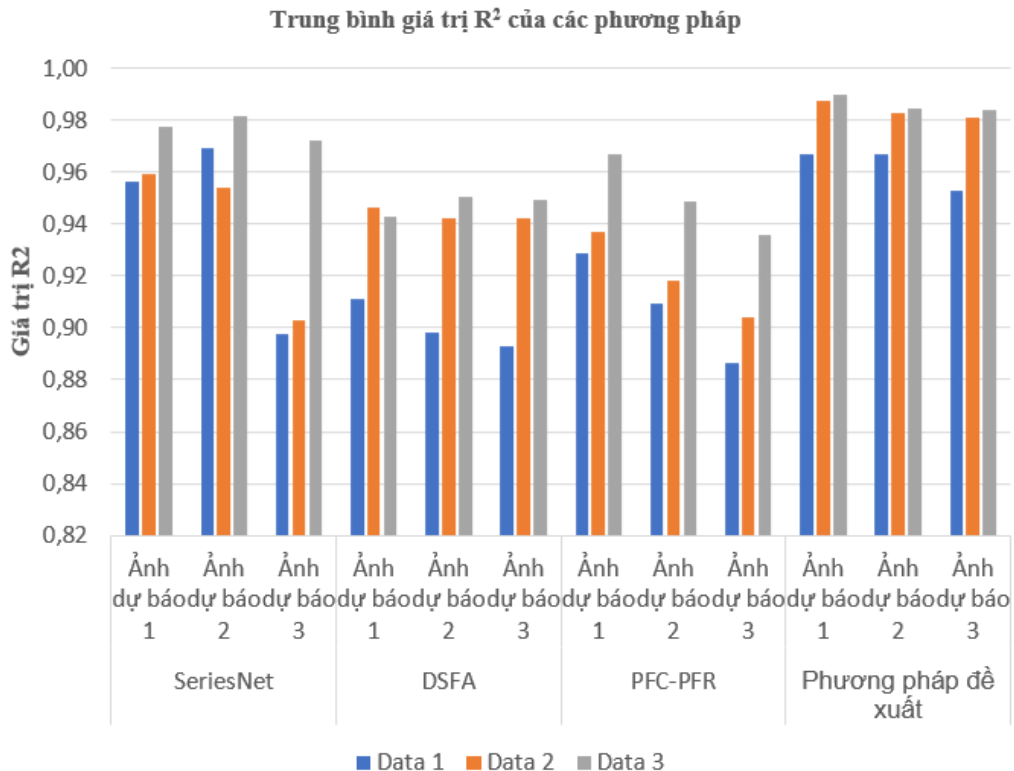
pháp đề xuất là tốt nhất trên hình ảnh dự báo thứ nhất. Điều này xảy ra do sử dụng kết quả của quá trình dự báo hình ảnh dự báo thứ nhất làm đầu vào của dự báo hình ảnh dự báo thứ hai. Hình ảnh dự báo thứ hai cũng là đầu vào cho quá trình dự báo hình ảnh dự báo thứ ba. Như vậy, kết quả thu được sẽ khác hơn so với việc sử dụng ảnh gốc.

Ngoài việc sử dụng RMSE để đánh giá hiệu suất của các phương pháp, luận án cũng sử dụng độ đo R^2 để đánh giá kết quả thử nghiệm như trong bảng (3.9) dưới đây, thể hiện kết quả so sánh R^2 của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên ba bộ dữ liệu

Bảng 3.9: Kết quả so sánh R^2 của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR

Bộ dữ liệu	Spatial CFIS			PFC-PFR			SeriesNet			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	Ảnh Dự báo 1	Ảnh Dự báo 2	Ảnh Dự báo 3
	Data 1	0.956	0.969	0.898	0.911	0.898	0.893	0.929	0.909	0.886	0.967	0.967
Data 2	0.959	0.954	0.903	0.946	0.942	0.942	0.937	0.918	0.904	0.988	0.983	0.981
Data 3	0.978	0.981	0.972	0.943	0.950	0.949	0.967	0.948	0.936	0.990	0.984	0.984

- Hình (3.12) thể hiện kết quả so sánh RMSE của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên cả 3 bộ dữ liệu.



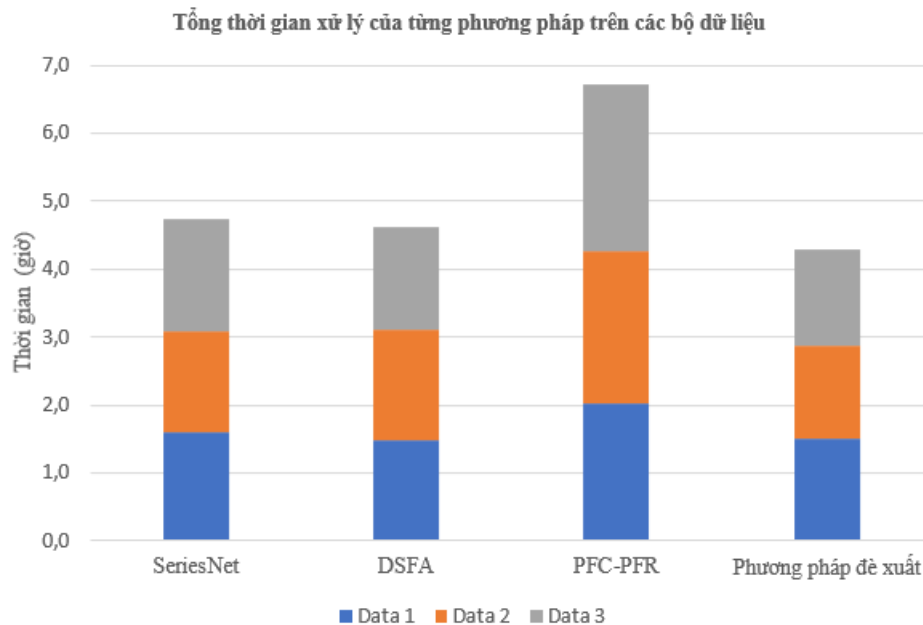
Hình 3.12: Các giá trị trung bình của R^2 trên mỗi tập dữ liệu

- Bảng (3.10) thể hiện kết quả so sánh thời gian xử lý của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên 03 bộ dữ liệu

Bảng 3.10: Kết quả so sánh thời gian xử lý của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR

Data	SeriesNet	DSFA	PFC-PFR	Proposed method
Data 1	1.592	1.487	2.022	1.510
Data 2	1.501	1.619	2.234	1.364
Data 3	1.653	1.508	2.465	1.422

- Hình (4.16) thể hiện kết quả so sánh thời gian tính toán của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR trên cả 3 bộ dữ liệu.



Hình 3.13: Kết quả so sánh thời gian tính toán của phương pháp đề xuất và các phương pháp so sánh trên 03 bộ dữ liệu

Kết quả trong bảng (3.10) 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.

3.6.3 Phân tích ANOVA trên các kết quả thử nghiệm

Luận án sử dụng ANOVA hai chiều mà không có tương tác, sự khác biệt giữa các giá trị trung bình của RMSE và R^2 nhận được từ bốn phương pháp trên ba tập dữ liệu Data 1, Data 2, Data 3. Ở đây, có hai giả thuyết rỗng cùng

một lúc: Không có sự khác biệt ở bất kỳ cấp độ nào của bộ dữ liệu và phương pháp. Kết quả phân tích ANOVA với mức ý nghĩa $\alpha = 0.05$ đối với các giá trị RMSE và R^2 lần lượt được trình bày trong bảng (3.11) và bảng (3.12).

Bảng 3.11: Kết quả phân tích ANOVA với độ đo RMSE

Nguồn	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Mẫu	2.2608	2	1.1304	0.7098	0.5018	3.4028
Cột	41.3127	3	13.7709	8.6470	0.0005	3.0088
Tổng	31.4985	35				

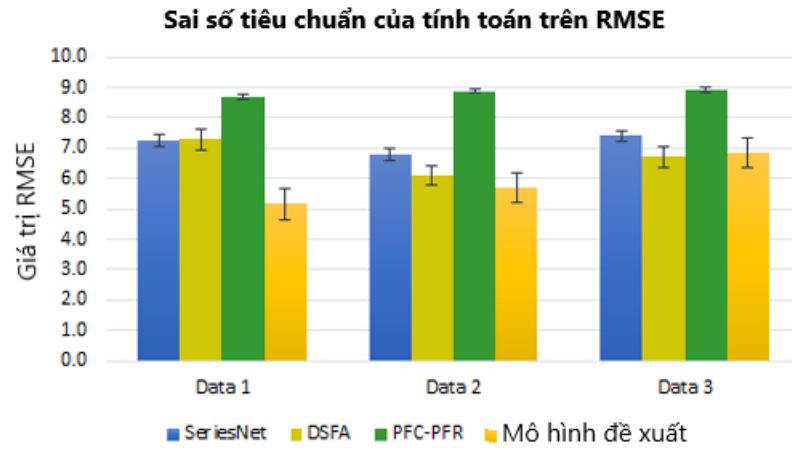
Như thể hiện trong bảng (3.11), giá trị P trong trường hợp xem xét giá trị trung bình của RMSE trên các bộ dữ liệu khác nhau là 0.5018. Giá trị này lớn hơn mức $\alpha = 0.05$. Do đó, giả thuyết rỗng đầu tiên được chấp nhận có nghĩa là không có sự khác biệt về giá trị trung bình của RMSE giữa các tập dữ liệu. Khi đánh giá bốn phương pháp giá trị P là 0,0005, một giá trị nhỏ hơn nhiều so với 0,05. Do đó, có sự khác biệt về giá trị trung bình của RMSE giữa bốn phương pháp. Dựa trên kết quả này, có thể nói rằng trong một số trường hợp RMSE thu được bằng bốn phương pháp được so sánh là khá giống nhau. Nhưng có sự khác biệt đáng kể giữa các giá trị trung bình của RMSE.

Như thể hiện trong hình (3.8 - 3.12), các giá trị RMSE thu được bằng cách sử dụng phương pháp Spatial CFIS nhỏ hơn so với các giá trị khác về tổng thể.

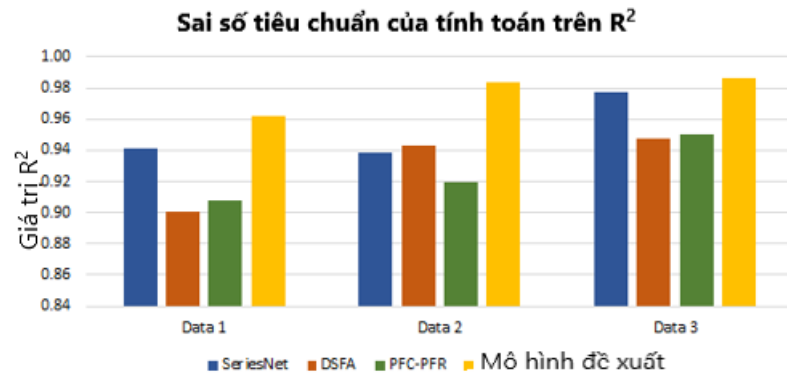
Bảng 3.12: Kết quả phân tích ANOVA với độ đo R^2

Nguồn	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Mẫu	0.0083	2	0.0041	13.6774	0.0001	3.4028
Cột	0.0149	3	0.0050	16.3798	5.24280E-06	3.0088
Tổng	0.0329	35				

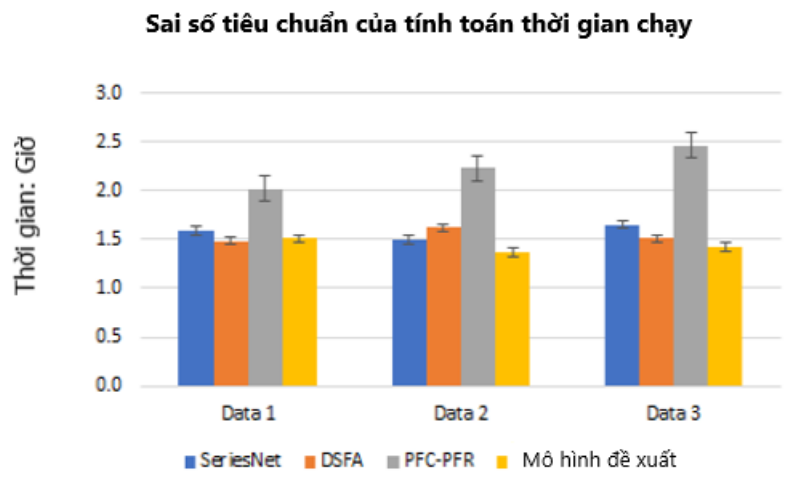
Trong bảng (3.12), kết quả phân tích ANOVA khác với kết quả trong bảng (3.11). Giá trị P trong trường hợp này nhỏ hơn nhiều so với 0,05. Do đó, hai giả thuyết vô hiệu bị bác bỏ. Điều này dẫn đến kết luận rằng có sự khác biệt đáng kể về giá trị trung bình của R^2 giữa các bộ dữ liệu hoặc phương pháp. Hơn nữa, sai số tiêu chuẩn của các phép tính trên RMSE, R^2 và tiêu tốn thời gian được trình bày trong hình (3.14 - 3.16) dưới đây.



Hình 3.14: Sai số tiêu chuẩn của tính toán trên RMSE



Hình 3.15: Sai số tiêu chuẩn của tính toán trên R^2



Hình 3.16: Sai số tiêu chuẩn của tính toán thời gian chạy

3.6.4 Thảo luận về kết quả thử nghiệm

Kết quả thử nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất sẽ tốt hơn trong những hình ảnh đầu tiên, nhưng sự khác biệt trung bình giữa hình ảnh dự báo

trước đây và hiện tại của phương pháp đề xuất vẫn lớn hơn so với phương pháp Học sâu. Một điểm quan trọng khác của phương pháp Co-Spatial CFIS+ là xử lý thời gian. Sau khi áp dụng một số kỹ thuật để giảm thời gian xử lý trong phương pháp đề xuất, kết quả cho thấy rằng thời gian xử lý giảm nhẹ so với các phương pháp thử nghiệm khác.

So với phương pháp SeriesNet, DSFA và PFC-PFR với bộ ảnh 500x500 của Hải quân Hoa Kỳ, Co-Spatial CFIS+ hiệu quả hơn. Trong hình ảnh dự báo đầu tiên, phương pháp Co-Spatial CFIS+ cho kết quả RMSE tốt hơn các phương pháp khác trong cả ba tập dữ liệu tương ứng (2.625, 5.1700, 6.5217) trong khi phương pháp SeriesNet là (7.362, 6.899, 6.899), phương pháp DSFA cho kết quả là (7.415, 5.985, 7.339) và phương pháp PFC-PFR cho kết quả là (6.096, 6.506, 6.646). Từ các kết quả đầu ra có thể nhận thấy mô hình đề xuất tốt hơn từ 5% đến 15% so với phương pháp SeriesNet và DSFA cho hai bộ dữ liệu hai và ba, thậm chí đối với bộ dữ liệu thứ nhất, mô hình đề xuất cho kết quả tốt hơn 280% so với SeriesNet.

Thời gian xử lý của SeriesNet, DSFA và PFC-PFR và phương pháp đề xuất lần lượt là 1.592, 1.487, 2.022 và 1.510 giờ. Nhận thấy rằng thời gian xử lý phương pháp Co-Spatial CFIS+ cho kết quả gần giống như các thuật toán Học sâu. Mặc dù số lượng tham số xác định trong mô hình là không nhỏ. Tuy nhiên với việc xác định đồng thời các tham số này, cụ thể là việc lựa chọn nhóm tham số thích hợp cho từng thời điểm huấn luyện kết hợp với phương pháp huấn luyện FWADAM+ thời gian xác định và xử lý đã giảm đáng kể.

Sai số tiêu chuẩn trong hình (3.8 - 3.12) cho thấy độ chính xác của tính toán trên RMSE, R^2 và thời gian xử lý. Hơn nữa, như thể hiện trong các hình này, RMSE và R^2 trung bình khác nhau giữa bốn phương pháp. Tuy nhiên, thời gian chạy của phương pháp được đề xuất cũng giống như các mô hình học sâu.

Chúng ta có thể thấy từ những so sánh trên rằng mô hình ban đầu đã cho thấy những hiệu quả thông qua các so sánh. Những kết quả này thu được bằng cách sử dụng mô hình sinh luật động. Cụ thể, việc sử dụng các hệ số α cho từng bộ thông số để điều chỉnh các giá trị của hệ luật giúp hệ luật được tạo

ra giảm các sai số do các điểm dữ liệu nằm ngoài phạm vi giải pháp. Ngoài ra, trong phần sinh luật, các luật mới được xây dựng dựa trên hệ thống các luật hiện có từ các bước trước để tăng tính liên kết của hệ luật với các mô hình được so sánh. Tuy nhiên, một số kết quả của mô hình chưa thu được kết quả khả quan, đặc biệt là đối với ảnh dự báo thứ hai của tập dữ liệu thứ ba (Data 3). Lý do chính cho điều này là sự nhầm lẫn giữa các đối tượng thay đổi ít hơn trong hình ảnh.

3.7 Kết luận chương 3

Trong chương này, luận án đã đề xuất và thử nghiệm phương pháp xác định đồng thời các tham số trong hệ suy diễn mờ phức không - thời gian (Co-Spatial CFIS+).

Phương pháp đề xuất sinh các luật mờ phức bằng cách sử dụng các tham số mốc luật cho mỗi luật trong không gian dạng tam giác và đề xuất thuật toán FWADAM+ để xác định đồng thời các tham số tốt hơn trong hệ luật mờ phức không - thời gian phục vụ quá trình dự báo hình ảnh.

Việc đánh giá thử nghiệm trên chuỗi ảnh vệ tinh từ bộ dữ liệu của Hải quân Hoa Kỳ [87] cho thấy phương pháp đề xuất tốt hơn một số phương pháp hiện có về hiệu quả dự báo (RMSE, R^2) và thời gian xử lý.

Mặc dù phương pháp đề xuất cho kết quả tốt trên hầu hết các chỉ tiêu thử nghiệm nhưng nó vẫn còn hạn chế về hệ luật đưa vào dự báo cố định dẫn đến chất lượng dự báo của mô hình giảm đáng kể theo thời gian do không cập nhật các thông số mới. Do đó, nếu muốn cập nhật thì mô hình phải huấn luyện lại từ đầu. Điều này làm cho mô hình tốn kém về mặt thời gian.

Kết quả này được công bố trong các công trình [CT2, CT3] của luận án.

Từ kết quả các phân tích trên, vấn đề đặt ra là làm thế nào để có thể tối ưu được hệ luật sau mỗi lần dự báo giúp tăng chất lượng dự báo. Nội dung chi tiết giải quyết vấn đề đặt ra sẽ được trình bày chi tiết tại **Chương 4 - Đề xuất phương pháp tối ưu hệ luật suy diễn mờ phức không - thời gian**.

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:

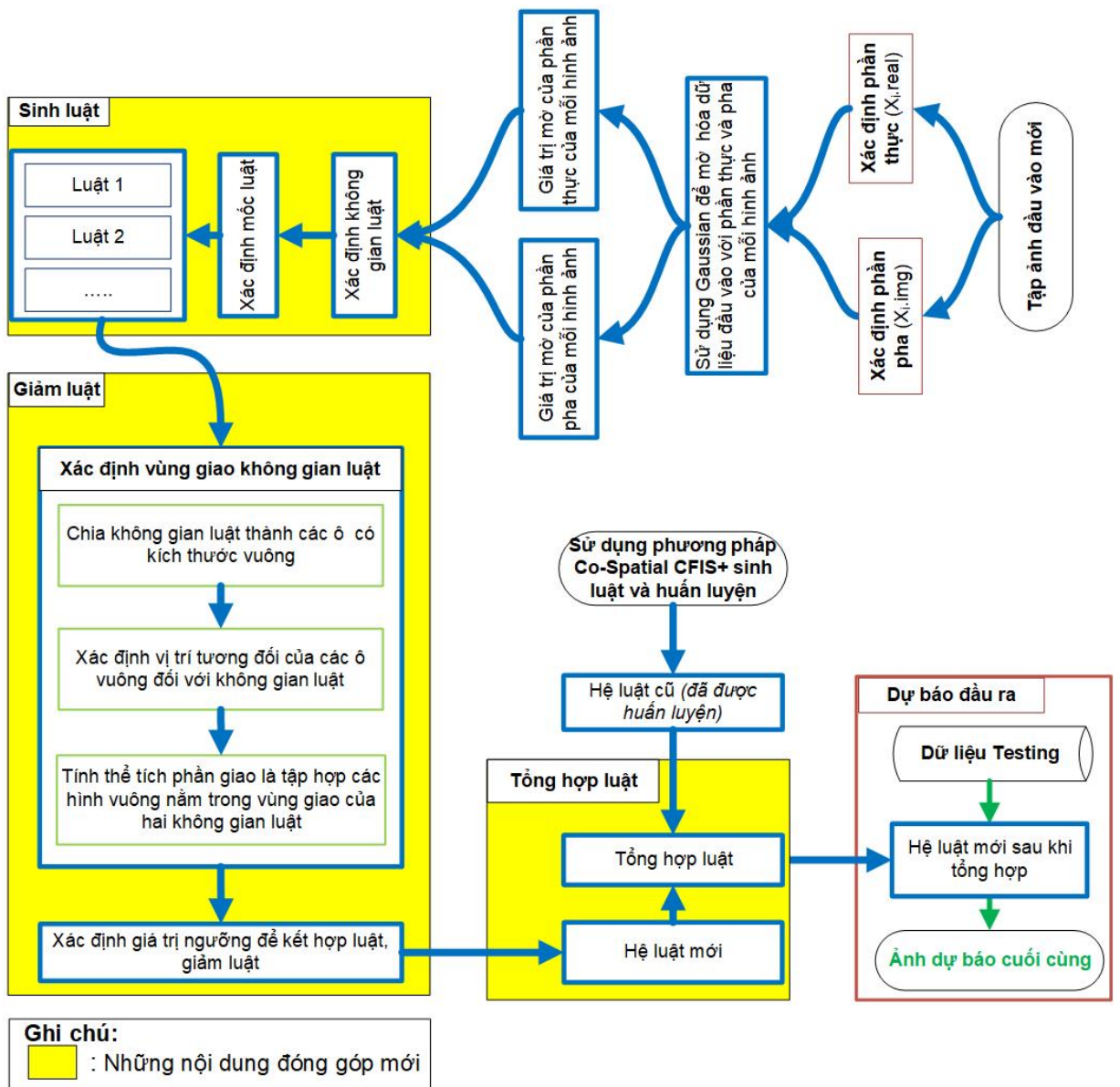
- Giới thiệu mô hình hệ diễn mờ phức không - thời gian thích ứng dựa trên độ đo mờ phức để phát hiện thay đổi trong chuỗi ảnh viễn thám (RSI). Mô hình này liên quan đến các đặc điểm không gian và thời gian của hình ảnh RSI thông qua lý thuyết CFS.

- 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 Spatial CFIS++

Mô hình hệ suy diễn mờ phức không gian thích ứng bằng các độ đo mờ phức Spatial CFIS++ như hình (4.1) dưới đây.



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**

Dữ liệu đầu vào là các tập luật và ảnh đã huấn luyện, các ảnh mới có (ảnh sau thời điểm huấn luyện). Tại đây sẽ thực hiện một số kỹ thuật tiền xử lý dữ liệu như: biến đổi dữ liệu đầu vào từ ảnh màu thành ảnh xám nhằm giảm thiểu độ phức tạp của thuật toán, xác định dữ liệu phân pha (HoD) và biến đổi dữ liệu về dạng $[0,1]$ để tránh vấn đề bùng nổ giá trị sau này.

- **Bước 1.1: Tiến hành biến đổi ảnh màu về ảnh xám**

- **Bước 1.2: Xác định giá trị phân pha**

Giá trị phân 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 về dạng $[0,1]$**

Sau các bước 1.1, 1.2, 1.3 thu được dữ liệu đầu vào cho các bước tiến hành tiếp theo có dạng như sau: $X(I, HoD)$

- **Bước 2. Mờ hóa**

Sau khi có được dữ liệu phân thực và phân pha đã được tiền xử lý, tiến hành mờ hoá độc lập dữ liệu đầu vào bằng hàm Gaussian [100] như công thức (4.2) dưới đây để tiến hành mờ hóa cả phân thực và phân pha ảnh đầu vào.

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

Trong đó:

- σ : Độ lệch chuẩn của dữ liệu đầu vào
- m : Giá trị trung bình của dữ liệu đầu vào

• Bước 3: Xác định không gian nghiệm

Từ các giá trị mờ hoá thu được ở bước 2, tiến hành xác định không gian nghiệm của dữ liệu như sau:

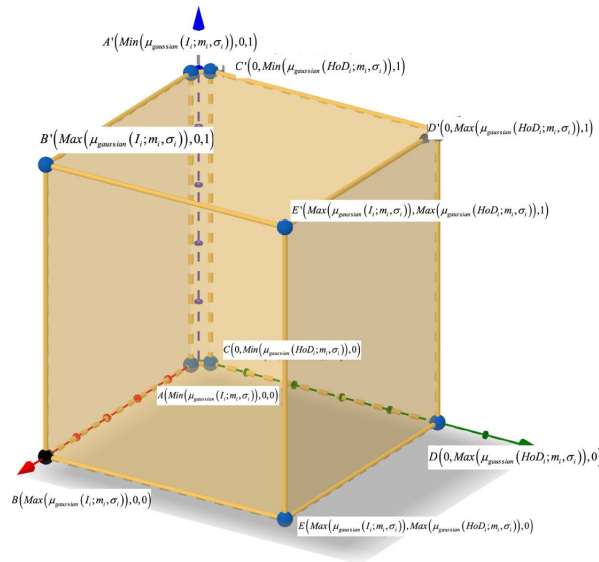
Định nghĩa 4.1. Theo [101], không gian nghiệm (Ω) được giới hạn như sau:

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

Trong đó:

- x_{min} : Giá trị mờ hóa nhỏ nhất của phần thực $Min(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i))$
- x_{max} : Giá trị mờ hóa lớn nhất của phần thực $Max(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i))$
- y_{min} : Giá trị mờ hóa nhỏ nhất của phần pha $Min(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i))$
- y_{max} : Giá trị mờ hóa lớn nhất của phần pha $Max(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i))$
- $z_{min} = 0$: Giá trị suy luận lớn nhất
- $z_{max} = 1$: Giá trị suy luận nhỏ nhất

Như vậy không gian luật sẽ có dạng như hình 4.2 dưới đây:



Hình 4.2: Không gian nghiệm

• Bước 4. Sinh luật

Với các giá trị mờ hoá thu được, để giảm thời gian xử lý của mô hình luận án sẽ tiến hành gom nhóm dữ liệu có giá trị gần với nhau bằng biểu đồ

Histogram [102], sau đó tiến hành xác định các giá trị mốc luật dựa trên cơ sở Ternary search [103] và hệ luật Spatial CFIS. Đầu ra của quá trình này sẽ là hệ luật mới tương ứng với ảnh đầu vào cụ thể như sau:

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. Do đó việc giảm chiều dữ liệu để giảm thời gian tính toán cũng như tài nguyên hệ thống là cần thiết. Luận án đề xuất sử dụng biểu đồ Histogram [102] để phân nhóm điểm ảnh, từ đó làm cơ sở để chia các điểm ảnh thành một số vùng nhất định.

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+ [104] 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' chính là điểm tâm của từng vùng, được xác định bằng cách sử dụng thuật toán Ternary search [103] như (4.1) dưới đây.

Thuật toán 4.1 Thuật toán tìm kiếm tam phân

Input Mảng dữ liệu đã được sắp xếp, giới hạn trên/dưới của khoá tìm kiếm, Khoá cần tìm
Output vị trí của khoá (nếu tồn tại), ngược lại thông báo không tìm kiếm được.

Begin

1. if giới hạn dưới \leq giới hạn trên then
2. midFirst := giới hạn dưới + (giới hạn trên - giới hạn dưới)/3
3. midSecond := midFirst + (giới hạn trên - giới hạn dưới)/3
4. if mảng[midFirst] = khoá then
5. return midFirst
6. if mảng[midSecond] = khoá then
7. return midSecond
8. if khoá < mảng[midFirst] then
9. gọi hàm tìm kiếm tam phân cho (mảng dữ liệu, giới hạn dưới, midFirst-1, khoá)
10. if khoá > mảng[midSecond] then
11. gọi hàm tìm kiếm tam phân cho (mảng dữ liệu, midFirst+1, giới hạn trên, khoá)
12. else
13. gọi hàm tìm kiếm tam phân cho (mảng dữ liệu, midFirst+1, midSecond-1, khoá)
14. else
15. Trả về kết quả: không tồn tại vị trí thoả mãn

End

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 hệ luật mờ phức không gian dạng tam giác (Spatial CFIS) như sau:

- Xác định mốc luật a, a' theo công thức sinh luật mờ tam giác (4.4, 4.5) như sau

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

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

- Xác định c, c' theo công thức sinh luật mờ tam giác (4.6, 4.7) như sau

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

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

Trong đó:

- $|NP_j|$: Số lượng điểm ảnh của nhóm thứ j
- $U_{i,j}$: Giá trị độ thuộc của điểm ảnh thứ i vào nhóm thứ j
- $X_{i,j}^{(k)}$: Giá trị điểm ảnh phần thực thứ i của nhóm thứ j tại thời điểm k
- $HOD_{i,j}^{(k)}$: Giá trị điểm ảnh phần pha thứ i của nhóm thứ j tại thời điểm k

• Bước 5. Đánh giá luật

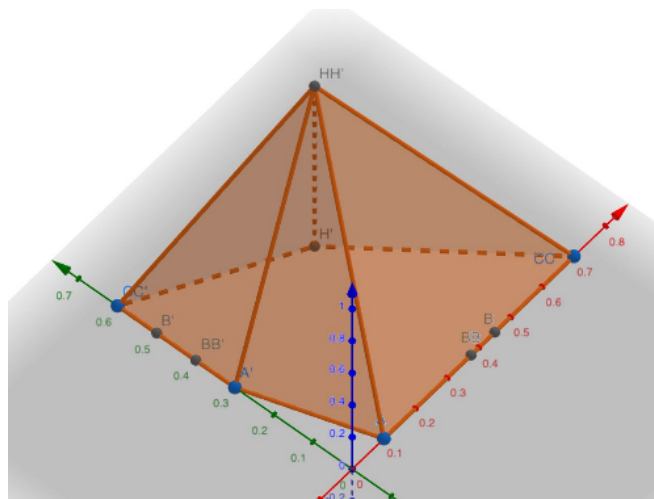
Định nghĩa 4.2. Gọi D là vùng bao của luật, V là miền không gian luật, trong đó D được giới hạn bởi:

1. Giá trị trục $ox \in [a, b]; a, b \in R^+$
2. Giá trị trục oy được giới hạn bởi hai hàm số liên tục $g_1(x)$ và $g_2(x)$
3. Giá trị trục oz được giới hạn bởi hai hàm số liên tục $f_1(x, y), f_2(x, y)$.

Miền không gian luật V của D được xác định theo công thức (4.8) và thể hiện như hình (4.3) sau:

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

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



Hình 4.3: Miền không gian luật

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

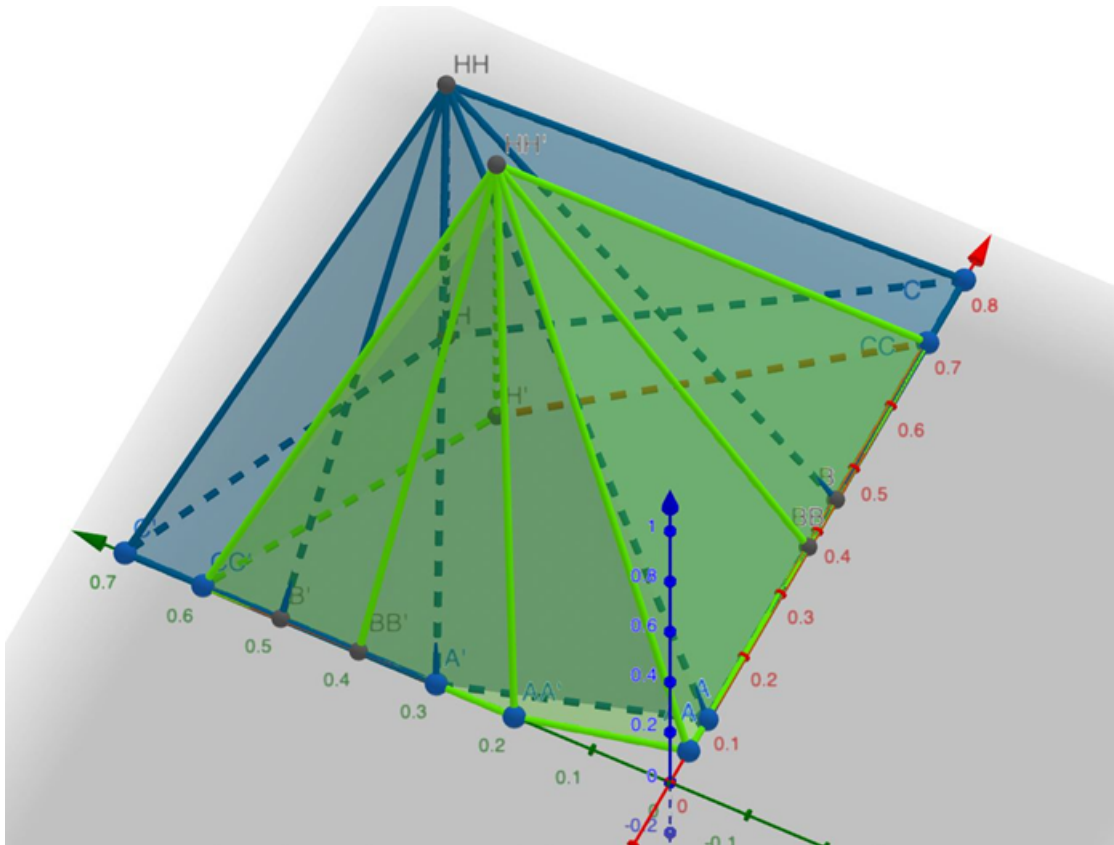
Vùng không gian nghiệm của luật p, q được xác định tương ứng như công thức (4.10 - 4.11) sau:

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

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

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) và thể hiện như hình (4.4) sau:

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



Hình 4.4: Miền không gian tạo bởi hai luật p, q

Để xác định giá trị miền giao của hai luật V_{pq} , tiến hành chia không gian nghiệm Ω thành các khối vuông kích thước θ theo công thức (4.13) như sau:

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

Trong đó:

- $x_i \in [x_{\min}, x_{\max}]$, $|x_i - x_{i-1}| = \theta$, $\forall i = 1, 2, \dots$
- $y_j \in [y_{\min}, y_{\max}]$, $|y_j - y_{j-1}| = \theta$, $\forall j = 1, 2, \dots$
- $z_k \in [z_{\min}, z_{\max}]$, $|z_k - z_{k-1}| = \theta$, $\forall k = 1, 2, \dots$
- θ : Kích thước khối vuông được chia

Miền không gian nghiệm Ω sau khi được chia thành các khối vuông như trên cần thỏa mãn biểu thức (4.14) sau:

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

Trong đó:

- V_{actual} : thể tích tính thực tế của không gian luật R
- V_θ : thể tích của không gian luật R khi tính bằng cách tổng hợp thể tích của các khối vuông
- ε : giá trị ngưỡng sai số có thể chấp nhận được ($< 5\%$)
- $S_{basearea}$: diện tích đáy của không gian luật R
- h : chiều cao của không gian luật R

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

Vì kích thước của mỗi khối vuông Ω_{ijk} là rất nhỏ, do đó ta coi tâm của mỗi khối vuông $G_{ijk}(x_j, y_j, z_k)$ này đại diện cho khối vuông. Như vậy bài toán quy thành tìm vị trí tương đối của điểm G_{ijk} so với không gian luật V .

Xét bài toán tìm vị trí tương đối của một điểm G_{ijk} với không gian luật V ta thực hiện theo các bước như sau: *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:

$$N_ax + N_by + N_cz + d = 0 \quad (4.15)$$

Các hệ số (N_a, N_b, N_c) thỏa mãn hệ phương trình sau:

$$\begin{cases} N_a \times x_A + N_b \times y_A + N_c \times z_A + d = 0 \\ N_a \times x_B + N_b \times y_B + N_c \times z_B + d = 0 \\ N_a \times x_C + N_b \times y_C + N_c \times z_C + d = 0 \end{cases}$$

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 với tất cả các mặt bên còn lại của miền không gian luật 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:

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

Từ đó xác định được các khối vuông Ω_{ijk} với không gian luật V .

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 Ω_{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:

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

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

Trong đó:

- V_{pq} : Thể tích vùng giao của hai không gian luật p, q
- $V_{\Omega_{ijk}}$: Thể tích các khối vuông Ω_{ijk}

Bước 5.2: Tối ưu luật

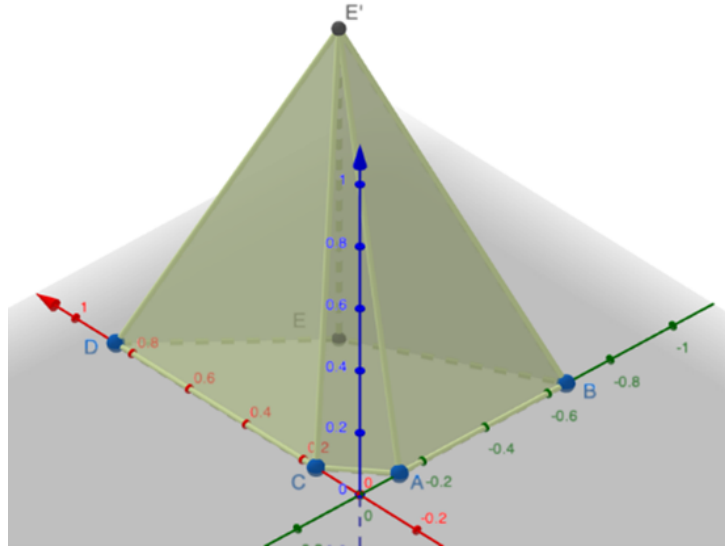
Tại bước này, mô hình Spatial CFIS++ sẽ tiến hành các bước tối ưu luật bao gồm gộp luật, loại bỏ luật hoặc bổ sung luật để được hệ luật tốt hơn như sau:

Gọi giá trị ngưỡng tỉ lệ thể tích giao nhau giữa vùng giao và không gian luật là ε_v và hệ số tỉ lệ giữa các mốc luật ε_R .

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

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

Không gian luật mới sau khi gộp như hình (4.5) sau:



Hình 4.5: Không gian luật mới sau khi tiến hành gộp hai luật

- 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''**
 - Ta sẽ tiến hành so sánh từng luật của hệ luật mới R' với các luật của hệ luật cũ R bằng cách so sánh vùng giao của hệ luật như bước 5.

4.4 Ví dụ minh họa

Trong phần này luận án trình bày Ví dụ minh họa chi tiết từng bước tính toán trong đề xuất phương pháp tối ưu hệ luật suy diễn mờ phức không - thời gian như sau:

- **Bước 1. Xử lý dữ liệu đầu vào**

Dữ liệu đầu vào bao gồm:

- I_0 : Là ảnh cuối cùng trong tập đã huấn luyện và sinh luật trước đó

- I_1 : Là ảnh đầu tiên trong tập dữ báo (ảnh mới thu nhận)

Bảng 4.1: Ảnh cuối cùng trong tập đã huấn luyện và sinh luật trước đó

4	95	235	205	128	166	74	15	59
109	209	234	84	114	151	214	168	247
145	64	113	90	175	29	68	202	124
79	202	130	220	133	148	190	159	222
88	52	57	221	224	100	92	164	55
170	230	118	215	242	16	175	215	128
231	123	123	143	25	153	4	96	1
68	90	103	172	69	195	144	38	70
0	29	88	46	244	218	134	242	24

Bảng 4.2: Ảnh đầu tiên trong tập dữ báo (ảnh mới thu nhận)

195	179	4	235	231	168	21	169	245
198	97	116	39	238	41	102	105	183
59	96	208	35	170	254	157	125	56
184	8	104	51	11	231	188	60	226
234	121	179	240	77	77	128	65	226
237	209	224	76	186	54	73	215	210
141	170	161	204	202	77	197	145	233
49	26	222	48	13	169	196	248	157
143	174	18	40	88	186	153	183	109

- **Bước 1.1:** Tiến hành biến đổi ảnh màu thu được về ảnh xám
- **Bước 1.2:** Xác định giá trị phân pha

Sử dụng công thức (4.1) tính giá trị sai khác giữa ảnh đầu tiên trong tập dữ báo (ảnh mới thu nhận I_1) và ảnh cuối cùng trong tập đã huấn luyện và sinh luật trước đó I_0 .

Bảng 4.3: Kết quả phân pha HoD_1 giữa ảnh I_1 và I_0

191	84	231	30	103	2	53	154	186
89	112	118	45	124	110	112	63	64
86	32	95	55	5	225	89	77	68
105	194	26	169	122	83	2	99	4
146	69	122	19	147	23	36	99	171
67	21	106	139	56	38	102	0	82
90	47	38	61	177	76	193	49	232
19	64	119	124	56	26	52	210	87
143	145	70	6	156	32	19	59	85

- **Bước 1.3:** Biến đổi ảnh xám về dạng $[0,1]$

Ảnh xám có giá trị lớn nhất là 255, do đó để chuyển về dạng $[0,1]$, bằng cách chia từng giá trị của điểm ảnh cho 255 ta được kết quả như bảng

(4.4, 4.5, 4.6) sau:

Bảng 4.4: Giá trị ảnh I_0 trong miền $[0,1]$

0.016	0.373	0.922	0.804	0.502	0.651	0.29	0.059	0.231
0.427	0.82	0.918	0.329	0.447	0.592	0.839	0.659	0.969
0.569	0.251	0.443	0.353	0.686	0.114	0.267	0.792	0.486
0.31	0.792	0.51	0.863	0.522	0.58	0.745	0.624	0.871
0.345	0.204	0.224	0.867	0.878	0.392	0.361	0.643	0.216
0.667	0.902	0.463	0.843	0.949	0.063	0.686	0.843	0.502
0.906	0.482	0.482	0.561	0.098	0.6	0.016	0.376	0.004
0.267	0.353	0.404	0.675	0.271	0.765	0.565	0.149	0.275
0	0.114	0.345	0.18	0.957	0.855	0.525	0.949	0.094

Bảng 4.5: Giá trị ảnh I_1 trong miền $[0,1]$

0.765	0.702	0.016	0.922	0.906	0.659	0.082	0.663	0.961
0.776	0.38	0.455	0.153	0.933	0.161	0.4	0.412	0.718
0.231	0.376	0.816	0.137	0.667	0.996	0.616	0.49	0.22
0.722	0.031	0.408	0.2	0.043	0.906	0.737	0.235	0.886
0.918	0.475	0.702	0.941	0.302	0.302	0.502	0.255	0.886
0.929	0.82	0.878	0.298	0.729	0.212	0.286	0.843	0.824
0.553	0.667	0.631	0.8	0.792	0.302	0.773	0.569	0.914
0.192	0.102	0.871	0.188	0.051	0.663	0.769	0.973	0.616
0.561	0.682	0.071	0.157	0.345	0.729	0.6	0.718	0.427

Bảng 4.6: Giá trị phân pha HoD_1 trong miền $[0,1]$

0.749	0.329	0.906	0.118	0.404	0.008	0.208	0.604	0.73
0.349	0.44	0.463	0.176	0.486	0.431	0.439	0.247	0.251
0.338	0.125	0.373	0.216	0.019	0.882	0.349	0.302	0.266
0.412	0.761	0.102	0.663	0.479	0.326	0.008	0.389	0.015
0.573	0.271	0.478	0.074	0.576	0.09	0.141	0.388	0.67
0.262	0.082	0.415	0.545	0.22	0.149	0.4	0	0.322
0.353	0.185	0.149	0.239	0.694	0.298	0.757	0.193	0.91
0.075	0.251	0.467	0.487	0.22	0.102	0.204	0.824	0.341
0.561	0.568	0.274	0.023	0.612	0.126	0.075	0.231	0.333

Từ đó, dữ liệu đầu vào để xử lý các bước tiếp có dạng như sau: $X_1(I_1, HoD_1)$

• Bước 2. Mờ hóa

Mờ hóa phần thực ảnh I_1 .

- Áp dụng công thức để tính toán độ lệch chuẩn và giá trị trung bình, ta được: $\sigma_I = 0.291$ và $m_I = 0.551$

- Áp dụng công thức (4.2) để tính toán giá trị mờ hóa với dữ liệu phần thực ảnh I_1 , ta được giá trị mờ hóa của I_1 như sau:

Bảng 4.7: Kết quả mờ hóa phần thực ảnh I_1

0.763	0.874	0.185	0.444	0.475	0.933	0.273	0.929	0.371
0.742	0.841	0.947	0.392	0.422	0.407	0.874	0.892	0.848
0.546	0.835	0.661	0.363	0.924	0.311	0.975	0.978	0.524
0.841	0.203	0.886	0.483	0.218	0.475	0.815	0.555	0.515
0.451	0.966	0.874	0.407	0.693	0.693	0.986	0.596	0.515
0.43	0.652	0.532	0.685	0.829	0.507	0.661	0.604	0.644
1	0.924	0.963	0.693	0.71	0.693	0.748	0.998	0.459
0.467	0.304	0.546	0.459	0.229	0.929	0.755	0.349	0.975
0.999	0.904	0.257	0.4	0.778	0.829	0.986	0.848	0.913

Mờ hóa phần pha HoD_1 .

- Áp dụng công thức để tính toán độ lệch chuẩn và giá trị trung bình, ta được: $\sigma_{HoD} = 0.232$ và $m_{HoD} = 0.353$
- Áp dụng công thức (4.2) để tính toán giá trị mờ hóa với dữ liệu phần thực ảnh HoD_1 , ta được giá trị mờ hóa của HoD_1 như sau:

Bảng 4.8: Kết quả mờ hóa phần pha HoD_1

0.233	0.995	0.058	0.599	0.976	0.331	0.823	0.557	0.267
1	0.932	0.894	0.747	0.848	0.945	0.934	0.901	0.908
0.998	0.617	0.996	0.84	0.355	0.074	1	0.976	0.932
0.968	0.213	0.557	0.41	0.863	0.993	0.331	0.988	0.346
0.638	0.939	0.865	0.485	0.63	0.526	0.659	0.989	0.393
0.926	0.505	0.965	0.71	0.848	0.679	0.98	0.314	0.991
1	0.769	0.679	0.886	0.34	0.972	0.22	0.788	0.056
0.488	0.908	0.886	0.846	0.848	0.557	0.814	0.127	0.999
0.669	0.651	0.944	0.364	0.536	0.62	0.488	0.871	0.996

• Bước 3: Xác định không gian nghiệm

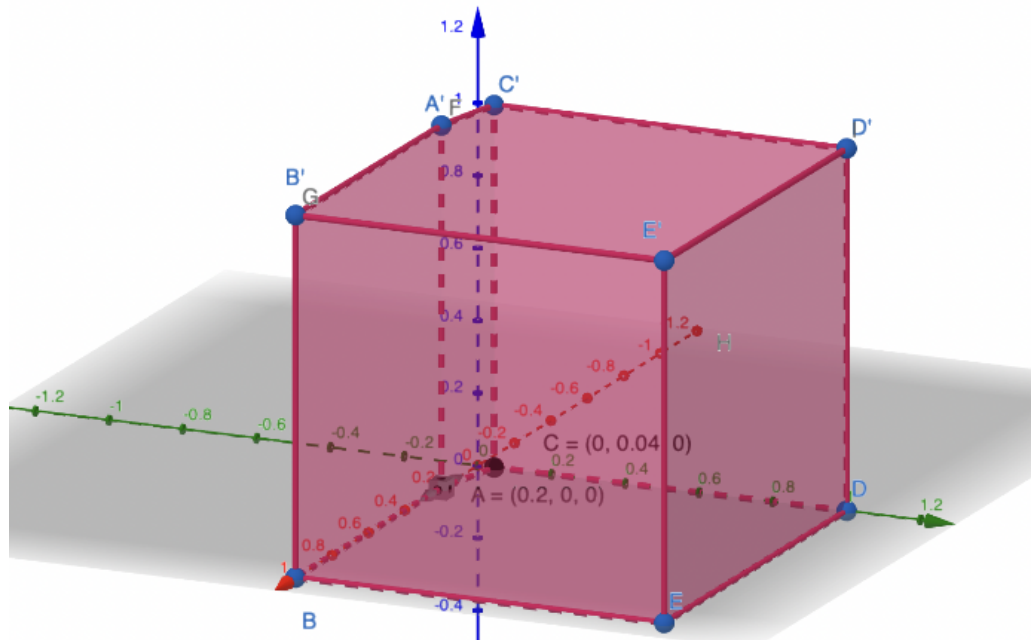
Từ kết quả đầu ra của bước số 2, áp dụng công thức số (4.3) ta có không gian nghiệm Ω như sau:

- $Min(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)) = 0.185; Max(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)) = 1$
- $Min(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)) = 0.056; Max(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)) = 1$

Gọi $A, B, C, D, E, A', B', C', D', E$ có các tọa độ sau:

- Tọa độ điểm $A (Min(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)), 0, 0)$
- Tọa độ điểm $B (Max(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)), 0, 0)$
- Tọa độ điểm $C (0, Min(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)), 0)$
- Tọa độ điểm $D (0, Max(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)), 0)$

- Tọa độ điểm E ($Max(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)), Max(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)), 0$)
 - Tọa độ điểm A' ($Min(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)), 0, 1$)
 - Tọa độ điểm B' ($Max(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)), 0, 1$)
 - Tọa độ điểm C' ($0, Min(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)), 1$)
 - Tọa độ điểm D' ($0, Max(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)), 1$)
 - Tọa độ điểm E' ($Max(\mu_{gaussian}(I_i; m_i, \sigma_i)), Max(\mu_{gaussian}(HoD_i; m_i, \sigma_i)), 1$)
- Từ đó, tìm ra không gian nghiệm là vùng không gian được bao bởi tập hợp các điểm $A, B, C, D, E, A', B', C', D', E$ như Hình 6 dưới đây.

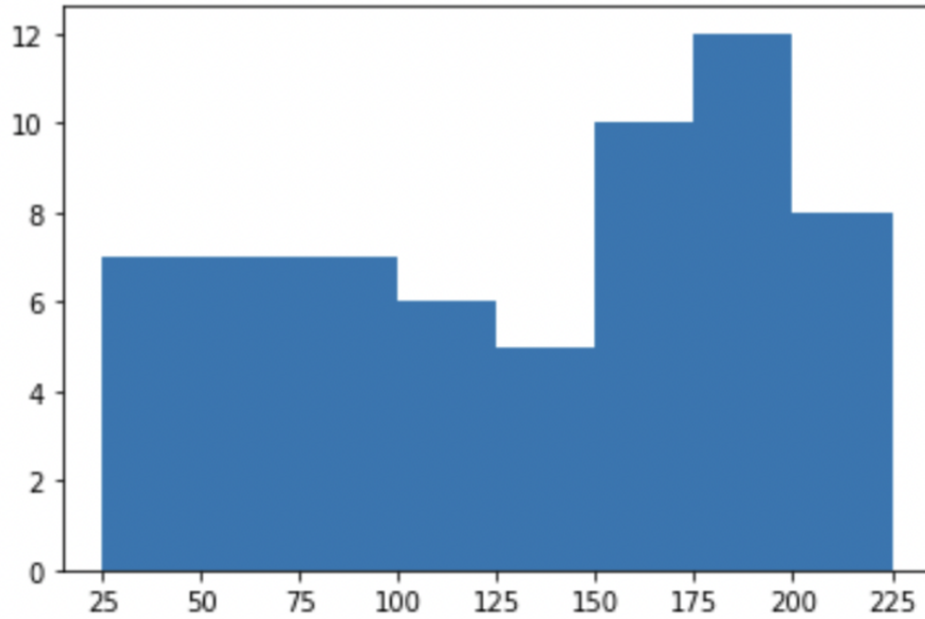


Hình 4.6: Không gian nghiệm của ảnh I_1

• Bước 4. Sinh luật

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

Với ảnh đầu vào I_1 , giả sử ta chọn số vùng bằng 10 sẽ có biểu đồ Histogram trong 10 vùng dữ liệu như hình (4.7), dưới đây.



Hình 4.7: Biểu đồ Histogram của ảnh đầu vào

Từ kết quả biểu đồ histogram, tiến hành gán nhãn với các điểm ảnh tương ứng với các nhóm như hình (4.8) sau

8	8	1	10	10	7	1	7	10
8	4	5	2	10	2	5	5	8
3	4	9	2	7	1	7	5	3
8	1	5	3	1	10	8	3	10
10	5	8	10	4	4	6	3	10
10	9	9	4	8	3	3	9	9
6	7	7	9	9	4	8	6	10
2	2	9	2	1	7	8	10	7
6	7	1	2	4	8	7	8	5

Hình 4.8: Kết quả gán nhãn các nhóm theo biểu đồ Histogram

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

Với kết quả thu được tại bước 4.1, các vùng sẽ có giá trị như sau:

- Vùng 1: $\{(0.185, 0.058), (0.273, 0.823), (0.203, 0.213), (0.311, 0.074), (0.218, 0.863), (0.229, 0.848), (0.257, 0.944)\}$
- Vùng 2: $\{(0.392, 0.747), (0.407, 0.945), (0.363, 0.84), (0.467, 0.488), (0.304, 0.908), (0.459, 0.846), (0.4, 0.364)\}$

- Vùng 3: $\{(0.546, 0.998), (0.524, 0.932), (0.483, 0.41), (0.555, 0.988), (0.596, 0.989), (0.507, 0.679), (0.661, 0.98)\}$
- Vùng 4: $\{(0.841, 0.932), (0.835, 0.617), (0.693, 0.63), (0.693, 0.526), (0.685, 0.71), (0.693, 0.972), (0.778, 0.536)\}$
- Vùng 5: $\{(0.947, 0.895), (0.874, 0.934), (0.892, 0.901), (0.978, 0.976), (0.886, 0.957), (0.966, 0.939), (0.913, 0.996)\}$
- Vùng 6: $\{(0.986, 0.659), (1, 1), (0.998, 0.788), (0.999, 0.669)\}$
- Vùng 7: $\{(0.933, 0.331), (0.929, 0.557), (0.924, 0.355), (0.975, 1), (0.924, 0.769), (0.963, 0.679), (0.929, 0.557), (0.904, 0.651), (0.986, 0.488)\}$
- Vùng 8: $\{(0.763, 0.233), (0.874, 0.995), (0.742, 1), (0.848, 0.908), (0.841, 0.968), (0.815, 0.331), (0.874, 0.865), (0.829, 0.848), (0.748, 0.22), (0.755, 0.814), (0.829, 0.62), (0.848, 0.871)\}$
- Vùng 9: $\{(0.661, 0.996), (0.652, 0.505), (0.532, 0.965), (0.604, 0.314), (0.644, 0.991), (0.693, 0.886), (0.71, 0.34), (0.546, 0.886)\}$
- Vùng 10: $\{(0.444, 0.599), (0.475, 0.976), (0.371, 0.267), (0.422, 0.848), (0.475, 0.993), (0.515, 0.346), (0.451, 0.638), (0.407, 0.485), (0.515, 0.393), (0.43, 0.926), (0.459, 0.056), (0.349, 0.127)\}$

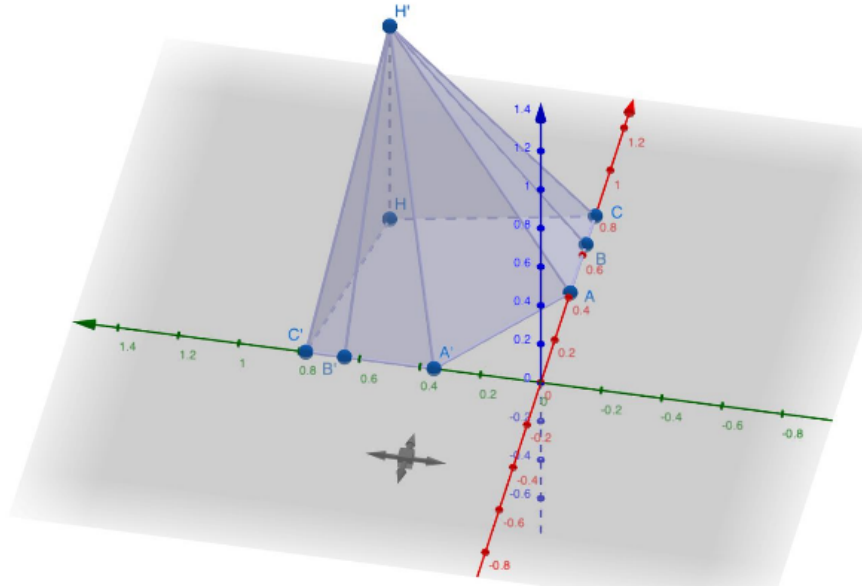
Bước 4.2.1. Xác định các mốc luật (b, b')

Áp dụng thuật toán Ternary search với tất cả các vùng ta có kết quả như sau:

- Vùng 1: $(b, b') = (0.185, 0.185)$
- Vùng 2: $(b, b') = (0.392, 0.407)$
- Vùng 3: $(b, b') = (0.546, 0.524)$
- Vùng 4: $(b, b') = (0.685, 0.75)$
- Vùng 5: $(b, b') = (0.978, 1)$
- Vùng 6: $(b, b') = (1, 1)$
- Vùng 7: $(b, b') = (0.986, 0.1901)$
- Vùng 8: $(b, b') = (0.763, 0.874)$
- Vùng 9: $(b, b') = (0.532, 0.62)$
- Vùng 10: $(b, b') = (0.444, 0.475)$

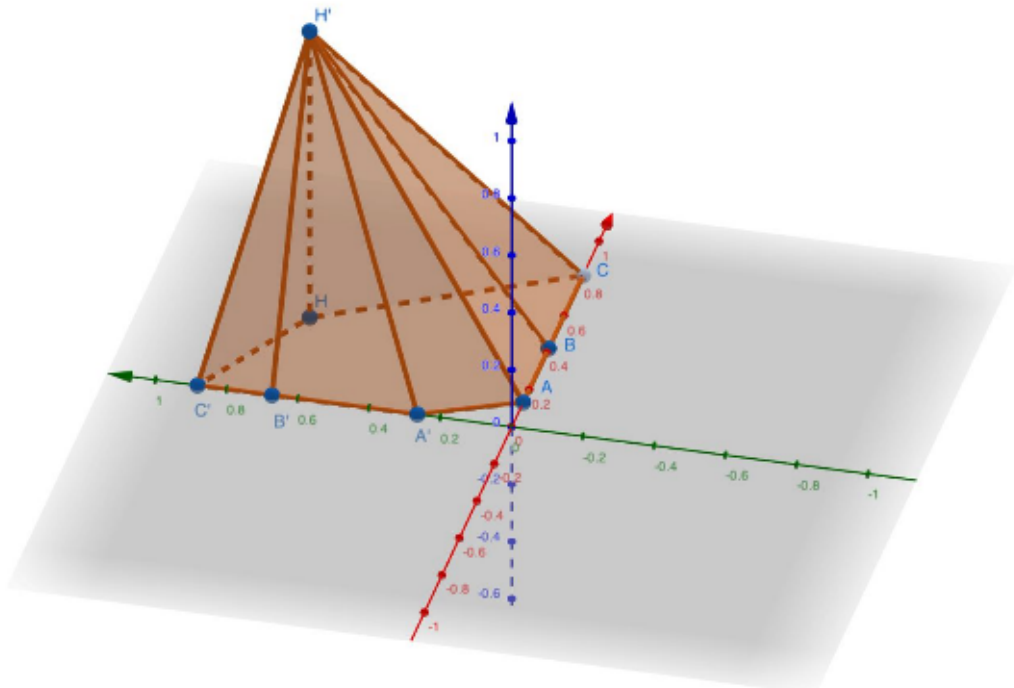
Bước 4.2.1. Xác định các mốc luật (a, a', c, c')

Áp dụng các công thức (4.4 - 4.7), ta được các giá trị mốc luật $(a, a', c, c') = (0.423, 0.712, 0.784, 0.354, 0.739, 0.788)$ và không gian luật thứ nhất với vùng 1 được thể hiện như hình (4.9) dưới đây:



Hình 4.9: Không gian luật 1 tương ứng với vùng 1

Tương tự với vùng số 2, ta có các mốc luật $(a, a', c, c') = (0.132, 0.423, 0.817, 0.265, 0.673, 0.882)$ và được thể hiện như hình (4.10), dưới đây:



Hình 4.10: Không gian luật 2 tương ứng với vùng 2

Ta tiếp tục các bước như trên cho đến khi hết tất cả các vùng hoặc nhóm điểm ảnh của các vùng còn lại.

• **Bước 5. Đánh giá luật**

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

Từ hai luật thu được tương ứng với vùng số 1 và số 2 tại bước trước đó, thể tích miền không gian giao của hai vùng luật. Ta thu được kết quả như sau:

Đối với vùng 1:

- Thể tích thực tế: $V_{actual(1)}=0.0242$;
- Kích thước khối vuông: $\theta = 0.01$;
- Thể tích tính bằng khối vuông: $V_{\theta(1)} = 0.0239$;
- Giá trị ngưỡng: $\varepsilon = 0.05$

$$\left| 1 - \frac{V_{actual(1)}}{V_{\theta(1)}} \right| = \left| 1 - \frac{0.0242}{0.0239} \right| = 0.013 < \varepsilon$$

Đối với vùng 2:

- Thể tích thực tế: $V_{actual(2)}=0.0116$;
- Kích thước khối vuông: $\theta = 0.01$;
- Thể tích tính bằng khối vuông: $V_{\theta(2)} = 0.0112$;
- Giá trị ngưỡng: $\varepsilon = 0.05$

$$\left| 1 - \frac{V_{actual(2)}}{V_{\theta(2)}} \right| = \left| 1 - \frac{0.0116}{0.0112} \right| = 0.036 < \varepsilon$$

Từ đó ta xác định được: $V_{(1)(2)} = V_{\theta(1)} \cap V_{\theta(2)} = 0.00176$

Bước 5.2: Tối ưu luật

Với ví dụ đầu vào đã cho, chọn giá trị ngưỡng tỉ lệ thể tích giao nhau giữa vùng giao và không gian luật $\varepsilon_v = 0.8$ và hệ số tỉ lệ giữa các mốc luật $\varepsilon_R = 0.5$.

Ta có:

$$\frac{V_{(1)(2)}}{V_{(1)}} = \frac{0.00176}{0.0242} = 0.074 < \varepsilon_v$$

$$\frac{V_{(1)(2)}}{V_{(2)}} = \frac{0.00176}{0.0116} = 0.157 < \varepsilon_v$$

Do đó sử dụng cả hai luật 1 và 2.

- **Bước 6: Tổng hợp hệ luật cũ R và hệ luật mới R' thành hệ luật R''**

Từ bước số 5, thu được hệ luật sau khi được đánh giá và rút gọn. Tiến hành kết hợp các luật này với các luật thu được từ hệ suy diễn Co-SpatialCFIS+ nhằm tiến hành suy diễn ra kết quả ảnh tiếp theo.

4.5 Thực nghiệm

4.5.1 Kích bản thử nghiệm

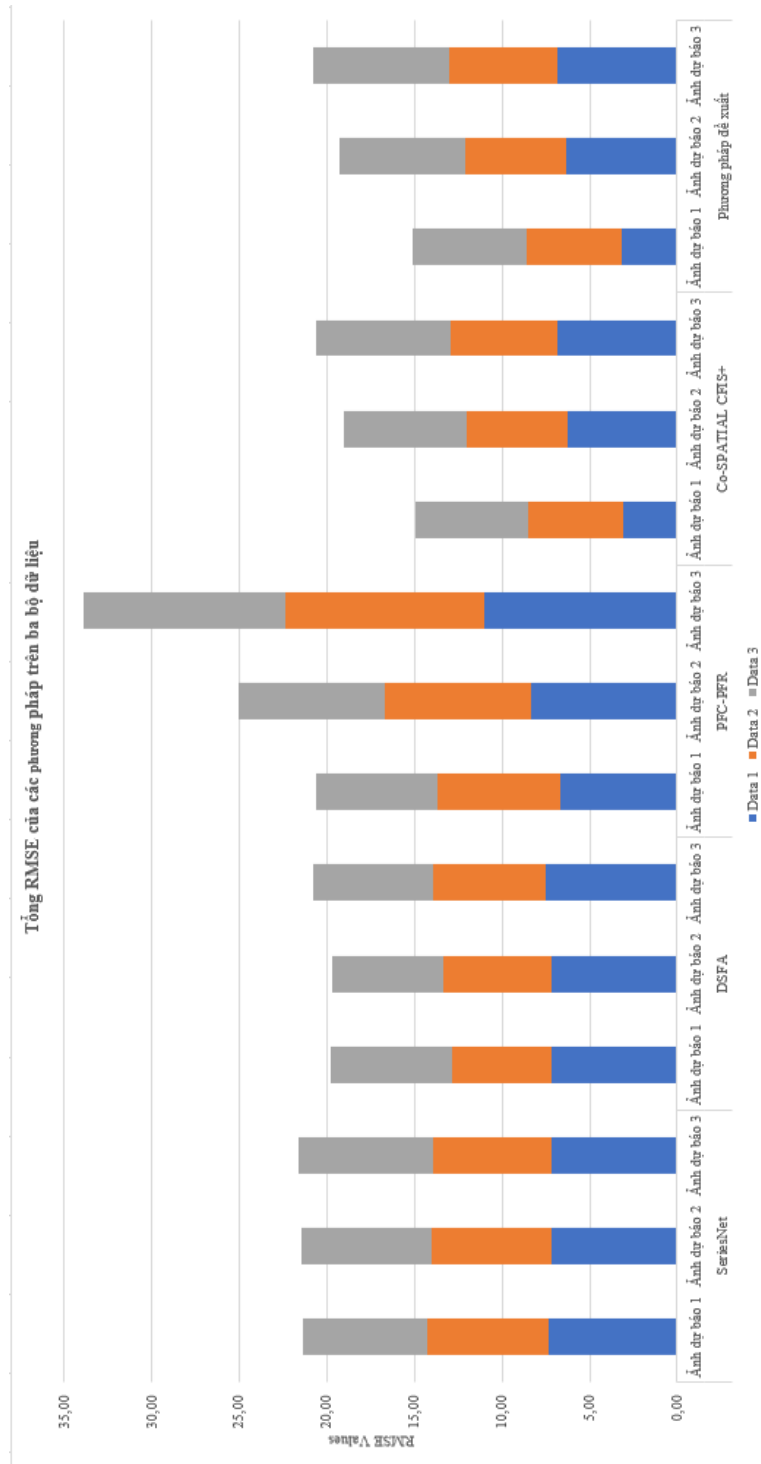
Luận án tiến hành thử nghiệm và phân tích kết quả của phương pháp đề xuất với các phương pháp SeriesNet [95], Deep Slow Feature Analysis (DSFA) [96], PFC-PFR [20] và Co-Spatial CFIS+ [104] trên các độ đo rootmean-squared error (RMSE), R-squared (R^2) để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất và sau đó sử dụng phương pháp phân tích ANOVA để phân tích kết quả. Bên cạnh đó, luận án cũng tiến hành so sánh số lượng luật và thời gian xử lý của các phương pháp để đánh giá hiệu quả của mô hình đề xuất.

4.5.2 Kết quả thử nghiệm

Các kết quả trung bình RMSE, R^2 , thời gian xử lý, số luật xử lý của phương pháp đề xuất và các các phương pháp đối sánh (SeriesNet, DSFA, PFC-PFR, Co-Spatial CFIS+) được mô tả ở các bảng (4.11 - 4.17) và các hình (4.12 - 4.17) như sau:

Data	SeriesNet			DSFA			PFC-PFR			Co-SPATIAL CFIS+			Phương pháp đề xuất		
	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	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3
Data 1	7,359	7,187	7,201	7,190	7,183	7,485	6,709	8,306	11,050	3,045	6,219	6,846	3,126	6,339	6,796
Data 2	6,877	6,832	6,691	5,668	6,153	6,480	6,932	8,395	11,323	5,497	5,785	6,104	5,483	5,738	6,240
Data 3	7,143	7,406	7,677	6,939	6,395	6,829	6,933	8,357	11,477	6,430	7,059	7,620	6,458	7,196	7,701

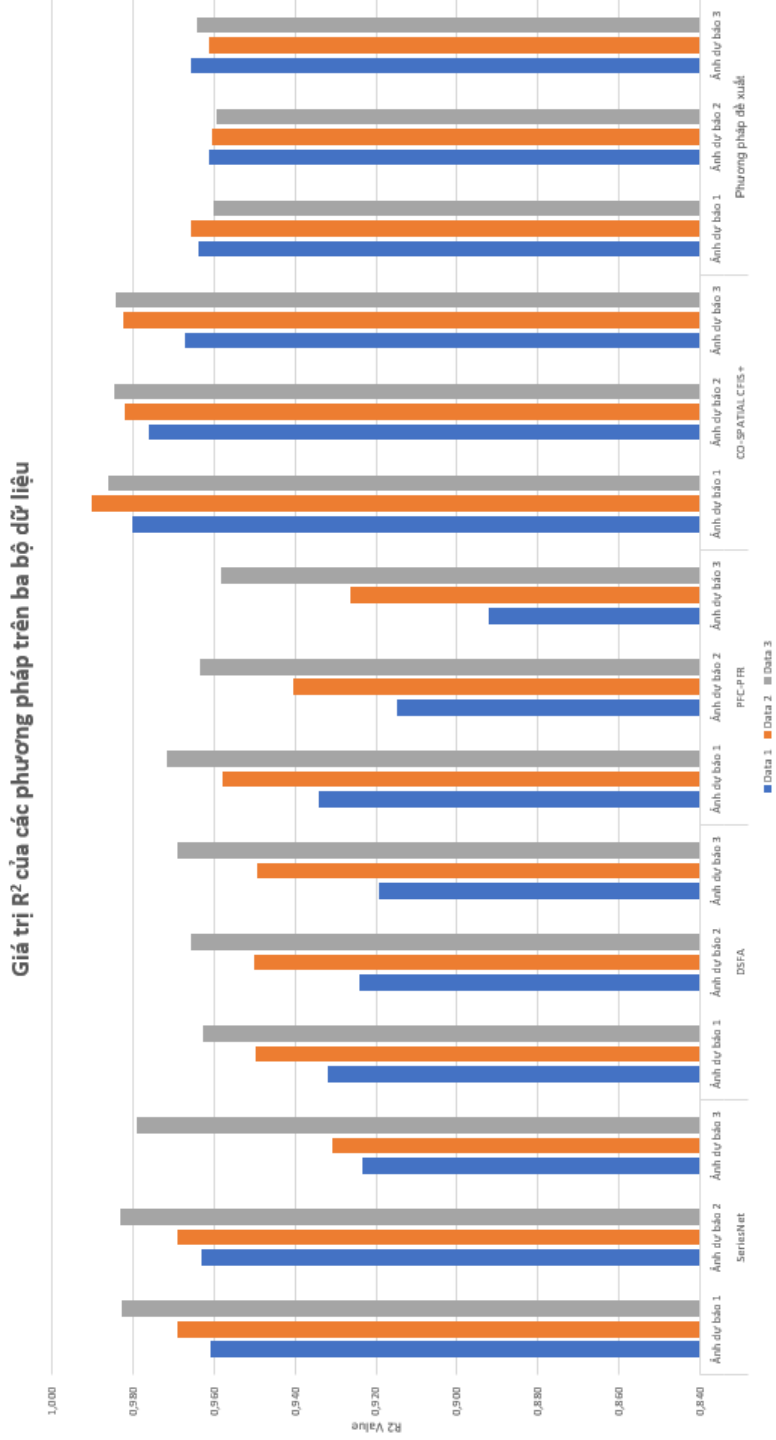
Hình 4.11: Kết quả trung bình RMSE của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu



Hình 4.12: Tổng RMSE của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu

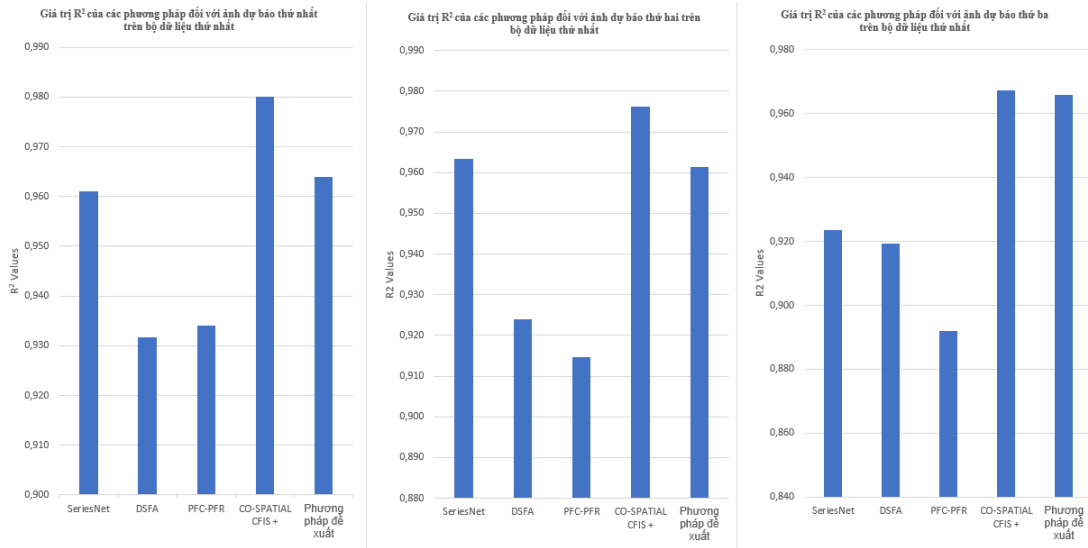
Data	SeriesNet			DSFA			PFC-PFR			CO-SPATIAL CFIS ++			Phương pháp đề xuất		
	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3	Ảnh dự báo 1	Ảnh dự báo 2	Ảnh dự báo 3
Data 1	0,961	0,963	0,923	0,932	0,924	0,919	0,934	0,915	0,892	0,980	0,976	0,967	0,964	0,961	0,966
Data 2	0,969	0,969	0,931	0,950	0,950	0,949	0,958	0,940	0,926	0,990	0,982	0,983	0,966	0,961	0,961
Data 3	0,983	0,983	0,979	0,963	0,966	0,969	0,972	0,964	0,958	0,986	0,985	0,984	0,960	0,959	0,964

Hình 4.13: Kết quả trung bình R^2 của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu



Hình 4.14: Giá trị R^2 của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu

Dựa theo kết quả của trung bình RMSE của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu tại bảng (4.11), 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 trên hình (4.12).



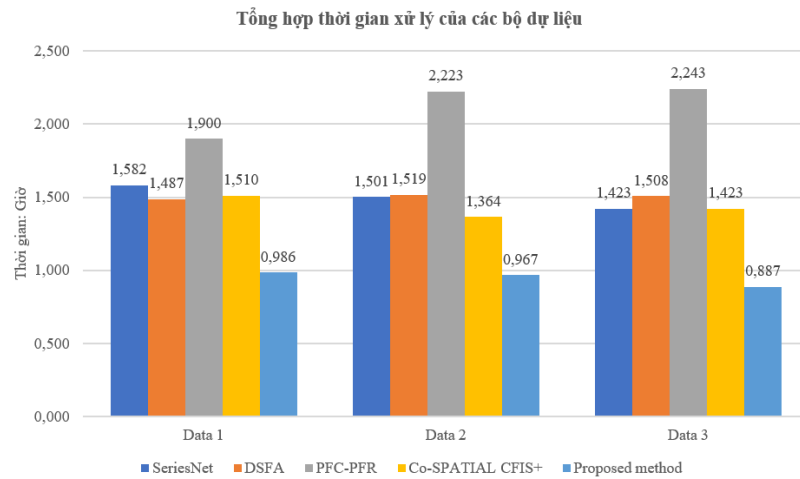
Hình 4.15: Giá trị R^2 của các phương pháp trên bộ dữ liệu thứ nhất (Data 1)

Theo hình (4.15), các kết quả cho thấy đối với bộ dữ liệu thứ nhất, ảnh dự báo thứ nhất và thứ ba phương pháp đề xuất cho kết quả tốt thứ hai chỉ sau phương pháp Co-Spatial CFIS+. Cụ thể kết quả tương ứng tại ảnh dự báo thứ nhất với các phương pháp seriesnet, DSFA, PFC-PFR, Co-SPATIAL CFIS+ và phương pháp đề xuất là (0.961, 0.932, 0.934, 0.980, 0.964) và đối với ảnh dự báo thứ ba tương ứng là (0.923, 0.919, 0.892, 0.967, 0.966)

Bảng 4.9: Thời gian xử lý của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR, Co-Spatial CFIS+

Data	SeriesNet	DSFA	PFC-PFR	Co-Spatial CFIS+	Phương pháp đề xuất
Data 1	1.582	1.487	1.900	1.510	0.986
Data 2	1.501	1.519	2.223	1.364	0.967
Data 3	1.423	1.508	2.243	1.423	0.887

Hình (4.16) thể hiện kết quả so sánh thời gian tính toán của phương pháp đề xuất và các phương pháp SeriesNet, DSFA, PFC-PFR, Co-Spatial CFIS+ trên cả 3 bộ dữ liệu.



Hình 4.16: Kết quả so sánh thời gian tính toán của phương pháp đề xuất và các phương pháp so sánh trên 03 bộ dữ liệu

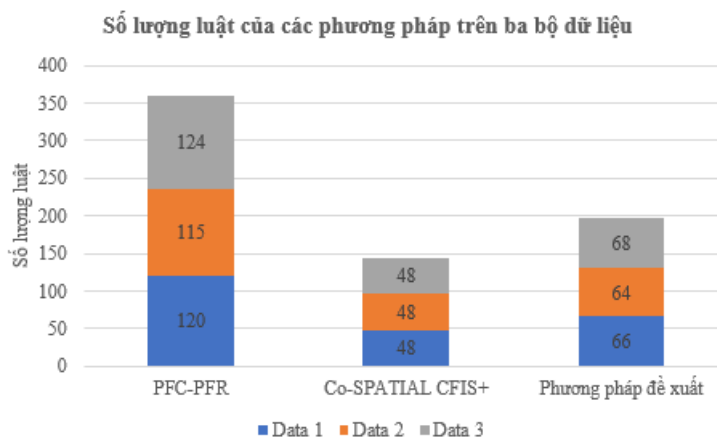
Từ kết quả của bảng số (4.9), ta có tổng thời gian xử lý của phương pháp đề xuất ít hơn phương pháp Co-Spatial CFIS+ (34%), SeriesNet (40%), DSFA (38%) và đặc biệt ít hơn phương pháp PFC-PFR (60%).

Bảng 4.10: Số lượng luật sinh ra và rút gọn bởi phương pháp đề xuất trên ba bộ dữ liệu

Data	Luật sinh trước đó bằng Co-Spatial CFIS+	Luật sinh trực tiếp từ ảnh chưa rút gọn	Luật mới sau rút gọn	Tổng số luật xử lý
Data 1	48	30	18	66
Data 2	48	30	16	64
Data 3	48	30	20	68

Bảng 4.11: Tổng hợp số lượng luật của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu

Data	PFC-PFR	Co-SPATIAL CFIS+	Phương pháp đề xuất
Data 1	120	48	66
Data 2	115	48	64
Data 3	124	48	68



Hình 4.17: Số lượng luật của các phương pháp trên ba bộ dữ liệu

Qua kết quả thử nghiệm về độ chính xác, phương pháp đề xuất đã cho thấy kết quả dự báo tốt hơn so với các phương pháp như SeriesNet, DSFA hay PFC-PFR và cho kết quả gần như tương đương so với phương pháp Co-SPATIAL CFIS+. Về mặt thời gian, nhờ sử dụng một cơ chế sinh luật khác và một độ mờ phức để đánh giá và tối ưu hệ luật, phương pháp đề xuất đã cho thời gian xử lý vượt trội hơn hoàn toàn so với các phương pháp khác.

4.5.3 Phân tích ANOVA trên các kết quả thử nghiệm

Dựa trên kết quả thực nghiệm, ANOVA hai chiều với $\alpha = 0.05$ được áp dụng trên các giá trị RMSE, R^2 và thời gian xử lý. Trong phân tích này, hai giả thuyết trong phân tích này là:

H_0 : Không có sự khác biệt giữa trung bình của RMSE và R^2 tương ứng của ba tập dữ liệu

H_1 : Không có sự khác biệt giữa các trung bình của RMSE và R^2 tương ứng của năm mô hình

Đối với kết quả RMSE

Sử dụng ANOVA hai chiều mà không cần sao chép, kết quả được trình bày như trong bảng 4.12 dưới đây.

Bảng 4.12: Kết quả phân tích ANOVA với độ đo RMSE

Source of Variation	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Datasets	2.14	2	1.07	3.57	0.08	4.46
Models	6.84	4	1.71	5.70	0.02	3.84
Error	2.40	8	0.30			
Total	11.38	14				

Từ kết quả trong Bảng (4.12), giá trị P-value trên cột Datasets là 0.08, lớn hơn $\alpha = 0.05$. Do đó, nó không thể bác bỏ giả thuyết vô hiệu đầu tiên. Điều này có nghĩa là, RMSE trên các tập dữ liệu là như nhau. Trên hàng Models, giá trị P-value là 0.02, thấp hơn giá trị của α . Nó có nghĩa là, giả thuyết vô hiệu thứ hai bị bác bỏ. Do đó, giá trị RMSE thu được bởi các mô hình được chọn là khác nhau. Tuy nhiên, thực hiện các post-hoc test giữa các cặp của năm mô hình này, kết quả cho thấy sự khác biệt là không đáng kể.

Đối với kết quả R^2

Đối với các giá trị R^2 , hai giả thuyết vô hiệu trong phân tích này giống như RMSE. ANOVA hai chiều cũng được thực hiện và kết quả được thể hiện trong bảng (4.13).

Bảng 4.13: Kết quả phân tích ANOVA với độ đo R^2

Nguồn	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Bộ dữ liệu	0.001	2	0.0007	7.062	0.017	4.459
Mô hình	0.002	4	0.0005	5.143	0.024	3.838
Lỗi	0.001	8	0.001			
Tổng	0.004	14				

Như thể hiện trong bảng 4.13, giá trị của P-value ở hai hàng đầu tiên lần lượt là 0.017 và 0.024. Các giá trị này đều thấp hơn giá trị α (0,05). Do đó, hai giả thuyết vô hiệu bị bác bỏ. Điều này dẫn đến sự khác biệt về ý nghĩa của R^2 trên tập dữ liệu và cả mô hình. Để so sánh ý nghĩa của R^2 thu được bằng CO-SPATIAL CFIS+ và phương pháp đề xuất, một bài kiểm tra hậu kiểm (Bonferroni) đã được thực hiện. Kết quả cho thấy giá trị trung bình của R^2 thu được bằng phương pháp đề xuất nhỏ hơn đáng kể so với giá trị trung bình của CO-SPATIAL CFIS+.

Thời gian xử lý

Để phân tích thời gian chạy của năm mô hình trên các tập dữ liệu khác nhau, tiến hành phân tích ANOVA hai chiều với hai giả thuyết không được đề cập ở trên. Kết quả phân tích này được thể hiện như trong bảng (4.14).

Bảng 4.14: Kết quả phân tích ANOVA với thời gian xử lý

Nguồn	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Bộ dữ liệu	0.001	2	0.0001	0.054	0.94761	4.459
Mô hình	2.093	4	0.523	41.065	0.00002	3.838
Lỗi	0.102	8	0.013			
Tổng	2.196	14				

Cũng giống như các giá trị của P-value trong bảng (4.12), các giá trị trong bảng (4.14) cho thấy thời gian xử lý trên các tập dữ liệu là không khác nhau (P-value là 0.94761, lớn hơn α). Tuy nhiên, thời gian xử lý trên các mô hình là khác nhau (giá trị P là 0.00002, thấp hơn α). Dựa trên so sánh trong hình (4.16), phương pháp đề xuất có thời gian chạy thấp nhất trong số năm mô hình.

4.5.4 Thảo luận về kết quả thử nghiệm

Từ những kết quả thu được kể trên, phương pháp đề xuất đã thu được kết quả về độ chính xác gần như tương đương trên các tập dữ liệu khác nhau và các ảnh dự báo khác nhau so với Co-Spatial CFIS+ và tốt hơn một chút so với các phương pháp khác.

Đối với kết quả R^2 , phương pháp đề xuất có kết quả kém hơn các phương pháp như Co-spatial hay SeriesNet tại một số lần dự báo, tuy nhiên các kết quả của phương pháp đề xuất có sự ổn định giữa cả các ảnh dự báo và các bộ dữ liệu. Việc tách quá trình sinh luật sau khi dự báo một ảnh mới đã ảnh hưởng rất nhiều đến quá trình này, khi hệ luật thay vì được cập nhật một cách tổng thể như Co-spatial CFIS+ lại được cập nhật trực tiếp thông qua từng ảnh dự báo mới điều này đã làm giảm đi đáng kể độ tin cậy của mô hình. Nhưng các kết quả cuối cùng thu được của mô hình lại có sự ổn định giữa cả các ảnh dự báo và các bộ dữ liệu điều này sẽ giúp cho mô hình khi mở rộng sang các bộ dữ liệu khác vẫn sẽ giữ được độ tin cậy cần thiết.

Thời gian xử lý, phương pháp đề xuất thể hiện hiệu quả vượt trội so với các phương pháp liên quan. Trước đó đối với Co-spatial CFIS+ thao tác gây ảnh hưởng nhất đến thời gian xử lý của mô hình chính là quá trình phân cụm FCM. Thêm vào đó, sau khi dự báo một ảnh mới, quá trình phân cụm này lại phải diễn ra lại từ đầu, mặc dù chỉ thêm 1 ảnh mới vào tập dữ liệu. Nhờ việc thay đổi cách sinh luật khi bổ sung ảnh mới, bằng việc sinh luật trực tiếp từ ảnh kết hợp với việc sử dụng độ đo mờ phức để đánh giá và tối ưu luật đã giúp cho quá trình xử lý của mô hình giảm đi đáng kể.

Đối với số lượng luật, như kết quả thể hiện tại bảng (4.10) phương pháp đề xuất đã sinh luật trực tiếp từ ảnh và sử dụng độ đo mờ phức trong không gian để đánh giá và giảm được 30 - 40% số luật khi tiến hành tối ưu luật.

Mặc dù các kết quả của mô hình giảm đi độ tin cậy, tuy nhiên với thời gian xử lý giảm đi rất nhiều, nhưng không làm thay đổi độ chính xác của mô hình. Điều này cho thấy hiệu quả bước đầu của phương pháp đề xuất một cơ chế sinh luật trực tiếp từ ảnh và sử dụng độ đo mờ phức trong không gian để

tiến hành đánh giá và xác định một hệ luật tốt đưa vào dự báo các hình ảnh tiếp theo.

4.6 Kết luận chương 4

Từ kết quả thực nghiệm cho thấy, trong chương 4 này 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:

- Đề xuất một mô hình hệ suy diễn mờ phức không - thời gian thích nghi dựa trên độ đo mờ phức đối với dò tìm thay đổi trong chuỗi ảnh viễn thám.

- Đề xuất phương pháp sinh luật trực tiếp từ ảnh mới thu nhận được trong tập testing. Phương pháp bao gồm các bước sau: thực hiện tiền xử lý đối với ảnh mới và chuyển sang ảnh xám; mờ hóa ảnh sử dụng hàm mờ phức Gaussian; Tính toán các không gian luật và dựa trên đó để xác định các tham số trong luật.

- Đề xuất độ đo mờ phức nhằm mục đích so sánh giữa 2 hệ luật: hệ luật cũ sinh dựa theo Co-spatial CFIS và hệ luật mới sinh trực tiếp từ ảnh. Thông qua việc so sánh đó, hệ thống sẽ xác định được luật nào được bổ sung, luật nào cần loại bỏ và luật nào cần tổng hợp. Cuối cùng kết quả thu được một hệ luật mới thích nghi với sự biến đổi trong tập ảnh mới cải thiện cả về độ chính xác và thời gian của mô hình.

Mặc dù mô hình đã có những hiệu quả bước đầu như kể trên, tuy nhiên mô hình còn xuất hiện một số hạn chế:

- + 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.

Kết quả này được công bố trong công trình [CT6] của luận án.

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 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. Gerogiannis. (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*, 42-49.

2. Công trình đang review

[CT5] Nguyen Truong Thang, **Le Truong Giang**, Le Hoang Son, 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.

[CT6] **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.

Tài liệu tham khảo

- [1] W. Liu, J. Yang, J. Zhao, and L. Yang, “A novel method of unsupervised change detection using multi-temporal polsar images,” *Remote Sensing*, vol. 9, no. 11, p. 1135, 2017.
- [2] 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.
- [3] N. K. T. và cộng sự, *Giáo trình Viễn thám*. Trường Đại học Nông nghiệp Hà Nội, 2011.
- [4] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, “13 - data mining trends and research frontiers,” in *Data Mining (Third Edition)* (J. Han, M. Kamber, and J. Pei, eds.), The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems, pp. 585–631, Boston: Morgan Kaufmann, third edition ed., 2012.
- [5] G. Atluri, A. Karpatne, and V. Kumar, “Spatio-temporal data mining: A survey of problems and methods,” *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 51, no. 4, pp. 1–41, 2018.
- [6] M. Hussain, D. Chen, A. Cheng, H. Wei, and D. Stanley, “Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches,” *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 80, pp. 91–106, 2013.
- [7] A. Singh, “Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data,” *International journal of remote sensing*, vol. 10, no. 6, pp. 989–1003, 1989.
- [8] D. Lu, P. Mausel, E. Brondizio, and E. Moran, “Change detection techniques,” *International journal of remote sensing*, vol. 25, no. 12, pp. 2365–2401, 2004.
- [9] J. Prendes, M. Chabert, F. Pascal, A. Giros, and J.-Y. Tournet, “A new multivariate statistical model for change detection in images acquired by

- homogeneous and heterogeneous sensors,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 3, pp. 799–812, 2014.
- [10] M. Liu, H. Zhang, C. Wang, and F. Wu, “Change detection of multilook polarimetric sar images using heterogeneous clutter models,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 12, pp. 7483–7494, 2014.
- [11] B. Hou, Q. Wei, Y. Zheng, and S. Wang, “Unsupervised change detection in sar image based on gauss-log ratio image fusion and compressed projection,” *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, vol. 7, no. 8, pp. 3297–3317, 2014.
- [12] F. Bovolo and L. Bruzzone, “A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal sar images,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 12, pp. 2963–2972, 2005.
- [13] Y. Zheng, X. Zhang, B. Hou, and G. Liu, “Using combined difference image and k -means clustering for sar image change detection,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, no. 3, pp. 691–695, 2013.
- [14] J. Liu, X. Wang, M. Chen, S. Liu, Z. Shao, X. Zhou, and P. Liu, “Illumination and contrast balancing for remote sensing images,” *Remote Sensing*, vol. 6, no. 2, pp. 1102–1123, 2014.
- [15] S. Dawn, V. Saxena, and B. Sharma, “Remote sensing image registration techniques: A survey,” in *International Conference on Image and Signal Processing*, pp. 103–112, Springer, 2010.
- [16] J. Kittler and J. Illingworth, “Minimum error thresholding,” *Pattern recognition*, vol. 19, no. 1, pp. 41–47, 1986.
- [17] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [18] 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.
- [19] Z. Yetgin, “Unsupervised change detection of satellite images using local gradual descent,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 50, no. 5, pp. 1919–1929, 2011.

- [20] L. H. Son and P. H. Thong, “Some novel hybrid forecast methods based on picture fuzzy clustering for weather nowcasting from satellite image sequences,” *Applied Intelligence*, vol. 46, p. 1–15, jan 2017.
- [21] L. Yan, W. Xia, Z. Zhao, and Y. Wang, “A novel approach to unsupervised change detection based on hybrid spectral difference,” *Remote Sensing*, vol. 10, no. 6, p. 841, 2018.
- [22] 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.
- [23] T. M. Tuan, L. T. H. Lan, S.-Y. Chou, T. T. Ngan, L. H. Son, N. L. Giang, and M. Ali, “M-cfis-r: Mamdani complex fuzzy inference system with rule reduction using complex fuzzy measures in granular computing,” *Mathematics*, vol. 8, no. 5, 2020.
- [24] 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.
- [25] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.
- [26] G. Selvachandran, S. G. Quek, L. T. H. Lan, L. H. Son, N. L. Giang, W. Ding, M. Abdel-Basset, and V. H. C. de Albuquerque, “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, 2021.
- [27] 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.
- [28] 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 (ICIC)*, pp. 1–6, IEEE, 2015.
- [29] E. Erturk and E. A. Sezer, “Software fault inference based on expert opinion,” *J. Softw.*, vol. 10, no. 6, pp. 757–766, 2015.

- [30] 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.
- [31] M. D. RUŽIĆ, J. Skenderović, and K. T. LESIĆ, “Application of the mamdani fuzzy inference system to measuring hrm performance in hotel companies—a pilot study,” *TEORIJA IN PRAKSA*, 2016.
- [32] 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.
- [33] L. Nguyen and V. Novák, “Forecasting seasonal time series based on fuzzy techniques,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 361, pp. 114–129, 2019.
- [34] P. K. Borkar, M. Jha, M. Qureshi, and G. Agrawal, “Performance assessment of heat exchanger using mamdani based adaptive neuro-fuzzy inference system (m-anfis) and dynamic fuzzy reliability modeling,” *Int. J. Innov. Res. Sci., Eng. Technol.*, vol. 3, no. 9, pp. 16083–16096, 2014.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] 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.
- [38] 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.
- [39] 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.
- [40] 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.
- [41] O. Yazdanbakhsh and S. Dick, “Time-series forecasting via complex fuzzy logic,” in *Frontiers of higher order fuzzy sets*, pp. 147–165, Springer, 2015.
- [42] 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.
- [43] Y. Liu and F. Liu, “An adaptive neuro-complex-fuzzy-inferential modeling mechanism for generating higher-order tsk models,” *Neurocomputing*, vol. 365, pp. 94–101, 2019.
- [44] X. Chen and L. Sun, “Low-rank autoregressive tensor completion for multivariate time series forecasting,” *arXiv preprint arXiv:2006.10436*, 2020.
- [45] S. Hansun, “A new approach of moving average method in time series analysis,” in *2013 conference on new media studies (CoNMedia)*, pp. 1–4, IEEE, 2013.
- [46] P. R. Junior, F. L. R. Salomon, E. de Oliveira Pamplona, *et al.*, “Arima: An applied time series forecasting model for the bovespa stock index,” *Applied Mathematics*, vol. 5, no. 21, p. 3383, 2014.
- [47] 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.
- [48] 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.
- [49] 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.

- [50] 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.
- [51] 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.
- [52] 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.
- [53] 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.
- [54] 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.
- [55] 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.
- [56] 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.
- [57] 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.
- [58] 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.
- [59] K. Mondal, P. Dutta, and S. Bhatteercharyya, “Gray image extraction us-

- ing fuzzy logic,” in *2012 Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies*, pp. 289–296, IEEE, 2012.
- [60] K. Mondal, P. Dutta, and S. Bhattacharyya, “Feature based fuzzy rule base design for image extraction,” *arXiv preprint arXiv:1206.3633*, 2012.
- [61] K. Mondal, P. Dutta, and S. Bhattacharyya, “Efficient fuzzy rule base design using image features for image extraction and segmentation,” in *2012 Fourth International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, pp. 793–799, IEEE, 2012.
- [62] B. Sziová, S. Nagy, and L. T. Kóczy, “The effects of preprocessing on colorectal polyp detecting by fuzzy algorithm,” in *Recent Developments and the New Direction in Soft-Computing Foundations and Applications*, pp. 347–357, Springer, 2021.
- [63] L.-C. Duțu, G. Mauris, and P. Bolon, “A fast and accurate rule-base generation method for mamdani fuzzy systems,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 26, no. 2, pp. 715–733, 2017.
- [64] A. Laha and J. Das, “Fuzzy rules and evidence theory for satellite image analysis,” *arXiv preprint arXiv:1104.1485*, 2011.
- [65] G. Castellano, C. Castiello, A. Montemurro, G. Vessio, and G. Zaza, “Segmentation of remotely sensed images with a neuro-fuzzy inference system,” in *WILF*, 2021.
- [66] J. Song, J. Wang, and S. Li, “Dynamic fuzzy inference system for edge detection of stone inscriptions,” in *Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Digital Signal Processing*, pp. 91–94, 2019.
- [67] A. Borji and M. Hamidi, “Evolving a fuzzy rule-base for image segmentation,” *International Journal of Intelligent Technology*, vol. 2, no. 3, pp. 471–476, 2007.
- [68] L. Jang, “Choquet integrals and fuzzy measures,” in *Proceedings of the Korean Institute of Intelligent Systems Conference*, pp. 39–45, Korean Institute of Intelligent Systems, 2005.
- [69] S. Dai, L. Bi, and B. Hu, “Distance measures between the interval-valued complex fuzzy sets,” *Mathematics*, vol. 7, no. 6, p. 549, 2019.
- [70] S. Ma and S. Li, “Complex fuzzy set-valued complex fuzzy measures and their properties,” *The Scientific World Journal*, vol. 2014, 2014.

- [71] C. H. Nguyen, T. C. Nguyen, T. N. Tang, and N. L. Phan, "Improving object detection by label assignment distillation," in *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, pp. 1005–1014, 2022.
- [72] R. C. Daudt, B. Le Saux, A. Boulch, and Y. Gousseau, "Urban change detection for multispectral earth observation using convolutional neural networks," in *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 2115–2118, Ieee, 2018.
- [73] D. Zhang, L. Yao, K. Chen, S. Wang, X. Chang, and Y. Liu, "Making sense of spatio-temporal preserving representations for eeg-based human intention recognition," *IEEE transactions on cybernetics*, vol. 50, no. 7, pp. 3033–3044, 2019.
- [74] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and control*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, 1965.
- [75] D. Ramot, R. Milo, M. Friedman, and A. Kandel, "Complex fuzzy sets," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 171–186, 2002.
- [76] 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.
- [77] H. Bustince, E. Barrenechea, M. Pagola, J. Fernandez, Z. Xu, B. Bedregal, J. Montero, H. Hagra, F. Herrera, and B. De Baets, "A historical account of types of fuzzy sets and their relationships," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 24, no. 1, pp. 179–194, 2015.
- [78] J. Buckley and Y. Qu, "Fuzzy complex analysis i: differentiation," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 41, no. 3, pp. 269–284, 1991.
- [79] J. J. Buckley, "Fuzzy complex analysis ii: integration," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 49, no. 2, pp. 171–179, 1992.
- [80] G. Zhang, "Fuzzy distance and limit of fuzzy numbers," *Fuzzy Systems and Mathematics*, vol. 6, no. 1, pp. 21–28, 1992.
- [81] 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.

- [82] E. H. Mamdani, “Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant,” *Proc. Iee*, vol. 121, pp. 1585–1588, 1974.
- [83] T. Takagi and M. Sugeno, “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control,” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, no. 1, pp. 116–132, 1985.
- [84] L.-X. Wang and J. M. Mendel, “Generating fuzzy rules by learning from examples,” *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 22, no. 6, pp. 1414–1427, 1992.
- [85] G. Zhang, T. S. Dillon, K.-Y. Cai, J. Ma, and J. Lu, “Operation properties and δ -equalities of complex fuzzy sets,” *International journal of approximate reasoning*, vol. 50, no. 8, pp. 1227–1249, 2009.
- [86] C. C. for Remote Sensing, *Fundamental of Remote Sensing*. A Canada Centre for Remote Sensing Remote Sensing Tutorial, 2008.
- [87] N. Oceanic and A. Administration, “Mtsat west color infrared loop - <https://www.star.nesdis.noaa.gov/goes/index.php>.”
- [88] I. S. A. (ASI), “Prisma: small innovative earth observation mission - <https://www.asi.it/en/earth-science/prisma>.”
- [89] T. O. Kvålseth, “Cautionary note about r^2 ,” *The American Statistician*, vol. 39, no. 4, pp. 279–285, 1985.
- [90] 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.
- [91] R. A. Fisher, “Statistical methods for research workers,” in *Breakthroughs in statistics*, pp. 66–70, Springer, 1992.
- [92] T. Wu and A. Toet, “Color-to-grayscale conversion through weighted multi-resolution channel fusion,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 23, no. 4, p. 043004, 2014.
- [93] S. Ghosh and S. K. Dubey, “Comparative analysis of k-means and fuzzy c-means algorithms,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 4, no. 4, 2013.
- [94] T. Chen and M.-C. Chiu, “An interval fuzzy number-based fuzzy collaborative forecasting approach for dram yield forecasting,” *Complex & intelligent systems*, vol. 7, no. 1, pp. 111–122, 2021.

- [95] Z. Shen, Y. Zhang, J. Lu, J. Xu, and G. Xiao, “Seriesnet: a generative time series forecasting model,” *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1–8, 2018.
- [96] 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.
- [97] M. Zhang, Y. Zhou, W. Quan, J. Zhu, R. Zheng, and Q. Wu, “Online learning for iot optimization: A frank–wolfe adam-based algorithm,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 9, pp. 8228–8237, 2020.
- [98] A. E. Hoerl and R. W. Kennard, “Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems,” *Technometrics*, vol. 12, no. 1, pp. 55–67, 1970.
- [99] S. Ghosh and S. K. Dubey, “Comparative analysis of k-means and fuzzy c-means algorithms,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 4, 2013.
- [100] V. Kreinovich, C. Quintana, and L. Reznik, “Gaussian membership functions are most adequate in representing uncertainty in measurements,” in *Proceedings of NAFIPS*, vol. 92, pp. 15–17, 1992.
- [101] J. Stewart, D. K. Clegg, and S. Watson, *Calculus: early transcendentals*. Cengage Learning, 2020.
- [102] R. A. Hummel, “Histogram modification techniques,” *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 4, no. 3, pp. 209–224, 1975.
- [103] M. S. Bajwa, A. P. Agarwal, and S. Manchanda, “Ternary search algorithm: Improvement of binary search,” in *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, pp. 1723–1725, IEEE, 2015.
- [104] L. T. Giang, L. H. Son, N. L. Giang, T. M. Tuan, N. V. Luong, M. D. Sinh, G. Selvachandran, and V. C. Gerogiannis, “A new co-learning method in spatial complex fuzzy inference systems for change detection from satellite images,” *Neural Computing and Applications*, pp. 1–30, 2022.