

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Triệu Thu Hương

**NGHIÊN CỨU ĐỀ XUẤT HỆ HỌC CHUYÊN GIAO MỜ
PHỨC DỰA TRÊN KỸ THUẬT LẤY MẪU KHÔNG GIAN
CON VÀ CẤU TRÚC ĐỒ THỊ CÓ HƯỚNG**

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ NGÀNH KHOA HỌC MÁY TÍNH

Mã số: 9 48 01 01

Hà Nội - 2023

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

Người hướng dẫn khoa học:

Người hướng dẫn: PGS.TS. Nguyễn Long Giang, Viện Công nghệ thông tin

Phản biện 1: PGS.TS. Nguyễn Hà Nam, Đại học Điện lực

Phản biện 2: PGS.TS. Ngô Quốc Tạo, Viện Công nghệ thông tin

Phản biện 3: PGS.TS. Bùi Thu Lâm, Học viện Kỹ thuật Mật mã

Luận án được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án tiến sĩ cấp Học viện họp tại Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam vào hồi 14 giờ 00, ngày 15 tháng 03 năm 2024.

Có thể tìm hiểu luận án tại:

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

**DANH MỤC CÁC BÀI BÁO ĐÃ XUẤT BẢN
LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN**

1. Lương Thị Hồng Lan, **Triệu Thu Hương**, Nguyễn Long Giang, Lê Hoàng Sơn, Vũ Thị Khánh Trình (2022). Một mô hình học chuyên giao mờ và ứng dụng. Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia lần thứ XXV - VNICT 2022, Hà Nội, tr 87-91.
2. Chu Thi Hong Hai, **Triệu Thu Hương** (2022). Research Complex Fuzzy Inference System in Early Warning Credit Risk at Commercial Banks in Viet Nam. Intelligent Systems and Networks: Selected Articles from ICISN 2022, Vietnam (pp. 519-525). Singapore: Springer Nature Singapore.
3. **Triệu Thu Hương**, Lương Thị Hồng Lan, Nguyễn Long Giang, Nguyễn Mỹ Bình, Bay Vo, Lê Hoàng Sơn (2023). A novel transfer learning model on complex fuzzy inference system. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 44, no. 3, p3733-3750. (ISSN: 1064-1246, SCIE, 2023, IF=2.0), DOI = <https://doi.org/10.3233/JIFS-222582>.
4. **Triệu Thu Hương**, Lương Thị Hồng Lan, Lê Trường Giang, Nguyễn Long Giang, Phạm Huy Thông, Nguyễn Thị Mỹ Bình (2021). Về một mô hình học chuyên giao trên hệ suy diễn mờ phức. Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia lần thứ XXIV - VNICT2021, Thái Nguyên, tr 616-621.
5. **Triệu Thu Hương**, Lương Thị Hồng Lan (2023). The Novel Tree - Based Complex Fuzzy Transfer Learning System. Journal of Computer Science and Cybernetics. Accepted

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của luận án

Suy diễn là quá trình nhằm mục đích đưa ra các kết luận mới hoặc quyết định giải quyết vấn đề dựa trên việc sử dụng thông tin có sẵn. Suy diễn luôn có vai trò quan trọng và được áp dụng rộng rãi trong cuộc sống hàng ngày cũng như trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Trong cuộc sống hàng ngày, suy diễn giúp con người đưa ra các quyết định dựa trên thông tin hiện có, định rõ các phương án và giải quyết các tình huống phức tạp. Trong kinh doanh, nó có thể hỗ trợ rất lớn trong hoạt động dự đoán xu hướng thị trường, nhờ đó đưa ra các quyết định về sản xuất và tiếp thị. Với lĩnh vực khoa học và nghiên cứu, suy diễn giúp xây dựng và kiểm tra các lý thuyết, đồng thời giúp các nhà khoa học đưa ra các kết luận dựa trên dữ liệu và thông tin có sẵn. Trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo (AI), máy tính sử dụng suy diễn để làm việc với dữ liệu, học từ dữ liệu từ đó giúp đưa ra dự đoán hoặc quyết định.

Để giải quyết vấn đề không chắc chắn và mơ hồ cũng như tính chu kỳ và tần suất có trong dữ liệu, Ramot và cộng sự [1] đã bổ sung thêm yếu tố pha nhằm mục đích biểu diễn các hiện tượng thời gian và tính chu kỳ trong dữ liệu và đề xuất khái niệm tập mờ phức (CFS). Trên cơ sở đó, các tác giả cũng đề xuất hệ suy diễn mờ phức (CFIS) trên cơ sở hệ suy diễn mờ (FIS) nhằm giải quyết vấn đề ra quyết định. Rất nhiều nghiên cứu phát triển mở rộng từ hệ suy diễn mờ phức như mô hình ANCFIS (Hệ thống suy luận mờ phức thần kinh thích nghi) [2] và các đề xuất mở rộng ANCFIS-ELM, FANCFIS [3, 4] là sự kết hợp của hệ thống mờ phức với mạng nơ ron. Gần đây nhất, hệ suy luận mờ phức Mamdani (M-CFIS) [5] đã được giới thiệu với một cấu trúc suy luận dựa trên tập mờ phức và ứng dụng hệ hỗ trợ ra quyết định. Dựa trên mô hình M-CFIS, hai cải tiến bao gồm: giảm luật cho hệ M-CFIS [6] và M-CFIS cho đồ thị tri thức [7], đã được đề xuất nhằm cải thiện quá trình huấn luyện và kiểm thử trong M-CFIS. Theo hiểu biết của tôi, các nghiên cứu được đề cập trên đây là những hệ suy luận mờ phức điển hình nhất xử lý dữ liệu có yếu tố chu kỳ trong các hệ thống tri thức.

Học chuyển giao (TL) là quá trình sử dụng tri thức đã có cho một nhiệm vụ học tập mới liên quan hướng tới 2 mục tiêu:

- Tận dụng tri thức đã có, giải quyết các vấn đề về thiếu hụt tri thức và dữ liệu của nhiệm vụ học tập mới.
- Giảm thiểu thời gian học tập nhiệm vụ mới.

Kỹ thuật học chuyển giao được áp dụng trong học máy và trí tuệ nhân tạo đã mang lại hiệu suất tốt hơn trong những tình huống thiếu hụt về dữ liệu và tri thức [8–11]. TL đã đạt được những kết quả ấn tượng trong phân loại văn bản [12], xử lý ảnh [13, 14], chẩn đoán y tế [15–18], phát hiện đối tượng và nhận diện hành vi [19–22], mô hình mạng [23] và dự báo thị trường chứng khoán [24] v.v.

TL đang phát triển mạnh mẽ, tuy nhiên các thông tin không chắc chắn và mơ hồ trong các bài toán vẫn là một hạn chế không nhỏ trong việc huấn luyện và xây

dựng các mô hình [24]. Để giải quyết những vấn đề này, Jethro và Simon [25] đã giới thiệu mô hình học chuyển giao mờ (FTL), đây là một khung cho TL kết hợp với lý thuyết mờ để nhằm chuyển giao thông tin không chắc chắn, có tính mơ hồ. Lý thuyết tập mờ (FS) đã trở thành một công cụ phổ biến và hiệu quả để xử lý dữ liệu có tính mơ hồ và không chắc chắn. Việc kết hợp lý thuyết mờ với học chuyển giao đã giải quyết được những tình huống thiếu hụt thông tin, kèm theo sự mơ hồ và không chắc chắn [24, 26, 27].

Mặc dù có những tiến bộ trong các hệ thống suy diễn mờ phức và học chuyển giao mờ, nhưng vẫn còn một số hạn chế chưa được giải quyết, bao gồm:

- Mô hình M-CFIS là một mô hình điển hình cho xử lý dữ liệu có yếu tố không chắc chắn và tính chu kỳ. Tuy nhiên, nhược điểm chính của mô hình này là cơ sở luật được tạo ra trực tiếp từ toàn bộ dữ liệu mà chưa thực sự học. Các mô hình như vậy thường có khả năng thích ứng kém, khó khăn trong xử lý thông tin phức tạp, nơi mà mối quan hệ giữa dữ liệu không rõ ràng hoặc thay đổi theo thời gian.
- Ngoài ra, khả năng xử lý dữ liệu có yếu tố không chắc chắn mang tính chu kỳ và tần suất của hệ M-CFIS đã làm cho nó bị hạn chế về mặt thời gian xử lý. Chính thành phần pha sinh ra trong quá trình mô tả các yếu tố chu kỳ/định kỳ làm thời gian xử lý tăng lên.
- Trong các trường hợp, khi dữ liệu ngày càng nhiều và được cập nhật liên tục thì việc xây dựng mô hình M-CFIS theo phương án cập nhật luật truyền thống là không khả thi và tốn quá nhiều thời gian.
- Hầu hết các hệ thống FTL hiện tại chỉ dừng lại ở việc kết hợp kỹ thuật TL với logic mờ truyền thống. Trong các nghiên cứu gần đây, có rất ít và thậm chí không có nghiên cứu về FTL trên tập mờ mở rộng, đặc biệt là tập mờ phức.

Lý thuyết và suy diễn mờ phức có ý nghĩa trong giải quyết các bài toán có tính chất mơ hồ, không chắc chắn và chu kỳ/định kỳ. Nhưng hạn chế về phạm vi ứng dụng do yếu tố thời gian. Trong khi đó, kỹ thuật học chuyển giao lại có khả năng giảm thiểu thời gian học tập. Chính vì vậy, luận án này đặt ra nhiệm vụ Nghiên cứu là giải quyết hạn chế của hệ suy diễn mờ phức về mặt thời gian (hoàn thiện các nghiên cứu về hệ suy diễn mờ phức) dựa trên kỹ thuật học chuyển giao. Cụ thể là cải thiện hiệu suất về mặt thời gian cho việc xây dựng các mô hình suy diễn mờ phức cho miền mục tiêu/miền đích (miền dữ liệu cần xây dựng hệ suy diễn mờ phức) và thời gian suy diễn của hệ suy diễn mờ phức.

Mục tiêu nghiên cứu:

Mục tiêu chung của luận án

Mục tiêu chung của luận án, là nghiên cứu phát triển hệ học chuyển giao trên mô hình suy diễn mờ phức nhằm tận dụng những tri thức đã có trong những mô hình trước và giảm thiểu thời gian trong xây dựng hệ suy diễn mờ phức cho miền mục tiêu.

Mục tiêu cụ thể

Xuất phát từ mục tiêu tổng quát, các mục tiêu cụ thể của luận án bao gồm:

- *Mục tiêu 1:* Đề xuất một mô hình học chuyển giao dựa trên hệ suy diễn mờ phức Mamdani (M-CFIS), ứng dụng xây dựng hệ suy diễn mờ phức cho miền mục tiêu.

- *Mục tiêu 2*: Đề xuất cách biểu diễn tri thức (luật mờ phức) trên cấu trúc dữ liệu mới nhằm mục đích cải tiến hoạt động suy diễn về mặt thời gian và hỗ trợ hoạt động chuyển giao kiến thức nhanh chóng và hiệu quả.

Nội dung nghiên cứu:

Để đạt được các mục tiêu nghiên cứu, luận án tập trung vào một số nội dung chính sau:

- Nghiên cứu phát triển hệ suy diễn mờ phức dựa trên kỹ thuật học chuyển giao
- Nghiên cứu cấu trúc đồ thị biểu diễn luật mờ phức cho việc hợp nhất, suy diễn trong quá trình thích nghi luật trên hệ học chuyển giao mờ phức.

Đối tượng và phạm vi nghiên cứu:

Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận án là các hệ suy diễn theo tiếp cận tập mờ phức và kỹ thuật học chuyển giao.

Phạm vi nghiên cứu

Dựa trên mục tiêu và nội dung nghiên cứu, phạm vi nghiên cứu của luận án được xác định như sau:

- ***Lý thuyết***: Nghiên cứu mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức trong ngữ cảnh nhiệm vụ nguồn và nhiệm vụ đích giống nhau, nhiệm vụ nguồn và nhiệm vụ đích cùng phân phối, cùng số lượng thuộc tính nhưng khác nhau về khoảng miền giá trị của các thuộc tính.
- ***Thực nghiệm***: Thực nghiệm học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức trong trường hợp nhiệm vụ nguồn và nhiệm vụ đích giống nhau, nhiệm vụ nguồn và nhiệm vụ đích cùng phân phối, cùng số lượng thuộc tính nhưng khác nhau về khoảng miền giá trị của các thuộc tính.

Phương pháp nghiên cứu:

Phương pháp nghiên cứu của luận án là nghiên cứu lý thuyết và nghiên cứu thực nghiệm

- Nghiên cứu lý thuyết: Nghiên cứu tổng quan lý thuyết tập mờ phức, hệ suy diễn mờ phức, kỹ thuật và mô hình học chuyển giao, 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 về tập mờ, tập mờ phức, hệ suy diễn mờ, hệ suy diễn mờ phức và kỹ thuật học chuyển giao, học chuyển giao mờ. Trên cơ sở đó đề xuất mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức và kỹ thuật cải tiến nhằm thực hiện mục tiêu được đề ra.
- Nghiên cứu thực nghiệm: Các mô hình và thuật toán đề xuất được cài đặt, chạy thử nghiệm, so sánh, đánh giá với mô hình tương ứng theo phương pháp truyền thống trên tập dữ liệu mẫu từ kho dữ liệu UCI và tập dữ liệu thực tế tại Bệnh viện Gang thép Thái Nguyên nhằm minh chứng về tính hiệu quả của các nghiên cứu về lý thuyết.

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

- Đề xuất được mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức

- Mô hình học chuyển giao được đề xuất thực hiện tái sử dụng các tri thức thu được từ CFIS của một miền có liên quan (gọi miền nguồn). Bằng cách kết hợp kỹ thuật học chuyển giao và cơ chế suy diễn của hệ CFIS nhằm làm giảm thời gian xây dựng hệ CFIS cho một miền khác (gọi là miền đích).
- Mô hình đề xuất bao gồm các giai đoạn 1) lựa chọn dữ liệu thích nghi của miền đích, 2) hiệu chỉnh miền đầu vào, 3) thích nghi luật và 4) tổng hợp luật.
- Các kết quả lý thuyết và thực nghiệm cho thấy khả năng cải thiện về mặt thời gian khi xây dựng hệ suy diễn mờ phức cho miền đích bằng kỹ thuật học chuyển giao và cơ chế hệ suy diễn mờ phức. Điều này góp phần không nhỏ trong mở rộng phạm vi ứng dụng của mô hình suy diễn mờ phức trong trường hợp ràng buộc hạn chế về mặt thời gian hay trường hợp dữ liệu lớn và cập nhật liên tục.
- Các đóng góp này được trình bày trong nội dung **Chương 2** của luận án.
- **Đề xuất một cấu trúc dữ liệu mới - CFRG biểu diễn tập luật mờ phức ứng dụng cho mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức**
 - Cấu trúc CFRG được đề xuất nhằm biểu diễn tập luật mờ phức cho nhiệm vụ suy diễn mờ phức, giúp giảm thời gian của quá trình suy diễn mờ phức. Tăng khả năng ứng dụng của các mô hình suy diễn mờ phức cho các bài toán trong thực tế, đặc biệt là các bài toán có dữ liệu lớn, dữ liệu được cập nhật liên tục.
 - Cấu trúc CFRG biểu diễn thành phần biên độ và pha của luật trên mỗi nút giúp dễ dàng lựa chọn giá trị khi chỉnh sửa luật trong quá trình thích nghi luật, đẩy nhanh thời gian thích nghi và tăng tính chính xác của mô hình.
 - Các đóng góp này được trình bày chi tiết trong **Chương 3** của luận án.

Bố cục của luận án:

Luận án “**NGHIÊN CỨU ĐỀ XUẤT HỆ HỌC CHUYỂN GIAO MỜ PHỨC DỰA TRÊN KỸ THUẬT LẤY MẪU KHÔNG GIAN CON VÀ CẤU TRÚC ĐỒ THỊ CÓ HƯỚNG**” gồm có phần mở đầu, 3 chương nội dung, phần kết luận và danh mục các tài liệu tham khảo với các nội dung chính sau:

- **Mở đầu:** Giới thiệu ngữ cảnh của nghiên cứu và đánh giá vai trò khả năng của hệ suy diễn, hệ suy diễn mờ phức, kỹ thuật học chuyển giao cũng như những hạn chế của nó; 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 luận án nghiên cứu bao gồm: Khái niệm về tập mờ, tập mờ phức, hệ suy diễn mờ phức, mô hình học chuyển giao, học chuyển giao mờ. Bài toán nghiên cứu, dữ liệu và môi trường thực nghiệm cũng được giới thiệu tại chương này.
- **Chương 2:** Trình bày chi tiết quá trình xây dựng mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức (gồm 4 giai đoạn) và các kết quả thực nghiệm trên các bộ dữ liệu UCI và bộ dữ liệu thực cùng với những phân tích đánh giá mô hình đã đề xuất.

- **Chương 3:** Trình bày đề xuất cấu trúc CFRG ứng dụng cho suy diễn mờ phức và thích nghi luật trong mô hình học chuyển giao đã đề xuất ở chương 2, các kết quả thực nghiệm cùng với những phân tích đánh giá hiệu suất.
- **Kết luận và hướng phát triển:** Trình bày các kết quả thực hiện được của luận án, những điểm hạn chế và các hướng phát triển.

Chương 1

TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Trong chương đầu tiên này, luận án trình bày lý thuyết tổng quan về hệ suy diễn, hệ suy diễn mờ và hệ suy diễn mờ phức - đối tượng nghiên cứu của luận án. Tiếp đó, luận án trình bày kỹ thuật học chuyển giao sẽ được sử dụng trong quá trình nghiên cứu giải quyết hạn chế của hệ suy diễn mờ phức. Đồng thời, tại chương này cũng giới thiệu khái quát về các bộ dữ liệu, môi trường, kịch bản thực nghiệm và thước đo đánh giá trong thực nghiệm.

1.1 Suy diễn và hệ suy diễn mờ phức

Suy diễn được coi là một trong những công cụ, kỹ thuật quan trọng của khoa học cũng như cuộc sống. Suy diễn là quá trình rút ra thông tin mới, kết luận từ thông tin đã biết hoặc các nguyên tắc logic. Qua suy diễn, ta có thể kết nối các sự kiện, quy tắc và thông tin để tạo ra một cái nhìn toàn diện và chi tiết hơn về sự vật và hiện tượng. Suy diễn cũng là cơ sở cho việc tạo ra các lập luận logic và hợp lý. Đặc biệt trong trí tuệ nhân tạo và học máy, suy diễn là trọng tâm. Máy tính và hệ thống thông minh được lập trình để suy luận từ dữ liệu nhằm mục đích thực hiện các dự báo và phân tích xu hướng, hiểu và tự động hóa quyết định, hỗ trợ ra quyết định v.v.

Hệ suy diễn đóng một vai trò quan trọng trong hệ thống thông minh và lĩnh vực học máy và trí tuệ nhân tạo (AI) bởi khả năng xử lý thông tin không chắc chắn và thực hiện quyết định dựa trên luật suy diễn. Hệ suy diễn được sử dụng rộng rãi trong hệ thống gợi ý để đề xuất sản phẩm, dịch vụ hoặc nội dung dựa trên lịch sử và hành vi của người dùng [28, 29]. Hệ suy diễn có khả năng xử lý thông tin mờ và không rõ ràng, giúp cải thiện trải nghiệm người dùng và tăng khả năng tương tác. Không chỉ vậy, hệ suy diễn là một thành phần quan trọng trong các hệ thống hỗ trợ ra quyết định, giúp người ra quyết định xử lý thông tin phức tạp và đưa ra quyết định dựa trên các quy tắc được xác định trước [5, 30, 31].

Hiệu quả của suy diễn là dựa vào các thông tin, dữ liệu lịch sử. Trong khi đó, thông tin, dữ liệu biến đổi không ngừng và ngày càng chứa nhiều các đặc tính mới. Những đặc tính mới trong dữ liệu như tính mơ hồ, tần suất/chu kỳ đã làm cho logic truyền thống gặp phải khó khăn hay không hiệu quả trong quá trình suy luận. Các nghiên cứu dựa trên suy diễn mờ [32] có khả năng giải quyết các tình huống mà

thông tin, dữ liệu có tính mơ hồ, không chắc chắn; hệ suy diễn mờ phức [1, 33] đi kèm với tính chu kỳ/định kỳ.

Các phương pháp suy diễn khác nhau được sử dụng phụ thuộc vào từng bài toán khác nhau. Hệ suy diễn mờ phức [33], còn được gọi là hệ logic mờ phức (CFLS), dựa trên cơ sở là hệ suy diễn mờ và được biết đến với khả năng xử lý các khái niệm ngôn ngữ liên quan đến các tri thức có tính chất tần suất và chu kỳ. Tức là hệ suy diễn mờ phức phù hợp với các bài toán liên quan đến các dữ liệu không chắc chắn, mơ hồ, lại có tính tần suất và chu kỳ [5, 7].

1.2 Tổng quan các nghiên cứu liên quan

1.2.1 Các mô hình suy diễn mờ

Logic mờ đã và luôn được đề cập như là một công cụ để mô tả những thông tin không chắc chắn, mơ hồ. Nó được áp dụng phổ biến trong việc giải quyết các vấn đề liên quan đến dự báo, điều khiển, phát hiện mẫu và các hệ hỗ trợ ra quyết định với thông tin không chắc chắn. Nó cũng được coi là mô hình tính toán mà có khả năng xử lý đồng thời cả tri thức ngôn ngữ và dữ liệu số. Logic mờ giúp máy tính hiểu và bắt chước suy nghĩ của con người, với mục tiêu làm tăng hiệu quả của quá trình ra quyết định đối với các tri thức mờ hồ, không chắc chắn. Lý thuyết logic mờ đã tạo ra một loạt các hệ thống suy diễn mờ [2, 3, 5, 34, 35]. Mỗi hệ suy diễn mờ được mô tả như là một ánh xạ phi tuyến để đưa ra kết quả dựa trên các lập luận mờ và một tập các luật mờ dạng IF-THEN.

1.2.2 Học chuyển giao và học chuyển giao mờ

TL trong học máy lấy cảm hứng từ khả năng học tập chuyển giao của con người khi tận dụng được các kiến thức đã có của những miền liên quan (được gọi là miền nguồn) nhằm cải thiện hiệu suất học tập hoặc giảm thiểu số lượng các mẫu được gán nhãn bắt buộc phải có trong miền đích [11, 36].

Phân loại học chuyển giao

Các nghiên cứu về TL dựa trên cơ sở khác nhau như bài toán đặt ra, nhãn dữ liệu, dựa trên mô hình. Tuy nhiên, mọi quá trình học chuyển giao đều xem xét đến các vấn đề được chuyển giao. Có 3 câu hỏi luôn được đặt ra trong học chuyển giao đó là:

1. Chuyển giao cái gì?
2. Chuyển giao thế nào?
3. Chuyển giao khi nào?

Theo [11] trả lời các câu hỏi “Chuyển giao cái gì?” và “Chuyển giao thế nào?” đã tạo thành một số hướng nghiên cứu về TL khác nhau như: phân loại học chuyển giao theo mức độ gán nhãn, theo miền và theo giải pháp chuyển giao. Ngoài cách phân loại học chuyển giao như trên, cũng có các cách phân loại học chuyển giao khác như học chuyển giao theo chiến lược mô hình, học chuyển giao bằng công nghệ học sâu, học chuyển giao mờ v.v.

Học chuyển giao mờ

Dữ liệu là cơ sở của hầu hết các kỹ thuật học máy, trong khi đó, thông tin và dữ liệu trong thế giới thực thường có tính không chắc chắn và có tính chất mơ hồ. Khi

thông tin, dữ liệu là không chắc chắn, mơ hồ. Những phương pháp học sẽ thêm vào các kỹ thuật khác nhau để biểu diễn nó nhằm lấy được những tri thức cần thiết cho giai đoạn học. FTL là sự kết hợp giữa lý thuyết mờ và kỹ thuật học chuyển giao nhằm giải quyết các bài toán khan hiếm dữ liệu và dữ liệu không chắc chắn, mơ hồ. Trong khi, kỹ thuật học chuyển giao sẽ giải quyết vấn đề về sự thiếu hụt kiến thức ở miền đích bằng cách tận dụng kiến thức ở các miền nguồn có liên quan. Thì lý thuyết mờ giúp mô tả những kiến thức có tính chất không chắc chắn, mơ hồ. Với ưu điểm này, các kỹ thuật học chuyển giao mờ cũng đã được nghiên cứu và ứng dụng trong nhiều bài toán khác nhau từ phân lớp, đến hồi quy trong nhiều lĩnh vực như nhận dạng hình ảnh [27], y tế [37], [38] [15], giáo dục, xử lý ngôn ngữ tự nhiên [27], tài chính [39], [24], môi trường thông minh [25] v.v.

Mục đích của FTL là chuyển giao kiến thức có sẵn trong một môi trường không chắc chắn, mơ hồ. Về cơ bản, FTL được đề xuất trên cơ sở kết hợp các phương pháp học chuyển giao với lý thuyết mờ. Do vậy, các nghiên cứu học chuyển giao mờ cũng có thể phân vào các nhóm của học chuyển giao như chuyển giao quy nạp, chuyển giao không giám sát, chuyển giao đặc trưng v.v. như học chuyển giao truyền thống. Tuy nhiên, học chuyển giao và lý thuyết tập mờ lại được kết hợp mạnh theo chiều hướng dựa trên các hệ suy diễn mờ, nhằm tạo ra các hệ suy diễn mờ cho miền mục tiêu trong những trường hợp thiếu hụt thông tin dữ liệu [24, 26, 40, 41]. Chính vì vậy, phân loại học chuyển giao mờ có thể dựa trên các mô hình suy diễn.

1.2.3 Lấy mẫu và các phương pháp lấy mẫu

Các phương pháp học máy phổ biến là học từ dữ liệu, dữ liệu "tốt" sẽ đem lại hiệu suất tốt cho mô hình học máy [36]. Tuy nhiên, việc thu thập đầy đủ dữ liệu cho quá trình học là bất khả thi về mặt thời gian, chi phí. Chính vì vậy, nghiên cứu về phương pháp lấy mẫu - lấy ra dữ liệu với kích thước nhỏ hơn, đặc trưng và giảm nhiễu là một trong những vấn đề được quan tâm nghiên cứu [42–45].

Phương pháp lấy mẫu được phân thành hai loại lấy mẫu xác suất và lấy mẫu phi xác suất [46, 47]. Các phương pháp lấy mẫu xác suất (Probability sampling - PS) là phương pháp mẫu mà trong đó các cá thể được lựa chọn ngẫu nhiên, mỗi cá thể trong quần thể nghiên cứu đều có cơ hội được lựa chọn ngang nhau và không phụ thuộc vào ý kiến chủ quan của người nghiên cứu. Trong khi đó, lấy mẫu phi xác suất (Non-probability sampling - NPS) người nghiên cứu chọn các đối tượng tham gia nghiên cứu một cách chủ định, dựa trên các cá thể có sẵn khi thu thập số liệu và không tính cỡ mẫu. Chọn mẫu không xác suất có thể là chọn mẫu thuận tiện, chọn mẫu chỉ tiêu hay chọn mẫu có mục đích; nhằm thăm dò hay tìm hiểu sâu một vấn đề vào đó của quần thể (kiến thức, thái độ, niềm tin...). Các phương pháp lấy mẫu phải có tính hệ thống và được xác định sao cho rút ra được những suy luận có giá trị từ mẫu.

1.3 Hạn chế của hệ suy diễn mờ phức và bài toán nghiên cứu

Các hệ suy diễn mờ phức tỏ ra hiệu quả trong giải quyết các bài toán suy diễn với dữ liệu không chắc chắn, mơ hồ và có yếu tố chu kỳ/định kỳ. Các ứng dụng của hệ suy diễn mờ phức như ra quyết định, dự đoán, dự báo v.v. có những đóng góp trong lĩnh vực nghiên cứu, xử lý tri thức [2, 5–7]. Tuy nhiên, quá trình xem xét thành phần pha trong dữ liệu và trong miền luật đã làm cho thời gian thực thi của

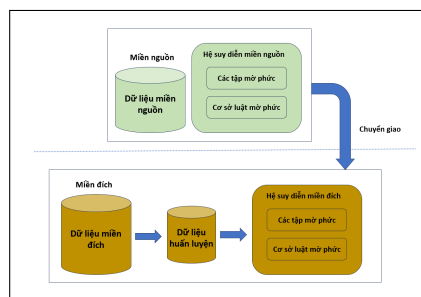
các mô hình suy diễn này tiêu tốn thời gian đáng kể. Trong thực tế, việc xây dựng những mô hình suy diễn mờ phức trên dữ liệu lớn và cập nhật liên tục thì thời gian cần thiết để cập nhật lại hệ suy diễn là rất lớn. Điều này tạo ra hạn chế của việc ứng dụng rộng rãi mô hình suy diễn mờ phức cho các hệ thống thực, đặc biệt là các hệ thống có yêu cầu cập nhật lại, hoặc đòi hỏi suy diễn trong khoảng thời gian ngắn.

Trong khi đó, một trong những khả năng của TL là giảm thiểu thời gian học tập nhờ sử dụng lại kiến thức của các miền nguồn liên quan. Tuy nhiên, các đề xuất trước đó hầu hết chưa thực sự quan tâm đến điều này, chủ yếu chỉ quan tâm đến vấn đề về thiếu hụt tri thức trong miền đích [11].

Với phân tích đó, luận án đề xuất nghiên cứu kỹ thuật học chuyển giao cho mục tiêu giảm thời gian tạo ra hệ suy diễn mờ phức cho miền mục đích dựa trên hệ suy diễn mờ phức miền nguồn có sẵn.

Bài toán nghiên cứu

Ngữ cảnh đặt ra cho nghiên cứu là, cần xây dựng một hệ M-CFIS cho miền mục đích với kích thước N_ψ (rất lớn) trong khoảng thời gian ngắn hơn so với phương pháp xây dựng truyền thống. Bằng cách tận dụng hệ M-CFIS của miền khác tạm gọi là miền nguồn với kích thước N_O có sẵn. Miền đích và miền nguồn có mối quan hệ ràng buộc với nhau. Bài toán nghiên cứu có thể được mô tả như hình 1.1.



Hình 1.1: Mô hình bài toán học chuyển giao

Hình 1.1 cho thấy rằng, mục tiêu cụ thể cần nghiên cứu và giải quyết ở đây là:

1. Sử dụng kỹ thuật học chuyển giao để chuyển giao các tri thức từ miền nguồn (các tập mờ phức, cơ sở luật mờ phức) sang miền đích.

2. Kết hợp với một lượng dữ liệu nhỏ được lựa chọn từ miền đích.

Nhằm thu được hệ suy diễn M-CFIS cho miền đích với thời gian ngắn hơn so với việc xây dựng hệ suy diễn miền đích trực tiếp từ toàn bộ dữ liệu miền đích.

1.4 Cơ sở lý thuyết

1.4.1 Tập mờ phức

Định nghĩa 1.1. [1] Một cặp $(l, \mu_H(l))$ được định nghĩa là một tập mờ phức trên không gian vũ trụ U , trong đó hàm $\mu_H(l)$ là hàm liên thuộc giá trị phức cho bất kỳ $l \in U$ với dạng sau:

$$\mu_H(l) = \vartheta_H(l) \cdot e^{j\varpi_H(l)} \quad (1.1)$$

với $j = \sqrt{-1}$, thành phần biên độ $\vartheta_H(l) \in [0, 1]$ và thành phần pha $\varpi_H(l) \in (0, 2\pi)$.

1.4.2 Hệ suy diễn mờ phức Mamdani [5]

Hệ suy diễn Mamdani CFIS được phát triển dựa trên lý thuyết tập mờ phức và hệ suy diễn Mamdani, bao gồm các bước suy diễn như sau:

Cho $l_1, l_2, \dots, l_m \in \mathbb{C}$ là tập dữ liệu đầu vào.

Bước 1: Tạo tập luật mờ phức (CFRs)

$$\begin{aligned} CFR_1 : & \text{If } l_{1,1} \text{ is } H_{1,1} \mathbf{O}_{1,1} \ l_{1,2} \text{ is } H_{1,2} \mathbf{O}_{1,2} \ \dots \ \mathbf{O}_{1,m_1-1} \ l_{1,m_1} \text{ is } H_{1,m_1} \text{ then } Z_1 \\ CFR_2 : & \text{If } l_{2,1} \text{ is } H_{2,1} \mathbf{O}_{2,1} \ l_{2,2} \text{ is } H_{2,2} \mathbf{O}_{2,2} \ \dots \ \mathbf{O}_{2,m_2-1} \ l_{2,m_2} \text{ is } H_{2,m_2} \text{ then } Z_2 \\ & \dots \\ CFR_k : & \text{If } l_{q,1} \text{ is } H_{q,1} \mathbf{O}_{q,1} \ l_{q,2} \text{ is } H_{q,2} \mathbf{O}_{q,2} \ \dots \ \mathbf{O}_{k,m_k-1} \ l_{k,m_k} \text{ is } H_{k,m_k} \text{ then } Z_t \end{aligned}$$

Với tất cả u, v thỏa mãn:

- (1) $(u, v) \in \{1, 2, \dots, m\}$, với $1 \leq u, 1 < u, 2 < \dots < u, m_u \leq m$
- (2) $\mu_{H_{u,v}}(l_{u,v}) = \vartheta_{H_{u,v}}(l_{u,v}) e^{j\varpi_{H_{u,v}}(l_{u,v})}$, với $\vartheta_{H_{u,v}} : \mathbb{C} \rightarrow [0, 1]$ và $\varpi_{H_{u,v}} : \mathbb{C} \rightarrow (0, 2\pi]$
- (3) $\mu_{Z_u}(w) = \vartheta_{Z_u}(w) e^{jZ_u(w)}$, với $\vartheta_{Z_u} : \mathbb{C} \rightarrow [0, 1]$ và $\varpi_{Z_u} : \mathbb{C} \rightarrow (0, 2\pi]$
- (iv) $O_{u,v} = \text{and}$ nếu $N_{u,v} = T_0$, T_0 là một T - chuẩn
- (v) $O_{u,v} = \text{or}$ nếu $N_{u,v} = S_0$, S_0 là T - đối chuẩn.

Bước 2: Mờ phức hóa dữ liệu đầu vào- bằng cách sử dụng hàm thành viên mờ phức

$$\mu_H(l) = \vartheta_H(l) e^{j\varpi_H(l)} \quad (1.2)$$

Bước 3: Tính toán mạnh của luật.

Xác định độ mạnh ϖ_u của mỗi luật theo công thức: $\varpi_u = \tau_u e^{j\xi}$

Bước 4: Tính toán các kết quả đầu ra của từng CFR

Giá trị của kết luận của CFR 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: $\Gamma_p(z) = U_0(\tau_p, r_{C_p}(z)) e^{ig_0(\psi_p, \varpi_{C_p}(z))}$.

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

Quá trình tổng hợp kết quả đầu ra được thực hiện theo:

$$D(w) = \Gamma_1(w) + \Gamma_2(w) + \dots + \Gamma_q(w). \quad (1.3)$$

Với $D = F(\mathbb{C}, \mathbb{C})$

Bước 6: Giải mờ phức

Hàm $\phi : F(\mathbb{C}, \mathbb{C}) \rightarrow \mathbb{C}$, cho giá trị đầu ra theo: $y_{op} = \phi(D)$

1.4.3 Học chuyển giao

TL [36] được đề xuất trong rất nhiều nghiên cứu nhằm chuyển giao kiến thức giữa các miền, rút ngắn khoảng cách kiến thức của miền đích dựa trên kiến thức miền nguồn có liên quan, là một phương pháp học máy đầy hứa hẹn cho việc giải

quyết vấn đề gặp phải trong thực tế. Khi xem xét về học chuyển giao, người ta đề cập đến các vấn đề như miền chuyển giao, nhiệm vụ miền nguồn và miền đích, kỹ thuật chuyển giao... những yếu tố này sẽ quyết định đến phương pháp, kỹ thuật học chuyển giao được sử dụng.

Định nghĩa 1.2. [36] Miền được xác định bởi $\zeta = \{G, T(L)\}$, trong đó G biểu diễn đặc trưng miền và $T(L)$ mô tả phân phối xác suất của các phần tử $L = \{l_1, \dots, l_m \in G\}$.

Định nghĩa 1.3. [36] Một nhiệm vụ E được cho bởi $E = \{W, \varrho\}$, với không gian nhãn W và một hàm dự đoán ϱ , là hàm ẩn có thể được học từ dữ liệu mẫu.

Đầu ra là các nhãn phân phối có điều kiện được dự đoán trong học máy:

$$\varrho(l_i) = \{T(w_k|l_i) | w_k \in W; k = 1, \dots, |W|\} \quad (1.4)$$

Trong thực tế, một miền bao gồm cả những dữ liệu được gán nhãn và những dữ liệu không gán nhãn. Ví dụ, cho một miền nguồn ζ_O và một nhiệm vụ nguồn E_O của miền nguồn thường được quan sát thông qua cặp (phần tử, nhãn) là: $\zeta_O = \{(l, w) | l_i \in G_O; w_k \in W_O; i = 1, \dots, m_{iO}; \text{ and } k = 1, \dots, m_{kO}\}$. Cùng với miền đích, bao gồm một vài mẫu dữ liệu có hoặc không gán nhãn.

Định nghĩa 1.4. [36] Cho ζ_O, E_O, ζ_ψ và E_ψ là miền nguồn và nhiệm vụ nguồn, miền đích và nhiệm vụ đích tương ứng. Học chuyển giao sử dụng những kiến thức thu được từ miền nguồn cho việc tái sử dụng nó cho hàm dự đoán ϱ trong miền đích ζ_ψ trong đó $\zeta_O \neq \zeta_\psi$ hoặc $E_O \neq E_\psi$.

1.5 Thực nghiệm

Trong luận án này, các bộ dữ liệu thực nghiệm được sử dụng gồm 4 bộ dữ liệu từ kho dữ liệu chuẩn UCI và bộ dữ liệu về bệnh viêm gan thu thập từ Bệnh viện Gang thép và Bệnh viện Đa khoa Thái Nguyên (Bảng 1.1). Việc chọn lọc những bộ dữ liệu này trên cơ sở các tiêu chí như thời gian thu thập hoặc thành phần bổ sung trong dữ liệu đảm bảo vai trò của thành phần pha của dữ liệu. Điều này nhấn mạnh sự quan trọng của việc phân tích các thành phần cụ thể và bổ sung đối với từng thuộc tính.

Bảng 1.1: Danh sách bộ dữ liệu thực nghiệm

| Số thứ tự | Bộ dữ liệu | Số thuộc tính | Số bản ghi | Số nhãn |
|-----------|--------------------------------------|---------------|------------|---------|
| 1 | Bộ dữ liệu ung thư vú - BreastCancer | 9 | 680 | 2 |
| 2 | Bộ dữ liệu tiểu đường - Diabetes | 5 | 390 | 2 |
| 3 | Bộ dữ liệu Thẻ tín dụng - Creditcard | 16 | 8636 | 7 |
| 4 | Bộ dữ liệu Bệnh gan - Liver | 9 | 4156 | 2 |

Đối với từng bản ghi đầu vào, với từng giá trị thuộc tính, việc sinh phần thực và ảo cho dữ liệu được thực hiện theo suy tắc sau: Phần thực được lấy chính giá trị gốc đầu vào của thuộc tính; phần ảo được tính bằng cách tính tổng phương sai theo cột và theo hàng ($\text{Var.R}(\text{bản ghi}) + \text{var.A}(\text{thuộc tính})$) [48]. Kết quả của quá trình này là một tập dữ liệu mới. Tập dữ liệu gốc được gọi là dữ liệu phân thực, trong khi tập dữ liệu mới được tạo ra được gọi là dữ liệu ảo. Hai tập dữ liệu này sẽ được sử dụng làm dữ liệu đầu vào cho các thí nghiệm tiếp theo.

1.6 Kết chương 1

Trong khuôn khổ nội dung chương 1, luận án đã trình bày những nghiên cứu liên quan về suy diễn và hệ suy diễn mờ phức với trọng tâm là hệ suy diễn mờ phức Mamdani - cho việc giải quyết các vấn đề suy diễn dựa trên thông tin không chắc chắn, mờ hồ và có tính chu kỳ. Đồng thời luận án cũng chỉ ra những hạn chế cũng trong hướng nghiên cứu tính đến hiện tại.

Cũng trong chương này, luận án cũng trình bày kỹ thuật học chuyển giao, các phương pháp học chuyển giao, học chuyển giao mờ. Với đặc trưng của kỹ thuật học chuyển giao có thể sử dụng để giải quyết vấn đề thiếu hụt kiến thức và rút ngắn thời gian học tập. Đây là các kiến thức nền tảng, sẽ được sử dụng trong các chương tiếp sau của luận án cho việc đề xuất các mô hình giải quyết các khoảng trống nghiên cứu đã nêu.

Kết quả nghiên cứu này được công bố trong công trình [1, 2] của luận án.

Chương 2

MÔ HÌNH HỌC CHUYỂN GIAO TRÊN HỆ SUY DIỄN MỜ PHỨC

Để giải quyết bài toán nghiên cứu được nêu ra trong chương 1, trong chương này của luận án đề xuất một mô hình học chuyển giao dựa trên hệ suy diễn mờ phức. Cụ thể như sau:

- Đề xuất mô hình CFTL, dựa trên FTL và M-CFIS, cho nhiệm vụ rút ngắn thời gian xây dựng hệ suy diễn mờ phức Mamdani.
- Giới thiệu mô hình CFTL gồm 4 bước: Điều chỉnh miền nguồn; Lựa chọn các tập con trong miền đích; Thích nghi luật; và Tổng hợp luật cho tập luật thích nghi cuối cùng.
- Đề xuất một định nghĩa mới về luật thích nghi và luật ứng cử để chọn những luật quan trọng nhất trong cơ sở luật cho quá trình thích nghi luật với dữ liệu miền đích.
- Kiểm chứng khả năng của mô hình CFTL trong việc xử lý các tình huống chuyển giao tri thức với ngữ cảnh thiếu thông tin trong miền mục tiêu, thông qua việc thực hiện các kịch bản thử nghiệm.
- Chứng minh hiệu suất của mô hình mới đề xuất qua các thử nghiệm thực hiện trên dữ liệu từ UCI [49] cũng như các tập dữ liệu thực tế, đánh giá về độ chính xác, số lượng luật, và thời gian thực thi.

Bản chất của mô hình CFTL đề xuất nằm ở cơ chế suy luận theo mô hình suy luận mờ phức Mamdani. Điểm mới là hệ thống CFTL được bổ sung tính năng học chuyển giao mờ. Bên cạnh đó, theo sự hiểu biết của NCS, hầu hết các hệ thống CFIS hiện tại không thực tận dụng được yếu tố pha. Ngược lại, mô hình CFTL được đề xuất thực hiện các tính toán trên cả hai phần biên độ và pha trong toàn bộ quá trình ra quyết định.

2.1 Một số khái niệm và định nghĩa

Trong lý thuyết về học chuyển giao, mỗi quan hệ tương đồng giữa dữ liệu miền nguồn và miền đích đóng vai trò quan trọng. Nó giúp xác định khả năng xảy ra chuyển giao tiêu cực và là cơ sở quyết định phương pháp, kỹ thuật chuyển giao. Lợi dụng những yếu tố tương đồng này, nhà nghiên cứu có thể xây dựng những kỹ thuật học chuyển giao nhằm thu được lợi điểm về mặt thời gian. Nghiên cứu này, với ngữ cảnh đặt ra về mối quan hệ giữa miền nguồn và miền đích là miền nguồn và miền đích có số lượng thuộc tính và nhiệm vụ đầu ra tương ứng giống nhau nhưng khác nhau về phân phối dữ liệu. Đây là câu trả lời cho câu hỏi "Khi nào thì chuyển giao?" trong mô hình được đề xuất.

Định nghĩa 2.1. *Học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức*

Cho ζ_O , E_O , ζ_ψ và E_ψ là miền nguồn và nhiệm vụ nguồn, miền đích và nhiệm vụ đích tương ứng. Học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức sử dụng những kiến thức thu được từ miền nguồn, tái sử dụng cho hàm dự đoán ρ trong miền đích ζ_ψ .

Với ràng buộc miền nguồn và miền đích như sau:

- ζ_O, ζ_ψ giống nhau về phân phối, số lượng thuộc tính nhưng khác nhau về khoảng miền giá trị của các thuộc tính.

- $E_O = E_\psi$, giống nhau về nhiệm vụ.

Định nghĩa 2.2. *Độ tương tự giữa hai miền cho CFTL.*

Giả sử ζ_U và ζ_V là hai miền, độ tương tự của miền ζ_V với miền ζ_U được xác định bởi công thức sau:

$$DI(\zeta_U, \zeta_V) = \frac{\sum_{i=1}^m S_i}{m} \quad (2.1)$$

Trong đó:

$$S_i = \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ if } x_i^V \geq L^U \text{ and } x_i^V \leq R^U \\ \frac{1}{|L^U - x_i^V|}, \text{ if } x_i^V < L^U \\ \frac{1}{|x_i^V - R^U|}, \text{ if } x_i^V > R^U \end{array} \right\} \quad (2.2)$$

với x_i^V là giá trị phần tử thứ i của miền ζ_V , $L^U = \min_{j=1, n} x_j^U$; và $R^U = \max_{j=1, n} x_j^U$; m , n là số lượng dòng dữ liệu trong ζ_V , ζ_U tương ứng.

Bổ đề 1: Với độ tương tự DI giữa hai miền ζ_U và ζ_V , giá trị DI thỏa mãn các yêu cầu sau:

1. $DI(\zeta_U, \zeta_V) \in [0, 1]$
2. $DI(\zeta_U, \zeta_V) = 1, IF \zeta_V \subseteq \zeta_U$
3. $DI(\zeta_U, \zeta_V) \rightarrow 0 IF \forall x_i^V \ll L^U$ hoặc $\forall x_i^V \gg R^U$

Để xem xét các luật được chuyển giao sang miền đích, một định nghĩa về các luật phù hợp (bao gồm luật thích nghi và luật ứng cử) được trình bày. Nhưng trước hết, việc xác định này dựa trên cơ chế suy diễn của hệ M-CFIS và quá trình đánh giá độ mạnh được đề xuất dưới đây (Định nghĩa 2.3).

Định nghĩa 2.3. *Độ mạnh của luật mờ phức cho lựa chọn luật chuyển giao*

Độ mạnh của luật mờ phức được xác định bởi hàm sau:

$$\omega_u = \min_{k=1,n} \left(\sqrt{(F_A \cdot \cos(F_P))^2 + (F_A \cdot \sin(F_P))^2} \right) \quad (2.3)$$

trong đó $k \in \overline{1, n}$, $F_A = \vartheta_H(l_{u_k})$ là biên độ chấy, và $F_P = w_H(l_{u_k})$ pha chấy.

Định nghĩa 2.4. Luật thích nghi và luật ứng cử.

Cho luật mờ phức R và dòng dữ liệu t

(i) Luật R là luật thích nghi trên dữ liệu t khi:

- $R.\text{lable} = t.\text{label}$
- $\omega_R > \varepsilon$

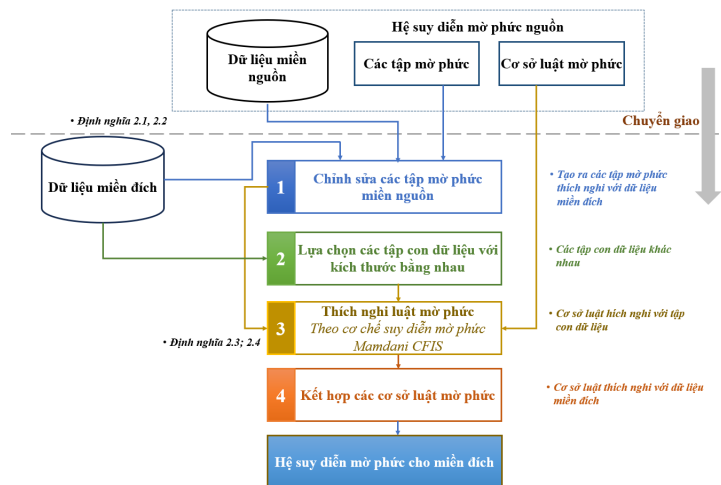
(ii) Luật R gọi là luật ứng cử trên dòng dữ liệu t nếu nó thỏa mãn:

- $R.\text{lable} = t.\text{label}$
- $\frac{n(F_A > \varepsilon)}{n(F_A)} \geq \alpha$
- Với $\forall (F_A \leq \varepsilon)$ thì $(F_P \geq \beta)$

Trong đó:

- $R.\text{lable}$ là nhãn của đầu ra luật;
- $t.\text{label}$ là nhãn của dòng dữ liệu t ;
- F_A là độ mạnh thành phần biên độ;
- F_P là độ mạnh thành phần pha;
- ω_R là độ mạnh của luật;
- $n(F_A > \varepsilon)$ là số lượng phần biên độ lớn hơn ε ;
- $n(F_A)$ là số lượng phần biên độ;
- $\varepsilon, \alpha, \beta \in [0, 1]$: các tham số được xác định trước.

2.2 Mô hình học chuyển giao mờ phức



Hình 2.1: Mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức

Mô hình CFTL được đề xuất được thiết kế như một mô hình chuyển giao tri thức trong đó miền nguồn và miền đích có mối quan hệ chuyển giao (Định nghĩa 2.1).

Trong mô hình này, các nhiệm vụ miền nguồn và đích có cùng kích thước nhưng có phân phối khác nhau. CFTL cố gắng thu hẹp khoảng cách khác biệt phân phối trong suốt quá trình học tập và điều chỉnh việc học từ ngữ cảnh này sang ngữ cảnh khác. Sự thay đổi bối cảnh có thể do thay đổi miền, thiếu thông tin, tình huống, v.v. CFTL được đề xuất chuyển kiến thức từ không gian này sang không gian khác để giảm thời gian xử lý nhằm tạo ra cơ sở luật mới với chất lượng dự đoán chấp nhận được.

Thiết kế của CFTL (Hình 2.1) bao gồm 4 giai đoạn. Đầu tiên, giai đoạn điều chỉnh khoảng miền sẽ thay đổi thông tin CFS trong miền nguồn để phù hợp với khoảng dữ liệu miền đích. Tiếp theo, một quy trình để chọn các tập hợp con $D_{sub}(k)$ dựa trên nhãn dữ liệu và các thuộc tính ở đích được giới thiệu. Sau đó, mỗi bản ghi dữ liệu trong các tập con $D_{sub}(k)$ này được sử dụng để thích ứng nghi các luật. Cuối cùng, các CFR thích nghi được kết hợp và tạo ra các tập luật thích nghi cuối cùng- $Rad(Final)$, đây chính là tập luật mờ phức được sử dụng suy luận trong miền đích.

2.2.1 Điều chỉnh tập mờ phức miền nguồn

Do khoảng miền dữ liệu là khác nhau trong miền nguồn và miền đích, phần này đưa ra phương pháp điều chỉnh để chuyển giao các tập mờ miền nguồn sang miền đích. Để điều chỉnh các miền đầu vào nguồn cho phù hợp với các miền đầu vào đích, chúng ta cần thay đổi các khoảng đầu vào nguồn thành các khoảng đầu vào đích. Các thành phần biên độ và pha giữa các thuộc tính miền nguồn và miền đích được so sánh. Biên khoảng miền của các thuộc tính miền nguồn sẽ mở rộng hoặc thu hẹp do dữ liệu từ các khoảng thuộc tính trong miền đích. Mỗi thành phần biên độ và pha trong đầu vào miền đích được so sánh tương ứng với các khoảng biên độ và pha trong miền nguồn. Nếu nó nhỏ hơn biên bên trái, thì biên trái bị thu hẹp; mặt khác, biên phải được mở rộng nếu nó lớn hơn biên phải. Kết quả thu được một tập hợp các trung tâm mới thích ứng với đầu vào miền đích.

2.2.2 Lựa chọn các tập con dữ liệu

Việc chọn các tập con của dữ liệu đích là điều cần thiết để giảm thông tin vô ích của các mẫu đích cần có trong quy trình thích nghi luật. Mỗi tập hợp con D_{sub} được lựa chọn có kích thước K là riêng biệt, tách rời. Quá trình lựa chọn các tập con D_{sub} có thể được mô tả như sau: Với dữ liệu trong miền đích, ta cần chọn ra $N_d(N_d = \eta * N_\psi, \eta$ là tỷ lệ học) bản ghi được chia thành $N_{D_{sub}}(N_{D_{sub}} = N_d / K)$ tập con dữ liệu có kích thước K . Các bản ghi được chọn là ngẫu nhiên, không chọn lại.

2.2.3 Thích nghi luật mờ phức

Mỗi tập con D_{sub} đã chọn sẽ được sử dụng để tạo tập luật thích nghi (gọi là R_{ad}) thông qua điều chỉnh các luật mờ phức. Việc điều chỉnh CFR dựa trên cơ chế suy luận của M-CFIS, sử dụng CFR của miền nguồn làm cơ sở luật khởi tạo cho mỗi R_{ad} . Cơ sở luật này được kiểm tra lặp đi lặp lại để tìm ra các luật thích nghi nhiều nhất với độ mạnh lớn hơn. Điều này giúp cải thiện tốt hơn cho miền mục tiêu.

Mỗi bản ghi dữ liệu t trong tập con D_{sub} sẽ tạo ra một sự thích nghi trên tập luật mờ phức R_{ad} , tức là tạo ra một quá trình hiệu chỉnh hay thêm luật mới nhằm

mục đích thích nghi với bản ghi dữ liệu t . Tham số *Maxfire*, được gọi là tốc độ học. Số lượng luật thích nghi ứng với mỗi bản ghi phụ thuộc vào tham số này.

Với mô hình được đề xuất, một quá trình chọn ngẫu nhiên dữ liệu N_d thay vì lấy toàn bộ dữ liệu miền mục tiêu để tạo luật. Điều đó có nghĩa là N_d bản ghi dữ liệu này sẽ đại diện cho N_ψ bản ghi dữ liệu trong miền đích. Giả sử một bản ghi dữ liệu đã tạo ra một luật, thì đối với N_ψ dữ liệu, tạo ra N_ψ luật. Trong khi đó N_d được sử dụng để đại diện cho N_ψ nhằm giúp tạo cơ sở luật miền mục tiêu. Do đó, với dữ liệu N_d sau khi thích nghi tối đa sẽ tạo ra N_ψ luật và mỗi bản ghi sẽ tạo ra N_ψ/N_d luật. Đây là ý tưởng cơ bản để xác định *Maxfire* khi thích nghi cơ sở luật.

2.2.4 Kết hợp cơ sở luật mờ phức

Sau khi có được tập các CFR thích nghi Rad(1), Rad(2), ..., Rad(k), chúng sẽ được tổng hợp bằng cách loại bỏ các CFR giống nhau và các CFR yếu để có được tập hợp các CFR thích nghi cuối cùng (được đặt tên là Rad (Final)) làm tập CFR cho dữ liệu đích.

2.3 Thực nghiệm

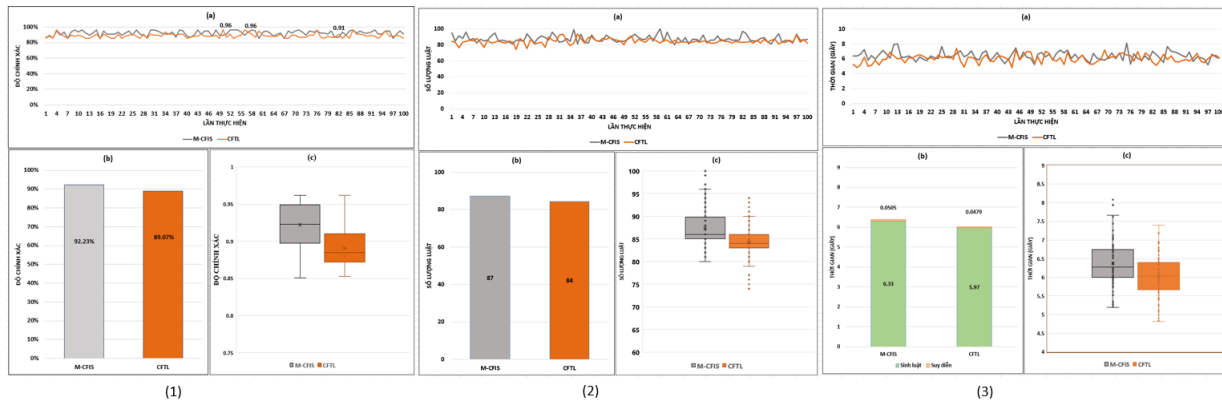
2.3.1 Kịch bản thực nghiệm

Với mục đích đánh giá hiệu năng của CFTL, CFTL được sử dụng cho việc tạo ra mô hình suy diễn mờ phức cho miền mục tiêu trên một phần dữ liệu nhỏ thay vì sử dụng toàn bộ dữ liệu miền đích. Kịch bản thực nghiệm trên CFTL được thực hiện như sau:

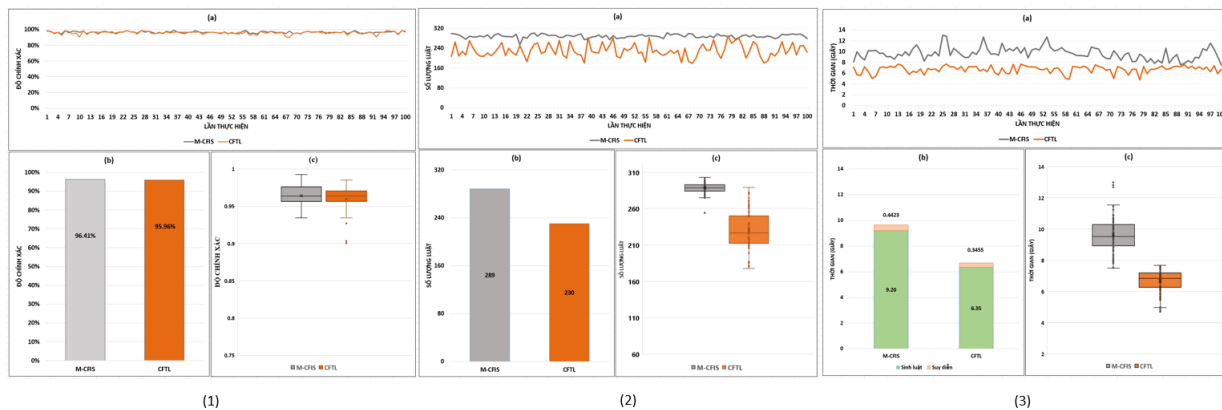
- Từ một tập dữ liệu ban đầu sau khi tách ra ngẫu nhiên một lượng dữ liệu kiểm thử (20%), dữ liệu còn lại (80%), tiếp tục tách ra một phần coi là miền nguồn và một phần coi là miền đích. Để đảm bảo ngữ cảnh giống với bài toán đã đặt ra (chương 1), trong thực nghiệm, chỉ lấy một lượng dữ liệu nhỏ (10%) là miền nguồn còn lại (90%) là miền đích. Việc tách ra dữ liệu coi là miền nguồn được thực hiện theo phương pháp lấy mẫu ngẫu nhiên đơn giản đảm bảo dữ liệu miền nguồn và đích có cùng phân bố nhưng có thể khác nhau về giá trị khoảng miền của các thuộc tính.
- Trong quá trình thực hiện học chuyển giao trên mô hình CFTL một lượng dữ liệu miền đích tiếp tục được lấy cho quá trình thích nghi luật theo tỉ lệ học (20%), phần dữ liệu này được lấy ngẫu nhiên chia thành các tập Dsub cho quá trình học chuyển giao trên mô hình đề xuất.

Mô hình CFTL được so sánh với phương pháp mô hình M-CFIS truyền thống (nơi mà toàn bộ 80% dữ liệu sẽ được sử dụng để sinh luật cho hệ suy diễn miền đích), các kết quả thực nghiệm được đánh giá dựa trên ba chỉ số: thời gian tính toán, độ chính xác và số lượng luật.

Tóm lại, kết quả thực nghiệm trên cả hai loại dữ liệu: dữ liệu chuẩn và dữ liệu thực tế đều cho thấy tính hiệu quả và ý nghĩa về mặt thời gian thực hiện của CFTL.

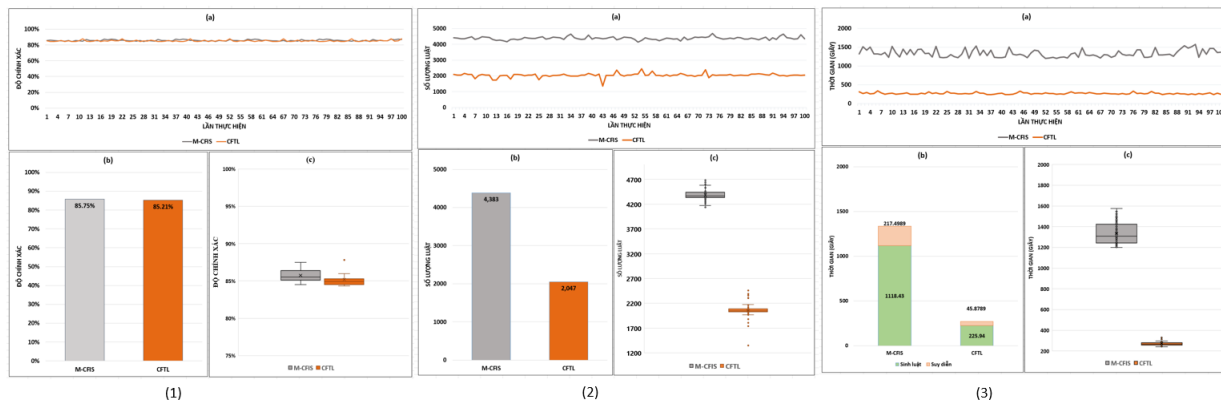


Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu Diabetes

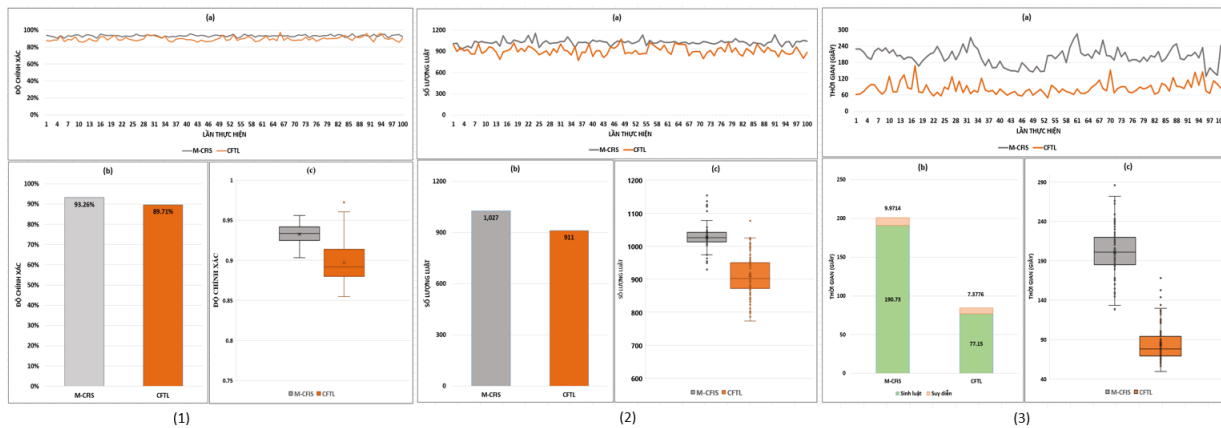


Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu BreastCancer

Hình 2.2: Kết quả thực nghiệm trên tập Diabetes và Breast-Cancer



Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu CreditCard



Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu Liver

Hình 2.3: Kết quả thực nghiệm trên tập CreditCard và Liver

2.4 Kết Chương 2

Trong chương này, một mô hình FTL mới trên hệ Mamdani CFIS đã được đề xuất nhằm làm giảm thời gian xây dựng mô hình cho miền mục tiêu thông qua việc học kiến thức từ miền liên quan. Hệ thống được đề xuất đã chọn dữ liệu từ miền đích để điều chỉnh cơ sở luật miền nguồn theo cơ chế của hệ suy diễn Mamdani CFIS. Kích thước dữ liệu được chọn ít hơn nhiều so với toàn bộ dữ liệu trong miền đích để giảm thời gian tính toán. Kỹ thuật học chuyển giao mờ đã được áp dụng để chuyển giao hệ suy diễn mờ phức miền nguồn (tập luật mờ phức, cơ sở luật mờ phức) sang miền đích bằng giai đoạn điều chỉnh thích nghi miền nguồn và thích nghi luật mờ phức.

Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu UCI và bộ dữ liệu thực tế cho thấy CFTL có thể đem mang lại kết quả như mong muốn trong với tình huống cần xây dựng một CFIS miền đích (với dữ liệu khá lớn) trong khoảng thời gian hạn chế bằng cách tái sử dụng hệ thống suy luận mờ phức của miền tương tự có sẵn (miền nguồn). **Kết quả nghiên cứu này được công bố trong công trình [3,4] của luận án.**

Mặc dù mô hình đề xuất đã rút ngắn thời gian tạo ra hệ Mamdani CFIS cho miền mục tiêu nhờ khả năng chuyển giao luật, kết hợp với dữ liệu hạn chế trong miền đích. Tuy nhiên, mô hình học chuyển giao CFTL đề xuất chưa tận dụng được thành phần Pha này trong quá trình chỉnh sửa các luật. Bên cạnh đó, mặc dù đã rút ngắn được thời gian tạo cơ sở luật mờ phức cho hệ suy diễn mờ phức của miền đích, nhưng thời gian suy diễn mờ phức lại chưa được xem xét đến. Đây chính là những hạn chế của mô hình CFTL đã đề xuất và cũng là những vấn đề nghiên cứu được đặt ra cho nghiên cứu tiếp theo tại chương 3.

Chương 3

HỆ HỌC CHUYỂN GIAO MỜ PHỨC DỰA TRÊN CẤU TRÚC CFRG

3.1 Giới thiệu

Giảm thời gian suy diễn trên hệ suy diễn mờ có thể thực hiện bằng nhiều phương pháp khác nhau như tối ưu hóa luật suy diễn, sử dụng biểu đồ quan hệ, chia nhỏ hệ thống v.v. Việc giảm thời gian suy diễn trên hệ suy diễn mờ phức là rất cần thiết, vì thành phần pha đã làm tăng thời gian suy diễn của hệ suy diễn mờ phức lên đáng kể. Bên cạnh đó, việc giảm thời gian suy diễn trên hệ suy diễn mờ phức cũng làm giảm thời gian cho mô hình học chuyển giao CFTL đã đề xuất tại chương 2, do quá trình thích nghi luật của mô hình CFTL được xây dựng dựa trên cơ chế suy diễn mờ phức. Ngoài ra, một cơ chế gợi ý lựa chọn giá trị phần biên độ và pha khi chỉnh sửa luật trong giai đoạn thích nghi luật dễ dàng hơn, cũng sẽ giúp giảm thời gian tìm kiếm giá trị biên độ hay pha mới. Và tổng thể cũng giúp thời gian học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức sẽ cải tiến về mặt thời gian hơn nữa.

Cấu trúc dữ liệu cây luôn là một cấu trúc dữ liệu tốt nhằm biểu diễn dữ liệu

có mối quan hệ thứ bậc, dễ dàng cho truy xuất dữ liệu nhanh. Đặc biệt là cây quyết định - một trong những kỹ thuật nổi tiếng giúp phân loại từ dữ liệu [50–52] và các biến thể của nó như RandomForest [53, 54], Gradient Boosting Trees [55], cây quyết định mờ (Fuzzy Decision Tree - FDT) [52, 56]. Trong FDT, sự mờ hoá được áp dụng cho dữ liệu và quyết định, tạo điều kiện cho nó hoạt động hiệu quả hơn trong các tình huống khi dữ liệu không luôn luôn rõ ràng và chính xác [57–65]. Cấu trúc dữ liệu cây cũng đã được tích hợp vào các phương pháp học chuyển giao [11, 66, 67]. Sự kết hợp này đã tạo ra những kết quả tuyệt vời xét về độ phức tạp tính toán và khả năng diễn giải [68], [69].

Một cấu trúc khác cũng hiệu quả trong biểu diễn dữ liệu, tri thức là đồ thị. Trong đó, đồ thị có hướng (Directed Acyclic Graph - DAG) là một cấu trúc dữ liệu rất quan trọng trong lĩnh vực khoa học máy tính và các lĩnh vực khác. DAG là một loại đồ thị mà có các đỉnh và các cạnh chỉ định hướng di chuyển từ một đỉnh này đến một đỉnh khác, và không có chu trình nào tồn tại trong đồ thị [70]. DAG có mặt trong nhiều nghiên cứu thuộc các lĩnh vực nghiên cứu khác nhau như y tế [71, 72], dự đoán rủi ro [73] v.v. Cấu trúc đơn giản, có hướng, không chu trình của DAG đáp ứng nhu cầu phân tích dữ liệu, quy trình, truy cập nhanh v.v.

Tiếp nối nghiên cứu từ chương 2, chương này đề xuất sử dụng cấu trúc CFRG (dựa theo cấu trúc DAG và Tree) để biểu diễn luật mờ phức nhằm mục đích:

- Biểu diễn trực quan các luật mờ phức bao gồm phần biên độ và phân pha trên cấu trúc CFRG.
- Đề xuất một số thuật toán trên cấu trúc CFRG.
- Cải thiện hiệu suất của quá trình suy diễn mờ phức về mặt thời gian.
- Ứng dụng cấu CFRG để cải tiến mô hình CFTL đã đề xuất tại chương 2.

Để xây dựng cấu trúc CFRG, một số khái niệm và định nghĩa được giới thiệu như dưới đây.

3.2 Một số khái niệm và định nghĩa

Với mục tiêu định nghĩa một cấu trúc CFRG để biểu diễn tập luật mờ phức bao gồm giá trị biên độ, giá trị pha và đáp ứng những mục đích đã nêu, một cấu trúc nút mờ phức được giới thiệu trong Định nghĩa 3.1.

Định nghĩa 3.1. *Nút mờ phức (Complex fuzzy node - CFN)*

Một nút mờ phức CFN là một cấu trúc bao gồm 3 phần (p_A, p_P, p_I). Trong đó:

- Phần thứ nhất p_A là một cặp ($aValue, aFreq$) trong đó $aValue$ là biến ngôn ngữ phần biên độ và $aFreq$ tần suất xảy ra của nó trên cùng một thuộc tính.
- Phần thứ hai p_P là một danh sách các cặp ($pValue, pFreq$), mỗi cặp gồm biến ngôn ngữ phần pha $pValue$ và tần suất xảy ra của nó trên cùng một thuộc tính gọi là $pFreq$.
- Phần thứ ba p_I là danh sách các liên kết để kết nối đến các nút con theo thứ tự luật và phần pha.

Từ định nghĩa nút mờ phức trên, định nghĩa về cấu trúc CFRG được phát biểu như sau:

Định nghĩa 3.2. Cấu trúc CFRG (Complex fuzzy rule Graph - CFRG)

Một cấu trúc CFRG là một cấu trúc tựa cây biểu diễn một tập các luật mờ phức. Trong đó:

- Mỗi nút trên CFRG là một CFN mà biểu diễn thuộc tính của một hay nhiều luật có cùng biến ngôn ngữ phần biên độ nhưng có thể khác nhau về phần pha.
- Mỗi cạnh biểu diễn toán tử T-norm (AND hoặc OR).
- Các phần pha của nút thuộc cùng một luật sẽ có cùng chỉ số.

Ngoài hai định nghĩa về nút mờ phức và cấu trúc CFRG, một số định nghĩa để đo lường mức độ khác nhau giữa hai CFRG và đánh giá độ mạnh của CFRG cũng được giới thiệu.

Định nghĩa 3.3. Độ đo khác nhau giữa hai cấu trúc CFRG

Cho hai cấu trúc CFRG_1 và CFRG_2 cùng được trích rút ra từ một cấu trúc CFRG cha nào đó. Sự khác nhau giữa CFRG_1 và CFRG_2 được tính toán như sau:

$$DI = \sum_i \frac{DI_i(CFRG_1, CFRG_2)}{h * (n(CFRG_1.CFN) + n(CFRG_2.CFN))_i}; \quad (3.1)$$

Với:

- $DI_i(CFRG_1, CFRG_2) = \sum_j |CFRG_1.CFN_j.freq - CFRG_2.CFN_j.freq|_i$, với j là biến ngôn ngữ.
- $i \in [1, h)$, h mức lớn nhất trên cấu trúc CFRG;
- $n(CFRG_1.CFN), n(CFRG_2.CFN)$ là tổng tần suất các nút trên cùng một mức của cấu trúc CFRG_1, CFRG_2 tương ứng.

Để đo mức độ mạnh của cấu trúc CFRG, độ mạnh của nút trên cấu trúc CFRG được trình bày dưới đây.

Định nghĩa 3.4. Độ mạnh của nút mờ phức

Độ mạnh của nút CFN tại mức thứ k ký hiệu là (S_{CFN_k}) , được cho bởi công thức:

$$S_{CFN_k} = \sqrt{(SA_{CFN_k} \cdot \cos(SP_{CFN_k}))^2 + (SA_{CFN_k} \cdot \sin(SP_{CFN_k}))^2} \quad (3.2)$$

Với:

$$SA_{CFN_k} = \mu(CFN_k.aValue) + \left(1 - \mu(CFN_k.aValue)^{\frac{CFN_k.aFreq}{n(CFN_k)}}\right) \quad (3.3)$$

$$SP_{CFN_k} = \max_{i=1, n} \left(\omega(CFN_k.pValue_i) + \left(1 - \omega(CFN_k.pValue_i)^{\frac{CFN_k.pValue_i.pFreq}{CFN_k.aFreq}}\right) \right) \quad (3.4)$$

Trong đó:

- SA_{CFN_k}, SP_{CFN_k} là độ mạnh phần biên độ, độ mạnh phần pha của nút.
- $\mu(CFN_k.aValue)$ phần biên độ, $\omega(CFN_k.pValue_i)$ phần pha của mỗi đầu vào của luật.
- n số lượng phần pha của nút.
- $n(CFN_k)$ là tổng tần suất của các nút ở mức thứ k .

3.3 Các thuật toán trên cấu trúc CFRG

Với mục đích ứng dụng cấu trúc CFRG vào việc cải tiến hiệu suất quá trình suy diễn mờ phức, thích nghi luật của mô hình CFTL đề xuất tại Chương 2. Một số thuật toán dưới đây cho phép thao tác trên cấu trúc CFRG được giới thiệu như sau:

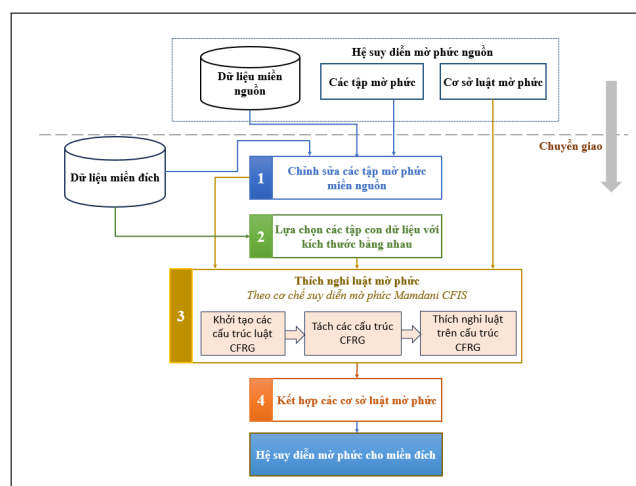
- Thuật toán thêm một luật vào CFRG.
- Thuật toán duyệt luật mờ phức trên CFRG.
- Thuật toán tìm kiếm một luật trên CFRG.
- Thuật toán xóa một luật khỏi CFRG.
- Thuật toán suy diễn mờ phức trên CFRG.
- Thuật toán chỉnh sửa luật trên CFRG.
- Thuật toán tách CFRG con từ CFRG cha.
- Thuật toán trộn hai cấu trúc CFRG.

3.4 Mô hình học chuyển giao mờ phức dựa trên cấu trúc CFRG (CFRGTL)

Để tăng hiệu suất của mô hình học chuyển giao đã đề xuất ở chương 2, một biểu diễn luật mờ phức trên CFRG luật mờ (Định nghĩa 3.2) được giới thiệu. Điều này làm thay đổi cơ bản các thao tác trong những giai đoạn của mô hình học chuyển giao.

So với mô hình trước đó (Hình 2.1), mô hình mới được đề xuất ở mục này, đã bổ sung vào một số giai đoạn quan trọng (Hình 3.1):

- Khởi tạo các CFRG từ CFRs của miền nguồn;
- Tách cấu trúc CFRG con ra khỏi cấu trúc CFRG cha;
- Thích nghi trên các cấu trúc CFRG;
- Cuối cùng hợp nhất các cấu trúc CFRG sau sửa đổi.



Hình 3.1: Mô hình học chuyển giao mờ phức dựa trên cấu trúc CFRG (CFRGTL)

3.5 Thực nghiệm

Nhằm mục đích xem xét khả năng của cấu trúc CFRG đã đề xuất ở trên, hai kịch bản thực nghiệm được đề xuất: 1. Thực nghiệm đánh giá thời gian suy diễn trên CFRG so với Mamdani - CFIS truyền thống; 2. Thực nghiệm đánh giá khả năng ứng dụng của CFRG thông qua việc đánh giá hiệu suất của mô hình học chuyển giao mờ phức dựa trên cấu trúc CFRG (CFRGTL).

3.5.1 Kịch bản thực nghiệm thứ nhất

Để chứng minh về khả năng suy diễn nhanh trên CFRG, 4 bộ dữ liệu trong Bảng 1.1, được thực hiện sinh luật theo cách M-CFIS truyền thống [7]. Từ bộ luật mờ phức được sinh ra, tôi thực hiện suy diễn mờ phức theo hai cách: cách 1, suy diễn trên mảng thông thường; cách 2, cấu trúc thành theo CFRG và suy diễn trên CFRG. Kết quả thu được như bảng dưới đây (Bảng 3.1).

Bảng 3.1: Bảng kết quả thực nghiệm theo kịch bản 1

| STT | Tập dữ liệu | Số lượng bản ghi | Số lượng luật tạo ra | Số lượng kiểm tra | Thời gian suy diễn M-CFIS | Thời gian suy diễn CFRGTL |
|-----|---------------|------------------|----------------------|-------------------|---------------------------|---------------------------|
| 1 | Diabetes | 390 | 101 | 78 | 0.1099 | 0.0786 |
| 2 | Breast-Cancer | 683 | 288 | 137 | 0.7483 | 0.5821 |
| 3 | CreditCard | 8636 | 4419 | 1727 | 240.223 | 126.243 |
| 4 | Liver | 4156 | 1044 | 831 | 23.4976 | 11.7312 |

Kết quả thực nghiệm trong bảng 3.1 cho thấy việc cấu trúc luật trên CFRG cho phép suy diễn nhanh hơn cách tổ chức trên mảng hai chiều thông thường (M-CFIS). Với hai bộ dữ liệu có kích thước nhỏ hơn là Diabetes và BreastCancer thì thời gian suy diễn trên CFRG nhanh hơn so với M-CFIS thông thường khoảng 27% - 28%. Tuy nhiên với hai bộ dữ liệu Credit Card và Liver với kích thước lớn hơn (cả về số lượng bản ghi lẫn số lượng thuộc tính) thì thời gian suy diễn đã giảm thiểu khá nhiều 45% - 50%. Điều này cho thấy khả năng xử lý của CFRG trên các bộ dữ liệu có kích thước lớn.

3.5.2 Kịch bản thực nghiệm thứ hai

Nhằm đánh giá khả năng ứng dụng của CFRG, CFRGTL được đề xuất tiếp tục được thực nghiệm trên các tập dữ liệu UCI và dữ liệu thực tế (Bảng 1.1) và so sánh nó với phương pháp liên quan.

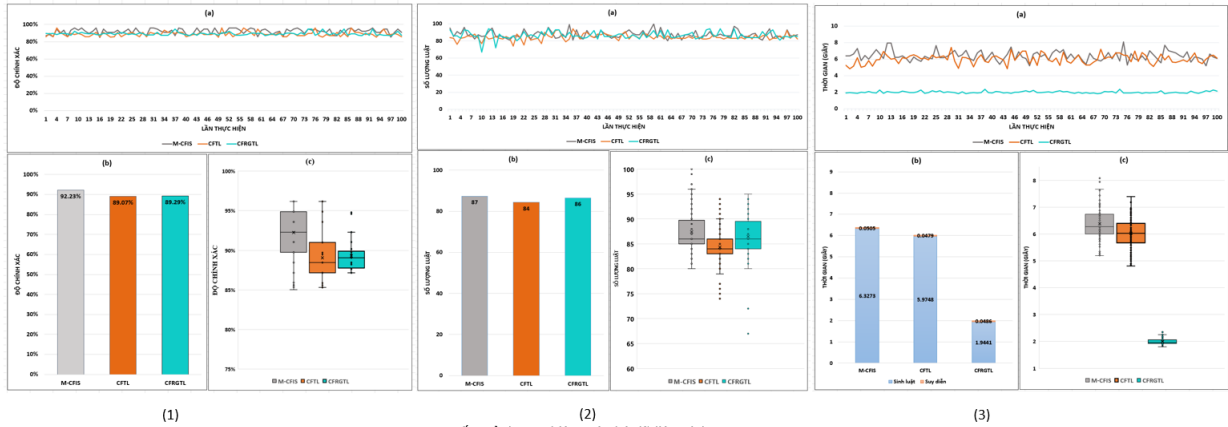
Kết quả thu được trên 4 bộ dữ liệu tương ứng với hai trường hợp thử nghiệm được trình bày lần lượt từ Hình 3.2 và Hình 3.3.

Nhận xét

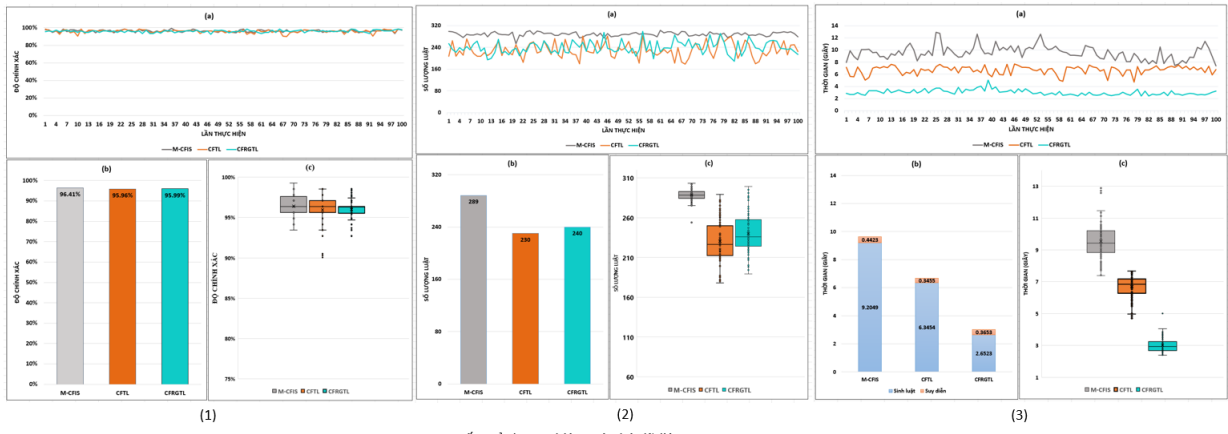
Thứ nhất, việc cấu trúc luật trên cấu trúc CFRG - một biểu diễn chưa từng có trước đây giúp quá trình duyệt luật trên CFRG nhanh hơn. Làm cho quá trình suy diễn mờ phức trên CFRG cũng nhanh hơn.

Thứ hai, trong giai đoạn chỉnh sửa luật việc lựa chọn biên độ mới theo đề xuất phần pha giúp giảm thời gian lựa chọn biên độ.

Thứ ba, việc tách từng CFRG con từ CFRG ban đầu và thực hiện kỹ thuật đa luồng cho quá trình suy diễn chỉnh sửa cũng giúp ngắn thời gian so với mô hình đề xuất ở chương 2 .

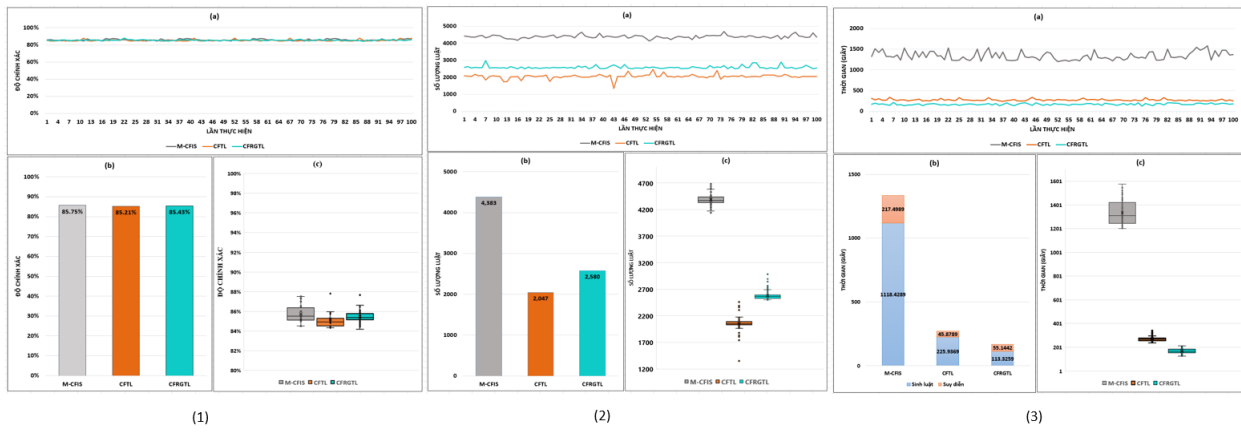


Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu Diabetes

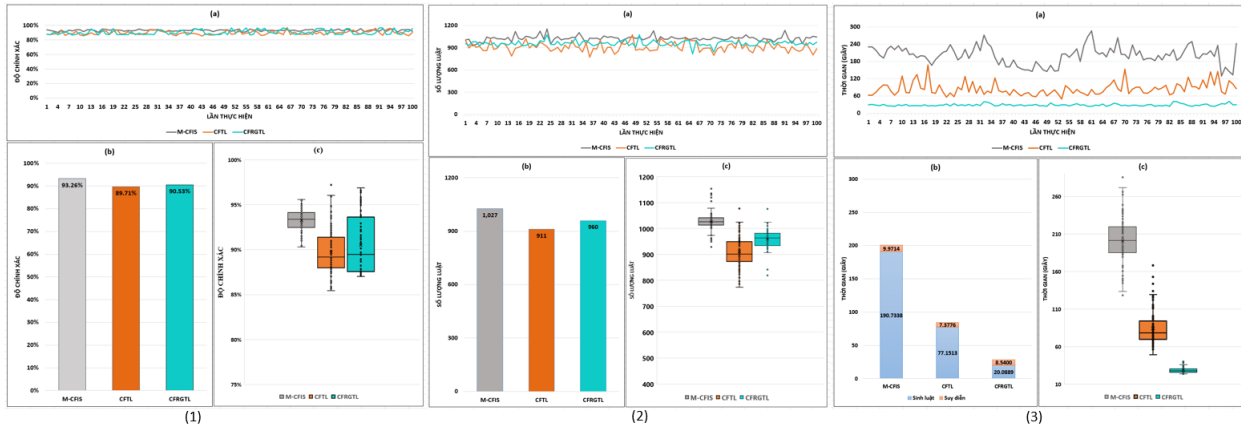


Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu BreastCancer

Hình 3.2: Kết quả thực nghiệm trên tập Diabetes và Breast-Cancer



Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu CreditCard



Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu Liver

Hình 3.3: Kết quả thực nghiệm trên tập CreditCard và Liver

3.6 Kết Chương 3

Trong chương này, tác giả đã đề xuất một cấu trúc CFRG mới cho phép lưu trữ cả phần biên độ, phân pha và tần suất của chúng trên mỗi nút. Lợi điểm của cách thức lưu trữ này, giúp trực quan yếu tố pha của mỗi nút luật, thấy rõ hơn khả năng ảnh hưởng của chúng đối với luật trong quá trình suy diễn hay chỉnh sửa.

Rõ ràng, tính ưu việt của cấu trúc CFRG đã được thể hiện rõ trong kết quả thực nghiệm thứ nhất, khi sử dụng để suy diễn mờ phức đã rút ngắn thời gian suy diễn đầu ra của các hệ M-CFIS. Thêm vào đó, việc sử dụng cấu trúc CFRG cho quá trình thích nghi luật trong học chuyển giao mờ phức cũng rút ngắn thời gian thích nghi do hai yếu tố: 1) lựa chọn giá trị chỉnh sửa mới dựa trên phân pha trên mỗi nút; 2) có thể thực hiện đa luồng thông qua việc tách các cấu trúc con CFRG.

Kết quả nghiên cứu này được công bố trong công trình [5] của luận án

Cũng từ kết quả nghiên cứu của chương này, một số câu hỏi nghiên cứu tiếp tục được đặt ra như sau: 1) Cấu trúc CFRG có thể hỗ trợ tổng hợp luật tốt hơn làm tăng độ chính xác hay giảm số lượng luật hay không? 2) Ngữ cảnh của mô hình học chuyển giao có thể thực hiện mở rộng trong các trường hợp khác hay không? 3) Các giai đoạn khác của mô hình học chuyển giao gốc ở chương 2 có thể tiếp tục phát triển làm tăng hiệu suất của mô hình không? Đây cũng chính là mục tiêu phát triển mô hình đề xuất ở các nghiên cứu tiếp theo

KẾT LUẬN

Những kết quả chính của luận án

Với mục tiêu nghiên cứu là tập trung nghiên cứu đề xuất xây dựng Mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức nhằm cải thiện thời gian học tập (thời gian xây dựng hệ suy diễn) cho miền đích:

- **Thứ nhất**, luận án đã đề xuất một Mô hình học chuyển giao trên hệ suy diễn mờ phức Mamdani.
 - Phương pháp đề xuất đã sử dụng kỹ thuật học chuyển giao trong quá trình xây dựng hệ suy diễn mờ phức Mamdani cho miền mục đích với mục tiêu rút ngắn thời gian so với phương pháp trước đó.
 - Phương pháp đề xuất thích hợp cho việc xây dựng hệ suy diễn mờ phức trên những dữ liệu có tính không chắc chắn và chu kỳ/định kỳ trong khoảng thời gian giới hạn. Điều này đã làm tăng phạm vi ứng dụng của hệ suy diễn mờ phức cụ thể là hệ suy diễn mờ phức Mamdani trong thực tế với khoảng thời gian hạn hẹp.
- **Thứ hai**, luận án cũng đã đề xuất một cách biểu diễn tập luật mờ phức trên cấu trúc CFRG:
 - Biểu diễn trực quan luật mờ phức trên cấu trúc CFRG
 - Cải thiện thời gian suy diễn mờ phức của các mô hình suy diễn mờ phức Mamdani. Trên cơ sở đó tiếp tục cải thiện thời gian thích nghi luật (đánh dấu luật thích nghi, ứng cử và Lựa chọn giá trị chỉnh sửa) của mô hình học chuyển giao đã đề xuất trước đó.

Luận án một lần nữa minh chứng khả năng của kỹ thuật học chuyển giao trong việc rút ngắn thời gian học tập. Đồng thời cũng khẳng định vai trò của các yếu tố bổ sung trong dữ liệu đối với các nhiệm vụ học tập và suy diễn. Như trong trường hợp này là thành phần Pha.

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:

- Luận án mới chỉ thực nghiệm trên các bộ dữ liệu số, còn dữ liệu thời gian chưa được thực hiện.
- Các bước thực hiện trong mô hình học chuyển giao mờ đề xuất còn đơn giản.
- Ngữ cảnh cho mô hình học chuyển giao còn nhiều ràng buộc và trong điều kiện quá lý tưởng.
- Chưa khai thác đầy đủ khả năng của cấu trúc CFRG đã đề xuất, như khả năng xử lý dữ liệu khuyết, khả năng tổng hợp và tối ưu hóa bộ luật trên cấu trúc...
- Phần thực nghiệm của luận án mới thực hiện trên cùng một bộ dữ liệu được chia nhỏ để giả định về hai miền khác nhau nên mô hình học chuyển giao đề xuất chỉ áp dụng cho học chuyển giao trên miền tương đồng, chưa xem xét các trường hợp khác.

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:

- Thử nghiệm thuật toán trên mô hình dữ liệu lớn
- Bổ sung thêm các chiều của dữ liệu để thể hiện tính ưu việt của mô hình;
- Tiếp tục 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.;