

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

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

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



LÊ THỊ HỒNG HÀ

**NGHIÊN CỨU PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP HÌNH
ẢNH Y HỌC DỰA TRÊN PHÂN RÃ BẢO TOÀN BIÊN
VÀ TRỌNG SỐ THÍCH NGHI**

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ MÁY TÍNH

Ngành: Khoa học máy tính

Mã số: 9 48 01 01.

Hà Nội - 2026

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

Người hướng dẫn khoa học:

1. Người hướng dẫn 1: PGS.TS. Nguyễn Long Giang, Viện Công nghệ thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.
2. Người hướng dẫn 2: TS. Đinh Phú Hùng, Trường Đại học Thủy lợi, Bộ Nông nghiệp và Môi trường.

Phản biện 1:.....

Phản biện 2:.....

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 giờ, ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại:

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

MỞ ĐẦU

1. Lý do chọn đề tài

Tổng hợp hình ảnh y học (Medical Image Fusion) là quá trình tích hợp thông tin từ nhiều ảnh thu nhận bởi một hoặc nhiều phương thức chẩn đoán nhằm tạo ra ảnh đầu ra chứa nhiều thông tin hữu ích hơn so với từng ảnh nguồn riêng lẻ. Việc tích hợp đồng thời các thông tin giải phẫu và chức năng giúp nâng cao chất lượng biểu diễn tổn thương và hỗ trợ chẩn đoán.

Do khác biệt về nguyên lý tạo ảnh, mỗi phương thức chỉ phản ánh một khía cạnh nhất định của đối tượng. Ảnh MRI cung cấp thông tin giải phẫu với khả năng biểu diễn mô mềm tốt và độ phân giải không gian cao; ảnh PET và SPECT phản ánh các đặc trưng chức năng và chuyển hóa của mô thông qua phân bố chất đánh dấu phóng xạ. Vì vậy, việc sử dụng riêng lẻ từng loại ảnh thường khó phản ánh đầy đủ tình trạng bệnh lý.

Các phương pháp hiện nay được chia thành hai hướng: dựa trên biến đổi ảnh và dựa trên học sâu. Cách tiếp cận truyền thống phụ thuộc đáng kể vào kỹ thuật phân rã, chiến lược tổng hợp và lựa chọn tham số, nên việc duy trì đồng thời độ sáng, độ tương phản và đặc trưng biên chưa đạt như kỳ vọng. Trong khi đó, các phương pháp học sâu thường yêu cầu chi phí tính toán cao, dữ liệu huấn luyện lớn và hạn chế về tính giải thích.

Trên cơ sở đó, luận án định hướng xây dựng phương pháp tổng hợp ảnh hiệu quả, đảm bảo chất lượng ảnh và khả năng kiểm soát tốt. Cách tiếp cận được đề xuất kết hợp giữa phân rã ảnh dựa trên bộ lọc bảo toàn biên và các thuật toán tối ưu, tập trung vào: (i) xây dựng quy tắc tổng hợp thích nghi cho thành phần cơ sở; và (ii) thiết kế chiến lược tổng hợp hiệu quả cho thành phần chi tiết nhằm cân bằng giữa thông tin cấu trúc và chi tiết.

2. Mục tiêu nghiên cứu

2.1. Mục tiêu chung

- Đề xuất phương pháp tổng hợp ảnh y học dựa trên phân rã ảnh và chiến lược tổng hợp thích nghi, nhằm cải thiện chất lượng ảnh tổng hợp và tăng cường khả năng bảo toàn thông tin biên và cấu trúc từ ảnh nguồn.

2.2. Mục tiêu cụ thể

- Nghiên cứu và phát triển phương pháp tổng hợp ảnh y học kết hợp bộ lọc bảo toàn biên và thuật toán tối ưu nhằm cải thiện độ sáng, độ tương phản và khả năng bảo toàn biên của ảnh nguồn.

- Nghiên cứu và xây dựng mô hình tổng hợp ảnh y học dựa trên phân rã ba thành phần và chiến lược tổng hợp thích nghi để nâng cao hiệu quả tổng hợp và bảo toàn các thông tin quan trọng.

3. Nội dung

- Nghiên cứu bài toán tổng hợp ảnh, các phương thức ảnh y học, các phương pháp phân rã và biến đổi ảnh, các chiến lược tổng hợp, các thuật toán tối ưu, hàm năng lượng và các tiêu chí đánh giá chất lượng ảnh.

- Tổng quan các nghiên cứu liên quan, xác định ưu nhược điểm và khoảng trống nghiên cứu, từ đó xác định hướng tiếp cận phù hợp.

- Đề xuất phương pháp tổng hợp ảnh y học dựa trên bộ lọc bảo toàn biên kết hợp thuật toán tối ưu để nâng cao chất lượng ảnh tổng hợp và khả năng bảo toàn thông tin từ ảnh nguồn.

- Triển khai thực nghiệm trên các bộ dữ liệu MRI–PET và MRI–SPECT.

- Đánh giá và so sánh các phương pháp đề xuất với một số phương pháp tổng hợp ảnh tiêu biểu công bố từ 2020 đến 2025.

4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

4.1. Đối tượng nghiên cứu

- Bài toán tổng hợp ảnh y học; các phương thức ảnh MRI, PET và SPECT.

- Các kỹ thuật phân rã ảnh, trích xuất đặc trưng và chiến lược tổng hợp.

- Các thuật toán tối ưu, bộ lọc bảo toàn biên, cấu trúc tensor, hàm năng lượng; các tiêu chí đánh giá chất lượng ảnh.

4.2. Phạm vi nghiên cứu

- Bài toán tổng hợp ảnh y học đa phương thức MRI–PET và MRI–SPECT.

- Khảo sát các kỹ thuật phân rã ảnh và chiến lược tổng hợp theo hướng cải thiện chất lượng ảnh đầu ra và bảo toàn thông tin từ ảnh nguồn.

- Thực nghiệm trên ảnh não hai chiều thu thập từ The Whole Brain Atlas; kết quả được đối chiếu với các phương pháp tổng hợp ảnh y học tiêu biểu.

5. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp nghiên cứu lý thuyết; Phương pháp nghiên cứu thực nghiệm; Phương pháp chuyên gia

6. Những đóng góp chính của luận án

- Đề xuất phương pháp tổng hợp hình ảnh y học IEXDoG_COA (Improved Extended Difference-of-Gaussians – Coati Optimization Algorithm), kết hợp bộ lọc bảo toàn biên WMCF (Weighted Mean Curvature Filter) để phân rã ảnh, thuật toán ASR_COA sử dụng tối ưu hóa COA để tổng hợp thích nghi thành phần cơ sở và thuật toán XDoG_ST_LE dựa trên bộ lọc XDoG cải tiến để tổng hợp thành phần chi tiết, nhằm cải thiện độ sáng, độ tương phản và nâng cao khả năng bảo toàn các đặc trưng biên, cấu trúc của ảnh nguồn. Kết quả được công bố trong [CT1], [CT2], [CT4].

- Đề xuất phương pháp tổng hợp hình ảnh y học SNM (SSFRG + NRBOFA + MLRFA), kết hợp kỹ thuật phân rã SSFRG với thuật toán tổng hợp thành phần cơ sở NRBOFA và thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết MLRFA, nhằm nâng cao chất lượng ảnh tổng hợp và tăng cường khả năng bảo toàn các thông tin quan trọng từ ảnh nguồn. Kết quả được công bố trong [CT3].

7. Cấu trúc của luận án

Bên cạnh phần Mở đầu, Kết luận và Danh mục tài liệu tham khảo, luận án được cấu trúc thành ba chương:

Chương 1. Tổng quan và cơ sở lý thuyết.

Chương 2. Phương pháp tổng hợp hình ảnh y học dựa trên phân rã hai thành phần bảo toàn biên.

Chương 3. Phương pháp tổng hợp hình ảnh y học dựa trên phân rã ba thành phần và trọng số thích nghi.

Chương 1. TỔNG QUAN VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

1.1. Tổng hợp hình ảnh y học

Tổng hợp ảnh y học là kỹ thuật tích hợp thông tin từ nhiều ảnh được thu nhận từ một hoặc nhiều phương thức chẩn đoán hình ảnh nhằm tạo ra ảnh đầu ra chứa nhiều thông tin hơn, đồng thời bảo toàn các đặc trưng quan trọng phục vụ chẩn đoán. Bốn phương thức ảnh thường gặp gồm CT, MRI, PET và SPECT; trong đó CT và MRI là ảnh cấu trúc, còn PET và SPECT là ảnh chức năng. Các nghiên cứu tập trung vào tổng hợp các cặp ảnh đa phương thức như MRI–CT, MRI–PET và MRI–SPECT nhằm kết hợp hiệu quả thông tin giải phẫu và thông tin chức năng.

Tổng hợp ảnh y học có nhiều ứng dụng, điển hình là hỗ trợ chẩn đoán bệnh Alzheimer và các bài toán phát hiện, phân đoạn, phân loại khối u. Việc kết hợp đồng thời các đặc trưng cấu trúc và chức năng giúp nâng cao khả năng phân tích của các hệ thống hỗ trợ chẩn đoán hiện đại.

1.2. Các nghiên cứu liên quan đến tổng hợp hình ảnh

Các phương pháp tổng hợp ảnh y học chủ yếu phát triển theo hai hướng: phương pháp dựa trên biến đổi ảnh và phương pháp dựa trên học sâu.

1.2.1. Phương pháp dựa trên biến đổi ảnh

Ý tưởng chung là phân rã ảnh nguồn trong các miền biểu diễn khác nhau, tổng hợp trên các thành phần đặc trưng và tái tạo ảnh qua phép biến đổi ngược. Các phương pháp phân rã thường được chia thành ba nhóm: biến đổi đa tỷ lệ (MST) gồm biến đổi kim tự tháp, Wavelet và phân tích hình học đa tỷ lệ (NSCT, NSST); phương pháp dựa trên bộ lọc (phân rã hai hoặc ba thành phần); và phương pháp dựa trên biểu diễn thưa (SR). Việc tổng hợp các thành phần cơ sở và chi tiết được thực hiện bằng nhiều chiến lược từ quy tắc đơn giản (trung bình, cực đại) đến các phương pháp khai thác năng lượng, tối ưu hóa và mô hình nơ-ron sinh học (PCNN và các biến thể).

1.2.2. Phương pháp dựa trên học sâu

Các kiến trúc CNN, Autoencoder, GAN và Transformer được vận dụng nhằm khai thác thông tin từ dữ liệu ảnh đa mô thức. CNN mạnh ở đặc

trung cục bộ, Transformer mạnh ở ngữ cảnh toàn cục, GAN tạo ảnh có độ chân thực cao; các mô hình lai CNN–Transformer kết hợp ưu điểm của nhiều kiến trúc. Tuy nhiên, các mô hình học sâu thường đòi hỏi dữ liệu huấn luyện quy mô lớn, chi phí tính toán cao và khó giải thích. Do đó, các phương pháp dựa trên phân rã ảnh kết hợp tối ưu hóa vẫn là hướng nghiên cứu tiềm năng.

1.3. Hạn chế của một số phương pháp đã công bố

Từ khảo sát, có thể nhận thấy ba vấn đề trọng tâm cần tiếp tục nghiên cứu. Thứ nhất, các phương pháp phân rã dựa trên bộ lọc trung bình và bộ lọc song phương khó duy trì đầy đủ chi tiết hình học và ranh giới cấu trúc, trong khi NSCT và NSST có chi phí tính toán lớn. Thứ hai, các chiến lược tổng hợp thành phần cơ sở dựa trên quy tắc đơn giản hoặc năng lượng còn hạn chế trong việc duy trì đồng thời độ sáng, độ tương phản và tính nhất quán cấu trúc. Thứ ba, các quy tắc tổng hợp thành phần chi tiết như ABS-Max hoặc các biến thể PCNN chưa bảo toàn tốt thông tin biên, cấu trúc.

Xuất phát từ đó, luận án xây dựng và phát triển hai mô hình tổng hợp ảnh y học IEXDoG_COA và SNM, kết hợp phân rã dựa trên bộ lọc bảo toàn biên với các cơ chế tổng hợp thích nghi dựa trên thuật toán tối ưu hóa, cấu trúc tensor, gradient hình thái đa mức và năng lượng cục bộ.

1.4. Chỉ số đánh giá

Các chỉ số đánh giá được chia thành 4 nhóm chính: (1) nhận thức thị giác (chỉ số cường độ sáng Q_{MLI} và chỉ số độ tương phản Q_{CI}); (2) lý thuyết thông tin (chỉ số thông tin tương hỗ Q_{MI} và chỉ số entropy thông tin tương quan phi tuyến Q_{NCIE}); (3) cấu trúc (chỉ số bảo toàn cấu trúc có trọng số Q_W); (4) đặc trưng (chỉ số bảo toàn thông tin cạnh Q_G , chỉ số độ tương tự đặc trưng Q_{FSIM} và chỉ số đặc trưng dựa trên phase congruency Q_P). Hầu hết các chỉ số nhận giá trị trong $[0, 1]$, giá trị càng cao thể hiện ảnh tổng hợp càng bảo toàn tốt thông tin và đặc trưng từ ảnh nguồn.

1.5. Các kiến thức nền tảng

Chương trình bày các kiến thức nền tảng phục vụ xây dựng các mô hình đề xuất, gồm: hai thuật toán tối ưu Coati Optimization Algorithm

(COA) và Newton-Raphson-Based Optimizer (NRBO); các bộ lọc WMCF, XDoG, RoG, SSIF và RGF; cùng các cấu trúc và hàm năng lượng như cấu trúc tensor (Structure Tensor - ST), năng lượng cục bộ (Local Energy -LE) và toán tử gradient hình thái đa mức (Multi-Level Morphological Gradient - MLMG).

1.6. Bộ dữ liệu thực nghiệm

Các thực nghiệm được tiến hành trên ba bộ dữ liệu ảnh não thu thập từ thư viện Harvard Whole Brain Atlas (AANLIB): bộ Normal Anatomy with MRI/PET (não bình thường, ba mặt phẳng T, S, C), bộ Glioma MRI-SPECT (u thần kinh đệm) và bộ dữ liệu bệnh Alzheimer (MRI-SPECT). Các ảnh đều đã được đồng đăng ký, bảo đảm tương ứng không gian giữa các phương thức.

1.7. Kết luận chương 1

Chương 1 trình bày tổng quan bài toán tổng hợp ảnh y học đa mô thức, phân loại và phân tích ưu nhược điểm của từng nhóm phương pháp, từ đó xác định các thách thức và định hướng nghiên cứu. Các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh, thuật toán tối ưu, bộ lọc, cấu trúc tensor và hàm năng lượng cũng được giới thiệu, tạo cơ sở lý thuyết cho các chương tiếp theo.

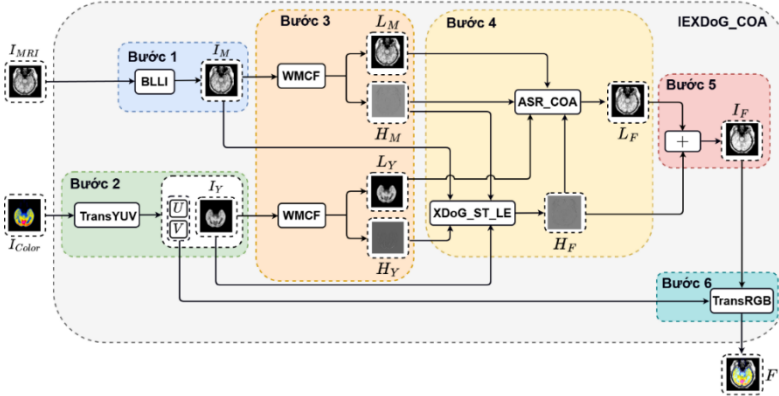
Chương 2. PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC DỰA TRÊN PHÂN RÃ HAI THÀNH PHẦN BẢO TOÀN BIÊN

2.1. Giới thiệu

Bài toán bảo toàn đồng thời độ sáng, độ tương phản, thông tin biên và cấu trúc vẫn là thách thức. Đối với thành phần cơ sở, các quy tắc trung bình hoặc cực đại dễ làm suy giảm độ tương phản hoặc gây mất cân bằng thông tin. Đối với thành phần chi tiết, quy tắc ABS-Max khó duy trì chi tiết từ ảnh nguồn có cường độ thấp. Trên cơ sở đó, chương đề xuất mô hình IEXDoG_COA với các đóng góp: thuật toán tổng hợp thích nghi ASR_COA cho thành phần cơ sở; thuật toán XDoG_ST_LE cho thành phần chi tiết; và mô hình IEXDoG_COA tích hợp hai chiến lược trên.

2.2. Mô hình tổng hợp hình ảnh y học IEXDoG_COA

Mô hình IEXDoG_COA xây dựng dựa trên nguyên tắc xử lý tách biệt các loại thông tin mang đặc tính khác nhau trong hình ảnh y học, với quy trình tổng thể gồm bốn giai đoạn chính (mô tả trong Hình 2.1): tiền xử lý (Bước 1 và Bước 2), phân rã ảnh đầu vào (Bước 3), tổng hợp các thành phần (Bước 4) và tái tạo ảnh tổng hợp (Bước 5 và Bước 6).



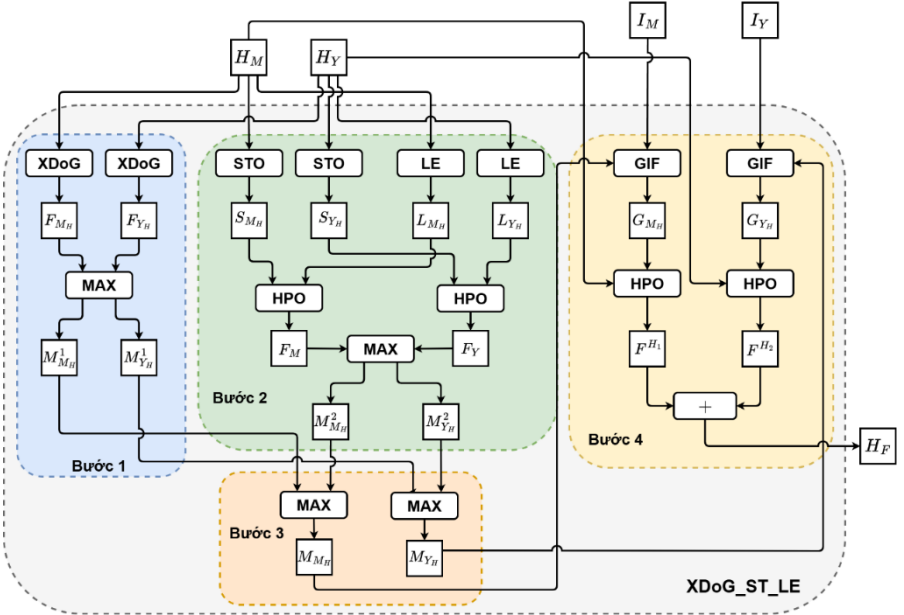
Hình 2.1. Sơ đồ khối mô hình IEXDoG_COA

2.2.1. Thuật toán phân rã WMCF

Thành phần cơ sở và chi tiết được xác định bởi: $L_I = \text{WMCF}(I)$ và $H_I = I - L_I$

2.2.2. Thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết XDoG_ST_LE

XDoG_ST_LE kết hợp bộ lọc XDoG (phát hiện biên nổi bật), cấu trúc tensor ST (mô tả thông tin định hướng và mức độ nổi bật của cấu trúc cục bộ) và năng lượng cục bộ LE (phản ánh mức độ biến thiên cường độ). Các đặc trưng được kết hợp qua phép nhân Hadamard để xây dựng bản đồ quyết định; bộ lọc hướng dẫn (GIF) được áp dụng để làm mượt bản đồ và bảo đảm tính liên tục không gian, hạn chế nhiễu và hiện tượng giả tạo.



Hình 2.2. Sơ đồ thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết XDoG_ST_LE

2.2.3. Thuật toán tổng hợp thành phần cơ sở ASR_COA

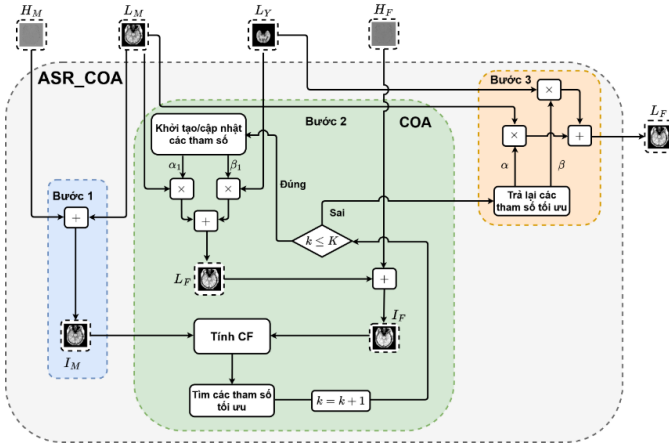
Thành phần cơ sở tổng hợp được xác định dưới dạng tổ hợp tuyến tính $L_F = \alpha \times L_M + \beta \times L_Y$ trong đó L_M và L_Y là thành phần cơ sở của ảnh MRI và ảnh PET/SPECT sau khi chuyển sang kênh xám; α và β là hai tham số cần tối ưu trong miền $\alpha \in [0.9, 0.999]$, $\beta \in [0.001, 0.3]$. ASR_COA sử dụng COA để xác định bộ tham số phù hợp cho từng cặp ảnh.

Hàm mục tiêu CF được xây dựng dựa trên cải tiến các hàm mục tiêu trong các nghiên cứu trước, kết hợp đồng thời bốn tiêu chí: lượng thông tin

(entropy), độ sáng trung bình, độ tương phản (độ lệch chuẩn) và thông tin biên (Sobel):

$$CF(x) = \frac{\log(\log(E_{in}(x) + e) \times n_e(x)) \times (E_F(x) - E_M) \times C_F(x)}{H \times W \times B_F(x)}$$

trong đó: E_M, E_F là entropy của I_M và I_F ; B_F là giá trị trung bình của I_F ; H, W là kích thước của I_M ; n_e là số điểm biên và E_{in} là tổng độ mạnh biên (xác định bằng Sobel); C_F là độ tương phản, $\exp(1)$ giúp tránh trường hợp đối số của hàm logarit bằng 0 khi ảnh có rất ít hoặc không có điểm biên. COA tìm (α, β) sao cho CF đạt giá trị lớn nhất.



Hình 2.1. Sơ đồ thuật toán tổng hợp thành phần cơ sở ASR_COA

2.2.4. Độ phức tạp của thuật toán IEXDoG_COA

Giai đoạn tiền xử lý, phân rã WMCF và tổng hợp chi tiết đều có độ phức tạp là $O(HW)$. Với quần thể NC cá thể và R vòng lặp, ASR_COA có độ phức tạp là: $O(NC \times R \times HW)$. Do đó, độ phức tạp của IEXDoG_COA là $O(NC \times R \times HW)$; với tập p cặp ảnh là $O(p \times NC \times R \times HW)$.

2.3. Thiết lập và đánh giá thực nghiệm

Tổng cộng 90 cặp ảnh MRI–PET kích thước 256×256 , lấy từ bộ Normal Anatomy, được chia thành các tập: D (3 cặp 083T, 057S, 068C), D_T , D_S và D_C (mỗi tập 30 cặp theo trục T, S, C). IEXDoG_COA (ký hiệu G_8) được so sánh với bảy phương pháp tiêu biểu công bố giai đoạn 2019–2024

$(G_1 - G_7)$; COA được so sánh với sáu thuật toán tối ưu DA, GWO, MVO, ROA, SCA, WOA.

Thực nghiệm 1 - Hiệu quả của COA

Bảng 2.6. Giá trị trung bình (Mean) và độ lệch chuẩn (Std)

Thuật toán	Mean ($\times 10^{-5}$)	Std ($\times 10^{-5}$)	Mean ($\times 10^{-5}$)	Std ($\times 10^{-5}$)	Mean ($\times 10^{-5}$)	Std ($\times 10^{-5}$)
Dữ liệu	83T		57S		68C	
COA	5.573	0.008	5.584	0.011	5.544	0.037
DA	5.568	0.012	5.583	0.015	5.418	0.079
GWO	5.555	0.010	5.566	0.020	5.403	0.040
MVO	5.517	0.038	5.515	0.051	5.247	0.051
ROA	5.537	0.027	5.552	0.029	5.348	0.086
SCA	5.526	0.023	5.528	0.036	5.296	0.062
WOA	5.542	0.047	5.561	0.028	5.434	0.065

Bảng 2.6 trình bày giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của CF qua 30 lần chạy độc lập. COA đạt giá trị trung bình cao nhất và có độ lệch chuẩn nhỏ nhất, thể hiện khả năng hội tụ tốt và tính ổn định cao.

Thực nghiệm 2 - Hiệu quả của WMCF

WMCF được thay thế bởi bốn bộ lọc bảo toàn biên khác (Bảng 2.7); WMCF đạt giá trị tốt nhất ở Q_W , Q_G , Q_{FSIM} và Q_P trên cả ba bộ dữ liệu, khẳng định cơ sở thực nghiệm cho việc lựa chọn WMCF.

Thực nghiệm 3 - Hiệu quả của ASR_COA

ASR_COA được thay thế bởi các quy tắc ABS-Max, INSML+WLE, CNP, năng lượng hạt nhân và trung bình ($T_1 - T_5$), đánh giá theo Q_{MLI} và Q_{CI} . T_5 (tương ứng với quy tắc trung bình) cho giá trị thấp nhất; G_8 đạt kết quả tốt nhất trên cả D_T , D_S và D_C (Bảng 2.8), khẳng định vai trò của ASR_COA trong nâng cao độ sáng và độ tương phản.

Thực nghiệm 4 - Hiệu quả của XDoG_ST_LE

XDoG_ST_LE được thay thế bởi ABS-Max, INSML, SR, năng lượng cục bộ và cấu trúc tensor ($C_1 - C_5$), đánh giá theo Q_W , Q_G , Q_{FSIM} và Q_P . G_8

đạt giá trị cao nhất trên tất cả các chỉ số và cả ba tập dữ liệu (Bảng 2.9), chứng tỏ khả năng bảo toàn chi tiết và cấu trúc vượt trội.

Bảng 2.1. Kết quả của thực nghiệm 2 (thay thế bộ lọc WMCF)

Bộ dữ liệu	Mô hình	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_W	Q_G	Q_{FSIM}	Q_P
D_T	W_1	0.36759	0.39883	0.85382	0.69055	0.91621	0.51960
	W_2	0.36528	0.39709	0.86200	0.69615	0.92664	0.53360
	W_3	0.31572	0.34947	0.88010	0.71510	0.95996	0.58239
	W_4	0.30772	0.33715	0.87497	0.71218	0.96792	0.57756
	G_8	0.35802	0.39144	0.88170	0.72528	0.96905	0.65548
D_S	W_1	0.40143	0.36883	0.86787	0.71750	0.93746	0.57675
	W_2	0.40608	0.37174	0.87281	0.71942	0.94173	0.57804
	W_3	0.37665	0.34930	0.88352	0.73267	0.95880	0.60859
	W_4	0.37376	0.34383	0.88057	0.72700	0.96197	0.60553
	G_8	0.40242	0.36827	0.88743	0.75346	0.97995	0.68973
D_C	W_1	0.35532	0.37043	0.90109	0.75448	0.94244	0.63305
	W_2	0.34909	0.36350	0.90560	0.75891	0.95004	0.64227
	W_3	0.31892	0.33493	0.91548	0.77294	0.97061	0.68190
	W_4	0.32201	0.33410	0.91371	0.76761	0.97267	0.67717
	G_8	0.35574	0.36937	0.92164	0.79170	0.98423	0.74619

Bảng 2.8. Kết quả thực nghiệm 3 (thay thế ASR_COA)

TT	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MLI}	Q_{CI}
Dữ liệu	D_T		D_S		D_C	
T_1	0.31603	0.35002	0.35801	0.33488	0.32075	0.34011
T_2	0.31148	0.34592	0.35408	0.33162	0.31755	0.33733
T_3	0.29149	0.32848	0.33153	0.31322	0.29881	0.32150
T_4	0.31417	0.34882	0.35633	0.33417	0.31810	0.33912
T_5	0.27571	0.32640	0.29231	0.31014	0.26725	0.31313
G_8	0.35802	0.39144	0.40242	0.36827	0.35574	0.36937

Thực nghiệm 5 - Đánh giá tổng thể

Bảng 2.10 cho thấy α luôn đạt giá trị cao và ổn định, trong khi β nhỏ hơn đáng kể. Điều này cho thấy thành phần cơ sở của ảnh MRI đóng vai trò

chi phối trong tổng hợp miền tần số thấp. Sự ổn định của α và β trên các tập dữ liệu khác nhau khẳng định tính nhất quán của cơ chế tối ưu trong ASR_COA.

Bảng 2.9. Kết quả thực nghiệm 4 (thay thế XDoG ST LE)

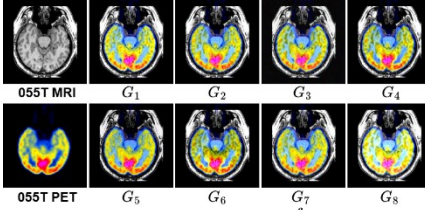
Dữ liệu	Thuật toán	Q_W	Q_G	Q_{FSIM}	Q_P
D_T	C_1	0.80013	0.67751	0.96292	0.57018
	C_2	0.08734	0.20572	0.60356	0.14056
	C_3	0.83628	0.66895	0.95509	0.52030
	C_4	0.00166	0.03403	0.44915	0.08430
	C_5	0.72306	0.59954	0.92194	0.40283
	G_8	0.88170	0.72528	0.96905	0.65548
D_S	C_1	0.81484	0.68789	0.96491	0.57382
	C_2	0.12652	0.23222	0.60045	0.15825
	C_3	0.81208	0.65431	0.94954	0.48917
	C_4	0.00196	0.01746	0.36795	0.17783
	C_5	0.74912	0.60171	0.92951	0.40515
	G_8	0.88743	0.75346	0.97995	0.68973
D_C	C_1	0.81231	0.70741	0.96344	0.62209
	C_2	0.05018	0.15460	0.49013	0.12784
	C_3	0.88224	0.71912	0.95535	0.58716
	C_4	0.00090	0.00351	0.31062	0.29702
	C_5	0.67710	0.57089	0.90654	0.36971
	G_8	0.92164	0.79170	0.98423	0.74619

Bảng 2.10. Giá trị trung bình của các tham số tối ưu α và β

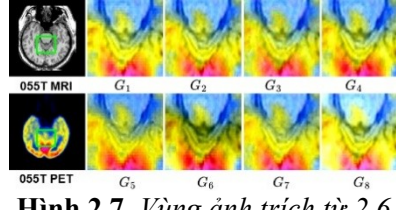
STT	Dữ liệu	α	β
1	D_T	0.99358	0.22262
2	D_S	0.99661	0.20913
3	D_C	0.99380	0.17241

Hình 2.6 cho thấy G_8 tạo ảnh tổng hợp có độ sáng và độ tương phản cao hơn rõ rệt so với các mô hình còn lại, trong khi $G_4 - G_6$ cho ảnh tối hơn.

Hình 2.7 (các vùng phóng to) tiếp tục cho thấy khả năng bảo toàn cấu trúc và tăng cường đặc trưng của mô hình đề xuất.



Hình 2.6. Các ảnh tổng hợp



Hình 2.7. Vùng ảnh trích từ 2.6

Bảng 2.11 cho thấy mô hình G_8 (IEXDoG_COA) đạt giá trị cao nhất trên tất cả các chỉ số Q_{MLI} , Q_{CI} , Q_W , Q_G , Q_{FSIM} và Q_P trên cả ba tập D_T , D_S và D_C . Đối với nhóm chỉ số thị giác (Q_{MLI} , Q_{CI}), G_8 cải thiện rõ rệt so với các phương pháp còn lại, với mức tăng khoảng 7-12%, cho thấy khả năng nâng cao độ sáng và tương phản. Ở chỉ số cấu trúc Q_W , G_8 duy trì giá trị cao và ổn định, thể hiện khả năng bảo toàn biên và cấu trúc tốt. Trong nhóm chỉ số đặc trưng (Q_G , Q_{FSIM} và Q_P), mô hình đề xuất tiếp tục đạt kết quả vượt trội, đặc biệt ở Q_P với mức cải thiện đáng kể (khoảng 8-12%), cho thấy khả năng bảo toàn thông tin quan trọng của ảnh đầu vào.

Hiệu suất tính toán

Thời gian thực thi trung bình của G_8 (IEXDoG_COA) khoảng 7.27–7.37 giây, xếp thứ 6/8. Mặc dù không nhanh nhất, G_8 đạt sự cân bằng hợp lý giữa chi phí tính toán và chất lượng ảnh, thấp hơn đáng kể so với các phương pháp dựa trên NSCT ($G_4 \approx 13$ –14 giây) và SR ($G_7 \approx 10$ giây).

Kiểm định Friedman kết hợp Wilcoxon Signed-Rank (Bảng 2.12, 2.13) trên D_T , D_S và D_C cho thấy 125/126 phép so sánh đạt ý nghĩa thống kê ($p \ll 0,001$), khẳng định IEXDoG_COA vượt trội ổn định.

2.4. Kết luận chương 2

Chương 2 đề xuất mô hình IEXDoG_COA sử dụng WMCF để phân rã ảnh, ASR_COA cho thành phần cơ sở và XDoG_ST_LE cho thành phần chi tiết. Kết quả thực nghiệm trên D_T , D_S và D_C cho thấy G_8 đạt hiệu năng vượt trội, cải thiện rõ rệt độ sáng, độ tương phản và bảo toàn đặc trưng, đồng

thời duy trì tính ổn định. Tuy nhiên, cơ chế phân rã hai thành phần, hàm mục tiêu chưa có yếu tố ràng buộc và xử lý chi tiết tại một mức phân rã chưa biểu diễn đầy đủ các mức chi tiết khác nhau, là động lực để phát triển mô hình SNM trong Chương 3.

Bảng 2.11. Kết quả của thực nghiệm 5.

DL	TT	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_W	Q_G	Q_{FSIM}	Q_P
D_T	G_1	0.31612	0.35352	0.87461	0.69883	0.91902	0.52821
	G_2	0.30922	0.34452	0.86114	0.70447	0.94706	0.58701
	G_3	0.32141	0.32573	0.79109	0.51351	0.91053	0.36329
	G_4	0.30029	0.33691	0.88046	0.69627	0.93300	0.52996
	G_5	0.27012	0.32319	0.76661	0.63623	0.86708	0.39640
	G_6	0.29009	0.33124	0.87650	0.69137	0.92085	0.48694
	G_7	0.31139	0.34641	0.83508	0.69574	0.93421	0.50906
	G_8	0.35802	0.39144	0.88170	0.72528	0.96905	0.65548
D_S	G_1	0.35758	0.33787	0.87807	0.72783	0.93633	0.59199
	G_2	0.35184	0.33058	0.86305	0.73760	0.95496	0.63104
	G_3	0.36022	0.31377	0.79231	0.55566	0.91891	0.45258
	G_4	0.34181	0.32277	0.88065	0.72026	0.94145	0.56889
	G_5	0.28748	0.30880	0.73235	0.63448	0.87186	0.45026
	G_6	0.33045	0.31566	0.87671	0.71459	0.93094	0.54906
	G_7	0.35376	0.33205	0.83926	0.73085	0.94039	0.57085
	G_8	0.40242	0.36827	0.88743	0.75346	0.97995	0.68973
D_C	G_1	0.32067	0.34338	0.91123	0.76085	0.94556	0.64527
	G_2	0.31425	0.33513	0.90991	0.77269	0.96756	0.68857
	G_3	0.32546	0.31710	0.85383	0.60094	0.93577	0.55070
	G_4	0.30623	0.32799	0.91396	0.76041	0.95029	0.62159
	G_5	0.26082	0.30937	0.79611	0.68186	0.88633	0.47291
	G_6	0.29809	0.32355	0.90724	0.75096	0.93969	0.59308
	G_7	0.30488	0.32541	0.83233	0.69591	0.93248	0.50502
	G_8	0.35574	0.36937	0.92164	0.79170	0.98423	0.74619

Chương 3. PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC DỰA TRÊN PHÂN RÃ BA THÀNH PHẦN VÀ TRỌNG SỐ THÍCH NGHI

3.1. Giới thiệu

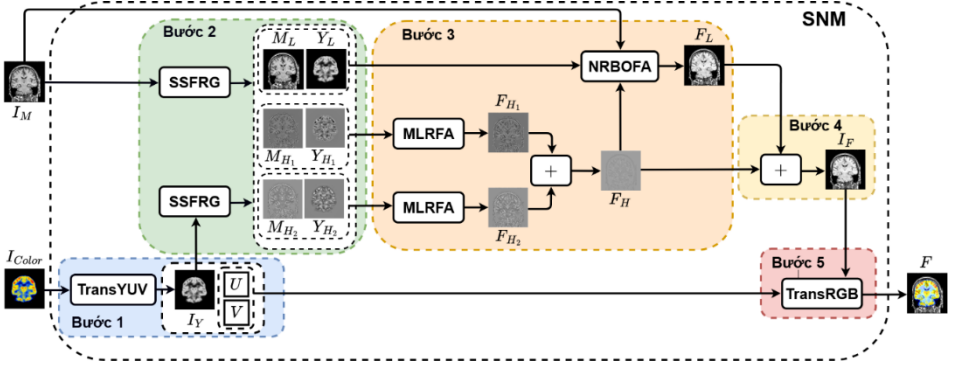
Các phương pháp phân rã sử dụng bộ lọc trung bình hoặc bộ lọc song phương chưa bảo toàn tốt thông tin nền, dễ gây mờ và mất chi tiết. Trong khi đó, NSST, NSCT có chi phí tính toán cao. Trong bước tổng hợp thành phần cơ sở, các quy tắc dựa trên năng lượng hoặc toán tử Roberts cải tiến thường làm suy giảm độ sáng và độ tương phản của ảnh tổng hợp. Đối với thành phần chi tiết, các phương pháp dựa trên PCNN và các biến thể chưa bảo toàn tốt thông tin cấu trúc trong các vùng phức tạp hoặc tương phản thấp và thường làm mất biên.

Mặc dù IEXDoG_COA cải thiện đáng kể độ sáng, độ tương phản và bảo toàn biên, cơ chế phân rã hai thành phần của WMCF chưa biểu diễn đầy đủ các mức chi tiết khác nhau của ảnh; quá trình tổng hợp chi tiết chưa xét đầy đủ mối quan hệ giữa các mức; và COA làm gia tăng chi phí khi số vòng lặp tăng. Trên cơ sở đó, chương đề xuất mô hình SNM gồm ba thuật toán: phân rã SSFRG, tổng hợp thành phần cơ sở NRBOFA và tổng hợp thành phần chi tiết MLRFA.

Các đóng góp chính gồm: (1) thuật toán phân rã SSFRG kết hợp bộ lọc SSIF và RoG; (2) thuật toán NRBOFA sử dụng bộ tối ưu NRBO; (3) thuật toán MLRFA dựa trên MLMG, LE và bộ lọc RGF; (4) tích hợp thành mô hình SNM và kiểm chứng trên 111 cặp ảnh MRI–PET và MRI–SPECT.

3.2. Mô hình tổng hợp hình ảnh y học SNM

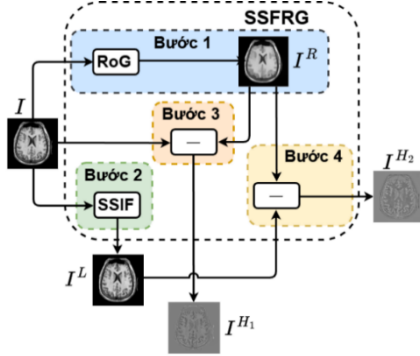
Khác với IEXDoG_COA, SNM sử dụng cơ chế phân rã ba thành phần để tách biệt rõ ràng thông tin nền, các chi tiết cấu trúc quan trọng và các thành phần kết cấu yếu. Quy trình: ảnh MRI và PET/SPECT được phân rã bằng SSFRG thành một thành phần cơ sở và hai thành phần chi tiết; các thành phần chi tiết được tổng hợp bằng MLRFA; NRBOFA xác định trọng số tối ưu để kết hợp các thành phần cơ sở; cuối cùng ảnh tổng hợp được tái tạo.



Hình 3.1. Thuật toán SNM

3.2.1. Thuật toán phân rã SSFRG

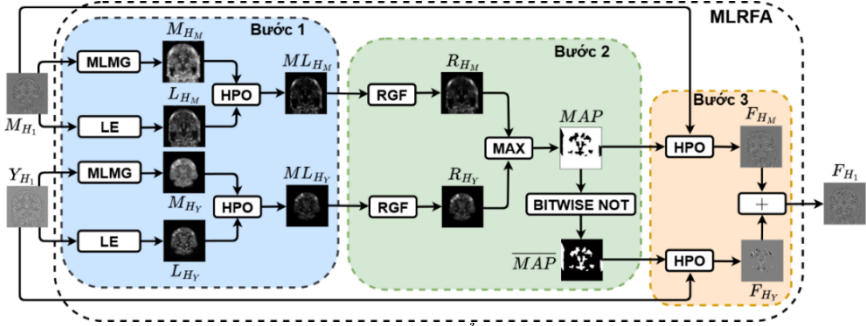
SSFRG kết hợp bộ lọc SSIF và RoG, phân rã ảnh đầu vào thành ba thành phần: I^L (thành phần cơ sở từ SSIF), $I^{H_1} = I - I^R$ (chi tiết thứ nhất, phản ánh kết cấu yếu/nhiều) và $I^{H_2} = I^R - I^L$ (chi tiết thứ hai, giữ lại các ranh giới cấu trúc nổi bật), với I^R là kết quả lọc RoG.



Hình 3.2. Thuật toán phân rã SSFRG

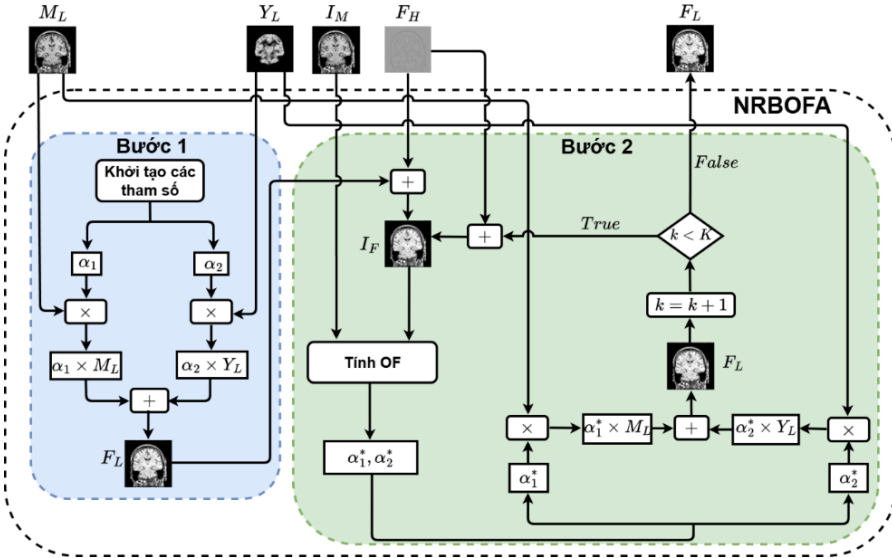
3.2.2. Thuật toán tổng hợp chi tiết MLRFA

MLRFA kết hợp gradient hình thái đa mức MLMG (khai thác biên ở nhiều mức tỷ lệ), năng lượng cục bộ LE (đánh giá mức độ biến thiên cường độ) và bộ lọc hướng dẫn quay vòng RGF. Các đặc trưng biên và năng lượng được kết hợp bằng phép nhân Hadamard; RGF loại bỏ dao động nhỏ trong khi vẫn duy trì các ranh giới quan trọng; bản đồ quyết định được xây dựng theo quy tắc cực đại để tạo thành phần chi tiết tổng hợp.



Hình 3.3. Thuật toán tổng hợp MLRFA

3.2.3. Thuật toán NRBOFA



Hình 3.4. Thuật toán NRBOFA

Thành phần cơ sở tạm thời được xác định $F_L = \alpha_1 \times M_L + \alpha_2 \times Y_L$, với $\alpha_1 \in [0.9, 0.999]$, $\alpha_2 \in [0.001, 0.3]$. Khác với ASR_COA, NRBOFA xây dựng hàm mục tiêu đa tiêu chí có thành phần phạt nhằm ràng buộc và cân bằng giữa độ sáng, độ tương phản, cấu trúc và lượng thông tin:

$$OF(x) = \frac{f_B(x) \times f_C(x) \times P(x) \times SSIM(I_F(x), I_M) \times e^{\bar{E}_F(x) - \bar{E}_M} \times \sqrt[4]{E_{in}(x)}}{H \times W \times B_F(x)}$$

trong đó f_B , f_C lần lượt đánh giá độ trung thực về độ sáng và độ tương phản so với ảnh MRI; P là thành phần phạt dựa trên phương sai của ba đặc trưng

đã chuẩn hóa (độ sáng, độ tương phản, entropy); SSIM là độ tương tự cấu trúc; E_{in} là tổng cường độ biên (Sobel). Các siêu tham số: $\sigma_B = 0.06$, $\beta = 0.055$, $\rho = 2.2$. NRBO tìm (α_1, α_2) tối ưu hóa OF .

3.2.4. Độ phức tạp của thuật toán SNM

SSFRG, MLRFA có độ phức tạp $O(HW)$ (với các tham số cửa sổ là hằng số); NRBOFA có độ phức tạp $O(K \times (N \times d + N \times H \times W))$. Tổng hợp lại, độ phức tạp của SNM là $O(K \times N \times H \times W)$; với tập p cặp ảnh là $O(p \times K \times N \times H \times W)$

3.3. Thiết lập và đánh giá thực nghiệm

Bảng 3.6. Giá trị thu được từ 30 lần chạy trên D_1

Dữ liệu	59T		68S		72C		28S		36S	
Thuật toán	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
	$\times 10^{-6}$	$\times 10^{-7}$	$\times 10^{-5}$	$\times 10^{-6}$	$\times 10^{-4}$	$\times 10^{-7}$	$\times 10^{-4}$	$\times 10^{-6}$	$\times 10^{-4}$	$\times 10^{-8}$
GWO	9.854	2.96	5.245	1.41	2.1681	1.09	4.762	3.11	8.4229	3.52
MVO	9.624	4.19	5.265	1.58	2.1666	1.63	4.710	8.69	8.4225	3.88
SCA	9.212	3.79	5.128	2.16	2.1687	0.79	4.720	6.09	8.3959	178.24
TSA	9.796	3.54	5.321	1.05	2.1675	2.52	4.603	13.72	8.4056	114.22
ROA	9.563	3.54	5.210	2.15	2.1678	1.07	4.757	5.80	8.4228	3.60
GJO	9.536	4.25	5.119	1.33	2.1674	1.42	4.639	11.67	8.4125	129.97
WSO	9.772	3.73	5.197	1.50	2.1689	0.71	4.650	8.79	8.3973	159.56
COA	9.994	4.54	5.309	1.49	2.1676	2.63	4.777	2.28	8.4207	28.31
NRBO	10.195	1.55	5.373	0.10	2.1698	0.48	4.783	1.82	8.4229	1.67

Thực nghiệm trên 111 cặp ảnh MRI–PET (não bình thường), 36 cặp MRI–SPECT (Glioma) và 27 cặp MRI–SPECT (Alzheimer), kích thước 256×256 , chia thành bốn nhóm $D_1 - D_4$. SNM được so sánh với 11 phương pháp tiêu biểu công bố 2021–2025 ($A_1 - A_{11}$); NRBO được so sánh với tám thuật toán tối ưu (GWO, MVO, SCA, TSA, ROA, GJO, WSO, COA). Tham số chính: SSIF với $r = 11$, $\theta = 0.01$, $k = 1.5$, $s = 1$; RoG với $\delta_1 = 1$, $\delta_2 = 2$, $\beta = 0.01$, $R = 3$; NRBOFA $N = 50$, $d = 2$, $K = 50$; MLRFA $n = 5$, LE $w = 3$, RGF $\sigma_s = 3$, $\sigma_r = 0.05$, $T = 1$. Các mô hình

học sâu được huấn luyện trên nền tảng PyTorch với GPU NVIDIA A100 trong 100 epoch, tốc độ học 0,005, sử dụng Adam. Các thực nghiệm còn lại thực hiện trên MATLAB R2022b, CPU Intel® Core™ i5-12400 và RAM 16 GB.

Thực nghiệm 1 - Hiệu quả của NRBO

Bảng 3.6 cho thấy NRBO đạt Mean cao nhất và Std nhỏ nhất của hàm mục tiêu OF , vượt trội so với tám thuật toán so sánh, khẳng định việc lựa chọn NRBO làm thành phần tối ưu cốt lõi trong SNM là hợp lý.

Thực nghiệm 2 - Hiệu quả của NRBOFA

Bảng 3.7. *Kết quả thực nghiệm 2 (thay thế NRBOFA).*

Bộ dữ liệu	D_2		D_3		D_4	
Thuật toán	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MLI}	Q_{CI}
L_1	0.23167	0.30759	0.08404	0.18183	0.17772	0.25685
L_2	0.28217	0.32118	0.11991	0.20497	0.24267	0.31181
L_3	0.30320	0.32140	0.13751	0.22681	0.22204	0.28928
L_4	0.31451	0.34761	0.13473	0.22730	0.24243	0.31256
L_5	0.32713	0.34181	0.14212	0.22829	0.24761	0.31059
L_6	0.32799	0.34328	0.14124	0.22866	0.24830	0.31250
L_7	0.32993	0.34427	0.14277	0.22887	0.25187	0.31221
L_8	0.33184	0.34361	0.14378	0.22865	0.25394	0.31150
SNM	0.33529	0.35602	0.14723	0.23786	0.27311	0.33545

NRBOFA được thay thế bởi tám chiến lược tổng hợp thành phần cơ sở ($L_1 - L_8$), đánh giá theo Q_{MLI} và Q_{CI} trên D_2 , D_3 và D_4 . SNM đạt giá trị cao nhất trên cả ba tập; so với L_1 , mức cải thiện lên tới 44.7–75.2% với Q_{MLI} . L_1 (Roberts cải tiến) và L_2 (dựa trên năng lượng) cho kết quả thấp nhất, phản ánh hạn chế của các quy tắc truyền thống.

Thực nghiệm 3 - Hiệu quả của MLRFA

MLRFA được thay thế bởi sáu chiến lược tổng hợp chi tiết (H1–H6), đánh giá theo Q_{MI} , Q_{NCIE} , Q_G và Q_{FSIM} trên D_2 , D_3 và D_4 . SNM đạt giá trị

cao nhất trên hầu hết các chỉ số; riêng Q_{FSIM} trên D_3 và Q_G trên D_3 xấp xỉ phương pháp tốt nhất. So với H_1 , mức cải thiện ở Q_G lên tới 82.9–157.8%, khẳng định hiệu quả và tính ổn định của MLRFA.

Bảng 3.8. Kết quả thực nghiệm 3 (thay thế MLRFA)

Dữ liệu	Thuật toán	Q_{MI}	Q_{NCIE}	Q_G	Q_{FSIM}
D_2	H_1	2.55021	0.80611	0.40478	0.76284
	H_2	4.24714	0.81350	0.73070	0.96281
	H_3	4.39664	0.81433	0.72929	0.96320
	H_4	4.43955	0.81445	0.72693	0.96156
	H_5	4.40478	0.81444	0.72528	0.95826
	H_6	4.44284	0.81447	0.73448	0.96576
	SNM	4.54896	0.81540	0.74016	0.96978
D_3	H_1	2.04558	0.80458	0.27792	0.78894
	H_2	2.76597	0.80703	0.70807	0.97416
	H_3	3.11460	0.80768	0.70918	0.97670
	H_4	3.07267	0.80755	0.70291	0.97523
	H_5	3.06278	0.80765	0.70804	0.97399
	H_6	3.09734	0.80767	0.71086	0.97895
	SNM	3.17790	0.80788	0.71657	0.97893
D_4	H_1	2.61402	0.80629	0.38172	0.77298
	H_2	3.71181	0.80997	0.77596	0.97753
	H_3	4.08485	0.81104	0.75189	0.96893
	H_4	4.12495	0.81115	0.75537	0.97053
	H_5	4.30318	0.81175	0.77884	0.97706
	H_6	4.11184	0.81113	0.76343	0.97289
	SNM	4.42834	0.81238	0.78517	0.98170

Thực nghiệm 4 - Đánh giá tổng thể

Việc so sánh được thực hiện trên các tập D_2 , D_3 và D_4 với các cặp ảnh đại diện và vùng phóng to nhằm làm rõ các đặc trưng như biên, độ sáng và

tương phản. Kết quả cho thấy A_2 và A_6 thường làm suy giảm độ sáng và tương phản, trong khi A_4 , A_{10} , A_{11} cải thiện tốt hơn các yếu tố này. Mô hình SNM thể hiện ưu thế rõ rệt khi đồng thời nâng cao độ sáng và độ tương phản trên các tập dữ liệu.

Bảng 3.9 cho thấy tham số α_1^* luôn lớn hơn nhiều so với α_2^* , phản ánh vai trò chi phối của thành phần cơ sở từ ảnh MRI trong quá trình tổng hợp.

Bảng 3.9. Giá trị trung bình các tham số tối ưu α_1^* và α_2^*

STT	Bộ dữ liệu	α_1^*	α_2^*
1	D_2	0.97878	0.25723
2	D_3	0.99311	0.28609
3	D_4	0.96687	0.25970

Bảng 3.10. Kết quả của SNM và các mô hình so sánh trên D_3

Dữ liệu	Thuật toán	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MI}	Q_{NCIE}	Q_G	Q_{FSIM}
D_3	A_1	0.13631	0.22238	2.58248	0.80614	0.70514	0.94898
	A_2	0.11641	0.19926	2.56885	0.80606	0.69345	0.95696
	A_3	0.13473	0.22294	2.19712	0.80475	0.67492	0.93187
	A_4	0.14189	0.22838	2.90465	0.80675	0.71927	0.94910
	A_5	0.13749	0.22428	2.56813	0.80612	0.69807	0.95218
	A_6	0.08933	0.17129	1.46387	0.80311	0.55816	0.88729
	A_7	0.13366	0.22020	2.14506	0.80463	0.67434	0.93030
	A_8	0.13577	0.22511	2.23972	0.80500	0.67997	0.93648
	A_9	0.13673	0.22491	2.43918	0.80556	0.68753	0.93904
	A_{10}	0.13428	0.21933	2.64994	0.80613	0.71554	0.96600
	A_{11}	0.14462	0.18928	2.74869	0.80635	0.72228	0.94575
	SNM	0.14723	0.23786	3.17790	0.80788	0.71657	0.97893

Kết quả trong Bảng 3.10 cho thấy SNM đạt hiệu năng vượt trội và ổn định trên cả D_2 , D_3 và D_4 ở Q_{MLI} , Q_{CI} , Q_{MI} , Q_{NCIE} và Q_{FSIM} ; ở Q_G , SNM xếp hạng thứ hai (D_2), thứ ba (D_3) và tiệm cận mức tốt nhất (D_4), cho thấy

địa cải thiện biên cục bộ. Tổng thể, SNM cân bằng tốt giữa tăng cường độ sáng, bảo toàn thông tin và chất lượng cảm nhận.

Kiểm định Friedman và Wilcoxon Signed-Rank (hiệu chỉnh Holm–Bonferroni) trên ba bộ dữ liệu D_2 , D_3 và D_4 với 6 chỉ số đánh giá, khẳng định khác biệt giữa 12 thuật toán có ý nghĩa thống kê rất mạnh ($p \ll 0,001$). Kết quả cho thấy 188/198 phép so sánh (94,9%) đạt ý nghĩa thống kê, trong đó 181 trường hợp có lợi cho SNM, khẳng định mức cải thiện của SNM là ổn định, không phải khác biệt ngẫu nhiên giữa các lần thực nghiệm.

Hiệu suất tính toán

Thời gian thực thi trung bình của SNM khoảng 8.04–8.62 giây, xếp thứ 8/12. Chi phí chủ yếu đến từ tối ưu trọng số trong NRBOFA và toán tử MLMG. Dù không nhanh nhất, SNM vẫn đạt hiệu năng hàng đầu trên các chỉ số đánh giá, cho thấy sự cân bằng hợp lý giữa chi phí và chất lượng.

Bảng 3.14. *Kết quả độ nhạy tham số (N,K) của NRBOFA (hàng tô đậm là cấu hình gốc, dùng cho Bảng 3.10)*

Bộ dữ liệu	N	K	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MI}	Q_{NCIE}	Q_G	Q_{FSIM}	Thời gian (s)
D_2	50	50	0.33529	0.35602	4.54896	0.81540	0.74016	0.96978	8.623
	30	50	0.32850	0.34903	4.53773	0.81524	0.73995	0.97053	5.173
	50	30	0.33044	0.35120	4.51806	0.81509	0.73869	0.96898	5.189
	30	30	0.32963	0.35016	4.52910	0.81520	0.73964	0.97013	3.447
D_3	50	50	0.14723	0.23786	3.17790	0.80788	0.71657	0.97893	8.167
	30	50	0.14715	0.23773	3.17511	0.80786	0.71623	0.97877	5.665
	50	30	0.14697	0.23741	3.17440	0.80785	0.71612	0.97865	5.484
	30	30	0.14715	0.23766	3.17251	0.80784	0.71602	0.97867	3.498
D_4	50	50	0.27311	0.33545	4.42834	0.81228	0.78517	0.98170	8.045
	30	50	0.27159	0.33377	4.42576	0.81225	0.78543	0.98183	5.585
	50	30	0.27267	0.33493	4.42780	0.81227	0.78525	0.98157	5.629
	30	30	0.27532	0.33779	4.37214	0.81199	0.78095	0.97963	3.573

Phân tích độ nhạy của tham số: Phân tích độ nhạy tham số N, K của NRBOFA (Bảng 3.14, 3.15) cho thấy khi giảm từ 50 xuống 30, chất lượng ảnh dao động dưới 2% trong khi thời gian xử lý giảm 30-60%, khẳng định tính ổn định của mô hình.

So sánh và thảo luận giữa hai mô hình đề xuất (Bảng 3.16 và 3.17)

Trên các chỉ số độ sáng và độ tương phản (Q_{MLI} và Q_{CI}), SNM cho kết quả tốt hơn trên 5/6 bộ dữ liệu nhờ NRBOFA với hàm mục tiêu có cơ chế ràng buộc. Ngược lại, ở các chỉ số thông tin tương hỗ (Q_{MI} và Q_{NCIE}) và bảo toàn biên, cấu trúc (Q_W , Q_G , Q_{FSIM} và Q_P), IEXDoG_COA thể hiện ưu thế nhờ thuật toán XDoG_ST_LE chuyên biệt cho thành phần chi tiết. SNM là sự phát triển kế thừa và mở rộng từ IEXDoG_COA; trong thực tế có thể lựa chọn mô hình phù hợp theo mục tiêu chẩn đoán: ưu tiên bảo toàn đặc trưng biên, cấu trúc thì dùng IEXDoG_COA, ưu tiên độ sáng và độ tương phản thì dùng SNM.

Bảng 3.16. Kết quả của IEXDoG và SNM trên D_T , D_S và D_C

DL	Thuật toán	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_W	Q_G	Q_{FSIM}	Q_P
D_T	IEXDoG_COA	0.35802	0.39144	0.88170	0.72528	0.96905	0.65548
	SNM	0.36362	0.39768	0.87546	0.71389	0.95214	0.60606
D_S	IEXDoG_COA	0.40242	0.36827	0.88743	0.75346	0.97995	0.68973
	SNM	0.40260	0.36997	0.88164	0.74861	0.97094	0.66348
D_C	IEXDoG_COA	0.35574	0.36937	0.92164	0.79170	0.98423	0.74619
	SNM	0.36036	0.37498	0.91861	0.78674	0.97442	0.71892

Bảng 3.17. Kết quả của IEXDoG và SNM trên D_2 , D_3 và D_4

DL	Thuật toán	Q_{MLI}	Q_{CI}	Q_{MI}	Q_{NCIE}	Q_G	Q_{FSIM}
D_2	IEXDoG_COA	0.33212	0.35166	4.29338	0.81344	0.74164	0.97722
	SNM	0.33529	0.35602	4.54896	0.81500	0.74016	0.96978
D_3	IEXDoG_COA	0.14254	0.23174	3.28270	0.80831	0.72832	0.98481
	SNM	0.14723	0.23786	3.17790	0.80788	0.71657	0.97893
D_4	IEXDoG_COA	0.27345	0.33702	4.46820	0.81252	0.79178	0.98666
	SNM	0.27311	0.33545	4.42834	0.81228	0.78517	0.98170

3.4. Kết luận chương 3

Chương 3 đề xuất mô hình SNM gồm ba thuật toán SSFRG, NRBOFA và MLRFA. Kết quả thực nghiệm cho thấy SNM đạt giá trị tốt nhất ở Q_{MLI} , Q_{CI} , Q_{MI} và Q_{NCIE} , đồng thời duy trì kết quả cạnh tranh ở Q_G và Q_{FSIM} , bảo toàn tốt thông tin giải phẫu từ MRI và thông tin chức năng từ PET/SPECT. Mô hình vẫn còn hạn chế về chi phí tính toán và khả năng bảo toàn một số đặc trưng biên tinh vi trong điều kiện độ tương phản thấp.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Luận án nghiên cứu bài toán tổng hợp ảnh y học đa mô thức nhằm nâng cao chất lượng ảnh tổng hợp và bảo toàn các đặc trưng quan trọng từ ảnh nguồn. Các kết quả chính gồm:

Thứ nhất, đề xuất mô hình IEXDoG_COA: dùng WMCF để phân rã ảnh, ASR_COA (dựa trên COA) cho thành phần cơ sở và XDoG_ST_LE (kết hợp XDoG, ST, LE) cho thành phần chi tiết, cải thiện đồng thời chất lượng thị giác và khả năng bảo toàn thông tin.

Thứ hai, đề xuất mô hình SNM gồm SSFRG, NRBOFA và MLRFA, khai thác đồng thời thông tin cường độ, cấu trúc và năng lượng cục bộ ở nhiều mức, nâng cao chất lượng ảnh tổng hợp.

Thứ ba, kiểm chứng trên nhiều bộ dữ liệu MRI–PET và MRI–SPECT (gồm cả u thần kinh đệm và Alzheimer). SNM đạt kết quả tốt nhất ở Q_{MLI} , Q_{CI} , trong khi IEXDoG_COA thể hiện ưu thế về bảo toàn biên.

Các hướng nghiên cứu tiếp theo: nghiên cứu các kỹ thuật phân rã và chiến lược tổng hợp mới; phát triển hàm mục tiêu và thuật toán tối ưu hiệu quả hơn; kết hợp các mô hình học sâu (CNN, Transformer, kiến trúc lai) với phân rã ảnh truyền thống; mở rộng đánh giá trên các bộ dữ liệu CT–MRI, PET–CT quy mô lớn; và xây dựng các mô hình tổng hợp xử lý theo thời gian thực.

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

1. **T. H. H. Le**, P. H. Dinh*, V. H. Vu, N. L. Giang, 2024, “A new approach to medical image fusion based on the improved Extended difference - of - Gaussians combined with the Coati optimization algorithm,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 93, pp. 106175. (SCIE, Q1, IF = 4.9).
2. P. H. Dinh*, **T. H. H. Le**, N. L. Giang, 2025, “An effective medical image fusion method utilizing moth - flame optimization and coupled neural P systems”, *Neural Computing and Applications*, vol. 37, pp. 10037–10077. (Scopus, Q1, IF=4.5).
3. H. L. Nguyen, **T. H. H. Le***, H. L. Nguyen, P. H. Dinh, N. L. Giang, 2026, “SNM: A medical image fusion method using SSFRG decomposition, NRBOFA base fusion, and multi - level morphological gradient”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 113, pp. 109080. (SCIE, Q1, IF = 4.9).
4. **Lê Thị Hồng Hà***, Đinh Phú Hùng, Vũ Văn Hiệu, Nguyễn Long Giang, 2024, “Tổng hợp hình ảnh y học dựa trên PCNN và thuật toán MFO”, *Hội thảo quốc gia lần thứ XXVII: Một số vấn đề chọn lọc của Công nghệ thông tin và truyền thông*, Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật, pp 641 - 646.