

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Nguyễn Trí Dũng

TÊN ĐỀ TÀI LUẬN VĂN
TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC DỰA TRÊN
BỘ LỌC GUIDED FILTER VÀ THUẬT TOÁN TỐI ƯU HÓA MPA

LUẬN VĂN THẠC SĨ MÁY TÍNH

Hà Nội – 2026

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Nguyễn Trí Dũng

TÊN ĐỀ TÀI LUẬN VĂN
TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC DỰA TRÊN
BỘ LỌC GUIDED FILTER VÀ THUẬT TOÁN TỐI ƯU HÓA MPA

LUẬN VĂN THẠC SĨ MÁY TÍNH

Ngành: *Hệ thống thông tin*

Mã số: 8480104

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC 1 NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC 2

TS. Đinh Phú Hùng

PGS.TS. Nguyễn Long Giang

A handwritten signature in blue ink, consisting of a stylized 'D' followed by a checkmark-like flourish.

A handwritten signature in blue ink, featuring a large, circular initial 'N' followed by a horizontal line.

Hà Nội - 2026

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin xác nhận rằng toàn bộ nội dung trong luận văn với đề tài “*Tổng hợp hình ảnh y học dựa trên bộ lọc Guided Filter và thuật toán tối ưu hóa MPA*” là kết quả nghiên cứu do cá nhân tôi thực hiện trong quá trình học tập và nghiên cứu, dưới sự hướng dẫn của TS. Đinh Phú Hùng và PGS.TS. Nguyễn Long Giang. Các nội dung trình bày trong luận văn được xây dựng trên cơ sở tìm hiểu tài liệu, triển khai phương pháp và thực nghiệm do tôi trực tiếp thực hiện. Những kết quả đạt được trong luận văn là trung thực, phản ánh đúng quá trình nghiên cứu và không sao chép từ bất kỳ công trình nào khác. Mọi tài liệu tham khảo đều đã được ghi nhận đầy đủ theo quy định. Tôi xin chịu trách nhiệm về tính chính xác của nội dung luận văn.

Hà Nội, ngày 06 tháng 07 năm 2026

Tác giả luận văn



Nguyễn Trí Dũng

LỜI CẢM ƠN

Trong suốt quá trình học tập và thực hiện luận văn, tôi đã nhận được rất nhiều sự quan tâm, hỗ trợ và giúp đỡ từ các thầy cô, gia đình và bạn bè.

Đầu tiên, tôi xin bày tỏ lòng biết ơn chân thành tới TS. Đinh Phú Hùng và PGS.TS. Nguyễn Long Giang, những người đã trực tiếp hướng dẫn và định hướng cho tôi trong quá trình nghiên cứu. Những góp ý chuyên môn, sự tận tâm trong hướng dẫn cũng như những chia sẻ kinh nghiệm của các Thầy đã giúp tôi từng bước hoàn thiện luận văn này.

Tôi xin gửi lời cảm ơn tới các thầy cô trong Học viện đã truyền đạt kiến thức và tạo nền tảng học thuật vững chắc để tôi có thể thực hiện đề tài. Đồng thời, tôi cũng xin cảm ơn các cán bộ, nhân viên của Học viện đã hỗ trợ trong quá trình học tập và hoàn thiện các thủ tục cần thiết.

Tôi xin trân trọng cảm ơn Quỹ Phát triển Khoa học và Công nghệ Quốc gia (NAFOSTED) đã tài trợ cho nghiên cứu này theo đề tài mã số 102.01-2025.01. Sự hỗ trợ của Quỹ đã tạo điều kiện thuận lợi cho tôi trong quá trình triển khai nghiên cứu, từ việc tiếp cận tài liệu, thực hiện thực nghiệm đến hoàn thiện các nội dung khoa học của luận văn.

Bên cạnh đó, tôi xin cảm ơn bạn bè và đồng nghiệp đã luôn sẵn sàng trao đổi, góp ý và hỗ trợ tôi trong quá trình thực hiện luận văn, đặc biệt là trong giai đoạn thực nghiệm và xử lý kết quả.

Cuối cùng, tôi xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới gia đình, những người luôn động viên, tạo điều kiện và là chỗ dựa tinh thần giúp tôi yên tâm học tập và hoàn thành luận văn này.

Xin chân thành cảm ơn!

Hà Nội, ngày 06 tháng 07 năm 2026

Tác giả luận văn



Nguyễn Trí Dũng

MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN	i
LỜI CẢM ƠN	ii
MỤC LỤC	iii
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC CHỮ VIẾT TẮT	1
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC	2
DANH MỤC BẢNG	3
DANH MỤC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ	4
MỞ ĐẦU	5
1. Tính cấp thiết và mục tiêu của luận văn	6
2. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu	7
3. Cấu trúc luận văn	8
CHƯƠNG 1	9
TỔNG QUAN VỀ CÁC PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP HÌNH ẢNH	9
1.1. TỔNG QUAN VỀ ẢNH Y HỌC	9
1.1.1. Vai trò của ảnh y học trong chẩn đoán	9
1.1.2. Đặc điểm của ảnh MRI và PET	10
1.1.3. Hạn chế khi sử dụng riêng lẻ các loại ảnh y học	11
1.2. BÀI TOÁN TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC	12
1.2.1. Khái niệm tổng hợp ảnh y học	12
1.2.2. Mục tiêu của bài toán tổng hợp ảnh y học	13
1.2.3. Những khó khăn và thách thức trong tổng hợp ảnh y học	14
1.3. CÁC PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC	15
1.3.1. Các phương pháp tổng hợp ảnh truyền thống	15
1.3.2. Các phương pháp tổng hợp ảnh dựa trên học sâu	16
1.4. KẾT LUẬN CHƯƠNG 1	18
CHƯƠNG 2	19
CƠ SỞ LÝ THUYẾT CHO BÀI TOÁN TỔNG HỢP ẢNH	19
2.1. BỘ LỌC GUIDED FILTER	19
2.1.1. Giới thiệu khái quát về bộ lọc Guided Filter	19
2.1.2. Mô hình toán học của bộ lọc Guided Filter	20
2.1.3. Áp dụng bộ lọc Guided Filter cho cặp ảnh MRI–PET	22
2.1.4. Nhận xét về bước phân tách ảnh	23
2.2. THUẬT TOÁN TỐI ƯU HÓA MARINE PREDATORS ALGORITHM	23
2.2.1. Khái quát về thuật toán MPA	23
2.2.2. Brownian motion và Lévy flight trong MPA	24
2.2.3. Ba giai đoạn tối ưu của MPA	25

2.2.4. Hiệu ứng FADs trong MPA	26
2.2.5. Hàm mục tiêu trong quá trình tối ưu nền	27
2.2.6. Thuật toán tối ưu trọng số nền bằng MPA	28
2.3. TỔNG HỢP THÀNH PHẦN CHI TIẾT BẰNG PHƯƠNG PHÁP LỰA CHỌN MAX	29
2.3.1. Vai trò của phương pháp lựa chọn MAX trong mô hình đề xuất	29
2.3.2. Cơ sở của phương pháp lựa chọn MAX trong tổng hợp chi tiết	30
2.3.3. Áp dụng phương pháp lựa chọn MAX cho cặp ảnh MRI-PET	31
2.3.4. Thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết bằng MAX	31
2.4. BIẾN ĐỔI KHÔNG GIAN MÀU	32
2.4.1. Biến đổi từ RGB sang YUV	32
2.4.2. Biến đổi từ YUV sang RGB	33
CHƯƠNG 3	35
MÔ HÌNH TỔNG HỢP HÌNH ẢNH ĐỀ XUẤT	35
3.1. PHÂN RÃ HÌNH ẢNH BẰNG BỘ LỌC GUIDED FILTER	36
3.2. TỔNG HỢP THÀNH PHẦN CHI TIẾT	37
3.2.1. Mục đích của việc tổng hợp thành phần chi tiết	37
3.2.2. Lý do lựa chọn phương pháp lựa chọn MAX	37
3.2.3. Công thức tổng hợp	38
3.2.4. Nhận xét	38
3.3. TỔNG HỢP THÀNH PHẦN CƠ SỞ	38
3.3.1. Lý do lựa chọn MPA cho tổng hợp thành phần cơ sở	39
3.3.2. Hàm tối ưu	39
3.3.3. Công thức tổng hợp thành phần cơ sở	40
3.3.4. Nhận xét	40
3.4. KẾT HỢP CÁC THÀNH PHẦN	40
CHƯƠNG 4	42
DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ	42
4.1. DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM	42
4.2. CÁC CHỈ SỐ ĐÁNH GIÁ	42
4.2.1. MLI (Mean Luminance Intensity)	44
4.2.2. SD (Standard Deviation)	44
4.2.3. AG (Average Gradient)	45
4.2.4. QAB/F (Edge-based Fusion Quality Metric)	45
4.2.5. FMI (Feature Mutual Information)	46
4.2.6. MI (Mutual Information)	47
4.2.7. Z-score	48
4.2.8. Nhận xét	48

4.3. CẤU HÌNH THỰC NGHIỆM	48
4.4. THIẾT KẾ THỰC NGHIỆM.....	49
4.4.1. Thực nghiệm 1: Lựa chọn thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết	49
4.4.2. Thực nghiệm 2: Lựa chọn thuật toán tổng hợp thành phần cơ sở.....	50
4.4.3. Thực nghiệm 3: So sánh với các phương pháp khác	50
4.5. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM	51
4.5.1. Kết quả thực nghiệm 1	51
4.5.2. Kết quả thực nghiệm 2	52
4.5.3. Kết quả thực nghiệm 3	53
4.6. Độ phức tạp tính toán.....	55
KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ	57
1. Tóm tắt đóng góp chính	57
2. Hạn chế của nghiên cứu	58
3. Hướng nghiên cứu trong tương lai.....	58
DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO	60

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC CHỮ VIẾT TẮT

Tiếng Anh	Viết tắt	Diễn giải
Magnetic Resonance Imaging	MRI	Ảnh cộng hưởng từ
Positron Emission Tomography	PET	Ảnh PET
Guided Filter	GF	Bộ lọc Guided Filter
Marine Predators Algorithm	MPA	Thuật toán tối ưu hóa MPA
Maximum Fusion Rule	MAX	Quy tắc tổng hợp MAX
Input Image	A, B	Hai ảnh đầu vào (MRI và PET)
Base component	A_L, B_L	Thành phần cơ sở sau Guided Filter
Detail component	A_H, B_H	Thành phần chi tiết sau Guided Filter
Fused Image	F	Ảnh tổng hợp (Fusion)
Fused Base	F_L	Thành phần cơ sở của ảnh tổng hợp
Fused Detail	F_H	Thành phần chi tiết của ảnh tổng hợp
Weight	w_1, w_2	Trọng số kết hợp của thành phần cơ sở
Y Channel	Y	Kênh độ sáng
U Channel	U	Kênh màu U
V Channel	V	Kênh màu V
Mean Luminance Index	MLI	Chỉ số đánh giá độ sáng trung bình
Standard Deviation	SD	Chỉ số đánh giá độ tương phản
Average Gradient	AG	Chỉ số đánh giá độ sắc nét
$Q^{AB/F}$	$Q^{AB/F}$	Đo khả năng bảo toàn thông tin biên
Feature Mutual Information	FMI	Thông tin tương hỗ dựa trên đặc trưng
Mutual Information	MI	Đo lượng thông tin tương hỗ giữa ảnh tổng hợp và ảnh đầu vào
Z-score	Z	Giá trị chuẩn hóa để so sánh các chỉ số

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC

Ký hiệu	Diễn giải
A	Ảnh MRI đầu vào
B	Ảnh PET đầu vào (kênh Y)
A_L	Thành phần cơ sở của ảnh MRI
A_H	Thành phần chi tiết của ảnh MRI
B_L	Thành phần cơ sở của ảnh PET
B_H	Thành phần chi tiết của ảnh PET
F	Ảnh tổng hợp (Fusion)
F_L	Thành phần cơ sở của ảnh tổng hợp
F_H	Thành phần chi tiết của ảnh tổng hợp
w_1, w_2	Trọng số kết hợp của thành phần cơ sở

DANH MỤC BẢNG

Bảng 1.1. So sánh đặc điểm ảnh MRI và PET.....	11
Bảng 1.2. So sánh các phương pháp tổng hợp ảnh	18
Bảng 2.1. Đặc điểm của Guided Filter	20
Bảng 2.2. Các bước chính của Guided Filter	23
Bảng 2.3. Ảnh hưởng của các tham số trong Guided Filter	23
Bảng 2.4. Một số đặc điểm của thuật toán MPA	24
Bảng 2.5. Đặc điểm của phương pháp lựa chọn MAX.....	30
Bảng 2.6. Các bước thực hiện phương pháp lựa chọn MAX	31
Bảng 2.7. Vai trò của MAX trong mô hình đề xuất.....	31
Bảng 2.8. So sánh không gian màu RGB và YUV	34
Bảng 4.1. Các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh.....	43
Bảng 4.2. So sánh các phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết (MPA cố định) .	51
Bảng 4.3. So sánh các phương pháp tổng hợp thành phần cơ sở (MAX cố định)...	52
Bảng 4.4. So sánh kết quả giữa các phương pháp.....	53
Bảng 4.5. Thời gian chạy trung bình của các phương pháp	55

DANH MỤC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ

Hình 1.1. Cặp ảnh MRI và PET	10
Hình 2.1. Sơ đồ phân tách thành phần ảnh bằng bộ lọc Guided Filter	22
Hình 2.2. Sơ đồ ba giai đoạn của thuật toán MPA.....	29
Hình 3.1. Sơ đồ tổng quát mô hình tổng hợp ảnh đề xuất.....	35
Hình 3.2. Sơ đồ phân rã 2 thành phần dựa trên bộ lọc Guided Filter	36
Hình 4.1. Ảnh MRI (trái) đầu vào và ảnh PET (phải) đầu vào.....	42

MỞ ĐẦU

Trong chẩn đoán y học, hình ảnh từ các phương tiện chụp chiếu giữ vai trò rất quan trọng [1]. Dù vậy, chỉ quan sát một loại ảnh riêng lẻ thì nhiều trường hợp vẫn chưa đủ để đưa ra nhận định thật sự chắc chắn về các bệnh. Có khi tổn thương hiện lên khá rõ về hình thái, nhưng trạng thái hoạt động chức năng của vùng đó lại chưa được thể hiện đầy đủ. Cũng có trường hợp những biến đổi về sinh học đã xuất hiện, song vị trí và ranh giới giải phẫu của vùng bất thường vẫn khó xác định một cách chính xác. Vì thế, yêu cầu đặt ra không còn chỉ là sử dụng thông tin từng ảnh theo cách tách rời, mà là khai thác được phần thông tin bổ sung giữa các nguồn ảnh khác nhau [2] để hỗ trợ chẩn đoán tốt hơn.

Trong luận văn này, cặp ảnh được lựa chọn là MRI và PET. Đây là hai loại ảnh thường gặp trong các nghiên cứu liên quan đến não và một số cơ quan có cấu trúc phức tạp. MRI thể hiện tốt hơn mặt giải phẫu, đặc biệt ở mô mềm, nên thuận lợi khi cần quan sát hình dạng, vị trí và ranh giới của vùng bất thường. PET lại nổi bật ở khía cạnh khác. Loại ảnh này phản ánh rõ hơn hoạt động chức năng, nhất là các biến đổi liên quan đến chuyển hóa và sinh học của mô. Nói gọn lại, MRI mạnh về cấu trúc, còn PET mạnh về chức năng. Chính vì vậy, hai loại ảnh này không thay thế nhau mà bổ sung cho nhau ở những phần thông tin mà từng ảnh riêng lẻ còn thiếu.

Nếu chỉ sử dụng từng ảnh một cách độc lập thì thông tin thu được vẫn còn rời rạc. MRI giúp nhìn rõ cấu trúc, nhưng không cho thấy đầy đủ tình trạng hoạt động chức năng. PET có thể chỉ ra vùng bất thường về chức năng, nhưng lại không thật sự thuận lợi khi cần xác định chính xác ranh giới giải phẫu. Trong thực tế, bác sĩ thường phải đối chiếu đồng thời cả hai nguồn ảnh để đưa ra nhận định. Cách làm đó là cần thiết, nhưng không hề đơn giản, nhất là khi hai ảnh khác nhau về cường độ, độ tương phản và cách biểu diễn thông tin. Khi đó, quá trình tổng hợp vẫn còn phụ thuộc khá nhiều vào kinh nghiệm của bác sĩ chuẩn đoán hình ảnh.

Để đáp ứng yêu cầu đó, bài toán tổng hợp ảnh y học được đặt ra. Điều cần hướng tới không phải là ghép hai ảnh theo nghĩa cơ học, mà là tạo ra một ảnh mới trong đó những thông tin quan trọng từ ảnh đầu vào vẫn được bảo toàn ở mức cần thiết. Với cặp ảnh MRI–PET, ảnh sau tổng hợp phải vừa giữ được chi tiết cấu trúc từ MRI, vừa không làm mất phần thông tin chức năng mà PET mang lại [3]. Đây là một bài toán có ý nghĩa thực tiễn rõ ràng, nhưng không dễ xử lý. Nguyên nhân nằm ở chỗ hai nguồn ảnh khác nhau ngay từ bản chất. Nếu kết hợp theo cách đơn giản, ảnh đầu ra rất dễ bị mờ, mất biên hoặc lệch quá nhiều về một nguồn ảnh, khi đó giá trị của ảnh tổng hợp cũng giảm đi đáng kể [4].

Đối với bài toán này, các hướng xử lý đã được đề xuất khá đa dạng. Có phương pháp đi theo hướng truyền thống, cũng có phương pháp khai thác học sâu. Mỗi hướng đều có thế mạnh riêng. Các phương pháp truyền thống thường dễ triển khai hơn, dễ theo dõi từng bước xử lý và không phụ thuộc quá nặng vào dữ liệu ảnh đầu vào. Trong khi đó, học sâu có thể cho kết quả tốt hơn ở những trường hợp phức tạp [5], nhưng yêu cầu về dữ liệu và chi phí tính toán cũng cao hơn. Với điều kiện của đề tài này, hướng được lựa chọn không phải là học sâu hay truyền thống hoàn toàn, mà là kết hợp giữa xử lý ảnh và tối ưu hóa.

Trên cơ sở đó, luận văn đề xuất một phương pháp tổng hợp ảnh y học dựa trên ba thành phần chính: bộ lọc Guided Filter, thuật toán tối ưu hóa Marine Predators Algorithm (MPA) và phương pháp lựa chọn MAX. Trước hết, bộ lọc Guided Filter được dùng để tách ảnh đầu vào thành hai phần là thành phần nền và thành phần chi tiết [6]. Cách tách này giúp quá trình xử lý phía sau rõ hơn, vì hai nhóm thông tin không còn bị đặt chung trong một bước. Sau đó, ở thành phần nền, thuật toán tối ưu hóa MPA được sử dụng để tìm trọng số kết hợp phù hợp hơn thay cho cách chọn thủ công. Với thành phần chi tiết, phương pháp lựa chọn MAX được dùng để giữ lại thông tin nổi bật hơn giữa hai ảnh đầu vào trước khi thực hiện tổng hợp [7]. Từ các bước đó, ảnh đầu ra được xây dựng theo hướng cố gắng giữ được đồng thời cả cấu trúc và thông tin chức năng, thay vì chỉ thiên về một phía.

Luận văn không đặt mục tiêu xây dựng một mô hình quá phức tạp. Điều được hướng tới là một quy trình xử lý đủ rõ, có thể triển khai được và phù hợp với bộ dữ liệu MRI–PET sử dụng trong phần thực nghiệm. Đó cũng là lý do đề tài “*Tổng hợp hình ảnh y học dựa trên bộ lọc Guided Filter và thuật toán tối ưu hóa MPA*” được lựa chọn.

1. Tính cấp thiết và mục tiêu của luận văn

Chẩn đoán hình ảnh hiện nay đã trở thành một phần quen thuộc trong thực hành y học. Nhưng có ảnh chưa có nghĩa là đã có đủ thông tin. Điều quan trọng hơn nằm ở chỗ đọc được gì từ ảnh và rút ra được gì từ phần thông tin đó. Với các cặp ảnh như MRI và PET, mỗi loại chỉ cung cấp tốt một mặt thông tin. MRI cho thấy rõ hơn về cấu trúc, còn PET lại phản ánh tốt hơn mặt chức năng. Vì vậy, nếu chỉ xem riêng từng ảnh thì trong nhiều trường hợp, kết quả đánh giá vẫn chưa thật sự trọn vẹn.

Bài toán tổng hợp ảnh đã được nghiên cứu theo khá nhiều hướng khác nhau. Có phương pháp làm tốt thành phần chi tiết, có phương pháp cải thiện được khả năng hiển thị của ảnh đầu ra. Nhưng khi đặt hai yêu cầu đó cạnh nhau thì vấn đề lại không đơn giản. Nếu nghiêng quá nhiều về phía giữ chi tiết, ảnh tổng hợp dễ trở

nên quá sắc nét, thiếu tự nhiên. Nếu thiên về làm mượt ảnh, những thông tin quan trọng lại có nguy cơ bị mờ đi hoặc mất đi. Nói cách khác, điểm khó của bài toán này không nằm ở chỗ tạo ra một ảnh mới, mà nằm ở chỗ giữ được sự cân bằng giữa các loại thông tin cần bảo toàn.

Việc tiếp tục nghiên cứu các phương pháp tổng hợp ảnh phù hợp hơn vẫn là cần thiết. Trong luận văn này, bài toán MRI–PET được tiếp cận theo hướng không xử lý toàn bộ ảnh bằng một cơ chế duy nhất. Ảnh đầu vào được tách thành những thành phần khác nhau, sau đó từng phần được xử lý theo cách riêng. Hướng làm này được lựa chọn với kỳ vọng giữ được phần cấu trúc quan trọng của ảnh, đồng thời hạn chế việc thất thoát thông tin trong quá trình tổng hợp.

Luận văn tập trung vào các mục tiêu chính sau:

- Xây dựng một quy trình phân rã ảnh sử dụng bộ lọc Guided Filter để phân tách ảnh đầu vào thành phần cơ sở và thành phần chi tiết.
- Sử dụng thuật toán tối ưu hóa MPA để xác định trọng số phù hợp trong bước kết hợp thành phần cơ sở.
- Áp dụng phương pháp lựa chọn MAX trong xử lý thành phần chi tiết nhằm giữ lại các đặc trưng nổi bật của ảnh.
- Đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất thông qua các chỉ số định lượng và đối chiếu với một số phương pháp khác.

2. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận văn là bài toán tổng hợp ảnh y học, trong đó phần trọng tâm được đặt vào cặp ảnh MRI và PET. Để xử lý bài toán này, luận văn sử dụng các kỹ thuật thuộc ba nhóm chính: xử lý ảnh, quy tắc kết hợp và tối ưu hóa. Đây là những cơ sở được dùng để xây dựng mô hình đề xuất.

Về phạm vi nghiên cứu, luận văn tập trung vào các nội dung sau:

- Khảo sát một số phương pháp tổng hợp ảnh đã được công bố, từ đó làm cơ sở lựa chọn hướng tiếp cận.
- Xây dựng một phương pháp tổng hợp ảnh dựa trên sự kết hợp giữa bộ lọc Guided Filter, thuật toán tối ưu hóa MPA và phương pháp lựa chọn MAX.
- Thực nghiệm trên tập dữ liệu gồm các cặp ảnh MRI–PET.

Đánh giá kết quả thông qua các chỉ số như MLI (Mean Luminance Intensity), SD (Standard Deviation), AG (Average Gradient), $Q^{AB/F}$ (Edge-based Fusion Quality Metric), FMI (Feature Mutual Information), MI (Mutual Information) và Z-score.

Cần nói rõ rằng phạm vi của luận văn chủ yếu dừng ở việc đề xuất và kiểm chứng một hướng cải tiến cho bài toán tổng hợp ảnh. Nội dung nghiên cứu chưa đi tới mức xây dựng một hệ thống ứng dụng hoàn chỉnh cho môi trường chẩn đoán bệnh. Nói cách khác, luận văn nghiêng về mặt phương pháp và thực nghiệm nhiều hơn là triển khai thành một công cụ sử dụng trực tiếp trong thực tế bệnh viện.

3. Cấu trúc luận văn

Luận văn được tổ chức thành bốn chương, ngoài phần Mở đầu và Kết luận.

Chương 1 Tổng quan về các phương pháp tổng hợp hình ảnh

Chương 2 Cơ sở lý thuyết cho bài toán tổng hợp ảnh

Chương 3 Mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất

Chương 4 Dữ liệu thực nghiệm và kết quả

CHƯƠNG 1

TỔNG QUAN VỀ CÁC PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP HÌNH ẢNH

Chương 1 trình bày tổng quan về tổng hợp hình ảnh y học và các lý thuyết cơ bản để đặt nền tảng cho toàn bộ luận văn. Nội dung của chương này không chỉ dừng ở việc giới thiệu bài toán tổng hợp ảnh y học, mà còn làm rõ những yếu tố cần thiết để hiểu vì sao bài toán này đáng quan tâm và vì sao hướng tiếp cận trong luận văn lại được lựa chọn theo cách đó. Trước hết, chương này xem xét vai trò của ảnh y học trong chẩn đoán, đồng thời làm rõ đặc điểm của hai loại ảnh được sử dụng xuyên suốt luận văn là MRI và PET. Từ đó, các nội dung cơ bản của bài toán tổng hợp ảnh được đặt ra, gồm bản chất của bài toán, mục tiêu cần đạt tới và những khó khăn thường gặp khi triển khai.

Bên cạnh phần nền tảng đó, chương này cũng điếm qua một số hướng tiếp cận đã được sử dụng trong lĩnh vực tổng hợp ảnh, từ các phương pháp truyền thống đến các phương pháp dựa trên học sâu.

1.1. TỔNG QUAN VỀ ẢNH Y HỌC

1.1.1. Vai trò của ảnh y học trong chẩn đoán

Trong hoạt động chẩn đoán, việc quan sát được cơ quan hoặc vùng tổn thương bên trong cơ thể có ý nghĩa rất lớn. Nếu chỉ dựa vào biểu hiện lâm sàng hoặc các xét nghiệm thông thường thì ở nhiều trường hợp, việc xác định chính xác vị trí, mức độ và phạm vi tổn thương vẫn gặp không ít khó khăn. Chính vì vậy, các kỹ thuật tạo ảnh y học ngày càng giữ vai trò quan trọng trong chuẩn đoán bệnh dựa trên hình ảnh.

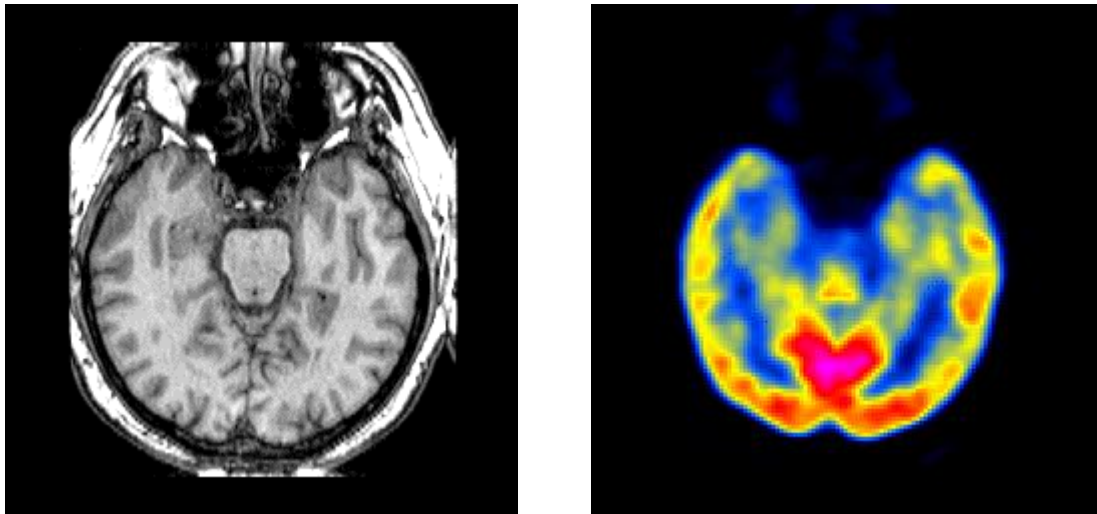
Ảnh y học giúp bác sĩ tiếp cận thông tin theo cách trực quan hơn nhiều so với việc chỉ dựa vào triệu chứng hoặc mô tả lâm sàng. Với những bệnh lý liên quan đến não chẳng hạn, việc nhìn thấy rõ vùng tổn thương thường có ý nghĩa rất lớn trong quá trình đánh giá và lựa chọn hướng xử lý. Khi có hình ảnh hỗ trợ, nhận định chuyên môn thường có cơ sở rõ hơn và bớt lệ thuộc hoàn toàn vào kinh nghiệm chủ quan.

Dù vậy, không có loại ảnh nào phản ánh đầy đủ mọi mặt của đối tượng cần quan sát. Có kỹ thuật cho thấy rõ cấu trúc giải phẫu, giúp phân biệt tốt ranh giới giữa các mô, nhưng lại không cung cấp nhiều thông tin về hoạt động chức năng. Ngược lại, cũng có những kỹ thuật phản ánh được biến đổi sinh học hoặc chuyển hóa, nhưng phần cấu trúc lại không thật sự chi tiết. Vì thế, nếu chỉ dựa vào một nguồn ảnh riêng lẻ thì trong nhiều trường hợp, việc đánh giá vẫn chưa đủ sâu và chưa thể đưa ra các chẩn đoán chính xác.

Thực tế thì bác sĩ hiếm khi đưa ra kết luận chỉ từ một loại ảnh. Việc kết hợp thêm nhiều nguồn thông tin khác nhau là điều gần như cần thiết, đặc biệt trong những ca bệnh phức tạp. Nhưng càng có nhiều loại ảnh, việc phân tích lại càng khó hơn. Các nguồn ảnh có thể bổ sung cho nhau, nhưng đồng thời cũng làm tăng độ phức tạp của quá trình đọc và đối chiếu. Đây là một trong những lý do khiến các nghiên cứu về xử lý và tổng hợp ảnh y học ngày càng được quan tâm, nhất là trong bối cảnh nhu cầu khai thác đồng thời cả thông tin cấu trúc lẫn thông tin chức năng ngày càng rõ rệt hơn.

1.1.2. Đặc điểm của ảnh MRI và PET

Trong các kỹ thuật tạo ảnh y học, MRI và PET thường được đặt cạnh nhau vì hai loại ảnh này phản ánh hai mặt thông tin không giống nhau. Trước khi đi sâu vào bài toán tổng hợp ảnh, cần nhìn rõ đặc điểm của từng loại, bởi chính sự khác biệt đó là lý do làm cho việc kết hợp chúng trở nên có ý nghĩa.



Hình 1.1. Cặp ảnh MRI và PET

MRI có ưu thế rõ hơn ở phương diện cấu trúc giải phẫu. Ảnh PET thiên về mặt chức năng. Loại ảnh này thể hiện khá tốt các mô mềm, nên thuận lợi khi cần quan sát hình dạng, vị trí và ranh giới của vùng tổn thương. Với những trường hợp liên quan đến não, điểm mạnh này đặc biệt quan trọng vì nó giúp phân biệt các vùng mô rõ hơn và hỗ trợ đánh giá phạm vi tổn thương một cách cụ thể hơn. Vì vậy, MRI thường phù hợp với những tình huống cần nhấn mạnh đến chi tiết cấu trúc.

Điểm mạnh của MRI cũng đi kèm với một giới hạn khá rõ. MRI chủ yếu phản ánh hình thái. Những biến đổi liên quan đến hoạt động sinh học hoặc chuyển hóa của mô không phải lúc nào cũng thể hiện rõ trên loại ảnh này. Nói cách khác, MRI cho thấy tổn thương nằm ở đâu rõ hơn là vùng đó đang hoạt động như thế nào.

PET thì đi theo hướng ngược lại. Ảnh PET thiên về mặt chức năng nhiều hơn [1]. Do được hình thành từ sự phân bố của chất đánh dấu phóng xạ trong cơ thể, PET có khả năng phản ánh mức độ hoạt động sinh học tại từng vùng mô. Trong thực tế, những vùng có chuyển hóa bất thường thường là dấu hiệu quan trọng trong phát hiện bệnh. Vì thế, PET có giá trị rõ hơn khi cần đánh giá hoạt động chức năng, nhất là trong các trường hợp mà biến đổi chức năng xuất hiện sớm hơn thay đổi về mặt cấu trúc.

Dù vậy, PET không phải là loại ảnh mạnh về chi tiết giải phẫu. Độ phân giải không gian của PET thường thấp hơn MRI, nên hình dạng và ranh giới tổn thương không phải lúc nào cũng được thể hiện rõ. Nếu chỉ quan sát PET riêng lẻ thì việc xác định chính xác vị trí hoặc mức độ lan rộng của vùng bất thường vẫn có thể gặp khó khăn.

Chính từ những đặc điểm đó có thể thấy MRI và PET không có quan hệ thay thế, mà chủ yếu là quan hệ bổ sung [2]. MRI cho cái nhìn rõ hơn về cấu trúc, còn PET làm rõ hơn về chức năng. Khi được sử dụng đồng thời, hai loại ảnh này có thể hỗ trợ lẫn nhau để tạo ra một cách nhìn đầy đủ hơn so với việc chỉ dựa vào từng nguồn ảnh riêng lẻ. Để tiện so sánh, Bảng 1.1 trình bày một số đặc điểm cơ bản của ảnh MRI và PET.

Bảng 1.1. So sánh đặc điểm ảnh MRI và PET.

Tiêu chí	MRI	PET
Loại thông tin	Cấu trúc giải phẫu	Thông tin chức năng
Độ phân giải	Cao	Thấp
Khả năng phát hiện sớm	Hạn chế	Tốt
Hiện thị ranh giới	Rõ ràng	Mờ
Ứng dụng chính	Xác định cấu trúc mô	Phát hiện vùng hoạt động bất thường

1.1.3. Hạn chế khi sử dụng riêng lẻ các loại ảnh y học

Mặc dù MRI và PET đều có giá trị trong chẩn đoán, việc sử dụng riêng từng loại ảnh vẫn bộc lộ những giới hạn khá rõ. Vấn đề nằm ở chỗ mỗi loại ảnh chỉ làm tốt một nhóm thông tin nhất định, trong khi nhiều bệnh lý trên thực tế không chỉ liên quan đến cấu trúc mà còn gắn với biến đổi chức năng. Nếu chỉ nhìn theo một phía, phần thông tin còn lại rất dễ bị bỏ sót.

Với MRI, ưu điểm nổi bật nhất là khả năng thể hiện cấu trúc mô tương đối rõ. Nhờ đó, bác sĩ có thể quan sát khá tốt hình dạng, vị trí và ranh giới của tổn thương. Nhưng MRI chủ yếu vẫn là ảnh cấu trúc. Trong những trường hợp mà thay

đổi chức năng xuất hiện trước thay đổi hình thái, ảnh MRI có thể chưa bộc lộ dấu hiệu bất thường đủ rõ để hỗ trợ phát hiện sớm. Vì vậy, nếu chỉ dựa vào ảnh cấu trúc thì việc đánh giá bệnh lý ở giai đoạn sớm vẫn có thể gặp hạn chế.

PET thì khác. Điểm mạnh của PET nằm ở khả năng phản ánh hoạt động sinh học hoặc chuyển hóa của mô. Nhờ đó, những vùng bất thường về chức năng có thể được nhận ra sớm hơn, kể cả khi ảnh cấu trúc chưa cho thấy thay đổi rõ rệt. Tuy nhiên, PET lại không phải là loại ảnh mạnh về chi tiết giải phẫu. Ranh giới tổn thương có thể mờ, hình dạng thể hiện chưa đủ sắc, nên nếu chỉ quan sát PET thì việc xác định chính xác vị trí bất thường vẫn chưa thật sự thuận lợi.

Một vấn đề khác cũng cần chú ý là các loại ảnh này không biểu diễn thông tin theo cùng một cách [3]. Thang cường độ, độ tương phản và mức độ nhiễu giữa các nguồn ảnh có thể chênh nhau khá nhiều. Khi phải đối chiếu đồng thời nhiều ảnh, việc tổng hợp thông tin không phải lúc nào cũng dễ, nhất là trong các trường hợp dữ liệu phức tạp hoặc khi sự khác biệt giữa các nguồn ảnh bộc lộ quá rõ.

Nếu quá trình tổng hợp thông tin vẫn chủ yếu dựa vào kinh nghiệm của người đọc ảnh thì tính đồng nhất trong đánh giá khó được bảo đảm. Với cùng một bộ dữ liệu, những người đọc khác nhau vẫn có thể đưa ra các nhận định không hoàn toàn giống nhau, đặc biệt trong trường hợp thông tin giữa các ảnh không trùng khớp một cách rõ ràng. Điều đó cho thấy cần có những phương pháp hỗ trợ mang tính hệ thống hơn, thay vì chỉ dựa vào quan sát thủ công và kinh nghiệm cá nhân.

Đánh giá khách quan về những mặt hạn chế của từng loại ảnh có thể thấy việc kết hợp thông tin từ nhiều nguồn ảnh là một hướng đi cần thiết. Thay vì xem từng ảnh theo cách tách rời, các phương pháp tổng hợp ảnh hướng đến việc tạo ra một ảnh đầu ra duy nhất nhưng vẫn giữ lại được những phần thông tin quan trọng từ các nguồn đầu vào. Đây cũng là cơ sở dẫn tới bài toán tổng hợp ảnh y học, nội dung sẽ được trình bày ở các phần tiếp theo.

1.2. BÀI TOÁN TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC

1.2.1. Khái niệm tổng hợp ảnh y học

Tổng hợp ảnh y học có thể hiểu là quá trình kết hợp thông tin từ hai hay nhiều nguồn ảnh khác nhau để tạo ra một ảnh đầu ra có giá trị sử dụng cao hơn so với việc xem riêng từng ảnh. Trong xử lý ảnh y học, đây là một hướng nghiên cứu được quan tâm nhiều vì nó gắn trực tiếp với nhu cầu khai thác đồng thời nhiều lớp thông tin trên cùng một đối tượng quan sát.

Điểm cốt lõi của bài toán này không nằm ở việc gom nhiều ảnh lại thành một ảnh mới theo nghĩa hình thức. Điều quan trọng hơn là ảnh sau tổng hợp vẫn phải giữ được các đặc trưng có giá trị từ ảnh đầu vào. Với trường hợp MRI và PET, yêu

cầu đó thể hiện khá rõ: ảnh đầu ra cần giữ được phần cấu trúc giải phẫu từ MRI, đồng thời không làm mất đi phần thông tin chức năng mà PET cung cấp. Nếu thực hiện tốt, ảnh kết quả sẽ thuận lợi hơn cho việc quan sát và hỗ trợ đánh giá chính xác hơn.

Cũng cần nói rõ rằng tổng hợp ảnh không phải là phép chồng ảnh đơn giản [4]. Nếu kết hợp theo cách không phù hợp, ảnh đầu ra có thể bị mờ, mất chi tiết, hoặc làm suy giảm một trong hai nguồn thông tin ban đầu. Thậm chí có trường hợp, ảnh sau tổng hợp còn khó quan sát hơn cả ảnh gốc. Vì vậy, trọng tâm của bài toán không phải chỉ là kết hợp nhiều ảnh, mà là kết hợp theo cách vẫn giữ lại được phần thông tin thực sự cần thiết cho mục đích sử dụng.

Một điểm nữa không thể bỏ qua là các ảnh đầu vào thường khác nhau khá nhiều về cách biểu diễn thông tin. Sự khác biệt đó có thể nằm ở cường độ, độ tương phản, mức nhiễu hoặc đặc trưng hiển thị nói chung. Chính điều này làm cho bài toán tổng hợp ảnh phức tạp hơn nhiều so với các bài toán xử lý ảnh thông thường. Bởi vậy, các phương pháp tổng hợp ảnh thường không thể dừng ở một bước kết hợp đơn giản, mà phải có thêm những cơ chế xử lý phù hợp để vừa chọn lọc được thông tin quan trọng, vừa bảo đảm chất lượng ảnh đầu ra.

1.2.2. Mục tiêu của bài toán tổng hợp ảnh y học

Mục tiêu của bài toán tổng hợp ảnh y học là tạo ra một ảnh đầu ra duy nhất nhưng vẫn giữ được những thông tin quan trọng từ các ảnh đầu vào. Nói cách khác, ảnh sau tổng hợp không thể chỉ là kết quả của việc ghép nhiều ảnh lại với nhau theo nghĩa hình thức. Điều cần hướng tới là một ảnh có khả năng thể hiện rõ hơn những đặc trưng cần thiết cho quá trình quan sát và đánh giá.

Với cặp ảnh MRI và PET, yêu cầu này bộc lộ khá rõ. Ảnh tổng hợp cần giữ được thành phần chi tiết cấu trúc từ MRI, đồng thời vẫn phản ánh được thông tin chức năng từ PET. Đây cũng là hướng mà nhiều nghiên cứu trong lĩnh vực tổng hợp ảnh y học đang tập trung quan tâm. Nếu trong quá trình kết hợp, một trong hai nguồn thông tin bị suy giảm quá nhiều thì ảnh đầu ra rất khó đáp ứng được yêu cầu sử dụng.

Nhưng giữ được thông tin thôi vẫn chưa đủ. Chất lượng hiển thị của ảnh sau tổng hợp cũng là một mục tiêu không thể xem nhẹ [3]. Một ảnh có nhiều thông tin nhưng bị mờ, thiếu tương phản hoặc chứa nhiều nhiễu thì trên thực tế cũng khó phát huy giá trị. Vì vậy, các phương pháp tổng hợp không chỉ cần bảo toàn nội dung từ các ảnh đầu vào, mà còn phải bảo đảm ảnh kết quả đủ rõ, có độ sắc nét phù hợp và thuận lợi cho việc quan sát.

Một yêu cầu khác cũng rất quan trọng là phải giữ được sự cân bằng giữa các nguồn ảnh. Nếu quá ưu tiên một ảnh đầu vào thì những đặc trưng của ảnh còn lại rất dễ bị lấn át. Nhưng nếu kết hợp theo kiểu quá trung bình, ảnh đầu ra lại có nguy cơ trở nên nhạt, không thể hiện rõ thế mạnh của bất kỳ nguồn ảnh nào. Vì vậy, cách lựa chọn cơ chế kết hợp có ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng của ảnh tổng hợp.

Phương pháp tổng hợp cũng cần có tính ổn định. Một phương pháp không nên chỉ cho kết quả tốt trên một vài trường hợp riêng lẻ, mà cần duy trì được hiệu quả khi áp dụng trên nhiều bộ dữ liệu khác nhau. Đây là yêu cầu đặc biệt quan trọng trong ảnh y học, vì dữ liệu đầu vào thường không đồng đều về chất lượng, mức nhiễu và điều kiện thu nhận.

Phần mục tiêu của bài toán tổng hợp ảnh hiện nay còn được mở rộng theo hướng tự động hóa. Thay vì lựa chọn thủ công các tham số hoặc quy tắc xử lý, nhiều phương pháp sử dụng các thuật toán tối ưu để tìm ra cách kết hợp phù hợp hơn cho từng trường hợp cụ thể [7]. Hướng đi này giúp giảm bớt sự lệ thuộc vào kinh nghiệm chủ quan và tăng khả năng thích ứng của phương pháp.

Tóm lại, mục tiêu của bài toán tổng hợp ảnh y học không dừng ở việc tạo ra một ảnh mới từ nhiều nguồn đầu vào. Điều cần hướng tới là một ảnh vừa giữ được thông tin quan trọng, vừa có chất lượng hiển thị đủ tốt và có giá trị sử dụng trong thực tế. Đây cũng là cơ sở để xem xét và đánh giá hiệu quả của các phương pháp tổng hợp sẽ được trình bày ở những phần tiếp theo.

1.2.3. Những khó khăn và thách thức trong tổng hợp ảnh y học

Về mặt ý tưởng, tổng hợp ảnh y học là việc kết hợp thông tin từ nhiều nguồn ảnh để tạo ra một ảnh đầu ra có giá trị sử dụng cao hơn. Nhưng khi đi vào thực tế, đây không phải là bài toán đơn giản. Cái khó không chỉ nằm ở dữ liệu đầu vào, mà còn nằm ở cách chọn lọc, giữ lại và kết hợp thông tin sao cho ảnh sau tổng hợp vẫn đủ tốt để sử dụng.

Một trở ngại lớn của bài toán này là sự khác biệt giữa các nguồn ảnh. Ảnh đầu vào có thể không giống nhau về cường độ, độ tương phản, độ phân giải hay mức độ nhiễu. Chính sự chênh lệch đó làm cho việc kết hợp thông tin trở nên phức tạp hơn, nhất là khi mục tiêu không chỉ là gộp ảnh, mà còn phải tránh để ảnh đầu ra bị lệch hẳn về một nguồn nào đó.

Không phải mọi thông tin xuất hiện trên ảnh đầu vào đều cần được giữ lại. Trong mỗi ảnh thường tồn tại song song hai phần: phần có ích cho chẩn đoán và phần không mong muốn như nhiễu hoặc những chi tiết ít giá trị. Nếu quá trình tổng hợp không có cơ chế lựa chọn phù hợp thì ảnh kết quả có thể giữ lại cả những yếu tố không cần thiết. Nhưng nếu loại bỏ quá mạnh thì các đặc trưng quan trọng cũng

rất dễ mất đi. Đây là một chỗ khó, vì sai lệch ở bước này thường ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng ảnh sau cùng.

Một vấn đề khác là làm thế nào để duy trì được sự cân bằng giữa các nguồn ảnh. Trong nhiều phương pháp, bước kết hợp thường gắn với các trọng số. Tuy nhiên, việc xác định những trọng số đó không phải lúc nào cũng rõ ràng. Nếu lựa chọn không hợp lý, ảnh đầu ra có thể giữ quá nhiều thông tin từ một nguồn và làm suy giảm phần thông tin từ nguồn còn lại. Với cặp ảnh MRI–PET, điều này có thể dẫn đến tình trạng ảnh tổng hợp vẫn rõ về cấu trúc nhưng mờ đi về mặt chức năng, hoặc ngược lại.

Sự khác biệt về độ phân giải cũng là một điểm không thể bỏ qua. Trong thực tế, các ảnh có thể được thu nhận với kích thước khác nhau và mức độ chi tiết cũng không hoàn toàn tương đồng. Vì vậy, trước khi tổng hợp thường phải có các bước tiền xử lý như chuẩn hóa hoặc căn chỉnh. Nếu các bước này không được thực hiện cẩn thận thì thông tin ban đầu có thể bị thay đổi, từ đó ảnh hưởng đến chất lượng của ảnh đầu ra.

Hiện nay đã có nhiều hướng tiếp cận được đề xuất để xử lý những khó khăn này, chẳng hạn như các phương pháp dựa trên biến đổi [8], biểu diễn thưa [9] hoặc các thuật toán tối ưu [7], [10]. Nhưng mỗi hướng vẫn có giới hạn riêng. Có phương pháp phụ thuộc khá mạnh vào tham số, có phương pháp đòi hỏi chi phí tính toán cao [5], cũng có phương pháp chưa giữ được hiệu quả ổn định khi áp dụng trên những loại dữ liệu khác nhau. Điều đó cho thấy bài toán tổng hợp ảnh y học đến nay vẫn chưa phải là bài toán đã có lời giải trọn vẹn cho mọi trường hợp.

Từ những khó khăn nêu trên, cho thấy việc xây dựng một phương pháp tổng hợp ảnh hiệu quả không thể chỉ nhìn vào một yếu tố riêng lẻ. Cần xem xét đồng thời đặc điểm của dữ liệu đầu vào, cơ chế lựa chọn thông tin và cách kết hợp giữa các nguồn ảnh. Đây cũng là lý do luận văn lựa chọn hướng tiếp cận kết hợp nhiều kỹ thuật khác nhau, với mục tiêu cải thiện chất lượng của ảnh tổng hợp.

1.3. CÁC PHƯƠNG PHÁP TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC

1.3.1. Các phương pháp tổng hợp ảnh truyền thống

Trước khi các phương pháp học sâu được sử dụng rộng hơn, bài toán tổng hợp ảnh y học chủ yếu được giải bằng các kỹ thuật truyền thống. Điểm dễ thấy của nhóm phương pháp này là cách xây dựng tương đối rõ, dễ triển khai và không đòi hỏi một tập dữ liệu huấn luyện lớn. Vì thế, trong một thời gian dài, đây vẫn là hướng tiếp cận quen thuộc trong nhiều nghiên cứu về tổng hợp ảnh.

Một hướng khá phổ biến là các phương pháp dựa trên miền biến đổi [8]. Thay vì xử lý trực tiếp ảnh ở miền gốc, ảnh đầu vào được chuyển sang một miền

biểu diễn khác, chẳng hạn như miền tần số hoặc miền đa phân giải, rồi mới thực hiện bước kết hợp. Cách làm này có một điểm thuận lợi là cho phép tách ảnh theo nhiều mức chi tiết khác nhau. Nhờ đó, việc lựa chọn thông tin nào cần giữ lại trong quá trình tổng hợp trở nên chủ động hơn.

Ngoài ra, các phương pháp dựa trên bộ lọc cũng được sử dụng khá nhiều [11]. Ý tưởng chung của nhóm này là tách ảnh thành những thành phần có tính chất khác nhau, ví dụ như thành phần cơ sở và thành phần chi tiết, sau đó áp dụng quy tắc kết hợp riêng cho từng phần. Hướng làm này phù hợp với những bài toán mà ảnh đầu ra vừa cần giữ được cấu trúc chung, vừa không làm mất những chi tiết quan trọng.

Bên cạnh hai nhóm trên, cũng có những phương pháp dùng các quy tắc kết hợp tương đối đơn giản, như chọn giá trị lớn hơn, lấy trung bình hoặc dựa vào độ tương phản cục bộ. Ưu điểm của các cách làm này là dễ thực hiện và tốc độ xử lý nhanh. Nhưng đổi lại, độ ổn định thường không cao khi dữ liệu đầu vào thay đổi nhiều về chất lượng hiển thị hoặc mức độ nhiễu.

Một hướng khác cũng được quan tâm là các phương pháp dựa trên biểu diễn thưa [12]. Thay vì xử lý trực tiếp toàn bộ ảnh theo dạng điểm ảnh thông thường, hướng tiếp cận này biểu diễn ảnh theo cách cô đọng hơn để từ đó lựa chọn các đặc trưng quan trọng trong quá trình tổng hợp.

Nhìn một cách thẳng thắn hơn, các phương pháp truyền thống có ưu điểm ở chỗ đơn giản, dễ triển khai và người nghiên cứu cũng dễ theo dõi từng bước xử lý. Nhưng hạn chế của chúng cũng khá rõ. Phần lớn các phương pháp này còn phụ thuộc nhiều vào thiết kế thủ công, và khi dữ liệu đầu vào trở nên phức tạp thì hiệu quả thường không còn giữ được ổn định như mong muốn. Đây cũng là một trong những lý do khiến những hướng tiếp cận mới tiếp tục được phát triển trong lĩnh vực này.

1.3.2. Các phương pháp tổng hợp ảnh dựa trên học sâu

Hiện nay, học sâu được sử dụng ngày càng nhiều trong các bài toán xử lý ảnh, trong đó có cả tổng hợp ảnh y học. Điểm khác biệt rõ nhất của hướng này so với các phương pháp truyền thống nằm ở chỗ mô hình không còn phụ thuộc hoàn toàn vào các quy tắc được thiết kế thủ công, mà có khả năng học đặc trưng trực tiếp từ dữ liệu. Từ đó, nhiều nghiên cứu đã sử dụng các kiến trúc như CNN [5], VGG [13], ResNet [14] và một số mô hình liên quan cho bài toán tổng hợp ảnh đa nguồn [5], và trong không ít trường hợp đã cho kết quả khả quan. Bên cạnh đó, cũng đã có

những hướng phát triển riêng cho ảnh y học, trong đó học sâu được kết hợp thêm với tối ưu hóa hoặc tri thức miền để cải thiện chất lượng ảnh tổng hợp [15].

Cách làm thường gặp của nhóm phương pháp này là dùng mạng nơ-ron tích chập để trích xuất đặc trưng từ ảnh đầu vào, sau đó thực hiện bước kết hợp trên các đặc trưng đã học để tạo ra ảnh đầu ra. Điểm mạnh của cách tiếp cận này là mô hình có thể nắm bắt được những đặc trưng phức tạp hơn, nhất là ở những tình huống mà các phương pháp truyền thống khó mô tả đầy đủ chỉ bằng các quy tắc thủ công.

Ngoài các mô hình CNN cơ bản, một số nghiên cứu còn sử dụng những kiến trúc sâu khác cho quá trình tổng hợp ảnh. Các mô hình này cho phép biểu diễn dữ liệu ở mức trừu tượng hơn, nên trong nhiều trường hợp có thể cải thiện được độ rõ chi tiết cũng như chất lượng hiển thị của ảnh sau tổng hợp.

Dù vậy, học sâu khi áp dụng vào bài toán ảnh y học cũng không phải không có khó khăn. Trở ngại đầu tiên là dữ liệu. Quá trình huấn luyện thường cần số lượng ảnh đủ lớn và chất lượng dữ liệu tương đối tốt, trong khi dữ liệu y học trên thực tế không phải lúc nào cũng sẵn có. Bên cạnh đó, việc huấn luyện mô hình thường tốn thời gian và yêu cầu tài nguyên tính toán cao hơn khá nhiều so với các phương pháp truyền thống. Một hạn chế khác cũng cần nhắc đến là khả năng giải thích. Kết quả đầu ra của các mô hình sâu thường không dễ phân tích trực tiếp, nên trong một số trường hợp việc lý giải vì sao mô hình cho ra kết quả đó vẫn còn là vấn đề.

Thực tế cho thấy nhiều nghiên cứu hiện nay không đi hẳn theo một hướng riêng biệt. Thay vào đó, học sâu thường được kết hợp với các kỹ thuật truyền thống để tận dụng ưu điểm của cả hai phía. Cách làm này giúp khai thác được khả năng học đặc trưng của mô hình sâu, đồng thời vẫn giữ được một mức độ kiểm soát nhất định trong quá trình xử lý.

Tổng hợp lại, các phương pháp dựa trên học sâu cho thấy tiềm năng khá lớn trong bài toán tổng hợp ảnh y học, nhất là khi dữ liệu đầu vào phức tạp. Nhưng để áp dụng vào thực tế, vẫn phải cân nhắc kỹ về dữ liệu, chi phí tính toán và khả năng triển khai cụ thể. Để thuận tiện cho việc so sánh, Bảng 1.2 trình bày tóm tắt một số điểm khác nhau giữa phương pháp truyền thống và phương pháp dựa trên học sâu.

Bảng 1.2. So sánh các phương pháp tổng hợp ảnh

Tiêu chí	Phương pháp truyền thống	Phương pháp học sâu
Cách tiếp cận	Thiết kế thủ công	Học từ dữ liệu
Độ phức tạp	Thấp	Cao
Yêu cầu dữ liệu	Không cần	Cần nhiều dữ liệu
Khả năng tổng quát	Hạn chế	Tốt hơn
Khả năng giải thích	Dễ hiểu	Khó giải thích

1.4. KẾT LUẬN CHƯƠNG 1

Trong chương 1 đã làm rõ những vấn đề nền của bài toán tổng hợp ảnh y học. Trước hết, chương này xem xét vai trò của ảnh y học trong chẩn đoán, đồng thời phân tích đặc điểm của hai nguồn ảnh được sử dụng xuyên suốt luận văn là MRI và PET. Từ đó có thể thấy mỗi loại ảnh có thể mạnh riêng: MRI phù hợp hơn khi cần quan sát cấu trúc giải phẫu, còn PET có giá trị hơn khi cần xem xét thông tin chức năng. Nếu chỉ sử dụng riêng từng loại ảnh thì phần thông tin thu được vẫn còn thiếu và chưa phản ánh đầy đủ đối tượng cần quan sát.

Chương này cũng đã trình bày bản chất của bài toán tổng hợp ảnh y học, mục tiêu cần hướng tới và những khó khăn thường gặp khi phải kết hợp nhiều nguồn ảnh khác nhau. Điểm rút ra ở đây là ảnh sau tổng hợp không chỉ cần giữ được thông tin quan trọng từ ảnh đầu vào, mà còn phải bảo đảm chất lượng hiển thị và tránh bị lệch quá nhiều về một nguồn thông tin nào đó.

Ngoài phần khái quát bài toán, chương này cũng đã điể qua hai nhóm phương pháp thường gặp trong tổng hợp ảnh, gồm các phương pháp truyền thống và các phương pháp dựa trên học sâu. Mỗi hướng đều có mặt mạnh và giới hạn riêng. Các phương pháp truyền thống có ưu điểm ở tính rõ ràng, dễ triển khai và dễ theo dõi quá trình xử lý. Trong khi đó, các phương pháp học sâu cho thấy khả năng khai thác đặc trưng tốt hơn trong những bài toán phức tạp hơn.

CHƯƠNG 2

CƠ SỞ LÝ THUYẾT CHO BÀI TOÁN TỔNG HỢP ẢNH

Trong bài toán tổng hợp ảnh y học, việc lựa chọn mô hình phù hợp không chỉ phụ thuộc vào thuật toán sử dụng mà còn liên quan chặt chẽ đến cách hiểu và xử lý các thành phần thông tin trong ảnh. Đặc biệt với các cặp ảnh như MRI và PET, mỗi loại ảnh mang một dạng thông tin khác nhau, nên nếu không có cơ sở lý thuyết rõ ràng thì rất khó xây dựng được một quy trình tổng hợp hiệu quả.

Chương này tập trung trình bày các kiến thức nền tảng cần thiết cho mô hình đề xuất trong luận văn. Đầu tiên, phương pháp phân tách ảnh bằng bộ lọc Guided Filter được giới thiệu như một bước quan trọng để tách ảnh thành hai thành phần: thành phần cơ sở và thành phần chi tiết. Việc phân tách này giúp xử lý riêng từng loại thông tin, từ đó tăng khả năng kiểm soát trong quá trình tổng hợp.

Tiếp theo, thuật toán tối ưu hóa Marine Predators Algorithm (MPA) được trình bày với vai trò tìm trọng số phù hợp cho quá trình tổng hợp thành phần cơ sở. Khác với cách lựa chọn tham số thủ công, việc sử dụng thuật toán tối ưu giúp quá trình kết hợp ảnh trở nên linh hoạt và thích nghi hơn với từng dữ liệu cụ thể.

Phương pháp lựa chọn MAX được sử dụng trong bước tổng hợp thành phần chi tiết nhằm giữ lại các vùng có biên và biến thiên mạnh. Mặc dù là một quy tắc đơn giản, nhưng khi đặt đúng vị trí trong mô hình, nó có thể mang lại hiệu quả rõ rệt trong việc bảo toàn thông tin quan trọng của ảnh.

Cuối cùng, phần biến đổi không gian màu được trình bày để làm rõ cách xử lý ảnh PET trong trường hợp ảnh đầu vào ở dạng màu. Việc tách riêng kênh độ sáng để thực hiện tổng hợp và sau đó tái tạo lại ảnh màu giúp đảm bảo tính nhất quán của kết quả đầu ra.

Nội dung của chương được tổ chức theo thứ tự từ các khái niệm cơ bản đến các thành phần cụ thể của mô hình, làm nền tảng cho việc xây dựng và đánh giá phương pháp đề xuất ở các chương tiếp theo.

2.1. BỘ LỌC GUIDED FILTER

2.1.1. Giới thiệu khái quát về bộ lọc Guided Filter

Bộ lọc Guided Filter được đề xuất bởi Kaiming He, Jian Sun và Xiaoou Tang vào năm 2013, ban đầu được xây dựng nhằm giải quyết các bài toán làm trơn ảnh

nhưng vẫn giữ được biên. Khác với các bộ lọc làm mờ thông thường, bộ lọc Guided Filter không chỉ quan tâm đến việc giảm nhiễu mà còn chú ý đến việc bảo toàn cấu trúc quan trọng của ảnh, đặc biệt là các vùng có biên rõ rệt [6].

Ý tưởng chính của phương pháp này là sử dụng một ảnh hướng dẫn (guidance image) để điều khiển quá trình lọc. Thay vì xử lý ảnh theo cách độc lập tại từng điểm, bộ lọc Guided Filter giả định rằng trong một vùng lân cận nhỏ, giá trị của ảnh đầu ra có thể được biểu diễn như một hàm tuyến tính của ảnh hướng dẫn. Nhờ cách tiếp cận này, bộ lọc có khả năng làm mượt các vùng tương đối đồng nhất trong khi vẫn giữ được các chi tiết biên, điều mà nhiều phương pháp lọc cổ điển thường không làm tốt.

Bộ lọc Guided Filter là tính toán tương đối đơn giản và có thể thực hiện nhanh, phù hợp với các bài toán xử lý ảnh có kích thước lớn. Ngoài ra, phương pháp này không tạo ra hiện tượng “halo” xung quanh biên như một số bộ lọc khác, nên chất lượng ảnh sau xử lý thường tự nhiên và ổn định hơn.

Trong bài toán tổng hợp ảnh, bộ lọc Guided Filter thường không được dùng với mục đích làm mượt đơn thuần mà được sử dụng như một công cụ để phân tách ảnh thành hai thành phần: thành phần nền mang thông tin tổng thể và thành phần chi tiết chứa các cấu trúc biên. Việc phân tách này tạo điều kiện thuận lợi cho các bước xử lý tiếp theo, khi mỗi thành phần có thể được xử lý theo cách phù hợp với đặc điểm của nó.

Bảng 2.1. Đặc điểm của Guided Filter

Tiêu chí	Mô tả
Khả năng giữ biên	Tốt
Khả năng làm mịn	Trung bình cho tới mạnh
Ứng dụng	Làm mịn và tách ảnh
Vai trò	Phân tách thành phần và thành phần chi tiết

2.1.2. Mô hình toán học của bộ lọc Guided Filter

Xét ảnh đầu vào I , ảnh hướng dẫn G và ảnh đầu ra O . Trong trường hợp tự dẫn, ảnh hướng dẫn được lấy chính là ảnh đầu vào, tức là $G = I$. Trên mỗi cửa sổ cục bộ ω_k , bộ lọc Guided Filter giả thiết rằng ảnh đầu ra có thể được xấp xỉ bởi một mô hình tuyến tính của ảnh hướng dẫn [6]:

$$O_I = a_k G_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k \quad (2.1)$$

trong đó a_k và b_k là hai hệ số được xác định trong cửa sổ ω_k .

Hai hệ số này không được chọn tùy ý, mà được tính theo hướng làm cho sai số giữa mô hình tuyến tính và ảnh đầu vào đạt mức nhỏ nhất:

$$\min_{a_k, b_k} \sum_{i \in \omega_k} ((a_k G_i + b_k - I_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (2.2)$$

Từ đó, ta thu được:

$$a_k = \frac{\text{cov}(G, I)}{\text{var}(G) + \varepsilon} \quad (2.3)$$

$$b_k = \text{mean}(I) - a_k \text{mean}(G)$$

Trong các biểu thức trên, $\text{cov}(G, I)$ là hiệp phương sai giữa ảnh hướng dẫn và ảnh đầu vào, $\text{var}(G)$ là phương sai của ảnh hướng dẫn, còn ε là tham số điều chuẩn. Ý nghĩa của ε nằm ở chỗ nó giúp phép ước lượng ổn định hơn, nhất là ở những vùng ảnh mà mức biến thiên quá nhỏ.

Trong mô hình của luận văn, kết quả lọc được xem là thành phần cơ sở, còn thành phần chi tiết được lấy bằng phần chênh lệch giữa ảnh gốc và ảnh sau lọc [11]. Khi đó:

$$F_L = \text{GuidedFilter}(I) \quad (2.4)$$

$$F_H = I - F_L$$

Với cách tách này, F_L chủ yếu giữ phần cường độ và cấu trúc tổng thể, còn F_H mang theo các biên, kết cấu và những biến thiên cục bộ nổi bật hơn. Đây cũng chính là hai nhóm thông tin mà mô hình cần tách ra để xử lý theo hai nhánh khác nhau.

Để thuận tiện cho việc mô tả và cài đặt, bước phân tách bằng bộ lọc Guided Filter có thể trình bày lại dưới dạng thuật toán như sau.

Thuật toán. Phân tách ảnh bằng bộ lọc Guided Filter

Đầu vào: Ảnh I , bán kính cửa sổ r , tham số điều chuẩn ε , hệ số lấy mẫu s .

Đầu ra: Thành phần cơ sở F_L , thành phần chi tiết F_H .

Bước 1: Chọn ảnh hướng dẫn $G = I$.

Bước 2: Với mỗi cửa sổ cục bộ ω_k , tính giá trị trung bình của G và I .

Bước 3: Tính phương sai $\text{var}(G)$ và hiệp phương sai $\text{cov}(G, I)$.

Bước 4: Tính các hệ số a_k và b_k theo công thức (2.3).

Bước 5: Tính ảnh sau lọc F_L theo mô hình tuyến tính cục bộ.

Bước 6: Tính thành phần chi tiết $F_H = I - F_L$. (2.4)

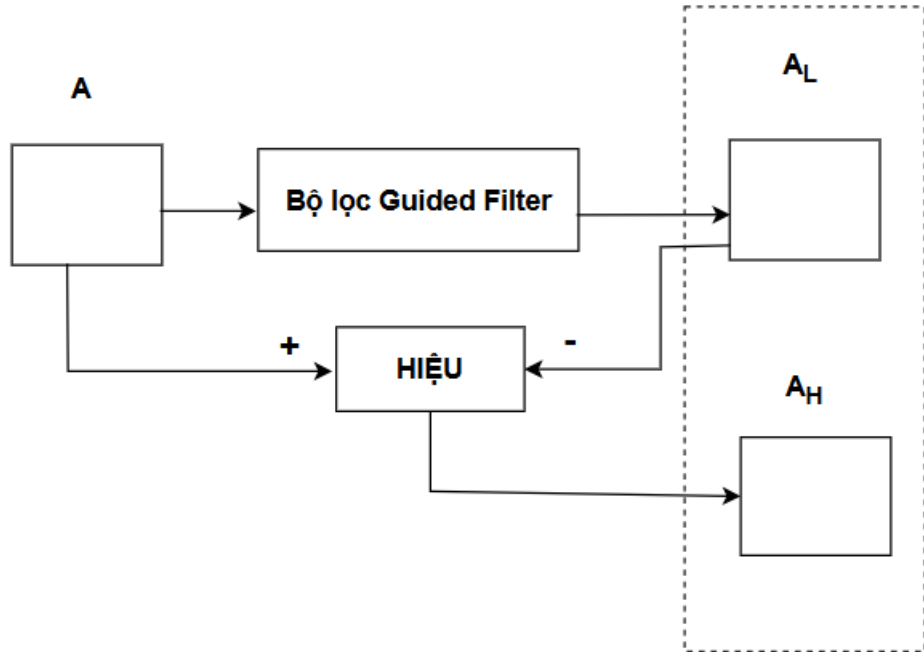
Bước 7: Trả về F_L và F_H .

2.1.3. Áp dụng bộ lọc Guided Filter cho cặp ảnh MRI–PET

Sau bước tiền xử lý, ảnh MRI được ký hiệu là A , còn ảnh PET dùng cho tổng hợp được ký hiệu là B [11]. Nếu ảnh PET ban đầu ở dạng màu, thì B ở đây được hiểu là kênh độ sáng sau khi chuyển đổi sang không gian màu phù hợp. Bộ lọc Guided Filter được áp dụng riêng cho từng ảnh đầu vào theo dạng tự dẫn [6]. Khi đó, quá trình phân tách được viết như sau:

$$\begin{aligned} A_L &= \text{GuidedFilter}(A) & A_H &= A - A_L \\ B_L &= \text{GuidedFilter}(B) & B_H &= B - B_L \end{aligned} \quad (2.5)$$

Trong đó, A_L và B_L là các thành phần cơ sở của ảnh MRI và PET, còn A_H và B_H là các thành phần chi tiết tương ứng.



Hình 2.1. Sơ đồ phân tách thành phần ảnh bằng bộ lọc Guided Filter

Trong phần thực nghiệm của luận văn, bộ lọc Guided Filter được thiết lập với bộ tham số cố định gồm bán kính lọc $r = 8$, tham số điều chuẩn $\varepsilon = 10^{-3}$ và hệ số lấy mẫu $s = 4$. Bộ tham số này được giữ nguyên trên toàn bộ tập dữ liệu nhằm bảo đảm tính nhất quán cho quá trình đánh giá. Xét về mặt tác dụng, lựa chọn này tạo ra được mức làm trơn đủ để tách nền tương đối rõ, nhưng vẫn giữ lại được thành phần chi tiết cần thiết cho nhánh tổng hợp phía sau.

Bảng 2.2. Các bước chính của Guided Filter

Bước	Nội dung
1	Chọn ảnh hướng dẫn và xác định cửa sổ cục bộ
2	Tính giá trị trung bình, phương sai và hiệp phương sai trong cửa sổ
3	Tính các hệ số tuyến tính a_k, b_k
4	Tính ảnh nền sau lọc
5	Xác định thành phần chi tiết bằng hiệu giữa ảnh gốc và ảnh nền

2.1.4. Nhận xét về bước phân tách ảnh

Để nhìn rõ hơn vai trò của các tham số trong bộ lọc Guided Filter, có thể tóm tắt ảnh hưởng của chúng như trong Bảng 2.3.

Bảng 2.3. Ảnh hưởng của các tham số trong Guided Filter

Tham số	Ảnh hưởng
Bán kính (r)	Quyết định mức độ làm mịn
ε (epsilon)	Điều chỉnh độ nhạy với biên
r nhỏ	Giữ nhiều chi tiết
r lớn	Làm mịn mạnh hơn

2.2. THUẬT TOÁN TỐI ƯU HÓA MARINE PREDATORS ALGORITHM

2.2.1. Khái quát về thuật toán MPA

Sau khi ảnh đầu vào đã được phân tách thành nền và chi tiết, vấn đề tiếp theo cần giải quyết là nên kết hợp hai thành phần cơ sở theo tỉ lệ nào. Nếu dùng một bộ trọng số cố định cho mọi cặp ảnh thì kết quả thường thiếu linh hoạt. Có trường hợp thành phần cơ sở từ MRI cần chiếm ưu thế hơn để giữ cấu trúc rõ hơn. Nhưng cũng có trường hợp thành phần cơ sở từ PET lại cần được duy trì ở mức đủ mạnh để không làm suy giảm thông tin chức năng. Vì vậy, trong luận văn này, bước kết hợp nền không được thực hiện theo cách chọn trọng số thủ công, mà được xây dựng thành một bài toán tối ưu. Thuật toán tối ưu hóa được sử dụng cho mục tiêu đó là Marine Predators Algorithm, viết tắt là MPA.

MPA là một thuật toán metaheuristic được đề xuất bởi Faramarzi và cộng sự (2020), lấy cảm hứng từ chiến lược kiếm ăn của các loài săn mồi biển [7]. Cơ sở của thuật toán gắn với hai kiểu chuyển động ngẫu nhiên là Brownian motion và Lévy flight, đồng thời xét đến sự thay đổi hành vi theo tương quan vận tốc giữa predator và prey. Trong tối ưu hóa, những yếu tố này được chuyển thành cơ chế cập nhật nghiệm trong không gian tìm kiếm. Nói cách khác, MPA không chỉ dựa vào

việc sinh ngẫu nhiên rồi chọn nghiệm tốt, mà tổ chức quá trình tìm kiếm theo nhiều pha khác nhau, trong đó mức độ khám phá và khai thác được thay đổi dần theo vòng lặp.

Trong phạm vi luận văn, MPA không được dùng để tối ưu toàn bộ ảnh tổng hợp. Thuật toán chỉ tham gia vào nhánh nền, tức là tìm cách kết hợp A_L và B_L sao cho thành phần cơ sở sau tổng hợp đạt chất lượng phù hợp hơn. Cách dùng này làm cho bài toán tối ưu gọn lại, nhưng vẫn đủ để phát huy vai trò của MPA trong việc giảm bớt sự phụ thuộc vào lựa chọn trọng số thủ công. Để khái quát ngắn gọn hơn các đặc điểm chính của thuật toán MPA, có thể tóm tắt chúng như trong Bảng 2.4.

Bảng 2.4. Một số đặc điểm của thuật toán MPA

Tiêu chí	Mô tả
Loại thuật toán	Meta-heuristic
Cơ chế hình thành	Mô phỏng hành vi săn mồi trong tự nhiên
Mục tiêu	Tìm nghiệm tối ưu hoặc gần tối ưu
Ưu điểm	Linh hoạt, dễ áp dụng cho nhiều bài toán
Vai trò trong luận văn	Tối ưu trọng số kết hợp thành phần cơ sở

Từ những đặc điểm nêu trên, có thể thấy thuật toán tối ưu hóa MPA không chỉ phù hợp ở mặt ý tưởng mà còn phù hợp ở mặt triển khai đối với bài toán tối ưu trọng số nền trong luận văn. Vì vậy, các phần tiếp theo sẽ trình bày cụ thể hơn cơ sở chuyển động Brownian, Lévy và cách thuật toán cập nhật nghiệm trong quá trình tối ưu.

2.2.2. Brownian motion và Lévy flight trong MPA

Hai dạng chuyển động nền tảng của MPA là Brownian motion và Lévy flight [7]. Đây là phần cốt lõi tạo nên cơ chế cập nhật nghiệm của thuật toán.

Brownian motion là quá trình ngẫu nhiên mà độ dài bước được sinh theo phân phối chuẩn Gauss với kỳ vọng bằng 0 và phương sai đơn vị. Hàm mật độ xác suất của Brownian motion có thể viết:

$$f_B(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.6)$$

trong trường hợp chuẩn hóa $\mu = 0$ và $\sigma^2 = 1$, biểu thức trở thành:

$$f_B(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (2.7)$$

Brownian motion thường tạo ra các bước đi tương đối đều hơn, vì vậy phù hợp với quá trình quét và thăm dò một vùng nghiệm theo cách ổn định hơn.

Khác với Brownian motion, Lévy flight có đặc điểm là phần lớn bước đi ngắn nhưng thỉnh thoảng xuất hiện những bước nhảy dài. Chính cấu trúc đó làm cho Lévy flight vừa có khả năng khai thác vùng gần, vừa giữ được khả năng chuyển nhanh sang vùng nghiệm xa hơn. Một dạng phân phối thường dùng để mô tả Lévy flight là:

$$L(x_j) \approx |x_j|^{-1-\alpha}, \quad 1 < \alpha \leq 2 \quad (2.8)$$

Dưới dạng tích phân, mật độ xác suất của Lévy stable process có thể viết:

$$f_L(x; \alpha, \gamma) = \frac{1}{\pi} \int_0^\infty \exp(-\gamma q^\alpha) \cos(qx) dq \quad (2.9)$$

Khi x đủ lớn, có thể dùng xấp xỉ:

$$f_L(x; \alpha, \gamma) \approx \frac{\gamma \Gamma(1 + \alpha) \sin(\frac{\pi\alpha}{2})}{\pi x^{1+\alpha}} \quad (2.10)$$

Trong mô phỏng số, một dạng sinh bước đi Lévy thường được dùng là:

$$Levy(\alpha) = 0.05 \times \frac{x}{|y|^{\frac{1}{\alpha}}} \quad (2.11)$$

trong đó:

$$x \sim Normal(0, \sigma_x^2) \quad y \sim Normal(0, \sigma_y^2) \quad (2.12)$$

Sự khác nhau giữa Brownian và Lévy là lý do MPA không sử dụng một kiểu cập nhật duy nhất. Brownian phù hợp hơn với các bước dò tìm ổn định. Lévy lại hữu ích hơn khi cần tăng khả năng khám phá và tránh kẹt ở những vùng nghiệm không tốt.

2.2.3. Ba giai đoạn tối ưu của MPA

Một điểm đáng chú ý của MPA là quá trình tối ưu không diễn ra theo một quy tắc cố định từ đầu đến cuối. Thuật toán được chia thành ba giai đoạn [7]. Nếu nhìn theo cách đơn giản hơn, có thể hiểu đó là ba mức chuyển dần từ khám phá sang khai thác.

Ở giai đoạn đầu, thuật toán ưu tiên phủ rộng miền tìm kiếm. Đây là pha thiên về exploration. Khi đó, bước cập nhật có thể viết:

$$\begin{aligned} \overrightarrow{stepSize}_i &= \overrightarrow{R_B} \otimes (\overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{R_B} \otimes \overrightarrow{Prey}_i) \\ \overrightarrow{Prey}_i &= \overrightarrow{Prey}_i + P \cdot \overrightarrow{R} \otimes \overrightarrow{stepSize}_i \end{aligned} \quad (2.13)$$

Ở giai đoạn giữa, thuật toán chuyển sang trạng thái trung gian. Một nửa quần thể vẫn hỗ trợ khám phá, nửa còn lại bắt đầu khai thác quanh vùng nghiệm tốt hơn. Khi đó, cập nhật được viết:

Với nửa đầu quần thể:

$$\begin{aligned}\overrightarrow{stepSize}_l &= \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{Elite}_l - \overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Prey}_l) \\ \overrightarrow{Prey}_l &= \overrightarrow{Prey}_l + P \cdot \overrightarrow{R} \otimes \overrightarrow{stepSize}_l\end{aligned}\quad (2.14)$$

Với nửa còn lại:

$$\begin{aligned}\overrightarrow{stepSize}_l &= \overrightarrow{R}_B \otimes (\overrightarrow{R}_B \otimes \overrightarrow{Elite}_l - \overrightarrow{Prey}_l) \\ \overrightarrow{Prey}_l &= \overrightarrow{Elite}_l + P \cdot CF \otimes \overrightarrow{stepSize}_l\end{aligned}\quad (2.15)$$

Trong đó, $\overrightarrow{R}_L$ là vector ngẫu nhiên sinh theo Lévy flight, còn CF là hệ số thích nghi giúp điều chỉnh độ lớn bước nhảy theo vòng lặp.

Ở giai đoạn cuối, trọng tâm không còn là mở rộng tìm kiếm nữa mà là khai thác sâu hơn quanh nghiệm tốt nhất. Khi đó, bước cập nhật được viết:

$$\begin{aligned}\overrightarrow{stepSize}_l &= \overrightarrow{R}_L \otimes (\overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Elite}_l - \overrightarrow{Prey}_l) \\ \overrightarrow{Prey}_l &= \overrightarrow{Elite}_l + P \cdot CF \otimes \overrightarrow{stepSize}_l\end{aligned}\quad (2.16)$$

Việc chia thành ba giai đoạn như vậy giúp MPA tránh được tình trạng giữ nguyên một kiểu tìm kiếm trong toàn bộ quá trình tối ưu. Thuật toán có thể quét rộng ở đầu, chuyển dần sang trạng thái trung gian, rồi thu hẹp lại để tinh chỉnh nghiệm tốt hơn ở cuối quá trình.

2.2.4. Hiệu ứng FADs trong MPA

Ngoài ba giai đoạn cập nhật chính, MPA còn có thêm hiệu ứng FADs. Trong tự nhiên, các yếu tố kiểu Fish Aggregating Devices có thể làm thay đổi hành vi di chuyển của sinh vật biển. Trong tối ưu hóa, ý tưởng này được đưa vào như một cơ chế giúp hạn chế việc quần thể bị giữ quá lâu ở cực trị địa phương.

Dạng cập nhật do FADs gây ra có thể viết:

$$\overrightarrow{Prey}_l = \begin{cases} \overrightarrow{Prey}_l + CF [\overrightarrow{X}_{min} + \overrightarrow{R} \otimes (\overrightarrow{X}_{max} - \overrightarrow{X}_{min})] \otimes \overrightarrow{U}, & r \leq FADs \\ \overrightarrow{Prey}_l + [FADs(1 - r) + r] (\overrightarrow{Prey}_{r1} - \overrightarrow{Prey}_{r2}), & r > FADs \end{cases} \quad (2.17)$$

Trong đó, FADs là xác suất xảy ra hiệu ứng, r là số ngẫu nhiên trong $[0,1]$, còn $\overrightarrow{U}$ là vector nhị phân. Về mặt ý nghĩa, đây là bước tạo thêm khả năng phá thế kẹt cho quần thể khi các cập nhật thông thường chưa đủ để giúp thuật toán rời khỏi một vùng nghiệm kém.

2.2.5. Hàm mục tiêu trong quá trình tối ưu nền

Trong luận văn này, MPA không tối ưu trên một hàm có sẵn, mà trên một hàm đánh giá được xây dựng riêng cho bài toán tổng hợp. Với mỗi nghiệm $x = [x_1; x_2]$, sau khi chuẩn hóa thành w_1, w_2 ảnh dùng để đánh giá được xác định là:

$$F = w_1 A_L + w_2 B_L + F_H \quad (2.18)$$

Trong đó, F_H là thành phần chi tiết đã được tổng hợp trước bằng phương pháp lựa chọn MAX:

$$F_H = \max(A_H, B_H) \quad (2.19)$$

Trên ảnh F , chương trình tiếp tục tính các đại lượng đặc trưng như giá trị trung bình, entropy, phương sai, thông tin biên Sobel, tổng cường độ tại biên và số lượng điểm biên. Từ đó, hàm mục tiêu được xây dựng theo dạng:

$$f(x) = \frac{\log(\log(E_{Is}(x) + e) \cdot \max(n_{edges}(x), 1)) \cdot (H_2(x) - H_1) \cdot c(x)}{M \cdot N \cdot \max(ME(x), \varepsilon_0)} \quad (2.20)$$

Trong đó:

- E_{Is} là tổng cường độ thông tin biên của ảnh tổng hợp, được xác định thông qua toán tử Sobel, phản ánh mức độ rõ nét của các đường biên trong ảnh.
- $n_{edges}(x)$ là số lượng điểm biên, thể hiện mức độ phong phú của chi tiết.
- H_1, H_2 lần lượt là entropy của ảnh MRI và ảnh tổng hợp, dùng để đánh giá lượng thông tin chứa trong ảnh.
- M, N là kích thước của ảnh.
- $ME(x)$ là giá trị trung bình cường độ sáng của ảnh tổng hợp.
- ε_0 là một hằng số nhỏ nhằm tránh trường hợp mẫu số bằng 0.
- $c(x)$ là hệ số điều chỉnh nhằm cân bằng ảnh hưởng giữa các thành phần trong hàm mục tiêu. Trong luận văn này, $c(x)$ được gán giá trị cố định bằng 1 cho toàn bộ các thực nghiệm.

Ý nghĩa của hàm mục tiêu:

- Hàm $f(x)$ được xây dựng nhằm đánh giá chất lượng ảnh tổng hợp dựa trên nhiều yếu tố khác nhau, bao gồm độ sắc nét của biên, lượng thông tin và sự phân bố cường độ.
- Trong đó, các thành phần ở tử số có xu hướng làm tăng giá trị của hàm khi ảnh có nhiều chi tiết và thông tin hơn, trong khi mẫu số đóng vai trò chuẩn hóa để tránh ảnh hưởng của kích thước và mức cường độ tổng thể.

Trong quá trình tối ưu, thuật toán MPA tìm nghiệm sao cho hàm mục tiêu $f(x)$ đạt giá trị lớn nhất.

Việc tối thiểu hóa hàm này giúp:

- Tăng cường các vùng biên quan trọng,
- Duy trì lượng thông tin cần thiết trong ảnh,
- Đồng thời hạn chế các trường hợp phân bố cường độ không hợp lý.

2.2.6. Thuật toán tối ưu trọng số nền bằng MPA

Để thuận tiện cho việc trình bày và cài đặt, bước tối ưu bằng MPA có thể mô tả dưới dạng thuật toán như sau.

Thuật toán. Tối ưu trọng số kết hợp thành phần cơ sở bằng MPA

Đầu vào: A_L , B_L , F_H số cá thể n , số vòng lặp k cận dưới l cận trên ul .

Đầu ra: Hai trọng số tối ưu w_1 , w_2 .

Bước 1: Khởi tạo ngẫu nhiên quần thể nghiệm $x_i = [x_{i1}; x_{i2}]$, trong miền tìm kiếm $[ll, ul]$.

Bước 2: Với mỗi nghiệm, chuẩn hóa để thu được w_1 , w_2 .

Bước 3: Tính ảnh đánh giá F theo công thức (2.18).

Bước 4: Tính giá trị hàm mục tiêu $f(x)$ cho từng nghiệm.

Bước 5: Xác định nghiệm tốt nhất hiện tại và xây dựng ma trận ưu tú Elite.

Bước 6: Nếu vòng lặp thuộc giai đoạn đầu, cập nhật quần thể theo các công thức của giai đoạn 1. (2.13)

Bước 7: Nếu vòng lặp thuộc giai đoạn giữa, cập nhật quần thể theo các công thức của giai đoạn 2. (2.14), (2.15)

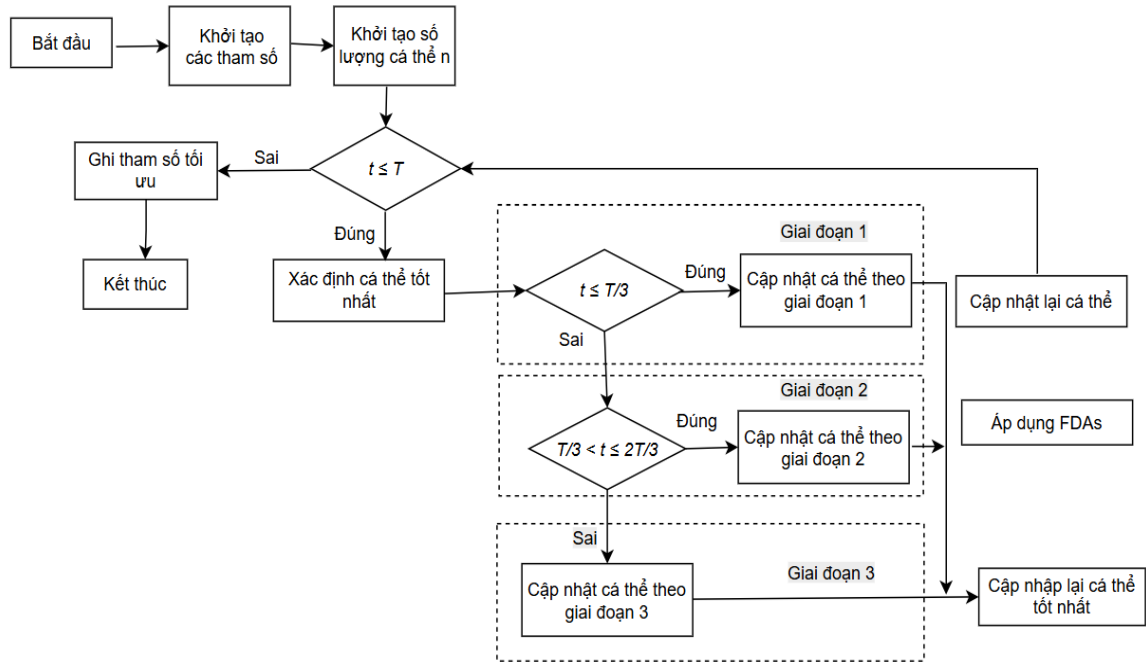
Bước 8: Nếu vòng lặp thuộc giai đoạn cuối, cập nhật quần thể theo các công thức của giai đoạn 3. (2.16)

Bước 9: Áp dụng hiệu ứng FADs để hạn chế kẹt cục bộ địa phương.

Bước 10: Đánh giá lại quần thể và cập nhật nghiệm tốt nhất.

Bước 11: Sau khi đạt điều kiện dừng, lấy nghiệm tốt nhất và chuẩn hóa để thu được w_1 , w_2 .

Bước 12: Trả về w_1 , w_2



Hình 2.2. Sơ đồ ba giai đoạn của thuật toán MPA

2.3. TỔNG HỢP THÀNH PHẦN CHI TIẾT BẰNG PHƯƠNG PHÁP LỰA CHỌN MAX

2.3.1. Vai trò của phương pháp lựa chọn MAX trong mô hình đề xuất

Sau khi ảnh đầu vào được phân tách bằng bộ lọc Guided Filter, hai thành phần chi tiết A_H và B_H được tách ra khỏi thành phần cơ sở và chuyển sang một nhánh xử lý riêng. Đây là hai thành phần mang theo các thông tin như biên, kết cấu và các biến thiên cục bộ của ảnh MRI và PET. Những phần này có ý nghĩa khá rõ đối với chất lượng ảnh sau tổng hợp. Nếu xử lý không phù hợp, ảnh tổng hợp rất dễ mất biên, giảm độ rõ hoặc trở nên phẳng hơn so với ảnh đầu vào.

Trong luận văn này, thành phần chi tiết không được xử lý bằng một mô hình phức tạp, mà được tổng hợp theo phương pháp lựa chọn MAX. Cách làm này dựa trên một ý tưởng khá trực tiếp: tại mỗi vị trí ảnh, thành phần nào có thông tin mạnh hơn thì được giữ lại. Với dữ liệu chi tiết, giá trị lớn hơn thường gắn với điểm có biên rõ hơn hoặc biến thiên cục bộ mạnh hơn. Vì vậy, việc sử dụng MAX giúp mô hình giữ lại những chi tiết nổi bật từ cả hai nguồn ảnh đầu vào mà không cần thêm một tầng xử lý nặng hơn.

Điểm thuận của phương pháp lựa chọn MAX nằm ở chỗ nó đơn giản, rõ về mặt cài đặt và ít phụ thuộc vào tham số hơn so với những hướng xử lý phức tạp. Trong bối cảnh của luận văn, điều này là có lợi. Mô hình đã có một nhánh tối ưu

nền bằng MPA, nên việc giữ cho nhánh chi tiết gọn hơn giúp toàn bộ quy trình cân hơn, đồng thời cũng dễ kiểm soát hơn trong quá trình thực nghiệm.

Bảng 2.5. Đặc điểm của phương pháp lựa chọn MAX

Tiêu chí	Mô tả
Mục tiêu	Lựa chọn giá trị lớn hơn giữa hai thành phần chi tiết tại từng điểm ảnh
Cách tiếp cận	So sánh trực tiếp giá trị của A_H và B_H theo từng pixel
Ưu điểm	Đơn giản, dễ cài đặt, tốc độ xử lý cao
Ứng dụng	Tổng hợp thành phần chi tiết trong ảnh tổng hợp

2.3.2. Cơ sở của phương pháp lựa chọn MAX trong tổng hợp chi tiết

Về mặt ý tưởng, phương pháp lựa chọn MAX được xây dựng trên giả thiết rằng thành phần chi tiết tại mỗi vị trí ảnh có thể được giữ lại bằng cách chọn giá trị lớn hơn giữa hai nguồn đầu vào. Với hai ảnh chi tiết A_H và B_H , thành phần chi tiết sau tổng hợp được xác định bởi:

$$F_H = \max(A_H, B_H) \quad (2.21)$$

Trong đó, phép $\max(\cdot)$ được thực hiện theo từng điểm ảnh. Nghĩa là, tại mỗi vị trí (i, j) , giá trị của $F_H(i, j)$ được chọn là giá trị lớn hơn giữa $A_H(i, j)$ và $B_H(i, j)$:

$$F_H(i, j) = \max(A_H(i, j), B_H(i, j)) \quad (2.22)$$

Cách tính này cho phép mô hình giữ lại thông tin chi tiết mạnh hơn tại từng vị trí ảnh. Nếu thành phần chi tiết của MRI nổi bật hơn ở một vùng nào đó thì vùng đó sẽ được lấy từ A_H . Ngược lại, nếu PET cho thông tin mạnh hơn thì mô hình sẽ giữ lại phần đó từ B_H .

Dù công thức khá ngắn, ý nghĩa của nó lại tương đối rõ. Trong nhánh chi tiết, điều cần ưu tiên không phải là độ mượt, mà là khả năng giữ được các biến thiên cục bộ có giá trị. Bởi vậy, chọn giá trị lớn hơn tại từng vị trí là một cách giữ lại các chi tiết nổi bật mà không cần thêm một bước tối ưu riêng.

Bảng 2.6. Các bước thực hiện phương pháp lựa chọn MAX

Bước	Nội dung
1	Nhận hai thành phần chi tiết A_H và B_H từ bước phân tách Guided Filter
2	So sánh giá trị của A_H và B_H tại từng điểm ảnh
3	Chọn giá trị lớn hơn tại mỗi vị trí để tạo thành phần chi tiết tổng hợp
4	Thu được thành phần chi tiết sau tổng hợp F_H

2.3.3. Áp dụng phương pháp lựa chọn MAX cho cặp ảnh MRI–PET

Sau bước Guided Filter, ảnh MRI và PET được tách thành bốn thành phần A_L , A_H , B_L , B_H . Trong đó, A_H và B_H được xem là hai đầu vào của nhánh chi tiết. Luận văn không xử lý hai thành phần này bằng trung bình cộng hay các quy tắc làm mượt, mà áp dụng trực tiếp phương pháp lựa chọn MAX để tổng hợp thành phần chi tiết:

$$F_H = \max(A_H, B_H) \quad (2.23)$$

Cách làm này phù hợp với đặc điểm của dữ liệu. Ở nhiều vị trí ảnh, thành phần chi tiết của MRI có thể thể hiện rõ hơn biên cấu trúc, trong khi ở một số vùng khác PET vẫn có thể đóng góp thêm những biến thiên cục bộ có ích. Phương pháp lựa chọn MAX không ép hai ảnh phải chia đều đóng góp, mà giữ lại thành phần nào mạnh hơn tại từng vị trí. Nhờ đó, ảnh sau tổng hợp có cơ hội giữ được nhiều chi tiết nổi bật hơn.

Một điểm đáng chú ý là bước này không cần thêm tham số điều chỉnh. So với nhánh nền phải dùng MPA để tìm trọng số, nhánh chi tiết theo MAX gọn hơn nhiều. Điều đó làm cho toàn bộ mô hình đỡ nặng hơn về mặt cài đặt, đồng thời cũng làm giảm bớt số yếu tố có thể ảnh hưởng đến kết quả thực nghiệm.

Bảng 2.7. Vai trò của MAX trong mô hình đề xuất

Thành phần	Vai trò
Đầu vào	Hai thành phần chi tiết A_H và B_H
Xử lý	So sánh giá trị tại từng điểm ảnh và chọn giá trị lớn hơn
Đầu ra	Thành phần chi tiết tổng hợp F_H
Ý nghĩa	Giữ lại các chi tiết nổi bật trong ảnh sau tổng hợp

2.3.4. Thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết bằng MAX

Để thuận tiện cho việc mô tả trong luận văn, bước tổng hợp thành phần chi tiết theo phương pháp lựa chọn MAX có thể trình bày dưới dạng thuật toán như sau.

Thuật toán. Tổng hợp thành phần chi tiết bằng phương pháp lựa chọn MAX

Đầu vào: Hai thành phần chi tiết A_H và B_H .

Đầu ra: Thành phần chi tiết sau tổng hợp F_H .

Bước 1: Nhận hai ảnh chi tiết A_H và B_H từ bước phân tách bằng bộ lọc Guided Filter.

Bước 2: Tại mỗi vị trí điểm ảnh (i, j) , so sánh giá trị $A_H(i, j)$ và $B_H(i, j)$.
(2.22)

Bước 3: Chọn giá trị lớn hơn để gán cho $F_H(i, j)$.

Bước 4: Lặp lại cho toàn bộ ảnh.

Bước 5: Trả về thành phần chi tiết F_H . (2.23)

2.4. BIẾN ĐỔI KHÔNG GIAN MÀU

Trong bài toán tổng hợp ảnh MRI–PET, một điểm cần xử lý là sự khác nhau về dạng biểu diễn giữa hai nguồn ảnh. Ảnh MRI thường ở dạng xám, trong khi ảnh PET lại là ảnh màu. Nếu thực hiện tổng hợp trực tiếp trên ảnh RGB, việc kiểm soát đóng góp của từng kênh màu trở nên khó khăn và dễ làm thay đổi thông tin chức năng vốn có của ảnh PET.

Để đơn giản hóa quá trình xử lý, luận văn sử dụng phép biến đổi không gian màu từ RGB sang YUV [4]. Trong không gian này, thông tin ảnh được tách thành hai phần tương đối độc lập: kênh độ sáng và các kênh màu. Nhờ đó, quá trình tổng hợp chỉ cần thực hiện trên kênh độ sáng, trong khi các kênh màu vẫn được giữ lại để tái tạo ảnh màu ở bước cuối.

Cách tiếp cận này phù hợp với đặc điểm của bài toán, vì phần lớn thông tin cấu trúc và chi tiết nằm ở kênh độ sáng. Trong khi đó, các kênh màu chủ yếu phục vụ mục đích hiển thị. Việc tách riêng hai nhóm thông tin này giúp giảm độ phức tạp của bài toán và hạn chế việc làm sai lệch màu sắc của ảnh đầu ra.

2.4.1. Biến đổi từ RGB sang YUV

Trong không gian RGB, mỗi điểm ảnh được biểu diễn bởi ba thành phần R, G, B. Tuy nhiên, ba thành phần này không tách biệt rõ ràng giữa độ sáng và màu sắc. Vì vậy, việc chuyển sang không gian YUV giúp biểu diễn lại ảnh theo hướng dễ xử lý hơn.

Phép biến đổi được thực hiện theo các công thức sau:

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ U &= -0.147R - 0.289G + 0.436B \\ V &= 0.615R - 0.515G - 0.100B \end{aligned} \tag{2.24}$$

Thuật toán. Chuyển đổi RGB $\rightarrow$ YUV [4]
Đầu vào: Ảnh màu I_{RGB}
Đầu ra: Ba kênh Y, U, V
Bước 1: Với mỗi điểm ảnh, lấy giá trị R, G, B
Bước 2: Tính:
• $Y = 0.299R + 0.587G + 0.144B$ • $U = -0.147R - 0.289G + 0.436B$ • $V = 0.615R - 0.515G - 0.100B$
Bước 3: Lưu riêng ba kênh Y, U, V

2.4.2. Biến đổi từ YUV sang RGB

Sau khi hoàn tất quá trình tổng hợp trên kênh độ sáng, ảnh cần được chuyển ngược lại về không gian RGB để hiển thị. Phép biến đổi ngược được thực hiện như sau:

$$R = Y + 1.140V \quad (2.25)$$

$$G = Y - 0.395U - 0.581V$$

$$B = Y + 2.032U$$

Trong đó:

- Y là kênh độ sáng sau tổng hợp
- U, V là hai kênh màu giữ lại từ ảnh PET ban đầu

Nhờ cách làm này, ảnh đầu ra vẫn giữ được màu sắc tự nhiên của ảnh PET, đồng thời phản ánh được thông tin đã được tổng hợp trên kênh độ sáng.

Thuật toán. Chuyển đổi YUV $\rightarrow$ RGB
Đầu vào: Y_{fusion} , U, V
Đầu ra: Ảnh màu I_{RGB}
Bước 1: Với mỗi điểm ảnh, lấy giá trị Y, U, V
Bước 2: Tính:
• $R = Y + 1.140V$ • $G = Y - 0.395U - 0.581V$ • $B = Y + 2.032U$
Bước 3: Ghép ba kênh R, G, B để tạo ảnh màu
Bước 4: Chuẩn hóa giá trị về khoảng [0,255] nếu cần

Bảng 2.8. So sánh không gian màu RGB và YUV

Tiêu chí	RGB	YUV
Thành phần	R, G, B	Y, U, V
Tách độ sáng, màu	Không rõ ràng	Tách rõ
Phù hợp xử lý ảnh	Trung bình	Tốt
Ứng dụng	Hiển thị	Xử lý và truyền dẫn

Việc chuyển đổi sang không gian YUV giúp tách riêng thông tin độ sáng và màu sắc, từ đó cho phép thực hiện tổng hợp ảnh theo hướng có kiểm soát hơn. Trong mô hình của luận văn, chỉ kênh độ sáng được đưa vào quá trình tổng hợp, trong khi thông tin màu được giữ nguyên. Nhờ vậy, ảnh kết quả vừa giữ được cấu trúc từ MRI, vừa đảm bảo không làm biến dạng màu sắc của ảnh PET.

2.5. KẾT LUẬN CHƯƠNG 2

Trong chương này, luận văn đã trình bày các cơ sở lý thuyết phục vụ cho việc xây dựng phương pháp tổng hợp ảnh y học được đề xuất. Trước hết, bộ lọc Guided Filter được giới thiệu như một công cụ phân tách ảnh đầu vào thành thành phần cơ sở và thành phần chi tiết, tạo điều kiện để mỗi nhóm thông tin được xử lý theo cơ chế phù hợp. Việc phân tách này giúp nâng cao khả năng bảo toàn cấu trúc và các đặc trưng quan trọng của ảnh trong quá trình tổng hợp.

Bên cạnh đó, luận văn đã trình bày thuật toán tối ưu hóa Marine Predators Algorithm (MPA) với vai trò tìm kiếm trọng số tối ưu cho bước tổng hợp thành phần cơ sở. Thuật toán MPA được lựa chọn nhờ khả năng cân bằng giữa quá trình khám phá và khai thác không gian tìm kiếm, góp phần xác định bộ trọng số phù hợp hơn so với các phương pháp lựa chọn thủ công. Đối với thành phần chi tiết, phương pháp lựa chọn MAX được sử dụng nhằm giữ lại các vùng có biên và biến thiên cục bộ nổi bật của ảnh đầu vào, qua đó nâng cao khả năng bảo toàn thông tin chi tiết trong ảnh tổng hợp.

Ngoài ra, chương này cũng đã trình bày quá trình chuyển đổi không gian màu giữa RGB và YUV để xử lý ảnh PET màu, giúp việc tổng hợp chỉ thực hiện trên kênh độ sáng nhưng vẫn bảo đảm giữ nguyên thông tin màu sắc của ảnh đầu ra.

CHƯƠNG 3

MÔ HÌNH TỔNG HỢP HÌNH ẢNH ĐỀ XUẤT

Chương trước đã trình bày các kiến thức nền tảng. Trong chương này sẽ áp dụng những kiến thức nền tảng từ chương trên để xây dựng mô hình tổng hợp hình ảnh cụ thể.

Với cặp ảnh MRI–PET, khó khăn lớn nhất không nằm ở việc ghép hai ảnh lại, mà nằm ở chỗ hai ảnh mang bản chất thông tin khác nhau. MRI thể hiện rõ cấu trúc giải phẫu, trong khi PET phản ánh hoạt động chức năng. Nếu xử lý toàn bộ ảnh theo một cách duy nhất thì rất dễ xảy ra tình trạng ảnh sau tổng hợp bị mờ chi tiết hoặc bị lệch về một nguồn ảnh.

Từ thực tế đó, mô hình trong luận văn không xử lý trực tiếp trên ảnh gốc, mà đi theo hướng tách ảnh thành các thành phần riêng rồi xử lý từng phần. Cụ thể, mỗi ảnh đầu vào được phân rã thành hai phần là nền và chi tiết bằng bộ lọc Guided Filter. Sau bước này, hai nhánh xử lý được thực hiện độc lập:

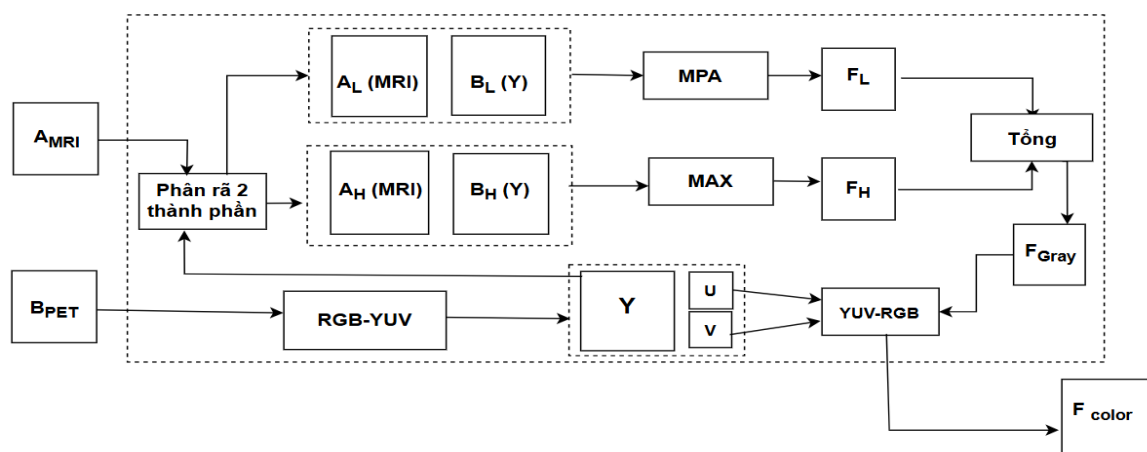
- Nhánh chi tiết sử dụng phương pháp lựa chọn MAX để giữ lại các thông tin nổi bật
- Nhánh nền sử dụng thuật toán tối ưu hóa MPA để tìm trọng số kết hợp phù hợp

Cuối cùng, hai thành phần này được cộng lại để tạo ra ảnh tổng hợp. Với trường hợp ảnh PET ban đầu là ảnh màu, quá trình tổng hợp chỉ thực hiện trên kênh độ sáng, sau đó kết hợp lại với các kênh màu để tạo ảnh đầu ra hoàn chỉnh.

Cách tổ chức như vậy giúp tách rõ vai trò của từng bước xử lý. Thành Phần chi tiết được giữ sắc nét hơn, trong khi thành phần cơ sở được điều chỉnh linh hoạt thông qua hàm tối ưu, thay vì chọn trọng số cố định.

Sơ đồ tổng quát của mô hình

Toàn bộ quy trình tổng hợp ảnh trong luận văn có thể tóm tắt qua sơ đồ ở Hình 3.1.



Hình 3.1. Sơ đồ tổng quát mô hình tổng hợp ảnh đề xuất

Trong đó:

- Thành phần cơ sở: A_L, B_L
- Thành phần chi tiết: A_H, B_H
- Thành phần chi tiết tổng hợp F_H
- Thành phần cơ sở tổng hợp F_L
- Ảnh tổng hợp xám F_{Gray}
- Ảnh tổng hợp màu F_{color}

3.1. PHÂN RÃ HÌNH ẢNH BẰNG BỘ LỌC GUIDED FILTER

Trong mô hình đề xuất, bước đầu tiên là phân rã hai ảnh đầu vào thành các thành phần riêng biệt. Thay vì xử lý trực tiếp trên toàn bộ ảnh, việc tách ảnh giúp phân biệt rõ phần thông tin nền và phần thông tin chi tiết, từ đó thuận lợi hơn cho các bước tổng hợp phía sau.

Hai ảnh đầu vào gồm ảnh MRI ký hiệu là A và ảnh PET ký hiệu là B được đưa vào bộ lọc Guided Filter. Đối với ảnh PET ở dạng màu, chỉ kênh độ sáng được sử dụng trong quá trình này, còn các kênh màu được giữ lại để tái tạo ảnh ở bước cuối.

Sau khi áp dụng bộ lọc Guided Filter, mỗi ảnh được phân tách thành hai thành phần:

- Thành phần cơ sở: A_L, B_L
- Thành phần chi tiết: A_H, B_H

Trong đó:

- A_L, B_L chứa thông tin tổng thể của ảnh
- A_H, B_H chứa các chi tiết như biên và kết cấu cục bộ

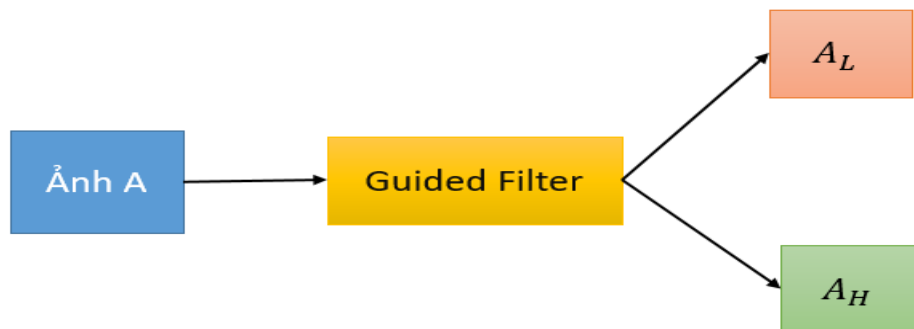
Quan hệ giữa các thành phần được xác định như sau:

$$A_H = A - A_L$$

$$B_H = B - B_L$$

(3.1)

Sơ đồ phân rã ảnh bằng bộ lọc Guided Filter :



Hình 3.2. Sơ đồ phân rã 2 thành phần dựa trên bộ lọc Guided Filter

Mô tả sơ đồ:

Từ sơ đồ trên có thể thấy, bộ lọc Guided Filter được áp dụng độc lập cho từng ảnh đầu vào. Kết quả của quá trình này là mỗi ảnh được tách thành hai phần: thành phần cơ sở và thành phần chi tiết.

Việc phân rã này có ý nghĩa quan trọng trong toàn bộ mô hình. Nếu không thực hiện bước này, các thông tin nền và chi tiết sẽ bị trộn lẫn, khiến cho quá trình tổng hợp khó đạt được sự cân bằng giữa việc giữ cấu trúc và bảo toàn chi tiết.

Sau khi phân rã:

- Các thành phần A_H , B_H sẽ được sử dụng trong bước tổng hợp chi tiết
- Các thành phần A_L , B_L sẽ được sử dụng trong bước tổng hợp nền

Nhờ đó, mỗi loại thông tin được xử lý bằng một cơ chế phù hợp, thay vì áp dụng chung một phương pháp cho toàn bộ ảnh.

Các thành phần sau khi phân rã sẽ được sử dụng trong hai bước tiếp theo, bao gồm tổng hợp chi tiết và tổng hợp thành phần cơ sở.

3.2. TỔNG HỢP THÀNH PHẦN CHI TIẾT

Sau bước phân rã bằng bộ lọc Guided Filter, mỗi ảnh đầu vào được tách thành hai thành phần là nền và chi tiết. Trong đó, thành phần chi tiết A_H và B_H chứa các thông tin quan trọng như biên, kết cấu và các biến đổi cục bộ của ảnh. Đây là những yếu tố ảnh hưởng trực tiếp đến độ sắc nét của ảnh sau tổng hợp

3.2.1. Mục đích của việc tổng hợp thành phần chi tiết

Việc tổng hợp thành phần chi tiết nhằm giữ lại các đặc trưng nổi bật từ cả hai nguồn ảnh [4]. Với cặp ảnh MRI–PET, mỗi ảnh thường thể hiện rõ một số vùng nhất định. Nếu chỉ lấy chi tiết từ một ảnh thì sẽ làm mất đi các thông tin quan trọng xuất hiện ở ảnh còn lại.

Nếu bước này xử lý không phù hợp, ảnh tổng hợp dễ gặp các vấn đề như mất biên, chi tiết bị mờ hoặc hình ảnh thiếu rõ ràng. Do đó, mục tiêu của bước tổng hợp chi tiết là giữ lại các vùng có phản hồi mạnh, đồng thời hạn chế việc làm suy giảm giá trị tại các vị trí chứa thông tin quan trọng.

3.2.2. Lý do lựa chọn phương pháp lựa chọn MAX

Trong luận văn này, phương pháp lựa chọn MAX được sử dụng để tổng hợp hai thành phần chi tiết A_H và B_H .

Về bản chất, trong thành phần chi tiết, giá trị điểm ảnh phản ánh mức độ biến thiên cục bộ. Các vùng có biên hoặc kết cấu rõ thường có giá trị lớn hơn so với các vùng phẳng. Khi so sánh hai ảnh tại cùng một vị trí, ảnh nào thể hiện chi tiết rõ hơn thì thường có giá trị lớn hơn tại điểm đó.

Phương pháp lựa chọn MAX khai thác đặc điểm này bằng cách chọn giá trị lớn hơn giữa hai ảnh tại từng điểm ảnh. Nhờ đó, các vùng có biên mạnh và các chi tiết nổi bật sẽ được giữ lại trong ảnh sau tổng hợp.

Nếu sử dụng phương pháp trung bình, giá trị tại các vị trí biên sẽ bị giảm xuống, dẫn đến hiện tượng mờ biên và suy giảm chi tiết. Trong khi đó, phương pháp lựa chọn MAX không làm suy giảm giá trị tại các điểm có phản hồi mạnh, do đó giúp bảo toàn tốt hơn các đặc trưng quan trọng của ảnh.

Với cặp ảnh MRI–PET, một số chi tiết có thể chỉ xuất hiện rõ trên một trong hai ảnh. Phương pháp lựa chọn MAX cho phép giữ lại các chi tiết này mà không làm mất thông tin từ ảnh còn lại.

Hiệu quả của phương pháp lựa chọn MAX trong việc giữ chi tiết sẽ được kiểm chứng thông qua các kết quả thực nghiệm và các chỉ số đánh giá trong Chương 4

3.2.3. Công thức tổng hợp

Với hai thành phần chi tiết A_H và B_H , ảnh chi tiết sau tổng hợp F_H được xác định theo công thức:

$$F_H(x, y) = \max(A_H(x, y), B_H(x, y)) \quad (3.2)$$

Trong đó:

- (x, y) là tọa độ điểm ảnh
- $A_H(x, y)$, $B_L(x, y)$ là giá trị tại điểm ảnh tương ứng của hai ảnh chi tiết

3.2.4. Nhận xét

Phương pháp lựa chọn MAX là một lựa chọn đơn giản nhưng phù hợp cho bước tổng hợp chi tiết. Phương pháp này không yêu cầu thiết lập tham số phức tạp, đồng thời giúp giữ lại các đặc trưng quan trọng của ảnh đầu vào.

Trong mô hình đề xuất, việc sử dụng MAX ở nhánh chi tiết kết hợp với tối ưu hóa ở nhánh nền giúp đạt được sự cân bằng giữa độ sắc nét và chất lượng tổng thể của ảnh sau tổng hợp.

Thành phần chi tiết sau khi tổng hợp sẽ được kết hợp với thành phần cơ sở để tạo ảnh cuối cùng.

3.3. TỔNG HỢP THÀNH PHẦN CƠ SỞ

Sau bước phân rã bằng bộ lọc Guided Filter, hai thành phần cơ sở của ảnh đầu vào được ký hiệu là A_L và B_L . Đây là phần chứa thông tin về cường độ và cấu trúc tổng thể của ảnh, đóng vai trò quyết định đến độ sáng và sự cân bằng chung của ảnh sau tổng hợp.

3.3.1. Lý do lựa chọn MPA cho tổng hợp thành phần cơ sở

Việc tổng hợp thành phần cơ sở không thể thực hiện hiệu quả nếu chỉ sử dụng các quy tắc đơn giản như trung bình hoặc chọn giá trị lớn hơn. Nếu dùng trung bình, ảnh đầu ra dễ bị nhạt và giảm tương phản. Ngược lại, nếu thiên lệch về một ảnh thì sẽ làm mất cân bằng thông tin giữa MRI và PET.

Do đó, trong luận văn này, việc tổng hợp thành phần cơ sở được xây dựng như một bài toán tối ưu. Thuật toán tối ưu hóa MPA được sử dụng để tìm bộ tham số tối ưu, từ đó xác định trọng số kết hợp giữa hai ảnh nền.

Cách tiếp cận này cho phép kiểm soát chất lượng ảnh đầu ra thông qua một hàm mục tiêu [7]. Thay vì lựa chọn trọng số theo kinh nghiệm, trọng số được xác định sao cho ảnh sau tổng hợp đạt chất lượng tốt nhất theo tiêu chí đã đặt ra.

3.3.2. Hàm tối ưu

Trong mô hình đề xuất, hàm mục tiêu được xây dựng dựa trên nhiều thành phần khác nhau nhằm đánh giá toàn diện chất lượng ảnh sau tổng hợp. Cụ thể, hàm mục tiêu không chỉ phụ thuộc vào thành phần cơ sở mà còn xét đến mối liên hệ với thành phần chi tiết.

Với mỗi nghiệm $x = [x_1; x_2]$, trước hết ảnh thành phần cơ sở sau khi tổng hợp được xác định theo dạng kết hợp tuyến tính:

$$F = w_1 A_L + w_2 B_L \quad (3.3)$$

Trong đó:

$$w_1 = \frac{x_1}{x_1 + x_2}, \quad w_2 = \frac{x_2}{x_1 + x_2} \quad (3.4)$$

và A_L, B_L lần lượt là thành phần cơ sở của hai ảnh đầu vào. Ảnh F thu được ở bước này được sử dụng để đánh giá trong quá trình tối ưu. Khi đó, hàm mục tiêu được ký hiệu là f , và được biểu diễn tổng quát như sau:

$$Fitness(x) = f(x, A_L, B_L, A_H, F_H) \quad (3.5)$$

Trong đó:

- $x = [x_1; x_2]$ là các tham số cần tối ưu
- A_L, B_L là thành phần cơ sở của hai ảnh đầu vào
- A_H là thành phần chi tiết của ảnh MRI
- F_H là thành phần chi tiết sau khi tổng hợp

Việc đưa các thành phần chi tiết vào hàm mục tiêu giúp đảm bảo rằng quá trình tối ưu không chỉ cải thiện thành phần cơ sở mà còn giữ được sự phù hợp với

các đặc trưng chi tiết của ảnh [4]. Nhờ đó, ảnh sau tổng hợp đạt được sự cân bằng tốt hơn giữa cấu trúc tổng thể và thông tin cục bộ.

3.3.3. Công thức tổng hợp thành phần cơ sở

Sau khi tìm được bộ tham số tối ưu $x = [x_1; x_2]$, các trọng số được chuẩn hóa như sau:

$$w_1 = \frac{x_1}{x_1 + x_2}, \quad w_2 = \frac{x_2}{x_1 + x_2} \quad (3.6)$$

Thành phần cơ sở sau tổng hợp F_L được tính theo công thức:

$$F_L(x, y) = w_1 A_L(x, y) + w_2 B_L(x, y) \quad (3.7)$$

Trong đó:

- (x, y) là tọa độ điểm ảnh
- $A_L(x, y)$, $B_L(x, y)$ là giá trị tại điểm ảnh tương ứng

3.3.4. Nhận xét

Việc sử dụng MPA giúp quá trình tổng hợp thành phần cơ sở trở nên linh hoạt hơn so với các phương pháp truyền thống. Trọng số kết hợp không được chọn cố định mà được xác định thông qua quá trình tối ưu, dựa trên các tiêu chí cụ thể.

Ngoài ra, việc đưa thông tin từ thành phần chi tiết vào hàm mục tiêu giúp tăng khả năng giữ lại các đặc trưng quan trọng của ảnh. Nhờ đó, ảnh sau tổng hợp không chỉ đảm bảo về độ sáng và tương phản mà còn duy trì được sự nhất quán với các chi tiết của ảnh đầu vào

3.4. KẾT HỢP CÁC THÀNH PHẦN

Sau khi thu được hai thành phần F_H và F_L , ảnh tổng hợp xám được xác định bằng:

$$F = F_L + F_H \quad (3.8)$$

Đối với trường hợp ảnh PET ban đầu là ảnh màu, kênh độ sáng được thay thế bằng F , sau đó kết hợp lại với các kênh màu để tạo ảnh đầu ra [11].

3.5. KẾT LUẬN CHƯƠNG 3

Trên cơ sở các nội dung lý thuyết đã trình bày ở Chương 2, chương này đã xây dựng mô hình tổng hợp ảnh y học dựa trên sự kết hợp giữa bộ lọc Guided Filter, phương pháp lựa chọn MAX và thuật toán tối ưu hóa MPA. Mô hình được

thiết kế theo hướng xử lý riêng biệt thành phần cơ sở và thành phần chi tiết của ảnh nhằm khai thác hiệu quả đặc điểm của từng loại thông tin.

Cụ thể, bộ lọc Guided Filter được sử dụng để phân rã ảnh đầu vào thành hai thành phần gồm thành phần cơ sở và thành phần chi tiết. Thành phần chi tiết được tổng hợp bằng phương pháp lựa chọn MAX nhằm giữ lại các đặc trưng nổi bật như biên và kết cấu cục bộ. Đối với thành phần cơ sở, thuật toán tối ưu hóa MPA được áp dụng để xác định trọng số kết hợp tối ưu, góp phần cải thiện độ sáng, độ tương phản và sự cân bằng thông tin giữa hai nguồn ảnh MRI và PET. Sau khi hoàn thành quá trình tổng hợp, các thành phần được kết hợp để tạo thành ảnh đầu ra, đồng thời thực hiện chuyển đổi ngược về không gian màu RGB đối với ảnh PET màu.

Có thể thấy mô hình đề xuất đã tận dụng được ưu điểm của từng phương pháp trong từng giai đoạn xử lý, đồng thời xây dựng được một quy trình tổng hợp ảnh có cấu trúc rõ ràng và thuận lợi cho việc triển khai thực nghiệm. Đây là cơ sở để tiến hành đánh giá hiệu quả của phương pháp thông qua các chỉ số định lượng và so sánh với các phương pháp khác trong chương tiếp theo.

CHƯƠNG 4

DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

4.1. DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM

Trong luận văn này, dữ liệu thực nghiệm được sử dụng là các cặp ảnh y học đa nguồn bao gồm ảnh cộng hưởng từ (MRI) và ảnh chụp cắt lớp phát xạ positron (PET). Các ảnh được thu thập từ bộ dữ liệu công khai:

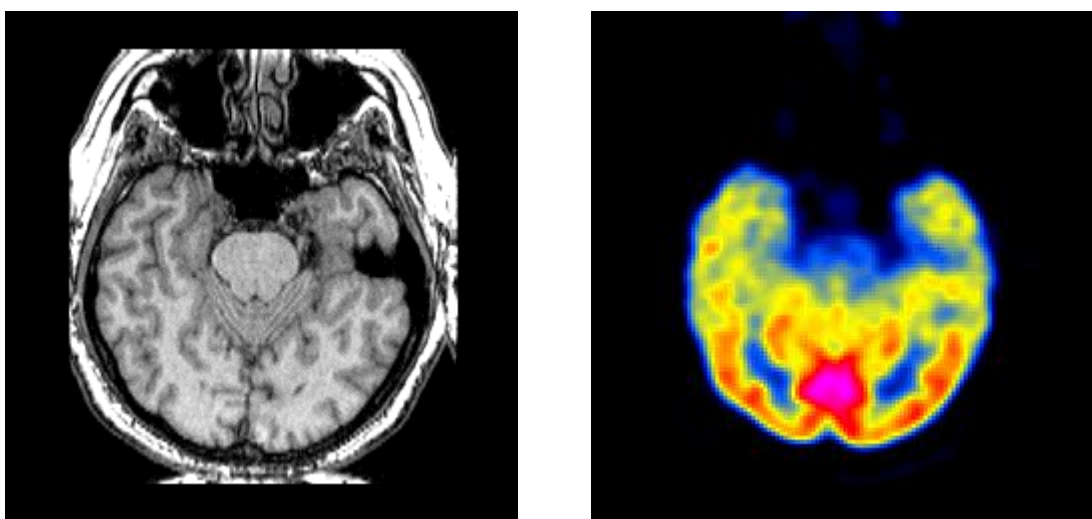
Harvard Whole Brain Atlas (<https://www.med.harvard.edu/aanlib/>)

Bộ dữ liệu này cung cấp các ảnh MRI và PET của cùng một bệnh nhân, đã được căn chỉnh về mặt không gian, phù hợp cho bài toán tổng hợp ảnh.

Trong thực nghiệm, luận văn sử dụng 60 cặp ảnh MRI–PET. Mỗi cặp gồm:

- 01 ảnh MRI (ảnh xám)
- 01 ảnh PET (ảnh màu)

Kích thước ảnh trong bộ dữ liệu tương đối đồng nhất, phổ biến ở mức 256×256 pixel. Trước khi đưa vào mô hình, các ảnh được chuẩn hóa về cùng kích thước và chuyển sang miền $[0, 1]$ để đảm bảo tính nhất quán trong quá trình xử lý.



Hình 4.1. Ảnh MRI (trái) đầu vào và ảnh PET (phải) đầu vào

4.2. CÁC CHỈ SỐ ĐÁNH GIÁ

Để đánh giá chất lượng ảnh tổng hợp, luận văn sử dụng một số chỉ số phổ biến trong lĩnh vực tổng hợp ảnh. Các chỉ số này phản ánh các khía cạnh khác nhau như độ tương phản, mức độ sắc nét, lượng thông tin và khả năng giữ lại đặc trưng từ ảnh đầu vào.

Để đánh giá chất lượng ảnh sau tổng hợp, luận văn không dựa vào một chỉ số duy nhất mà sử dụng đồng thời nhiều chỉ số định lượng thường gặp trong lĩnh vực tổng hợp ảnh [16]. Cách làm này là cần thiết vì ảnh kết quả không thể được nhìn nhận đầy đủ chỉ qua một tiêu chí. Mỗi chỉ số chỉ phản ánh một mặt riêng, nên nếu

tách rời từng chỉ số thì phần đánh giá dễ bị lệch hoặc thiếu. Trong nghiên cứu này, các chỉ số được sử dụng bao gồm: MLI, SD, AG, $Q^{AB/F}$, FMI, MI và Z-score. Các chỉ số được sử dụng trong luận văn được trình bày ở Bảng 4.1.

Bảng 4.1. Các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh

Tiêu chí	Ý nghĩa
MLI	Đánh giá độ sáng trung bình
SD	Đánh giá độ tương phản
AG	Đánh giá độ sắc nét trung bình
$Q^{AB/F}$	Khả năng bảo toàn thông tin biên
FMI	Đánh giá mức độ giữ thông tin đặc trưng
MI	Đánh giá lượng thông tin tương hỗ
Z-score	Chuẩn hóa kết quả để so sánh tổng thể

MLI (Mean Luminance Index) được dùng để xem xét mức độ sáng trung bình của ảnh tổng hợp. Chỉ số này cho biết ảnh sau tổng hợp có giữ được mức sáng phù hợp hay không. Nếu giá trị độ sáng bị lệch quá nhiều, ảnh đầu ra có thể trở nên quá tối hoặc quá sáng, từ đó làm giảm khả năng quan sát những vùng thông tin quan trọng.

SD (Standard Deviation) phản ánh mức độ phân tán của giá trị cường độ điểm ảnh. Về ý nghĩa thực tế, đây là chỉ số thường được dùng để xem xét độ tương phản của ảnh. Ảnh có độ tương phản tốt thường giúp phân biệt các vùng sáng tối rõ hơn, nhờ đó những chi tiết cần quan sát cũng dễ nhận ra hơn [4].

AG (Average Gradient) được sử dụng để đánh giá độ sắc nét của ảnh thông qua mức biến thiên trung bình của cường độ điểm ảnh. Giá trị AG càng lớn thường cho thấy ảnh có biên rõ hơn và chi tiết được thể hiện sắc hơn. Với bài toán tổng hợp ảnh y học, đây là một chỉ số hữu ích vì nó phản ánh khá trực tiếp khả năng giữ lại các biến đổi cục bộ trên ảnh tổng hợp [4].

$Q^{AB/F}$ (Edge-based Fusion Quality Metric) là chỉ số dùng để xem xét khả năng bảo toàn thông tin biên trong ảnh sau tổng hợp. Đây là chỉ số có ý nghĩa rõ đối với những bài toán mà việc giữ lại cấu trúc biên là quan trọng, như trong ảnh MRI–PET, nơi biên và ranh giới mô không nên bị làm mờ quá mạnh sau quá trình tổng hợp [17].

FMI (Feature Mutual Information) được dùng để đánh giá mức độ thông tin đặc trưng mà ảnh tổng hợp giữ lại từ các ảnh đầu vào. Nói cách khác, chỉ số này cho

thấy ảnh kết quả đã kế thừa được bao nhiêu phần thông tin có ích từ các nguồn ảnh ban đầu ở mức đặc trưng [16].

MI (Mutual Information) phản ánh lượng thông tin tương hỗ giữa ảnh đầu vào và ảnh sau tổng hợp. Đây là chỉ số thường được dùng để đánh giá mức độ thông tin mà ảnh tổng hợp tiếp nhận từ các ảnh nguồn. Giá trị MI cao thường cho thấy ảnh tổng hợp giữ lại được nhiều thông tin hơn từ dữ liệu đầu vào [18].

Z-score được sử dụng như một chỉ số chuẩn hóa để hỗ trợ so sánh kết quả giữa các phương pháp trên cùng một mặt bằng đánh giá. Việc đưa Z-score vào giúp giảm bớt ảnh hưởng của sự khác nhau về thang đo giữa các chỉ số, từ đó làm cho phần so sánh tổng thể trở nên rõ hơn và dễ nhìn hơn [4].

Việc kết hợp các chỉ số MLI, SD, AG, $Q^{AB/F}$, FMI, MI và Z-score giúp quá trình đánh giá ảnh tổng hợp được thực hiện trên nhiều mặt khác nhau, từ độ sáng, độ tương phản, độ sắc nét, khả năng giữ biên cho đến mức độ kế thừa thông tin và so sánh tổng hợp. Nhờ đó, phần thực nghiệm ở các chương sau có cơ sở khách quan hơn khi đối chiếu kết quả giữa các phương pháp.

4.2.1. MLI (Mean Luminance Intensity)

MLI phản ánh mức độ sáng trung bình của ảnh tổng hợp. Chỉ số này giúp đánh giá xem ảnh có bị quá tối hoặc quá sáng hay không.

Định nghĩa ký hiệu:

- $F(i, j)$: giá trị điểm ảnh tại vị trí (i, j)
- m, n : kích thước ảnh

$$MLI = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n F(i, j) \quad (4.1)$$

➤ MLI phù hợp sẽ giúp ảnh có độ sáng cân bằng.

4.2.2. SD (Standard Deviation)

SD phản ánh độ phân tán của giá trị cường độ trong ảnh, từ đó liên quan đến độ tương phản.

Định nghĩa ký hiệu:

- μ : giá trị trung bình của ảnh
- m, n : kích thước ảnh
- $F(i, j)$: giá trị điểm ảnh tại vị trí (i, j)

$$SD = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (F(i,j) - \mu)^2} \quad (4.2)$$

➤ SD càng lớn, ảnh có độ tương phản tốt hơn.

4.2.3. AG (Average Gradient)

AG đo mức độ biến thiên cục bộ của ảnh, thể hiện độ sắc nét và độ rõ của chi tiết.

Định nghĩa ký hiệu:

- μ : giá trị trung bình của ảnh
- m, n : kích thước ảnh
- $F(i, j)$: giá trị điểm ảnh tại vị trí (i, j)

$$AG = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \sum_{i,j} \sqrt{\frac{(F_{i,j} - F_{i-1,j})^2 + (F_{i,j} - F_{i,j-1})^2}{2}} \quad (4.3)$$

➤ AG càng cao ảnh càng sắc nét.

4.2.4. $Q^{AB/F}$ (Edge-based Fusion Quality Metric)

Chỉ số $Q^{AB/F}$ dùng để đánh giá khả năng bảo toàn thông tin biên trong quá trình tổng hợp ảnh.

Chỉ số này được tính dựa trên sự so sánh gradient giữa ảnh đầu vào và ảnh tổng hợp, từ đó đánh giá mức độ giữ lại các đặc trưng biên.

Định nghĩa ký hiệu:

- I_1 : Ảnh đầu vào thứ nhất (MRI)
- I_2 : Ảnh đầu vào thứ hai (PET)
- I_f : Ảnh tổng hợp
- g_1, g_2, g_f là độ lớn gradient của các ảnh I_1, I_2, I_f
- $\theta_1, \theta_2, \theta_f$ là góc biên của các ảnh tương ứng
- A_1, A_2 là mức tương quan về góc biên
- w_1, w_2 là các trọng số dùng trong quá trình tổng hợp chỉ số
- M, N tọa độ của từng điểm ảnh (pixel)
- Các tham số:

$$C_g = 0.9994, \quad K_g = -15, \quad \sigma_g = 0.5$$

$$C_a = 0.9879, \quad K_a = -22, \quad \sigma_a = 0.8$$

Bước 1: Tính độ lớn gradient và góc biên của các ảnh I_1 , I_2 , I_f bằng toán tử Sobel:

$$g_1, g_2, g_f \quad ; \quad \theta_1, \theta_2, \theta_f$$

Bước 2: Tính mức tương quan về gradient và góc biên giữa ảnh I_1 và ảnh I_f

$$G_1 = \begin{cases} \frac{g_f}{g_1}, & \text{Nếu } g_1 > g_f \\ \frac{g_1}{g_f}, & \text{Ngược lại} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$A_1 = 1 - \frac{[\theta_1 - \theta_f]}{\pi/2}$$

Bước 3: Tính mức tương quan về gradient và góc biên giữa ảnh I_2 và ảnh I_f

$$G_2 = \begin{cases} \frac{g_f}{g_2}, & \text{Nếu } g_2 > g_f \\ \frac{g_2}{g_f}, & \text{Ngược lại} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$A_2 = 1 - \frac{[\theta_2 - \theta_f]}{\pi/2}$$

Bước 4: Tính mức độ bảo toàn thông tin biên giữa ảnh I_1 và ảnh I_f

$$Q_1 = C_g C_a (1 + e^{k_g(G_1 - \sigma_g)})^{-1} (1 + e^{k_a(G_1 - \sigma_a)})^{-1} \quad (4.6)$$

Bước 5: Tính mức độ bảo toàn thông tin biên giữa ảnh I_2 và ảnh I_f :

$$Q_2 = C_g C_a (1 + e^{k_g(G_2 - \sigma_g)})^{-1} (1 + e^{k_a(G_2 - \sigma_a)})^{-1} \quad (4.7)$$

Bước 6: Tính chỉ số bảo toàn thông tin biên tổng thể:

$$Q = \frac{\sum_{M=1}^m \sum_{N=1}^n (Q_1 w_1 + Q_2 w_2)}{\sum_{M=1}^m \sum_{N=1}^n (w_1 + w_2)} \quad (4.8)$$

Trong đó:

$$w_1 = g_1^L, \quad w_2 = g_2^L$$

với $L = 1$.

➤ $Q^{AB/F}$ càng lớn $\rightarrow$ khả năng giữ biên càng tốt.

4.2.5. FMI (Feature Mutual Information)

FMI đo mức độ tương đồng về đặc trưng giữa ảnh tổng hợp và các ảnh đầu vào. Chỉ số này phản ánh khả năng giữ lại thông tin quan trọng từ cả hai nguồn ảnh.

Định nghĩa ký hiệu:

- I_1 : Ảnh đầu vào thứ nhất (MRI)
- I_2 : Ảnh đầu vào thứ hai (PET)
- I_f : Ảnh tổng hợp

Bước 1: Tính thông tin đặc trưng

$$F_{1f} = \sum P_{1f}(x, y) \log_2 \frac{P_{1f}(x, y)}{P_1(x)P_f(y)} \quad (4.9)$$

$$F_{2f} = \sum P_{2f}(x, y) \log_2 \frac{P_{2f}(x, y)}{P_2(x)P_f(y)}$$

Bước 2: Tính tổng thông tin

$$F = F_{1f} + F_{2f} \quad (4.10)$$

Bước 3: Chuẩn hóa FMI

$$FMI = \frac{F_{1f}}{H_f + H_1} + \frac{F_{2f}}{H_f + H_2} \quad (4.11)$$

- P_{1f}, P_{2f} : phân bố xác suất chung
- P_1, P_2, P_f : phân bố riêng
- H_1, H_2, H_f : entropy của các ảnh
- F_{1f}, F_{2f} : lượng thông tin đặc trưng

➤ FMI càng lớn, ảnh tổng hợp giữ được nhiều đặc trưng hơn.

4.2.6. MI (Mutual Information)

MI đo lượng thông tin chung giữa ảnh tổng hợp và hai ảnh đầu vào.

Định nghĩa ký hiệu:

- I_1 : Ảnh đầu vào thứ nhất (MRI)
- I_2 : Ảnh đầu vào thứ hai (PET)
- I_f : Ảnh tổng hợp

Bước 1: Tính histogram mức xám của các ảnh, thu được:

$$P_1(x), P_2(y), P_f(z) \quad (4.12)$$

Bước 2: Xây dựng phân bố xác suất kết hợp giữa:

$$I_1 \text{ và } I_1: p_{1f}(x, z)$$

I_2 và $I_1: p_{1f}(x, z)$

Bước 3: Tính thông tin tương hỗ riêng

$$\begin{aligned} MI_1 &= \sum_i \sum_j P_{1f}(i, j) \log_2 \frac{P_{1f}(i, j)}{P_1(i)P_f(j)} \\ MI_2 &= \sum_i \sum_j P_{2f}(i, j) \log_2 \frac{P_{2f}(i, j)}{P_2(i)P_f(j)} \end{aligned} \quad (4.13)$$

Bước 4: Tổng chỉ số MI

$$MI = MI_1 + MI_2 \quad (4.14)$$

- P_{1f}, P_{2f} : phân bố xác suất chung
- P_1, P_2, P_f : phân bố riêng
- MI_1, MI_2 : lượng thông tin từ từng ảnh đầu vào

➤ MI càng lớn, ảnh tổng hợp chứa nhiều thông tin từ MRI và PET.

4.2.7. Z-score

Z-score được sử dụng để chuẩn hóa giá trị của các chỉ số đánh giá, giúp so sánh giữa các phương pháp một cách công bằng hơn.

Định nghĩa ký hiệu:

- X : giá trị chỉ số
- μ : giá trị trung bình
- σ : độ lệch chuẩn

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (4.15)$$

➤ Z-score giúp đưa các chỉ số về cùng thang đo, thuận tiện cho việc so sánh tổng thể.

4.2.8. Nhận xét

Mỗi chỉ số phản ánh một khía cạnh riêng của ảnh tổng hợp. Việc sử dụng kết hợp nhiều chỉ số giúp đánh giá toàn diện hơn, tránh phụ thuộc vào một tiêu chí duy nhất.

Trong luận văn này, các chỉ số được sử dụng đồng thời để so sánh phương pháp đề xuất với các phương pháp khác, từ đó đưa ra nhận xét khách quan về chất lượng ảnh tổng hợp.

4.3. CẤU HÌNH THỰC NGHIỆM

Các thí nghiệm được thực hiện trên máy tính cá nhân với cấu hình như sau:

- CPU: Intel Core i5

- RAM: 8GB
- Ổ cứng: SSD
- Hệ điều hành: Windows
- Phần mềm: MATLAB R2025b

Cấu hình tham số MPA

Trong luận văn, thuật toán tối ưu hóa MPA được sử dụng để tối ưu trọng số trong bước tổng hợp thành phần cơ sở. Các tham số được thiết lập như sau:

- Số lượng cá thể (population): $n = 50$
- Số vòng lặp (iteration): $k = 50$
- Số chiều bài toán: $d = 2$
- Giới hạn tìm kiếm:

$$x_1 \in [0.55, 0.95], \quad x_2 \in [0.15, 0.55] \quad (4.16)$$

Các giá trị này được lựa chọn nhằm đảm bảo sự cân bằng giữa hai nguồn ảnh MRI và PET trong quá trình tổng hợp.

4.4. THIẾT KẾ THỰC NGHIỆM

Để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất, các thí nghiệm được thiết kế theo hướng so sánh với các phương pháp khác.

Cụ thể, với mỗi cặp ảnh trong tập dữ liệu:

- Áp dụng phương pháp đề xuất (GF + MAX + MPA)
- Áp dụng các phương pháp so sánh
- Tính toán các chỉ số đánh giá cho từng ảnh
- Kết quả được tổng hợp dưới dạng:
- Bảng so sánh chỉ số trung bình
- So sánh trực quan ảnh

Ngoài ra, để đảm bảo tính khách quan, tất cả các phương pháp đều được thực hiện trên cùng một tập dữ liệu và cùng điều kiện thực nghiệm.

4.4.1. Thực nghiệm 1: Lựa chọn thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết

Trong mô hình đề xuất, thành phần chi tiết có nhiệm vụ giữ lại các biên và các vùng biến thiên mạnh của ảnh. Nếu bước này làm không tốt thì ảnh tổng hợp sẽ bị mờ, mất nét, hoặc không giữ được các cấu trúc quan trọng.

Vì vậy, trong thực nghiệm này, một số phương pháp tổng hợp chi tiết được lựa chọn để so sánh, bao gồm:

- CSR (biểu diễn thưa) [9]
- SML (Sum Modified Laplacian) [19]
- WLE kết hợp INSML [20]
- STO-LE (Local Extrema) [21]
- MAX (maximum selection rule)

Các phương pháp này được áp dụng trên cùng một mô hình, trong đó thành phần cơ sở được giữ cố định bằng thuật toán tối ưu hóa MPA để đảm bảo việc so sánh chỉ phụ thuộc vào bước tổng hợp chi tiết.

Các chỉ số đánh giá được sử dụng gồm: AG, $Q^{AB/F}$, FMI và MI.

4.4.2. Thực nghiệm 2: Lựa chọn thuật toán tổng hợp thành phần cơ sở

Thành phần cơ sở mang thông tin về độ sáng và cấu trúc tổng thể của ảnh [4]. Nếu kết hợp không phù hợp, ảnh tổng hợp có thể bị lệch sáng hoặc thiếu tương phản, làm cho việc quan sát trở nên khó khăn.

Trong thực nghiệm này, một số phương pháp tổng hợp nền được lựa chọn để so sánh, bao gồm:

- TB (trung bình) [22]
- LE (Local Extrema) [8]
- DWRE (Distance-weighted regional energy) [23]
- VSM (Visual Saliency Map) [15]
- MPA (Marine Predators Algorithm)

Các phương pháp này được áp dụng trong cùng một mô hình, trong đó thành phần chi tiết được giữ cố định bằng phương pháp lựa chọn MAX để đảm bảo tính công bằng khi so sánh.

Các chỉ số đánh giá được sử dụng gồm: MLI và SD.

4.4.3. Thực nghiệm 3: So sánh với các phương pháp khác

Trong mục này, phương pháp đề xuất được so sánh với một số mô hình tổng hợp ảnh khác, bao gồm: PAUDPCN [23], MDHU [10], AGPCNN [2], FUDPCNN [24] và DCRNN [25] .

Mục đích của thực nghiệm là kiểm tra hiệu quả của mô hình đề xuất trong việc tổng hợp ảnh y học đa nguồn, thông qua việc so sánh với các phương pháp đã được sử dụng phổ biến.

Tập dữ liệu sử dụng trong thực nghiệm là tập ảnh đã trình bày ở mục 4.1. Các chỉ số đánh giá được sử dụng gồm: MLI, SD, AG, $Q^{AB/F}$, FMI, MI và Z-score. Các giá trị sẽ biểu diễn trong bảng là giá trị trung bình trên toàn bộ tập dữ liệu.

4.5. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Phần này trình bày kết quả thực nghiệm của mô hình đề xuất sau khi đã lựa chọn được phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết và thành phần cơ sở ở mục 4.4. Các kết quả được phân tích dựa trên cả bảng số liệu và quan sát trực quan.

4.5.1. Kết quả thực nghiệm 1

Ở bước này, thành phần cơ sở giữ nguyên bằng MPA, chỉ thay đổi cách tổng hợp chi tiết.

Khi so sánh, MAX_MPA cho kết quả nhỉnh hơn hẳn các phương pháp còn lại. Điều này thể hiện khá rõ ở bảng số liệu.

Bảng 4.2. So sánh các phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết (MPA cố định)

Phương Pháp	AG	$Q^{AB/F}$	FMI	MI
MAX_MPA	0.0751	0.7568	0.8679	4.2896
CSR_MPA	0.0698	0.7289	0.8625	4.0139
SML_MPA	0.0664	0.7135	0.8587	3.9301
WLE_INSML_MPA	0.0662	0.7124	0.8581	3.9549
STO_LE_MPA	0.0663	0.7148	0.8585	3.9677

Kết quả trong Bảng 4.2 cho thấy phương pháp lựa chọn MAX_MPA đạt giá trị cao nhất ở tất cả các chỉ số đánh giá.

Cụ thể, chỉ số AG đạt 0.0751, cao hơn so với CSR_MPA (0.0698), SML_MPA (0.0664), WLE_INSML_MPA (0.0662) và STO_LE_MPA (0.0663), với mức chênh lệch dao động từ khoảng 0.005 đến gần 0.009. Điều này cho thấy ảnh tổng hợp giữ được độ sắc nét tốt hơn so với các phương pháp còn lại.

Ở chỉ số $Q^{AB/F}$, phương pháp đề xuất đạt 0.7568, cao hơn CSR_MPA (0.7289) khoảng 0.028 và cao hơn các phương pháp còn lại trên 0.04. Kết quả này cho thấy khả năng bảo toàn thông tin biên của MAX_MPA được cải thiện rõ rệt.

Tương tự, chỉ số FMI đạt 0.8679, cao hơn CSR_MPA (0.8625), SML_MPA (0.8587), WLE_INSML_MPA (0.8581) và STO_LE_MPA (0.8585), với mức chênh lệch từ khoảng 0.005 đến gần 0.01, cho thấy các đặc trưng từ ảnh đầu vào được giữ lại hiệu quả hơn.

Đối với chỉ số MI, phương pháp MAX_MPA đạt 4.2896, cao hơn CSR_MPA (4.0139) khoảng 0.276 và cao hơn các phương pháp còn lại từ khoảng 0.32 đến 0.36. Điều này phản ánh lượng thông tin tổng thể trong ảnh tổng hợp được duy trì ở mức cao hơn.

Nhìn chung, phương pháp MAX_MPA không chỉ đạt giá trị cao nhất ở từng chỉ số riêng lẻ mà còn duy trì sự ổn định giữa các tiêu chí đánh giá. Trong khi đó, các phương pháp còn lại có xu hướng cải thiện một số chỉ số nhất định nhưng lại giảm ở các chỉ số khác, dẫn đến sự mất cân bằng trong chất lượng ảnh tổng hợp.

Nguyên nhân của kết quả này là do phương pháp lựa chọn MAX lựa chọn giá trị lớn hơn tại từng vị trí ảnh. Đối với thành phần chi tiết, các giá trị lớn thường tương ứng với các vùng biên hoặc biến thiên mạnh, vì vậy việc lựa chọn theo MAX giúp giữ lại trực tiếp các đặc trưng quan trọng của ảnh.

- Với kết quả thực nghiệm trên, phương pháp lựa chọn MAX được sử dụng để tổng hợp thành phần chi tiết trong mô hình đề xuất.

4.5.2. Kết quả thực nghiệm 2

Ở bước này thì ngược lại, thành phần chi tiết giữ cố định bằng MAX, chỉ thay thành phần cơ sở.

Bảng 4.3. So sánh các phương pháp tổng hợp thành phần cơ sở (MAX cố định)

Phương Pháp	MLI	SD
GF_MAX_MPA	0.3318	0.3578
GF_MAX_TB	0.2926	0.3358
GF_MAX_LE	0.3279	0.3500
GF_MAX_DWRE	0.3281	0.3501
GF_MAX_VSM	0.2755	0.3247

Kết quả trong Bảng 4.3 cho thấy phương pháp GF_MAX_MPA đạt giá trị cao nhất ở cả hai chỉ số MLI và SD.

Cụ thể, chỉ số MLI đạt 0.3318, cao hơn so với GF_MAX_TB (0.2926) khoảng 0.0392, đồng thời cao hơn GF_MAX_LE (0.3279) và GF_MAX_DWRE (0.3281) một mức nhỏ, lần lượt khoảng 0.0039 và 0.0037. So với GF_MAX_VSM (0.2755), mức chênh lệch lớn hơn, khoảng 0.0563. Điều này cho thấy ảnh tổng hợp có độ sáng trung bình phù hợp hơn và ổn định hơn so với các phương pháp còn lại.

Ở chỉ số SD, phương pháp đề xuất đạt 0.3578, cao hơn GF_MAX_TB (0.3358) khoảng 0.0220 và cao hơn GF_MAX_LE (0.3500) cũng như GF_MAX_DWRE (0.3501) khoảng 0.007–0.008. So với GF_MAX_VSM (0.3247), mức chênh lệch đạt khoảng 0.0331. Kết quả này phản ánh độ tương phản của ảnh được cải thiện rõ rệt, giúp các cấu trúc trong ảnh được thể hiện rõ ràng hơn.

Có thể thấy phương pháp trung bình (TB) cho kết quả thấp nhất ở cả hai chỉ số, do chỉ thực hiện phép cộng trung bình đơn giản và không có cơ chế điều chỉnh theo đặc điểm ảnh. Các phương pháp như LE, DWRE và VSM có cải thiện hơn, tuy nhiên mức độ chênh lệch so với GF_MAX_MPA vẫn cho thấy hiệu quả chưa thật sự ổn định.

Nguyên nhân của sự cải thiện này là do thuật toán tối ưu hóa MPA không sử dụng trọng số cố định mà tìm ra bộ trọng số phù hợp cho từng ảnh cụ thể. Nhờ đó, thành phần cơ sở được kết hợp cân bằng hơn giữa hai nguồn ảnh, tránh tình trạng thiên lệch về một phía.

- Từ kết quả thực nghiệm, có thể thấy việc sử dụng MPA giúp cải thiện rõ rệt chất lượng ảnh tổng hợp ở thành phần cơ sở. Vì vậy, thuật toán tối ưu hóa MPA được lựa chọn để thực hiện bước tổng hợp thành phần cơ sở trong mô hình đề xuất.

4.5.3. Kết quả thực nghiệm 3

Bảng 4.4. So sánh kết quả giữa các phương pháp

Phương pháp	MLI	SD	AG	$Q^{AB/F}$	FMI	MI	Z-score
PAUDPCNN	0.3109	0.3425	0.0783	0.6976	0.8564	2.7145	2.7044
MDHU	0.3223	0.3461	0.0755	0.7174	0.8676	4.6742	0.9467
AGPCNN	0.2493	0.3011	0.0715	0.5929	0.8334	2.0846	-10.886
FUDPCNN	0.3049	0.3350	0.0784	0.6974	0.8561	2.6993	2.1622
DCRNN	0.3136	0.3426	0.0797	0.7060	0.8628	3.2543	2.0238
GF_MPA_MAX	0.3318	0.3578	0.0751	0.7568	0.8679	4.2896	3.0488

Dựa trên kết quả trong bảng, có thể thấy phương pháp GF_MPA_MAX đạt kết quả tốt ở nhiều chỉ số quan trọng.

Cụ thể, giá trị MLI đạt 0.3318 là cao nhất trong các phương pháp, cho thấy ảnh tổng hợp có độ sáng ổn định và phù hợp hơn. Chỉ số SD cũng đạt giá trị cao

nhất (0.3578), cho thấy độ tương phản của ảnh được cải thiện rõ rệt so với các phương pháp còn lại.

Ở chỉ số $Q^{AB/F}$, phương pháp đề xuất đạt 0.7568, cao hơn các phương pháp khác, thể hiện khả năng giữ lại thông tin biên tốt hơn. Tương tự, chỉ số FMI đạt 0.8679 cũng là cao nhất, cho thấy các đặc trưng từ ảnh đầu vào được bảo toàn hiệu quả hơn trong quá trình tổng hợp.

Nhưng phương pháp đề xuất không đạt giá trị cao nhất ở tất cả các chỉ số. Cụ thể, chỉ số AG đạt 0.0751, thấp hơn so với phương pháp DCRNN (0.0797). Điều này cho thấy ở một số trường hợp, mức độ sắc nét cục bộ của ảnh chưa phải là cao nhất. Ngoài ra, chỉ số MI đạt 4.2896, thấp hơn so với phương pháp MDHU (4.6742), cho thấy lượng thông tin tổng thể thu được chưa vượt trội hoàn toàn.

Dù vậy, các chỉ số AG và MI của phương pháp đề xuất vẫn ở mức tương đối cao và không chênh lệch quá lớn so với các phương pháp tốt nhất ở từng chỉ số.

Khi xét tổng thể thông qua chỉ số Z-score, phương pháp GF+MPA+MAX đạt giá trị cao nhất là 3.0488. Trong khi đó, các phương pháp còn lại đều có giá trị thấp hơn, thậm chí có phương pháp cho giá trị âm.

Mặc dù không tối ưu riêng lẻ từng chỉ số, nhưng phương pháp đề xuất đạt được sự cân bằng tốt giữa các tiêu chí đánh giá. Nhờ đó, chất lượng ảnh tổng hợp được cải thiện một cách tổng thể, không bị thiên lệch về một yếu tố cụ thể.

Từ kết quả trên, có thể kết luận rằng phương pháp GF_MPA_MAX cho hiệu quả tổng hợp ảnh tốt hơn so với các phương pháp được so sánh khi xét trên toàn bộ các tiêu chí đánh giá.

Sau ba thực nghiệm ở trên, mô hình được lựa chọn cho bài toán tổng hợp ảnh là:

Bộ lọc Guided Filter + phương pháp lựa chọn MAX (thành phần chi tiết) + thuật toán tối ưu hóa MPA (thành phần cơ sở)

Việc lựa chọn này không dựa trên cảm tính mà dựa trên kết quả thực nghiệm cụ thể.

Ở thực nghiệm 1, MAX cho kết quả tốt hơn các phương pháp khác khi tổng hợp thành phần chi tiết. Các chỉ số AG, $Q^{AB/F}$, FMI và MI đều cao hơn, đồng thời khi quan sát ảnh, các vùng biên và chi tiết được giữ lại rõ hơn.

Ở thực nghiệm 2, MPA cho kết quả tốt hơn các phương pháp còn lại khi tổng hợp thành phần cơ sở. Các chỉ số MLI và SD đều cao hơn, cho thấy ảnh có độ sáng ổn định hơn và độ tương phản rõ hơn.

Kết hợp hai thành phần này lại vào thực nghiệm 3, mô hình GF+MPA+MAX cho kết quả ổn định hơn so với các cách kết hợp khác đã thử.

Trong bảng so sánh tổng thể với các phương pháp khác, mô hình đề xuất không đạt giá trị cao nhất ở tất cả các chỉ số. Cụ thể, chỉ số AG và MI vẫn có phương pháp khác cao hơn.

Tuy nhiên, các chỉ số quan trọng như MLI, SD, $Q^{AB/F}$ và FMI đều đạt giá trị cao. Đặc biệt, Z-score của phương pháp đề xuất là cao nhất so với các phương pháp còn lại.

Điều này cho thấy mô hình không chỉ tốt ở từng phần riêng lẻ, mà còn đạt hiệu quả tổng thể tốt hơn khi xét đồng thời nhiều tiêu chí đánh giá.

4.6. Độ phức tạp tính toán

Bảng 4.5. Thời gian chạy trung bình của các phương pháp

Phương pháp	Thời gian chạy trung bình (s)
PAUDPCNN	48.9005
MDHU	18.9510
AGPCNN	10.8340
FUDPCNN	37.9880
DCRNN	6.0899
GF_MPA_MAX	6.2163

Kết quả trong Bảng 4.5 cho thấy sự khác biệt rõ rệt về thời gian xử lý giữa các phương pháp.

Cụ thể, phương pháp GF_MPA_MAX có thời gian chạy trung bình là 6.2163 giây, chỉ cao hơn một chút so với DCRNN (6.0899 giây), với mức chênh lệch khoảng 0.1264 giây. Điều này cho thấy phương pháp đề xuất vẫn duy trì được tốc độ xử lý nhanh, gần tương đương với phương pháp có thời gian thấp nhất.

So với các phương pháp còn lại, GF_MPA_MAX có thời gian xử lý thấp hơn đáng kể. Cụ thể, nhanh hơn AGPCNN (10.8340 giây) khoảng 4.6 giây, nhanh hơn MDHU (18.9510 giây) khoảng 12.7 giây, nhanh hơn FUDPCNN (37.9880 giây) khoảng 31.8 giây, và đặc biệt nhanh hơn PAUDPCNN (48.9005 giây) hơn 42 giây.

Nhìn chung, các phương pháp dựa trên mạng nơ-ron hoặc cấu trúc phức tạp như PAUDPCNN và FUDPCNN có thời gian xử lý lớn do yêu cầu tính toán cao. Trong khi đó, phương pháp đề xuất sử dụng Guided Filter kết hợp với quy tắc MAX và thuật toán tối ưu hóa MPA nên có cấu trúc xử lý đơn giản hơn, giúp giảm đáng kể chi phí tính toán.

Mặc dù có sử dụng thuật toán tối ưu hóa MPA, thời gian xử lý của GF_MPA_MAX vẫn ở mức thấp và không làm tăng đáng kể độ phức tạp tổng thể.

Từ kết quả trên có thể thấy phương pháp đề xuất không chỉ cho chất lượng ảnh tốt mà còn đảm bảo hiệu quả về mặt thời gian xử lý, phù hợp cho các bài toán yêu cầu cân bằng giữa độ chính xác và tốc độ tính toán.

Từ những ưu điểm trên, mô hình **GF + MAX + MPA** được chọn làm mô hình cuối cùng cho luận văn này

4.7. KẾT LUẬN CHƯƠNG 4

Trong chương này, luận văn đã tiến hành thực nghiệm nhằm đánh giá hiệu quả của mô hình tổng hợp ảnh đề xuất trên bộ dữ liệu gồm 60 cặp ảnh MRI–PET. Các kết quả được đánh giá thông qua nhiều chỉ số định lượng như MLI, SD, AG, QAB/F, FMI, MI và Z-score, đồng thời so sánh với một số phương pháp tổng hợp ảnh đã được công bố.

Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp lựa chọn MAX đạt hiệu quả cao trong bước tổng hợp thành phần chi tiết, trong khi thuật toán tối ưu hóa MPA giúp cải thiện chất lượng của thành phần cơ sở so với các phương pháp truyền thống. Khi kết hợp cả ba thành phần gồm Guided Filter, MAX và MPA, mô hình đề xuất đạt kết quả tốt trên hầu hết các tiêu chí đánh giá, đặc biệt ở các chỉ số MLI, SD, QAB/F, FMI và Z-score. Mặc dù chưa đạt giá trị cao nhất ở mọi chỉ số riêng lẻ, phương pháp đề xuất vẫn thể hiện được sự cân bằng và ổn định hơn khi đánh giá tổng thể.

Bên cạnh chất lượng ảnh, kết quả thực nghiệm cũng cho thấy mô hình đề xuất có thời gian xử lý tương đối thấp so với nhiều phương pháp đối sánh, góp phần nâng cao khả năng ứng dụng trong các bài toán tổng hợp ảnh y học. Những kết quả đạt được là cơ sở để khẳng định tính khả thi của mô hình và cũng là tiền đề cho các nội dung tổng kết, đánh giá hạn chế và định hướng nghiên cứu tiếp theo được trình bày trong phần Kết luận của luận văn.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Luận văn này tập trung vào bài toán tổng hợp ảnh y học, cụ thể là kết hợp ảnh MRI và PET nhằm đưa thông tin cấu trúc và thông tin chức năng về cùng một ảnh. Trên cơ sở khảo sát các hướng nghiên cứu đã công bố, luận văn lựa chọn xây dựng mô hình gồm bộ lọc Guided Filter, thuật toán tối ưu hóa MPA và phương pháp lựa chọn MAX. Việc lựa chọn này xuất phát từ đặc thù của bài toán: ảnh sau tổng hợp không chỉ là kết quả của việc ghép hai ảnh đầu vào, mà cần giữ lại được những thông tin quan trọng từ từng nguồn ảnh một cách có kiểm soát.

1. Tóm tắt đóng góp chính

Những kết quả chính của luận văn có thể tóm lại như sau.

Trước hết, luận văn đã tổng quan và phân tích các hướng tiếp cận thường gặp trong tổng hợp ảnh y học, từ các phương pháp truyền thống đến các phương pháp dựa trên học sâu. Qua quá trình này, thực tế cho thấy mỗi hướng đều có điểm mạnh riêng, nhưng chưa có cách tiếp cận nào đáp ứng tốt đồng thời các yêu cầu về giữ chi tiết, bảo toàn thông tin và tính ổn định. Đây cũng là cơ sở để luận văn lựa chọn một hướng xử lý kết hợp, thay vì sử dụng nguyên vẹn một phương pháp có sẵn.

Từ đó, luận văn xây dựng mô hình tổng hợp ảnh dựa trên ba thành phần chính là bộ lọc Guided Filter, thuật toán tối ưu hóa MPA và phương pháp lựa chọn MAX. Trong mô hình này, bộ lọc Guided Filter được sử dụng để tách ảnh đầu vào thành thành phần cơ sở và thành phần chi tiết. Thành phần chi tiết được tổng hợp theo phương pháp lựa chọn MAX nhằm giữ lại những thông tin nổi bật tại từng vị trí ảnh, đặc biệt là các vùng biên và kết cấu. Trong khi đó, thành phần cơ sở được đưa vào thuật toán tối ưu hóa MPA để tìm trọng số kết hợp phù hợp hơn, thay cho cách lựa chọn thủ công. Cách tổ chức này giúp quá trình xử lý bám sát hơn với đặc điểm của dữ liệu, đồng thời hạn chế việc làm suy giảm thông tin trong quá trình tổng hợp.

Bên cạnh đó, luận văn đã tiến hành cài đặt phương pháp đề xuất và thực nghiệm trên tập dữ liệu gồm 60 cặp ảnh MRI-PET. Kết quả thu được cho thấy mô hình GF_MPA_MAX đạt kết quả tích cực trên các chỉ số đánh giá được sử dụng trong luận văn, đồng thời cho thấy sự cải thiện so với các phương pháp đối sánh trong phạm vi bộ dữ liệu thử nghiệm. Các chỉ số liên quan đến khả năng giữ biên và mức độ tương đồng đặc trưng, các chỉ số đều cho thấy xu hướng ổn định. Trong phạm vi nghiên cứu của luận văn, có thể xem đây là một hướng xử lý phù hợp cho bài toán tổng hợp ảnh MRI-PET.

2. Hạn chế của nghiên cứu

Dù kết quả thực nghiệm đạt được là khá tích cực, nghiên cứu này vẫn còn một số điểm hạn chế cần được nhìn nhận rõ.

Trước hết, mô hình vẫn còn phụ thuộc vào tham số ở nhiều bước trong toàn bộ quy trình. Sự phụ thuộc này xuất hiện từ tham số của bộ lọc Guided Filter cho đến miền tìm kiếm và số vòng lặp của thuật toán tối ưu hóa MPA. Với bộ dữ liệu sử dụng trong luận văn, các lựa chọn này cho kết quả tương đối ổn định. Tuy nhiên, khi thay đổi dữ liệu hoặc áp dụng sang các bài toán khác, hiệu quả của mô hình có thể biến động.

Một điểm cần cân nhắc nữa là cách xây dựng hàm mục tiêu trong bước tối ưu thành phần cơ sở. Hàm này được hình thành từ nhiều thành phần như độ sáng, entropy, phương sai và thông tin biên, giúp quá trình tìm nghiệm có định hướng rõ ràng hơn. Tuy nhiên, cách kết hợp giữa các thành phần vẫn mang tính kinh nghiệm, chưa có cơ sở đủ mạnh để khẳng định đây là dạng hàm tối ưu cho mọi trường hợp. Vì vậy, trong những điều kiện dữ liệu khác nhau, hiệu quả của hàm mục tiêu này vẫn cần được kiểm chứng thêm.

Đối với thành phần chi tiết, phương pháp lựa chọn MAX có ưu điểm là đơn giản và giữ được các thông tin nổi bật tại từng vị trí ảnh. Tuy nhiên, chính sự đơn giản đó cũng là một giới hạn. Quy tắc này không xét đến mối liên hệ lân cận hoặc cấu trúc rộng hơn trong ảnh, nên trong một số trường hợp có thể làm tăng độ chi tiết của biên hoặc tạo ra sự không đồng nhất nhẹ giữa các vùng ảnh. Vấn đề này chưa thể hiện rõ trên tập dữ liệu thử nghiệm, nhưng vẫn cần được lưu ý khi áp dụng cho các loại dữ liệu phức tạp hơn.

Phần thực nghiệm của luận văn cũng còn ở quy mô tương đối hạn chế. Mô hình mới được kiểm tra trên 60 cặp ảnh MRI–PET. Kết quả thu được là khả quan, nhưng chừng đó vẫn chưa đủ để đưa ra kết luận mạnh về tính tổng quát của phương pháp. Để đánh giá chắc chắn hơn, cần mở rộng thử nghiệm sang các bộ dữ liệu khác, chẳng hạn CT–MRI, SPECT, hoặc những tập ảnh có đặc tính khác biệt rõ hơn so với dữ liệu hiện tại.

3. Hướng nghiên cứu trong tương lai

Từ những điểm còn bỏ ngỏ của luận văn, hướng phát triển tiếp theo có thể đi theo một số hướng chính.

Trước hết, cần giảm bớt sự phụ thuộc của mô hình vào việc lựa chọn tham số. Hiện nay, nhiều thành phần trong quy trình vẫn được thiết lập dựa trên kinh nghiệm hoặc thông qua quá trình thử nghiệm trước đó, đặc biệt là tham số của bộ lọc Guided Filter và các thiết lập trong thuật toán tối ưu hóa MPA. Nếu có thể xây

dựng được cơ chế lựa chọn tham số theo hướng tự động hoặc thích nghi theo từng loại dữ liệu, mô hình sẽ ổn định hơn khi áp dụng trên các bộ ảnh khác nhau, đồng thời giảm bớt sự phụ thuộc vào việc tinh chỉnh thủ công.

Hàm mục tiêu trong bước tối ưu thành phần cơ sở cũng còn nhiều dư địa để cải thiện. Dù đã giúp định hướng cho quá trình tìm nghiệm, cách kết hợp các thành phần như độ sáng, entropy, phương sai và thông tin biên hiện vẫn mang tính thực nghiệm nhiều hơn là có cơ sở lý luận chặt chẽ. Một hướng phát triển hợp lý là phân tích rõ hơn vai trò của từng thành phần trong hàm mục tiêu, từ đó điều chỉnh lại cách xây dựng hàm theo hướng gọn hơn nhưng hiệu quả hơn. Khi đó, quá trình tối ưu không chỉ dựa vào việc thử, mà có nền tảng rõ ràng hơn.

Đối với nhánh xử lý chi tiết, phương pháp lựa chọn MAX trong luận văn cho thấy ưu điểm ở tính đơn giản và khả năng giữ lại các thông tin nổi bật. Tuy nhiên, quy tắc này vẫn còn hạn chế ở chỗ chưa xét đến mối quan hệ không gian giữa các điểm ảnh. Trong tương lai, có thể xem xét mở rộng theo hướng kết hợp MAX với các thông tin cục bộ hoặc các đặc trưng vùng lân cận, nhằm giảm hiện tượng biên chi tiết hoặc sự không đồng đều giữa các vùng ảnh. Ngoài ra, việc kết hợp thêm các mô hình học sâu cũng là một hướng đáng cân nhắc, đặc biệt khi xử lý các bộ dữ liệu phức tạp hơn.

Phần thực nghiệm của luận văn cũng cần được mở rộng để đánh giá đầy đủ hơn khả năng của phương pháp. Mô hình nên được kiểm tra trên nhiều bộ dữ liệu khác nhau, không chỉ dừng lại ở MRI–PET mà có thể mở rộng sang các cặp ảnh như CT–MRI, SPECT hoặc các dữ liệu có đặc tính khác biệt rõ hơn. Khi đó, kết quả đánh giá sẽ phản ánh tốt hơn tính tổng quát của phương pháp.

Nhìn chung, phương pháp đề xuất vẫn còn khả năng phát triển thêm ở nhiều khía cạnh, từ cách xây dựng mô hình, thiết kế hàm tối ưu cho đến phạm vi thực nghiệm. Hướng đi tiếp theo không chỉ dừng ở việc điều chỉnh từng thành phần riêng lẻ, mà là hoàn thiện mô hình theo hướng chặt chẽ hơn, linh hoạt hơn và có khả năng thích nghi tốt hơn với các điều kiện dữ liệu khác nhau.

DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO

Tài liệu tiếng Anh:

- [1] Azam M.A., 2022, A review on multimodal medical image fusion, *Computers in Biology and Medicine*, 144 pp. 102053.
- [2] Du J.,Li W.,Lu K.,Xiao B., 2016, An overview of multi-modal medical image fusion, *Neurocomputing*, 215 pp. 3–20.
- [3] Liu Y., 2020, Multi-focus image fusion: A survey of the state of the art, *Information Fusion*, 64 pp. 71–91.
- [4] Gonzalez R.C.,Woods R.E., 2008, Digital image processing. Pearson, .
- [5] Zhou T., 2023, Deep learning methods for medical image fusion: A review, *Computers in Biology and Medicine*, 160 pp. 106959.
- [6] He K.,Sun J.,Tang X., 2013, Guided image filtering, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35 (6), pp. 1397–1409.
- [7] Faramarzi A.,Heidarinejad M.,Stephens B.,Mirjalili S., 2020, Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic, *Expert Systems with Applications*, 152 pp. 113377.
- [8] Polinati S.,Dhuli R., 2020, Multimodal medical image fusion using empirical wavelet decomposition and local energy maxima, *Optik*, 205 pp. 163947.
- [9] Yang J.,Wright J.,Huang T.S.,Ma Y., 2010, Image super-resolution via sparse representation, *IEEE Transactions on Image Processing*, 19 (11), pp. 2861–2873.
- [10] Jie Y.,Li X.,Tan H.,Zhou F.,Wang G., 2024, Multi-modal medical image fusion via multi-dictionary and truncated Huber filtering, *Biomedical Signal Processing and Control*, 88 pp. 105671.
- [11] Li S.,Kang X.,Hu J., 2013, Image fusion with guided filtering, *IEEE Transactions on Image Processing*, 22 (7), pp. 2864–2875.
- [12] Ullah H.,Ullah B.,Wu L.,Abdalla F.Y.O.,Ren G.,Zhao Y., 2020, Multi-modality medical image fusion based on local-features fuzzy sets and novel sum-modified-Laplacian in NSST domain, *Biomedical Signal Processing and Control*, 57 pp. 101724.
- [13] Zhou J., 2021, Infrared and visible image fusion based on VGG-19, *Optik*, 248.
- [14] Zhang L., 2022, Image fusion based on ResNet-152, *Multimedia Tools and Applications*, 81.
- [15] Feng X.,Fang C.,Qiu G., 2023, Multimodal medical image fusion based on visual saliency map and multichannel dynamic threshold neural P systems, *Biomedical Signal Processing and Control*, 84 pp. 104794.
- [16] Haghighat M.B.A.,Aghagolzadeh A.,Seyedarabi H., 2011, A non-reference image fusion metric based on mutual information of image features, *Computers & Electrical Engineering*, 37 (5), pp. 744–756.
- [17] Xydeas C.S.,Petrovic V., 2000, Objective image fusion performance measure, *Electronics Letters*, 36 (4), pp. 308–309.
- [18] Shannon C.E., 1948, A mathematical theory of communication, *Bell System*

- Technical Journal*, 27 pp. 379–423.
- [19] Diwakar M.,Singh P.,Shankar A., 2021, Multi-modal medical image fusion framework using co-occurrence filter and local extrema in NSST domain, *Biomedical Signal Processing and Control*, 68 pp. 102788.
 - [20] Li B.,Peng H.,Luo X.,Wang J.,Song X.,Perez-Jimenez M.J.,et al., 2020, Medical image fusion method based on coupled neural P systems in nonsubsampling shearlet transform domain, *International Journal of Neural Systems*, 30 (10), pp. 2050050.
 - [21] Li X.,Zhou F.,Tan H.,Zhang W.,Zhao C., 2021, Multimodal medical image fusion based on joint bilateral filter and local gradient energy, *Information Sciences*, 569 pp. 302–325.
 - [22] Maqsood S.,Javed U., 2020, Multi-modal medical image fusion based on two-scale image decomposition and sparse representation, *Biomedical Signal Processing and Control*, 57 pp. 101810.
 - [23] Panigrahy C.,Seal A.,Gonzalo-Martin C.,Pathak P.,Jalal A.S., 2023, Parameter adaptive unit-linking pulse coupled neural network based MRI-PET/SPECT image fusion, *Biomedical Signal Processing and Control*, 83 pp. 104659.
 - [24] Bansal K.,Kumar V.,Agrawal C.,Tripathy S.,Khera S.B.,Singh G.,et al., 2024, Infrared and visible image fusion based on FUDPCNN and gravitational force operator, *Signal, Image and Video Processing*, 18 pp. 6973–6986.
 - [25] Long Y.,Jia H.,Zhong Y.,Jiang Y.,Jia Y., 2021, RXDNFuse: A aggregated residual dense network for infrared and visible image fusion, *Information Fusion*, 69 pp. 128–141.