BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ

Đinh Phú Hùng

NÂNG CAO HIỆU QUẢ TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC THEO TIẾP CẬN TỐI ƯU HOÁ

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ NGÀNH KHOA HỌC MÁY TÍNH

Mã số: 9 48 01 01

Hà Nội – 2023

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

Người hướng dẫn khoa học

1. **Người hướng dẫn 1**: PGS.TS. Nguyễn Long Giang
2. **Người hướng dẫn 2**: TS. Nguyễn Huy Đức

Phản biện 1: …….

Phản biện 2: ……

Phản biện 3: ……

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

Có thể tìm hiểu luận án tại:

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

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của luận án

Tổng hợp hình ảnh y học là một trong những chủ đề nghiên cứu quan trọng trong lĩnh vực xử lý ảnh. Bài toán này liên quan đến việc kết hợp các hình ảnh y học được chụp từ các cách khác nhau để tạo ra một hình ảnh duy nhất có chất lượng cao và chứa được các thông tin quan trọng từ từng hình ảnh riêng lẻ. Công việc tổng hợp hình ảnh này giúp cho các bác sĩ và chuyên gia chẩn đoán hình ảnh có thể đưa ra các quyết định chẩn đoán các bệnh được chính xác hơn [1].

Hiện nay, bài toán này nhận đươc rất nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu bởi những ứng dụng của nó trong thực tế. Số lượng các công bố liên quan đến tổng hợp hình ảnh y học không ngừng gia tăng trong những năm gần đây [2]. Nhìn chung, có thể chia các cách tiếp cận ra làm hai nhóm chính: nhóm các cách tiếp cận truyền thống [3]–[21] và nhóm các cách tiếp cận dựa trên học sâu [22]–[27]. Đối với các phương pháp dựa trên cách tiếp cận truyền thống đều phải trải qua ba bước chính: phân rã hình ảnh đầu vào, tổng hợp các thành phần trên miền phân rã và cuối cùng các thành phần đã được tổng hợp sẽ được biến đổi ngược so với thuật toán phân rã ảnh ban đầu để thu được hình ảnh tổng hợp. Đối với cách tiếp cận dựa trên học sâu, các mạng học sâu thường đóng vai trò trong việc trích rút các đặc trưng của hình ảnh để từ đó xây dựng nên một phương pháp tổng hợp cho các thành phần chi tiết trong ảnh.

Các cách tiếp cận hiện tại vẫn tồn tại những hạn chế nhất định trong việc tổng hợp hình y học. Hạn chế thứ nhất liên quan đến chất lượng của hình ảnh đầu vào. Đây là hạn chế chung của tất cả các thuật toán tổng hợp hình ảnh. Trên thực tế, hình ảnh y học có thể gặp các vấn đề về mặt chất lượng trong quá trình thu nhận như bị mờ, bị nhiễu

và có độ tương phản thấp. Những hình ảnh có chất lượng thấp sẽ làm giảm hiệu quả của các thuật toán tổng hợp hình ảnh. Hạn chế thứ hai liên quan đến phương pháp tổng hợp được thiết kế cho các thành phần cơ sở. Hạn chế thứ ba liên quan đến thuật toán tổng hợp được thiết kế cho các thành phần chi tiết. Việc giải quyết các hạn chế nêu trên chính là nội dung chính được trình bày trong luận án.

2. Mục tiêu của luận án

Đề xuất một số thuật toán nhằm cải thiện hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh y học như sau:

- Đề xuất một thuật toán nâng cao chất lượng hình ảnh y học để cải thiện chất lượng hình ảnh y học đầu vào trước khi tổng hợp.
- Đề xuất một thuật toán tổng hợp hình ảnh mới bao gồm 2 thuật toán được thiết kế để tổng hợp cho các thành phần cơ sở và thành phần chi tiết trong ảnh.

3. Các đóng góp của luận án

Với mục tiêu nâng cao sự hiệu quả tổng hợp hình ảnh y học, luận án có hai nhóm đóng góp chính như sau:

- Nhóm thứ nhất, đề xuất một thuật toán nâng cao chất lượng ảnh y học [CT1]. Thuật toán này giải quyết một số vấn đề thường xuất hiện trên ảnh y học não như cường độ sáng và độ tương phản bị thấp. Ứng dụng của thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất để tiền xử lý cho các hình ảnh y học đầu vào. Từ đó giúp cải thiện hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh. Hướng tiếp cận này đã được công bố tại công trình [CT2].
- Nhóm thứ hai, đề xuất một thuật toán tổng hợp hình ảnh mới bao gồm hai thuật toán được thiết kế để tổng hợp cho các thành phần cơ sở [CT4, CT6] và thành phần chi tiết trong ảnh

[CT3, CT4]. Bên cạnh đó, luận án cũng gợi mở hướng tiếp cận sử dụng kĩ thuật học chuyển đổi. Hướng tiếp cận này cũng đã được công bố tại công trình [CT5].

4. Bố cục của luận án

Luận án được thiết kế bao gồm phần mở đầu và ba chương nội dung. Thêm vào đó là phần kết luận, danh mục các bài báo đã xuất bản liên quan đến luận án và danh mục các tài liệu tham khảo. Cụ thể, nội dung của các phần được tóm tắt như sau:

Chương 1 sẽ trình bày tổng quan về bài toán tổng hợp hình ảnh và một số các kiến thức nền tảng cần thiết để thuận tiện cho việc hiểu thuật toán đề xuất ở các chương sau. Các nghiên cứu liên quan đối với bài toán tổng hợp hình ảnh y học được trình bày cụ thể và những nghiên cứu đó được phân theo từng nhóm tiếp cận. Trên cơ sở đó, luận án phân tích một số các hạn chế của các cách tiếp cận hiện tại và nêu rõ mục tiêu để cải thiện các hạn chế đó.

Chương 2 và chương 3 là các đóng góp chính của luận án. Mỗi chương được thiết kế là một thuật toán đề xuất để cải thiện hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh. Cụ thể, Chương 2 đề xuất một thuật toán tăng cường chất lượng ảnh dựa trên thuật toán tối ưu hoá và ứng dụng của thuật toán tăng cường chất lượng ảnh đề xuất để cải hiệu quả của một số thuật toán tổng hợp hình ảnh mới nhất hiện nay.

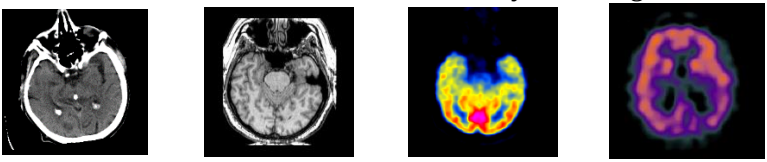
Chương 3 trình bày chi tiết một thuật toán đề xuất để cải thiện hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh. Thuật toán đề xuất bao gồm 3 thuật toán: Phân rã hình ảnh ba thành phần, thuật toán tổng hợp thích nghi cho thành phần cơ sở và thuật toán tổng hợp cho thành phần chi tiết dựa trên kết hợp hàm năng lượng cục bộ và các biến thể của nó.

Cuối cùng, phần kết luận nêu các đóng góp chính của tác giả trong luận án và những công việc của tương lai.

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ KIẾN THỨC NỀN TẢNG

1.1. Giới thiệu

Ngày nay, việc sử dụng các hình ảnh y học trong chẩn đoán ngày càng trở lên phổ biến. Các loại hình ảnh y học hiện nay cũng rất đa dạng. Một số hình ảnh y học thường dùng trong thực tế có thể đề cập như: ảnh chụp cắt lớp vi tính (CT), ảnh chụp cắt lớp phát xạ Positron (PET), ảnh cộng hưởng từ (MRI), ảnh chụp cắt lớp đơn Photon (SPECT). Mỗi một loại hình ảnh y học được đề cập ở trên đều chứa những thông tin riêng mà những loại hình ảnh khác không có. Ảnh MRI có độ phân giải cao và chứa các thông tin biểu diễn các mô mềm như não, nhưng chúng cung cấp ít thông tin về các chuyển động trao đổi chất. Trong khi hình ảnh PET có độ phân giải thấp và chúng lại cung cấp thông tin về hoạt động chức năng và trao đổi chất của tế bào. Hình 1.1 minh hoạ một số kiểu hình ảnh y học trong thực tế.

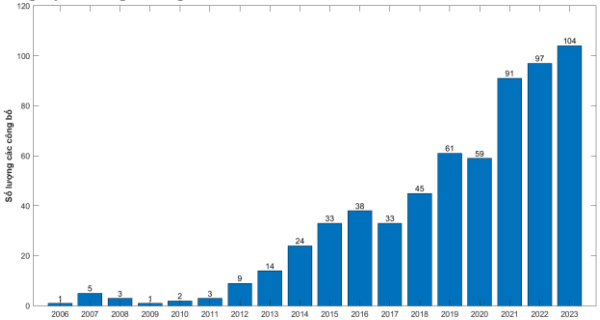


Ảnh CT Ảnh MRI Ảnh PET Ảnh SPECT

Hình 1.1. Minh hoạ một số kiểu hình ảnh y học

Trong quá trình chẩn đoán, các thông tin từ mỗi loại hình ảnh y học không đủ để giúp các bác sĩ đưa ra chẩn đoán chính xác về bệnh liên quan. Do đó, việc tổng hợp hình ảnh y học sẽ cho phép tạo ra một hình ảnh mang thông tin bổ sung quan trọng từ những hình ảnh y học đơn lẻ. Điều này giúp cho các bác sĩ có đầy đủ thông tin cần thiết để đưa ra các chẩn đoán chính xác hơn về các loại bệnh liên quan.

Trong những năm gần đây, bài toán tổng hợp hình ảnh nhận được sự quan tâm của rất nhiều nhà nghiên cứu trên thế giới. Hình 1.4 cho thấy rằng số lượng các nghiên cứu về tổng hợp hình ảnh y học có xu hướng ngày càng tăng.



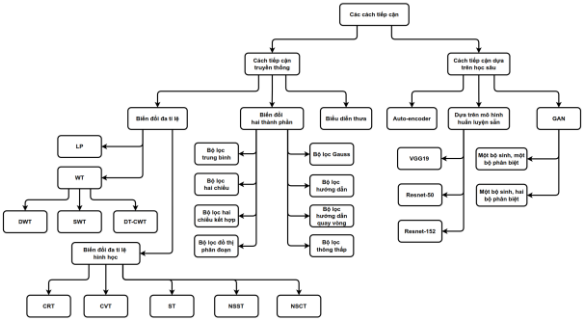
Hình 1.4. Số lượng các công bố liên quan từ năm 1993 đến 09/2023

1.2. Tổng quan các nghiên cứu liên quan

Cho đến nay, có rất nhiều các cách tiếp cận khác nhau đã được đề xuất để giải quyết cho bài toán tổng hợp hình ảnh y học. Nhìn chung, chúng ta có thể nhóm các phương pháp này làm 2 nhóm chính:

- Các cách tiếp cận truyền thống.
- Các cách tiếp cận dựa trên học sâu.

Hình 1.5 minh hoạ các cách tiếp cận để giải quyết bài toán tổng hợp hình ảnh.



Hình 1.5. Các cách tiếp cận tổng hợp hình ảnh

1.3. Một số hạn chế của các phương pháp tổng hợp hình ảnh

Hạn chế đầu tiên liên quan đến chất lượng của hình ảnh đầu vào, đây là vấn đề phổ biến cho tất cả các thuật toán tổng hợp hình ảnh. Hình ảnh y học thường gặp các vấn đề về chất lượng như mờ, nhiễu và độ tương phản thấp, làm giảm hiệu quả của quá trình tổng hợp hình ảnh.

Hạn chế thứ hai liên quan đến phương pháp tổng hợp được thiết kế cho các thành phần cơ sở và chi tiết. Đối với việc tổng hợp các thành phần cơ sở, các thuật toán lựa chọn Max hoặc thuật toán trung bình thường được sử dụng vì tính đơn giản của chúng và độ phức tạp tính toán thấp. Tuy nhiên, việc sử dụng những thuật toán này có thể gây ra một số vấn đề cho hình ảnh tổng hợp, như làm mất thông tin, giảm độ tương phản và cường độ sáng. Đối với việc tổng hợp cho các thành phần chi tiết. Ví dụ, các thuật toán tổng hợp lựa chọn Max và thuật toán tổng Lapacian đã được sửa đổi (SML) thường được áp dụng cho các thành phần chi tiết quá trình tổng hợp. Tuy nhiên, chúng vẫn còn tồn tại một số hạn chế nhất định. Vấn đề là vì cường độ sáng của các thành phần chi tiết trên hình ảnh MRI thường cao hơn so với hình ảnh PET. Do đó, nếu áp dụng thuật toán lựa chọn Max, hình ảnh tổng hợp sẽ chỉ bao gồm các thông tin chi tiết từ hình ảnh MRI và bỏ qua các thông tin chi tiết từ hình ảnh PET. Kết quả là hình ảnh tổng hợp bị mất đi một số thông tin quan trọng.

Nội dung của luận án này sẽ tập trung giải quyết hai hạn chế đã nêu ở trên bằng cách đề xuất hai nhóm thuật toán như sau:

- Nhóm 1: Đề xuất thuật toán tăng cường chất lượng ảnh để giải quyết vấn đề ảnh cộng hưởng từ não có độ tương phản và cường độ sáng thấp.

- Nhóm 2: Đề xuất một thuật toán tổng hợp thích nghi cho các thành phần cơ sở để hạn chế sự suy giảm về mặt chất lượng ảnh trong quá trình tổng hợp. Đề xuất một thuật toán tổng hợp hiệu quả cho thành phần chi tiết để bảo tồn các thông tin đặc trưng từ hình ảnh đầu vào.

1.4. Kết luận chương 1

Trong Chương 1, luận án đã giới thiệu được bài toán tổng hợp hình ảnh và các nghiên cứu liên quan để giải quyết cho bài toán này. Hai nhóm tiếp cận chính để giải quyết cho bài toán tổng hợp hình ảnh y học là nhóm các cách tiếp cận truyền thống và nhóm các cách tiếp cận dựa trên học sâu. Trên cơ sở phân tích một số phương pháp tổng hợp hiện tại, sự kém hiệu quả trong việc tổng hợp hình ảnh là do một số nguyên nhân chính sau:

- Thứ nhất là các hình ảnh đầu vào thường có chất lượng thấp như cường độ sáng và độ tương phản thấp, thiếu sắc nét. Hạn chế này ảnh hưởng đáng kể đến các thuật toán tổng hợp hình ảnh.
- Thứ hai là thuật toán tổng hợp trung bình cho thành phần tần số thấp là chưa hiệu quả. Hạn chế này có thể dẫn tới sự suy giảm cường độ sáng và độ tương phản của hình ảnh tổng hợp.
- Thứ ba là các thuật toán tổng hợp cho thành phần chi tiết chưa hiệu quả. Hạn chế này làm các hình ảnh tổng hợp bị mất các thông tin chi tiết từ hình ảnh gốc.

Vì vậy, định hướng của luận án sẽ đề xuất các thuật toán mới hiệu quả để giải quyết cho những hạn chế đã đề cập. Cuối Chương 1, luận án cũng giới thiệu một số chỉ số đánh giá thường được sử dụng để đánh giá chất lượng của hình ảnh tổng hợp.

CHƯƠNG 2. NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG HÌNH ẢNH DỰA TRÊN PHÂN RÃ BA THÀNH PHẦN VÀ GIẢI THUẬT MPA

Trong chương 2 này, luận án đề xuất một thuật toán nâng cao chất lượng ảnh để cải thiện cho chất lượng của các hình ảnh y học đầu vào [CT1, CT2] để giải quyết hạn chế về chất lượng của các hình ảnh đầu vào như: bị tương phản và cường độ sáng thấp. Từ việc cải thiện chất lượng của hình ảnh đầu vào, một số phương pháp tổng hợp hình ảnh mới được đề xuất gần đây được sử dụng để kiểm tra hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh.

2.1. Ý tưởng

Cho đến nay, đã có rất nhiều các nghiên cứu khác nhau được đề xuất để giải quyết cho bài toán tổng hợp hình ảnh. Tuy nhiên, vẫn còn có những hạn chế nhất định trong việc nâng cao hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh y học. Trên thực tế, hình ảnh y học thường gặp một số vấn đề như mờ, nhiễu và độ tương phản thấp. Những hình ảnh có chất lượng thấp sẽ làm suy giảm đáng kể hiệu quả của các thuật toán tổng hợp hình ảnh. Một số nghiên cứu gần đây đã có những đề xuất cải thiện chất lượng của hình ảnh y học đầu vào trước khi tiến hành quá trình tổng hợp hình ảnh. Ví dụ, Ullah và các cộng sự [28] đã đề xuất sử dụng bộ lọc Laplacian cục bộ nhanh (FLLF) để tiến hành nâng cao chất lượng của hình ảnh đầu vào ở khía cạnh bảo toàn cạnh và nâng cao chi tiết thông tin đường biên trước khi tiến hành quá trình tổng hợp. Maqsood và các cộng sự [29] đã áp dụng phương pháp cân bằng biểu đồ mức xám được sửa đổi phi tham số (NMHE) để nâng cao độ tương phản của hình ảnh đầu vào. Sau đó phương pháp tổng hợp hình ảnh được áp dụng trên các hình ảnh được tăng cường để cải thiện

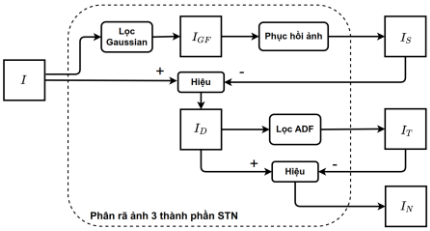
chất lượng của hình ảnh tổng hợp đầu ra. Li và các cộng sự [18] đã đề xuất một phương pháp tổng hợp hình ảnh y học mà nó cho phép khử nhiễu trong các hình ảnh đầu vào. Theo quan sát của NCS, các cách tiếp cận nâng cao chất lượng hình ảnh trước khi tổng hợp như trình bày trên vẫn còn hạn chế vì những thuật toán đó chỉ là những thuật toán cơ bản. Trên thực tế, những hình ảnh cộng hưởng từ não thường bị tối (có cường độ ánh sáng thấp) và có độ tương pháp thấp. Khi nâng cao chất lượng ảnh, nhiễu có thể phát sinh. Do đó, việc áp dụng các thuật toán tăng cường chất lượng ảnh đó chưa thể giải quyết được một cách hiệu quả việc tổng hợp hình ảnh.

Với mục tiêu là nghiên cứu, đề xuất thuật toán nhằm nâng cao hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh y học so với các nghiên cứu đã được công bố. Chương này này trình bày kết quả nghiên cứu về nâng cao hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh y học dựa trên hướng tiếp cận cải thiện chất lượng của hình ảnh đầu vào. Kết quả của Chương 2 đã được công bố tại công trình [CT1, CT2] trong phần "Danh mục các bài báo đã xuất bản liên quan đến luận án".

2.2. Đề xuất thuật toán nâng cao chất lượng ảnh

2.2.1. Đề xuất thuật toán phân rã hình ảnh ba thành phần

Trong mục này, NCS đề xuất một thuật toán để phân rã một hình ảnh thành 3 lớp. Việc phân rã một hình ảnh đầu vào thành 3 thành phần được minh hoạ chi tiết trong Hình 2.1.

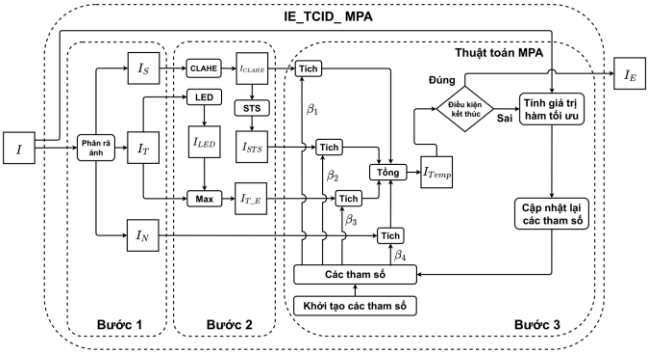


Hình 2.1. Sơ đồ phân rã hình ảnh ba thành phần

2.2.2. Thiết kế hàm tối ưu

2.2.3. Thuật toán nâng cao chất lượng ảnh (IE_TCID_MPA)

Phần này mô tả chi tiết các bước của thuật toán nâng cao chất lượng cho một hình ảnh đầu vào. Thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất dựa trên phân rã ba thành phần và thuật toán tối ưu MPA (được gọi là IE_TCID_MPA) như Hình 2.5. Ý tưởng của thuật toán đề xuất là tách hình ảnh cần tăng cường ra thành 3 lớp chứa các thông tin khác nhau như: lớp cấu trúc, lớp kết cấu và lớp nhiễu. Việc phân tách này giúp cho việc tăng cường ảnh trở lên thuận tiện hơn bởi vì có thể thao tác trên từng lớp thông tin riêng biệt trong ảnh. Sau đó, một lớp thông tin chi tiết dựa trên đặc trưng của cấu trúc Tensor được bổ sung vào trong ảnh để khắc phục việc các chi tiết có thể mất đi trong quá trình tổng hợp. Thuật toán tối ưu MPA được sử dụng để tìm các tham số tối ưu cho các lớp thông tin. Cuối cùng, các tham số tối ưu và các lớp tương ứng được sử dụng để tạo ra hình ảnh tổng hợp tăng cường.



Hình 2.5. Sơ đồ thuật toán tăng cường chất lượng ảnh

2.3. Thực nghiệm và đánh giá

2.3.1. Dữ liệu thực nghiệm

Chín mươi cặp ảnh y học MRI và PET có kích thước 256 × 256 được lấy từ lát cắt thứ 50 đến 79 theo trục Transaxial (T), Sagittal

(S) và Coronal (C) từ nguồn http://www.med.harvard.edu/AANLIB/, tương ứng. 180 hình ảnh y học được chia thành các tập dữ liệu:

- Tập dữ liệu (D0) bao gồm 90 hình ảnh MRI.
- Tập dữ liệu (D1) được tạo từ tập dữ liệu D0 bằng cách giảm độ tương phản và cường độ sáng.
- Tập dữ liệu (D2) bao gồm ba hình ảnh (70T, 70S, 70C).
- Tập dữ liệu (D3) bao gồm 90 cặp hình ảnh MRI và PET.

2.3.2. Thiết lập thực nghiệm

Một số thực nghiệm được thiết kế để đánh giá hiệu quả của mô hình nâng cao chất lượng ảnh đề xuất như sau:

Thực nghiệm 1:

Để kiểm tra hiệu quả của thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất, một số thuật toán nâng cao hình ảnh khác đã được sử dụng để so sánh. Các thuật toán này được mô tả trong Bảng 2.2. Bốn chỉ số đánh giá chất lượng hình ảnh (MLI, CI, E và AG) và cả hai tập dữ liệu D0 và D1 được sử dụng trong thực nghiệm này.

Bảng 2.2. Một số thuật toán nâng cao chất lượng ảnh

STT	Các thuật toán	Năm
1	NE (No Enhancement)	
2	FCCE (Fuzzy-Contextual Contrast Enhancement) [114]	2017
3	EFF (Exposure Fusion Framework) [115]	2017
4	EGIF (Effective Guided Image Filtering) [116]	2018
5	RRM (Robust Retinex Model) [117]	2018
6	FFM (Fractional-Order Fusion Model) [118]	2019
7	SDD (Semi-Decoupled Decomposition) [119]	2020

Thực nghiệm 2: Một số thuật toán tổng hợp hình ảnh y học được đề xuất gần đây đã được lựa chọn để so sánh. Các thuật toán này được mô tả trong Bảng 2.3. Các chỉ số đánh giá (MLI, CI, E, AG, $Q^{AB/F}$ và MI) được sử dụng trong thực nghiệm này.

Bảng 2.3. Một số thuật toán tổng hợp hình ảnh y học

STT	Các thuật toán	Kí hiệu	Năm
1	PC-LLC-NSCT [120]	Alg1	2019
2	NSST-MSMG-PCNN [11]	Alg2	2020
3	MLCF-MLMG-PCNN [83]	Alg3	2021
4	JBF-LGE [30]	Alg4	2021
5	CSE [121]	Alg5	2021
6	CNPS-NSST [122]	Alg6	2021
7	DTNP-NSCT [39]	Alg7	2021

2.3.3. Kết quả thực nghiệm

Kết quả thực nghiệm 1: Những kết quả trong Bảng 2.8 và 2.9 cho thấy thuật toán đề xuất có hiệu quả.

Bảng 2.8. Các chỉ số đánh giá cho các thuật toán trên tập D0

Thuật toán	MLI	CI	Entropy	AG
NE	0.3050	0.3216	4.6314	0.0802
FCCE	0.3250	0.3379	5.5607	0.0853
EFF	0.3606	0.3629	5.5651	0.0927
EGIF	0.3199	0.3761	4.8231	0.1151
RRM	0.3591	0.3594	5.6699	0.1036
FFM	0.3450	0.3401	5.9318	0.0883
SDD	0.3669	0.3666	5.8616	0.0925
IE_TCID_MPA	**0.3975**	**0.4036**	**6.3156**	**0.1474**

Bảng 2.9. Các chỉ số đánh giá cho các thuật toán trên tập D1

Thuật toán	MLI	CI	Entropy	AG
NE	0.1525	0.1608	4.6314	0.0401
FCCE	0.2536	0.2612	5.6641	0.0734
EFF	0.2821	0.2718	5.4223	0.0655
EGIF	0.1750	0.2215	4.9067	0.0688
RRM	0.2278	0.2290	5.6485	0.0630
FFM	0.2599	0.2451	5.7019	0.0584
SDD	0.2336	0.2379	5.7394	0.0565
IE_TCID_MPA	**0.3835**	**0.3731**	**6.2892**	**0.0846**

Kết quả thực nghiệm 2: Từ bảng 2.12, 2.13 và 2.14 cho thấy chất lượng của các hình ảnh tổng hợp thu được từ các thuật toán được cải thiện đáng kể khi áp dụng thuật toán nâng cao hình ảnh đề xuất.

Bảng 2.12. Các chỉ số đánh giá trên tập D3 (T).

TT	Kiểu	MLI	CI	E	AG	$Q^{AB/F}$	MI
Alg1	Trước	0.2795	0.3249	5.5404	0.0724	0.6942	3.0354
	Sau	**0.3318**	**0.3529**	**6.3630**	**0.0925**	**0.7222**	**3.5302**
Alg2	Trước	0.3148	0.3937	5.6302	0.0759	0.6199	2.4631
	Sau	**0.3462**	**0.4035**	**6.2270**	**0.0952**	**0.6255**	**2.7315**
Alg3	Trước	0.3231	0.3873	5.1023	0.0674	0.5942	2.6319
	Sau	**0.3571**	**0.3957**	**5.9033**	**0.0877**	**0.6015**	**3.1434**
Alg4	Trước	0.3074	0.3455	4.8495	0.0684	0.7178	4.3910
	Sau	**0.3599**	**0.3706**	**5.9439**	**0.0887**	**0.7537**	**5.7807**
Alg5	Trước	0.2756	0.3165	5.2769	0.0655	0.7434	3.6663
	Sau	**0.3243**	**0.3496**	**6.2598**	**0.0857**	**0.7564**	**3.9412**
Alg6	Trước	0.2888	0.3329	5.3130	0.0735	0.7070	3.2731
	Sau	**0.3432**	**0.3637**	**6.0178**	**0.0939**	**0.7357**	**4.0908**
Alg7	Trước	0.2991	0.3388	5.3990	0.0706	0.7120	3.3447
	Sau	**0.3515**	**0.3653**	**6.0600**	**0.0910**	**0.7512**	**4.1313**

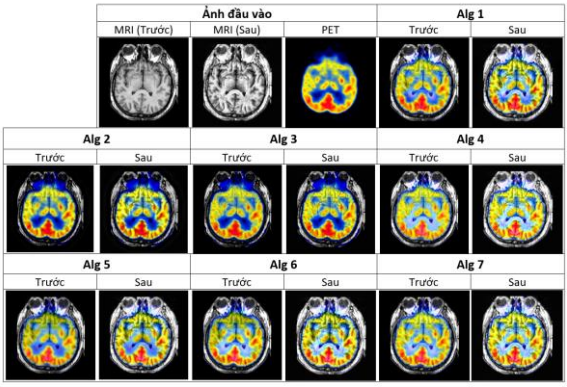
Bảng 2.13. Các chỉ số đánh giá trên tập D3 (S).

TT	Kiểu	MLI	CI	E	AG	$Q^{AB/F}$	MI
Alg1	Trước	0.3219	0.3124	6.3709	0.0831	0.7059	3.3813
	Sau	**0.3990**	**0.3453**	**6.9472**	**0.1118**	**0.7465**	**3.9006**
Alg2	Trước	0.3392	0.3905	6.2654	0.0867	0.6678	2.5171
	Sau	**0.3808**	**0.3992**	**6.6739**	**0.1148**	**0.6216**	**2.7008**
Alg3	Trước	0.3477	0.3806	5.9830	0.0778	0.6108	2.7661
	Sau	**0.3930**	**0.3849**	**6.6219**	**0.1067**	**0.6013**	**3.1306**
Alg4	Trước	0.3512	0.3307	5.6692	0.0794	0.7381	5.0347
	Sau	**0.4280**	**0.3606**	**6.7940**	**0.1088**	**0.7818**	**6.3580**
Alg5	Trước	0.3107	0.3001	6.2098	0.0751	0.7507	3.8228
	Sau	**0.3864**	**0.3407**	**6.8762**	**0.1041**	**0.7782**	**3.9165**
Alg6	Trước	0.3297	0.3164	6.2581	0.0842	0.7157	3.6292
	Sau	**0.4103**	**0.3552**	**6.8673**	**0.1136**	**0.7611**	**4.3368**
Alg7	Trước	0.3413	0.3235	6.2772	0.0815	0.7211	3.7479
	Sau	**0.4185**	**0.3554**	**6.8787**	**0.1107**	**0.7742**	**4.4097**

Bảng 2.14. Các chỉ số đánh giá trên tập D3 (C).

TT	Kiểu	MLI	CI	E	AG	$Q^{AB/F}$	MI
Alg1	Trước	0.2886	0.3171	5.8940	0.0982	0.7203	3.1741
	Sau	**0.3611**	**0.3566**	**6.6787**	**0.1242**	**0.7417**	**3.6318**
Alg2	Trước	0.3033	0.3826	5.8035	0.1018	0.6299	2.4732
	Sau	**0.3484**	**0.3947**	**6.4161**	**0.1274**	**0.6505**	**2.7522**
Alg3	Trước	0.3123	0.3747	5.3588	0.0953	0.6230	2.6773
	Sau	**0.3608**	**0.3856**	**6.2380**	**0.1222**	**0.6432**	**3.1838**
Alg4	Trước	0.3186	0.3381	5.1012	0.0955	0.7562	4.6741
	Sau	**0.3917**	**0.3743**	**6.2949**	**0.1230**	**0.7886**	**6.0716**
Alg5	Trước	0.2878	0.3102	5.5751	0.0910	0.7655	3.6959
	Sau	**0.3541**	**0.3533**	**6.4829**	**0.1176**	**0.7813**	**3.8505**
Alg6	Trước	0.3013	0.3269	5.7136	0.1000	0.7309	3.3756
	Sau	**0.3758**	**0.3686**	**6.3904**	**0.1270**	**0.7594**	**4.1467**
Alg7	Trước	0.3101	0.3312	5.7388	0.0973	0.7405	3.5328
	Sau	**0.3833**	**0.3691**	**6.3973**	**0.1242**	**0.7781**	**4.3110**

Nhìn chung, các chỉ số đánh giá đều tăng đáng kể sau khi áp dụng thuật toán tăng cường chất lượng cho hình ảnh đầu vào. Thay đổi đáng kể nhất phải kể đến là độ chi tiết của hình ảnh.



Hình 2.17. Hình ảnh tổng hợp trước và sau áp dụng thuật toán đề xuất

Hình ảnh đầu ra thu được bằng thuật toán tổng hợp hình ảnh trước và sau khi áp dụng thuật toán tăng cường ảnh đề xuất được hiển thị trong Hình 2.17. Bằng trực quan, có thể nhận thấy rằng, các hình

ảnh cộng hưởng từ được tăng cường đã cho thấy sự cải thiện đáng kể trong hình ảnh tổng hợp. Các hình ảnh tổng hợp không những có cường độ sáng, độ tương phản tốt hơn mà cả các chi tiết của ảnh cũng được cải thiện đáng kể.

2.4. Kết luận chương 2

Trong chương này, một thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đã được đề xuất và ứng dụng thuật toán này để cải thiện hiệu quả cho một số thuật toán tổng hợp hình ảnh được đề xuất gần đây. Thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất bao gồm 2 thuật toán chính.

- Thứ nhất là một thuật toán phân rã hình ảnh thành 3 thành phần. Thuật toán phân rã hình ảnh này được xây dựng dựa trên bộ lọc Gaussian và bộ lọc ADF.
- Thứ hai là một thuật toán nâng cao chất lượng ảnh dựa trên thuật toán MPA. Các thực nghiệm đã cho thấy thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất cho phép cải thiện đáng kể chất lượng của hình ảnh tối và hình ảnh có độ tương phản thấp.

Thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất đã được ứng dụng để kiểm tra sự hiệu quả trong việc cải thiện hiệu quả của một số thuật toán tổng hợp hình ảnh đã có. Khi hình ảnh đầu vào được tiền xử lý bằng thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất, các kết quả thực nghiệm cũng cho thấy có sự cải thiện đáng kể về mặt chất lượng ở hình ảnh tổng hợp so với trước khi ảnh được tăng cường chất lượng. Vì vậy, thuật toán nâng cao chất lượng ảnh đề xuất có vai trò quan trọng trong việc nâng cao hiệu quả của các thuật toán tổng hợp hình ảnh. Kết quả của thuật toán nâng cao chất lượng hình ảnh đề xuất đã được công bố tại công trình [CT1, CT2] trong phần “Danh mục các bài báo đã xuất bản liên quan đến luận án”.

CHƯƠNG 3. TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN THUẬT TOÁN TỔNG HỢP THÍCH NGHI KẾT HỢP VỚI CÁC BIẾN THỂ CỦA HÀM NĂNG LƯỢNG CỤC BỘ

3.1. Ý tưởng

Cho đến nay, đã có rất nhiều các nghiên cứu khác nhau được đề xuất để giải quyết cho bài toán này. Tuy nhiên, vẫn còn có những hạn chế nhất định trong việc nâng cao hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh y học. Chương 3 này trình bày kết quả nghiên cứu về nâng cao hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh dựa trên hướng tiếp cận tối ưu hoá kết hợp với các biến thể của hàm năng lượng cục bộ. Thuật toán đề xuất có thể mô tả ngắn gọn qua ba giai đoạn chính. Giai đoạn thứ nhất là phân rã mỗi hình ảnh đầu vào thành ba thành phần: một thành phần cơ sở và hai thành phần chi tiết. Giai đoạn thứ hai là tổng hợp các thành phần cơ sở bởi đề xuất thuật toán thích nghi mà các hệ số thích nghi được tìm ra bởi thuật toán tối ưu hoá MPA. Giai đoạn thứ ba là tổng hợp các thành phần chi tiết dựa trên kết hợp các thuật toán tổng hợp như thuật toán tổng hợp dựa trên hàm năng lượng cục bộ kết hợp với toán tư la bàn Prewitt [78] và thuật toán tổng hợp dựa trên hàm năng lượng cục bộ kết hợp thành phần đặc trưng của cấu trúc Tensor [CT3, CT4]. Hình ảnh tổng hợp thu được thông qua tổng các thành phần cơ sở và chi tiết được tổng hợp tương ứng. Kết quả của Chương 3 đã được công bố tại công trình [CT3, CT4, CT6] trong phần "Danh mục các bài báo đã xuất bản liên quan đến luận án".

3.2. Đề xuất thuật toán tổng hợp cho thành phần chi tiết

3.2.1. Cải thiện đặc trưng cấu trúc Tensor

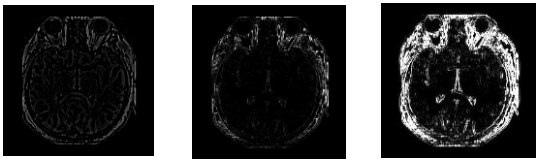
Toán tử phát hiện đặc trưng cấu trúc Tensor (STSDO) là một công cụ hiệu quả để thu được đặc trưng của hình ảnh. Hình 3.1 (b)

minh hoạ cho đặc trưng cấu trúc Tensor thu được từ một thành phần chi tiết (Hình 3.1 (a)). Từ Hình 3.1 (b) nhận thấy rằng một số cấu trúc được toán tử STS phát hiện thành công. Tuy nhiên, một số các đặc trưng yếu và nhỏ thì toán tử STSDO không thể phát hiện được. Vì vậy, để cải thiện các đặc trưng thu được từ toán tử STSDO, NCS đề xuất kết hợp đặc trưng thu được từ toán tử STSDO với hàm năng lượng cục bộ (gọi là LEF_STSDO) và nó được tính theo phương trình (3.1).

$$LEF_STSDO(L) = W_{STSDO}(L) \odot LEF(L) \quad (3.1)$$

Trong đó:

- L là một thành phần chi tiết của một hình ảnh đầu vào.
- $W_{STSDO}(L)$ là ma trận đặc trưng thu được sử dụng toán tử phát hiện đặc trưng của cấu trúc Tensor cho L.
- $LEF(L)$ là hàm năng lượng cục bộ của L.
- $\odot$ là toán tử nhân Hadamard.



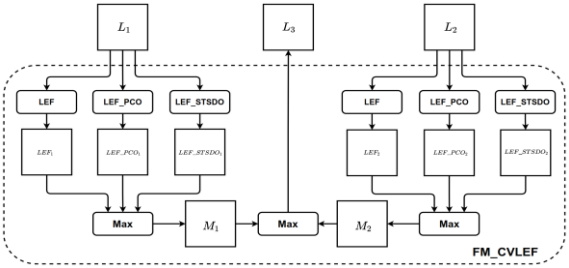
L (a) $W_{STSDO}(L)$ (b) $LEF_STSDO(L)$ (c)

Hình 3.1. Minh hoạ đặc trưng cấu trúc Tensor và kết hợp với hàm năng lượng cục bộ

Hình 3.1 (c) minh hoạ cho hình ảnh đặc trưng thu được sau khi được kết hợp với cấu trúc Tensor. Dễ dàng nhận thấy rằng, các đặc trưng yếu và nhỏ đã được phát hiện trong ảnh. Cách cải thiện đặc trưng của cấu trúc Tensor bằng cách kết hợp nó với hàm năng lượng cục bộ đã đươc NSC công bố tại công trình [CT3] trong phần "Danh mục các bài báo đã xuất bản liên quan đến luận án".

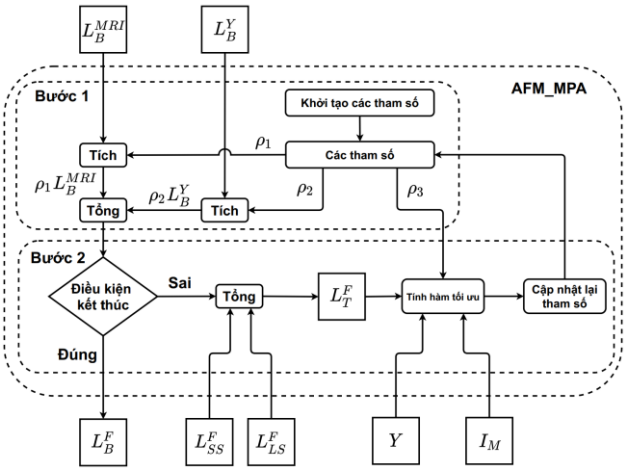
3.2.2. Thuật toán FM_CVLEF

Trong mục này, một thuật toán tổng hợp hiệu quả cho thành phần chi tiết được giới thiệu. Thuật toán này xây dựng dựa trên kết hợp các biến thể của hàm năng lượng cục bộ (được gọi là FM_CVLEF). Hình 3.2 minh hoạ chi tiết các bước của thuật toán FM_CVLEF.



Hình 3.2. Minh hoạ các bước của thuật toán tổng hợp FM_CVLEF để tổng hợp cho hai thành phần chi tiết

3.3. Đề xuất thuật toán tổng hợp cho thành phần cơ sở



Hình 3.4 Minh hoạ thuật toán AFM_MPA

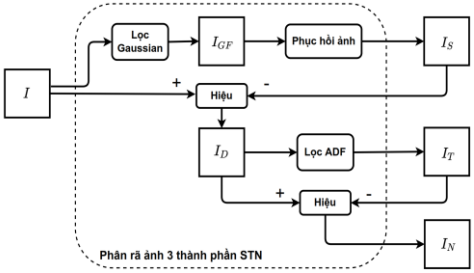
Trong mục này, NCS đề xuất một thuật toán tổng hợp thích nghi cho các thành phần cơ sở (được gọi là AFM_MPA). Các tham số

thích nghi được tìm được dựa trên thuật toán tối ưu MPA. Các bước của thuật toán AFM-MPA được minh hoạ trong Hình 3.4.

3.4. Đề xuất thuật toán tổng hợp hình ảnh

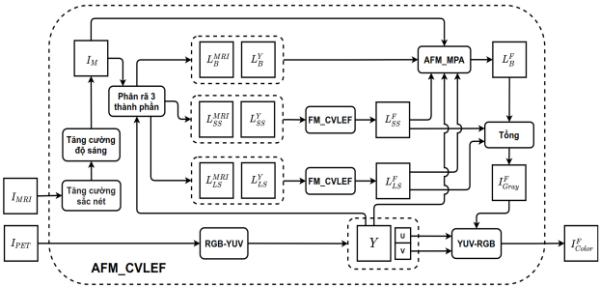
3.4.1. Đề xuất thuật toán phân rã hình ảnh ba thành phần TCID

Trong các nghiên cứu trước đây, phương pháp phân rã hình ảnh hai lớp thường được sử dụng, với lớp cơ sở thu được bằng cách sử dụng bộ lọc trung bình [43] hoặc bộ lọc thông thấp [123]. Tuy nhiên, các bộ lọc này có thể làm mất thông tin chi tiết trong ảnh, dẫn đến các lớp chi tiết không đầy đủ. Để giải quyết những hạn chế này, NCS đề xuất thuật toán phân tách hình ảnh ba lớp (gọi là TCID) dựa trên các bộ lọc RGF và WMCF. Hình 3.5 minh hoạ cho việc phân rã một hình ảnh đầu vào thành ba thành phần.



Hình 3.5. Minh hoạ thuật toán phân rã hình ảnh ba thành phần

3.4.2. Thuật toán tổng hợp ảnh AFM_CVLEF



Hình 3.6. Sơ đồ tổng hợp hình ảnh đề xuất

Trong phần này, một thuật toán tổng hợp hình ảnh mới được giới thiệu. Thuật toán này dựa trên thuật toán tổng hợp thích nghi và các biến thể của hàm năng lượng cục bộ (gọi là AFM_CVLEF). Chi tiết các bước của thuật toán đề xuất được minh hoạ trong Hình 3.6.

3.5 Độ phức tạp của giải thuật AFM_CVLEF

3.6. Thực nghiệm và đánh giá

3.6.1. Dữ liệu thực nghiệm

Tổng số 156 hình ảnh bao gồm 78 cặp hình ảnh MRI và PET đã được lấy từ nguồn (http://www.med.harvard.edu/AANLIB/) và chia các hình ảnh thành các tập như trong Bảng 3.1.

Bảng 3.1. Mô tả các tập dữ liệu thực nghiệm

Nhóm	Số lượng ảnh	Mô tả
K1	26 cặp MRI (T2) −PET	Các lát cắt từ 61 tới 86 theo trục T
K2	26 cặp MRI (T2) −PET	Các lát cắt từ 61 tới 86 theo trục S
K3	26 cặp MRI (T2) −PET	Các lát cắt từ 61 tới 86 theo trục C
K4	3 cặp MRI (T2) −PET	Lát cắt thứ 78 dọc theo các trục T, S, C.

3.6.2. Thiết lập thực nghiệm

Một số thuật toán tổng hợp hình ảnh tổng hợp khác đã được sử dụng để so sánh. Các thuật toán này được mô tả trong Bảng 3.4.

Bảng 3.3. Một số thuật toán tổng hợp hình ảnh

STT	Các thuật toán tổng hợp	Năm
1	PC-LLE-NSCT (G1) [120]	2019
2	TLD-SR (G2) [18]	2021
3	JBF-LGE (G3) [30]	2021
4	CSE (G4) [121]	2021
5	CNPS-NSST (G5) [122]	2021
6	DTNP-NSCT (G6) [39]	2021
7	ACO (G7) [127]	2022

3.6.3. Kết quả thực nghiệm

Kết quả thực nghiệm mô tả trong các bảng 3.8, 3.9 và 3.10.

Bảng 3.8. Các chỉ số đánh giá thu được từ thực nghiệm trên tập K1

DL	Thuật toán	MLI	CI	AG	$Q^{AB/F}$	FMI
K1	G1	0.2492	0.2910	0.0528	0.6248	0.8569
	G2	0.2634	0.2997	0.0499	0.6786	0.8646
	G3	0.2634	0.2992	0.0511	0.6771	0.8682
	G4	0.2233	0.2479	0.0461	0.6552	0.8681
	G5	0.2060	0.2382	0.0546	0.6192	0.8583
	G6	0.2558	0.2922	0.0522	0.6376	0.8619
	G7	0.2415	0.2596	0.0470	0.6587	0.8562
	AFM_CVLEF	**0.3131**	**0.3356**	**0.0829**	**0.7440**	**0.8737**

Bảng 3.9. Các chỉ số đánh giá thu được từ thực nghiệm trên tập K2

DL	Thuật toán	MLI	CI	AG	$Q^{AB/F}$	FMI
K2	G1	0.2555	0.2816	0.0506	0.6432	0.8675
	G2	0.2700	0.2905	0.0474	0.6818	0.8740
	G3	0.2713	0.2920	0.0487	0.7099	0.8765
	G4	0.2317	0.2410	0.0435	0.6703	0.8762
	G5	0.2162	0.2305	0.0517	0.6344	0.8694
	G6	0.2626	0.2835	0.0497	0.6537	0.8714
	G7	0.2754	0.2727	0.0463	0.6996	0.8695
	AFM_CVLEF	**0.3313**	**0.3217**	**0.0740**	**0.7539**	**0.8782**

Bảng 3.10. Các chỉ số đánh giá thu được từ thực nghiệm trên tập K3

DL	Thuật toán	MLI	CI	AG	$Q^{AB/F}$	FMI
K3	G1	0.2060	0.2648	0.0452	0.6628	0.8674
	G2	0.2175	0.2757	0.0428	0.6987	0.8726
	G3	0.2181	0.2761	0.0435	0.7133	0.8766
	G4	0.1925	0.2380	0.0398	0.6914	0.8716
	G5	0.1789	0.2251	0.0463	0.6524	0.8665
	G6	0.2120	0.2684	0.0446	0.6732	0.8716
	G7	0.2103	0.2421	0.0400	0.6980	0.8644
	AFM_CVLEF	**0.2778**	**0.3230**	**0.0693**	**0.7716**	**0.8743**

Từ các thực nghiệm, các chỉ số đánh giá thu được từ thuật toán tổng hợp đề xuất là tốt hơn so với các thuật toán tổng hợp hình ảnh khác. Thứ nhất về nhóm chỉ số đánh giá chất lượng ảnh. Ba chỉ số

MLI, CI và AG thu được từ thuật toán đề xuất là cao nhất khi so sánh với các thuật toán tổng hợp còn lại. Điều này cho thấy hình ảnh được tạo ra từ thuật toán đề xuất có chất lượng tốt hơn các hình ảnh được tạo ra từ các thuật toán tổng hợp hình ảnh còn lại ở các khía cạnh cường độ sáng trung bình, độ tương phản và độ sắc nét. Thứ hai là xét chỉ số bảo toàn đường biên. Chỉ số $Q^{AB/F}$ thu được từ thuật toán đề xuất cũng cao nhất trên cả ba tập dữ liệu K1, K2 và K3. Kết quả này cho thấy thuật toán đề xuất bảo toàn tốt các đặc trưng từ hình ảnh đầu vào so với các thuật toán tổng hợp khác. Thứ ba là xét chỉ số FMI được sử dụng để đánh giá sự tương đồng giữa các hình ảnh đầu vào và hình ảnh tổng hợp, mà nó dựa trên thuyết thông tin. Dễ dàng nhận thấy rằng chỉ số FMI thu được từ thuật toán đề xuất cũng đạt giá trị cao nhất so với các chỉ số FMI của các thuật toán tổng hợp khác. Điều này cho thấy rằng, hình ảnh tổng hợp được tạo ra từ thuật toán đề xuất chứa nhiều thông tin từ hình ảnh đầu vào và ít bị biến dạng hoặc mất thông tin khi so với hình ảnh được tạo ra từ các thuật toán tổng hợp còn lại.

3.7 Kết luận chương 3

Trong chương này, một thuật toán tổng hợp hình ảnh đã được đề xuất để cải thiện hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh. Thuật toán đề xuất (AFM_CVLEF) bao gồm 3 thuật toán chính. Thứ nhất là một thuật toán phân rã hình ảnh (TCID). Thứ hai là một thuật toán tổng hợp cho thành phần cơ sở (AFM_MPA). Thứ ba là một thuật toán tổng hợp cho các thành phần chi tiết (FM_CVLEF). Thuật toán tổng AFM_CVLEF đã được so sánh với một số thuật toán tổng hợp hình ảnh được đề xuất gần đây. Kết quả của thuật toán tổng hợp hình ảnh đề xuất đã được công bố tại công trình [CT3, CT4, CT6] trong phần "Danh mục các bài báo đã xuất bản liên quan đến luận án". Một hướng gợi mở sử dụng kĩ thuật học chuyển đổi được giới thiệu [CT5].

KẾT LUẬN

Tổng hợp hình ảnh y học đóng một vai trò quan trọng trong việc trợ giúp các bác sĩ chẩn đoán lâm sàng được chính xác hơn. Cho đến ngay, đã có rất nhiều các cách tiếp cận khác nhau để giải quyết cho bài toán này. Tuy nhiên, việc tổng hợp hình ảnh vẫn còn có những hạn chế nhất định bởi hai nguyên nhân chính. Thứ nhất là các hình ảnh đầu vào vẫn còn có chất lượng thấp như có cường độ sáng, độ tương phản thấp và có thể bị nhiễu. Thứ hai là các phương pháp tổng hợp hiện tại chưa thực sự hiệu quả dẫn đến hình ảnh tổng hợp bị suy giảm về mặt chất lượng và bị mất các chi tiết từ hình ảnh đầu vào. Các đóng góp chính của luận văn hướng tới giải quyết hai hạn chế đề cập ở trên bằng cách đề xuất một thuật toán cải thiện chất lượng cho hình ảnh đầu vào và đề xuất các thuật toán tổng hợp hiệu quả hơn cho các thành phần cơ sở và chi tiết.

Luận án đã có những đóng góp như sau:

Đề xuất một thuật toán nâng cao chất lượng cho hình ảnh cộng hưởng từ não IE_TCID_MPA [CT1, CT2]. Thuật toan đề xuất cho phép cải thiện được đáng kể cường độ sáng và độ tương phản của hình ảnh đồng thời hạn chế được nhiễu phát sinh trong quá trình tăng cường ảnh. Thuật toán đề xuất áp dụng cho các hình ảnh đầu vào trước khi tổng hợp đã cho thấy cải thiện đáng kể hiệu quả của một số thuật toán tổng hợp hiện có.

Đề xuất một thuật toán tổng hợp hình ảnh mới (AFM_CVLEF) để nâng cao hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh [CT3, CT4, CT6]. Thuật toán đề xuất nhằm giải quyết hai vấn đề: (a) suy giảm cường độ sáng, độ tương phản của hình ảnh tổng hợp; (b) sự mất thông tin trong hình ảnh tổng hợp. Để giải quyết cho vấn đề thứ nhất, một thuật toán tổng hợp thích nghi (AFM_MPA) cho các thành

phần cơ sở được đề xuất. Trong đó, các tham số thích nghi được xác định dựa trên thuật toán tối ưu MPA. Để giải quyết cho vấn đề thứ hai, một thuật toán tổng hợp hiệu quả cho các thành phần chi tiết được đề xuất (FM_CVLEF). Thuật toán này kết hợp hàm năng lượng cục bộ với các biến thể của nó như hàm năng lượng cục bộ sử dụng toán tử la bàn Prewitt và hàm năng lượng cục bộ sử dụng thành phần đặc trưng của cấu trúc Tensor.

Tổng hợp hình ảnh y học vẫn còn một số vấn đề cần được tiếp tục nghiên cứu để cải thiện hiệu quả. Luận án chỉ hướng tới giải quyết hai vấn đề: (a) cải thiện chất lượng của hình ảnh đầu vào; (b) đề xuất thuật toán hiệu quả cho việc tổng hợp thành phần cơ sở và chi tiết. Trong tương lai, một số cách tiếp cận có thể được nghiên cứu để cải thiện hiệu quả của việc tổng hợp như sau:

- Để cải thiện hiệu quả của thuật toán tổng hợp cho các thành phần chi tiết bằng, các mạng học sâu có thể được sử dụng để trích xuất đặc trưng từ hình ảnh [CT5]. Với một số lượng lớn các đặc trưng thu được từ các mạng học sâu sẽ có khả năng cao giúp cho các thuật toán tổng hợp bảo toàn thông tin chi tiết từ hình ảnh đầu vào.
- Để cải thiện hiệu quả về thời gian chạy cho thuật toán tổng hợp hình ảnh, một số thuật toán tối ưu mới được đề xuất gần đây như CSA [128] , WSO [129], có thể được áp dụng để thay thế cho thuật toán tối ưu MPA.
- Để cải thiện hơn nữa kết quả của việc tổng hợp thì một hướng tiếp cận tiềm năng là kết hợp cả giai đoạn tăng cường ảnh và tổng hợp hình ảnh vào chung một mô hình tổng hợp. Đồng thời sử dụng duy nhất một hàm tối ưu để kiểm soát chất lượng của ảnh đầu ra.

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

TẠP CHÍ KHOA HỌC QUỐC TẾ

[CT1]	**P. H. Dinh** and L. G. Nguyen, 2022, A new medical image enhancement algorithm using adaptive parameters, *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 32, no. 6, pp. 2198–2218. **(SCIE, Q2)**
[CT2]	**P. H. Dinh**, 2023, Combining Spectral Total Variation with Dynamic Threshold Neural P Systems for Medical Image Fusion, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 80, pp. 104343. **(SCIE, Q1)**
[CT3]	**P. H. Dinh**, 2022, A novel approach using structure tensor for medical image fusion, *Multidimensional Systems and Signal Processing*, vol. 33, pp. 1001–1021. **(SCIE, Q2)**
[CT4]	**P. H. Dinh**, 2023, A novel approach using the local energy function and its variations for medical image fusion, *The Imaging Science Journal*, pp. 660-676. **(SCIE, Q2)**
[CT5]	**P. H. Dinh** and L. G. Nguyen, SCIE, Medical image fusion based on Transfer learning techniques and Coupled Neural P Systems, *Neural Computing and Applications*. **(SCIE, Q1)**

HỘI NGHỊ KHOA HỌC

[CT6]	**Đinh Phú Hùng**, Nguyễn Huy Đức, Nguyễn Long Giang, *2022*, Tổng hợp hình ảnh y học dựa trên giải thuật tối ưu MPA, *Hội nghị Khoa học công nghệ Quốc gia lần thứ XIV về Nghiên cứu Cơ bản và Ứng dụng Công nghệ thông tin (FAIR2022).*