

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

NGUYỄN THÀNH TRUNG

NGHIÊN CỨU VÀ PHÁT TRIỂN
CÁC PHƯƠNG PHÁP NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG CỦA
HÌNH ẢNH Y SINH BỊ NHIỄU

Chuyên ngành: Kỹ thuật điện tử

Mã số: 9510302.01

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ CÔNG NGHỆ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ, TRUYỀN THÔNG

Hà Nội - 2021

Công trình được hoàn thành tại: Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

1. PGS.TS. NGUYỄN LINH TRUNG
2. TS. TRỊNH ĐÌNH HOÀN

Phản biện:

Phản biện:.....

Phản biện:.....

Luận án đã được bảo vệ trước Hội đồng cấp Đại học Quốc gia chấm luận án tiến sĩ họp tại Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội, vào hồi giờ... ngày... tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia Việt Nam
- Trung tâm Thông tin - Thư viện, Đại học Quốc gia Hà Nội

MỞ ĐẦU

1. Bối cảnh nghiên cứu

Hình ảnh y tế có vai trò quan trọng trong y học. Nhiễu và các chi tiết giả trong ảnh có thể ảnh hưởng tới chất lượng ảnh CT và do đó ảnh hưởng đến độ chính xác trong chẩn đoán, điều trị bệnh. Vì vậy, bài toán nâng cao chất lượng hình ảnh y tế bị nhiễu vẫn là một thách thức có ý nghĩa. Ảnh CT được sử dụng rộng rãi trong các loại ảnh y tế.

Cần phải có các phương pháp để nâng cao chất lượng trong đó có việc khử nhiễu. Khử nhiễu ảnh là việc khôi phục ảnh gốc (ground truth) từ ảnh nhiễu và là một bài toán ngược khó giải. Có nhiều cách tiếp cận khác nhau để giải quyết bài toán này. Khử nhiễu ảnh có thể được thực hiện trong miền không gian (miền gốc) hoặc chuyển đổi sang miền khác để xử lý rồi biến đổi ngược lại miền gốc. Hầu hết các phương pháp khử nhiễu ảnh y tế đều hướng tới mục tiêu khử được nhiễu đồng thời bảo tồn được càng nhiều chi tiết nhỏ càng tốt. Với ảnh CT việc khử nhiễu gặp một số thách thức chính sau:

- Vùng bằng phẳng cần bằng phẳng
- Các vùng biên cần được bảo tồn (không bị mờ đi)
- Các chi tiết kết cấu cần tránh bị mất
- Sự tương phản cần được bảo tồn
- Cần hạn chế phát sinh các chi tiết giả

2. Tổng quan về các vấn đề nghiên cứu

Các phương pháp khử nhiễu sử dụng bộ lọc kinh điển có ưu điểm là đơn giản và hiệu quả đối với những vùng ảnh có tính đồng nhất nhưng thường gây hiện tượng làm mờ, nhòe những vùng biên ảnh [Hạn chế 1]. Phương pháp dựa trên khuếch tán bất đẳng hướng bảo tồn các biên ảnh nhưng không hiệu quả với những đường biên cong [Hạn chế 2]. Các phương pháp khử nhiễu dựa trên biến phân toàn phần khắc phục được nhược điểm của phương pháp dựa trên khuếch tán bất đẳng hướng nhưng phương pháp này gây ra hiện tượng làm trơn quá và không phù hợp với những ảnh mà có sự biến đổi từ từ về độ sáng.

Các phương pháp khử nhiễu ảnh dựa trên miếng ảnh cho kết quả khả quan hơn so với các phương pháp kinh điển. Phương pháp Non-local mean khử nhiễu hiệu quả nhưng khả năng giữ các chi tiết nhỏ còn hạn chế [hạn chế 4],

phương pháp K-SVD sử dụng biểu diễn thưa để khử nhiễu yêu cầu việc học từ điển nên tốn thời gian, và ảnh đầu ra thường bị làm trơn quá mức [hạn chế 5].

Trong quá trình nghiên cứu chúng tôi thấy phương pháp siêu phân giải của Freeman có thể áp dụng cho khử nhiễu ảnh mà trước đó chưa có công trình nghiên cứu nào thực hiện việc này [hạn chế 6]. Vì vậy, chúng tôi đã nghiên cứu áp dụng phương pháp trên để đưa ra phương pháp khử nhiễu MRFD. Phương pháp MRFD có nhược điểm là thành phần tần số cao được tạo thành từ tập các miếng ảnh chọn trực tiếp từ tập các miếng ảnh trong từ điển vì vậy có sự ràng buộc chặt chẽ giữa thành phần tần số cao với từ điển các miếng ảnh được sử dụng [hạn chế 7].

Một nhánh nghiên cứu về khử nhiễu hiện nay đang thu hút được nhiều nhà nghiên cứu là nhánh sử dụng các kỹ thuật học máy để khử nhiễu. Các phương pháp học máy truyền thống không yêu cầu lượng dữ liệu lớn nhưng yêu cầu việc trích chọn đặc trưng [hạn chế 8]. Các kỹ thuật học sâu không yêu cầu trích chọn đặc trưng nhưng lại yêu cầu dữ liệu lớn và khối lượng tính toán lớn trong giai đoạn huấn luyện và giai đoạn huấn luyện cần phải có phần cứng đủ mạnh [hạn chế 9].

Trong các phương pháp khử nhiễu ảnh sử dụng mạng CNN chúng tôi ấn tượng với phương pháp FFDNet. Phương pháp này khử nhiễu ảnh tự nhiên hiệu quả nhưng trong phương pháp sử dụng giả thiết nhiễu trên toàn bộ ảnh là nhiễu Gauss, kéo theo dữ liệu huấn luyện, cấu trúc mạng có điểm những điểm chưa phù hợp với việc khử nhiễu ảnh CT [hạn chế 10], hàm mất mát sử dụng trong mạng FFDNet là hàm mất mát dựa trên sai số trung bình phương nên thường gây ra hiện tượng làm trơn quá mức [Hạn chế 11].

Ngoài ra, trong quá trình nghiên cứu các phương pháp khử nhiễu sử dụng mạng CNN, chúng tôi thấy phương pháp SAR-DRN có khả năng áp dụng tốt cho việc khử nhiễu ảnh CT liều thấp. Mạng CNN được đề xuất trong có số lớp ít tuy nhiên do phương pháp này được thiết kế không phải dành cho ảnh y tế nên việc bảo tồn các chi tiết nhỏ chưa được chú ý [hạn chế 12].

3. Vấn đề nghiên cứu

Vấn đề 1: Nghiên cứu kết hợp ưu điểm của bộ lọc nhiễu kinh điển và ưu điểm của khử nhiễu ảnh dựa trên miếng ảnh áp dụng cho khử nhiễu ảnh y tế để có được hình ảnh y tế sau khi khử nhiễu giữ được nhiều chi tiết hơn so với một số phương pháp khử nhiễu chỉ dựa trên miếng ảnh (liên quan đến hạn chế 1, hạn chế 4, hạn chế 5). **Vấn đề 2:** Nghiên cứu để tận dụng các phương pháp khử nhiễu dựa trên học máy dùng cho khử nhiễu các loại ảnh không phải ảnh y tế để khử nhiễu ảnh y tế nhằm đạt được kết quả khử nhiễu ảnh y tế tốt hơn so với một số phương pháp khử nhiễu dành cho ảnh y tế (liên quan đến hạn chế 8, hạn chế 10, hạn chế 11, hạn chế 12)

4. Mục tiêu nghiên cứu

- **Mục tiêu chung:** (1) Nghiên cứu đề xuất phương pháp khử nhiễu ảnh y tế dựa trên các miếng ảnh. (2) Nghiên cứu đề xuất phương pháp khử nhiễu ảnh sử dụng học máy.
- **Mục tiêu cụ thể:** (1) Nghiên cứu đề xuất phương pháp khử nhiễu ảnh y tế sử dụng biểu diễn thưa dưới sự trợ giúp của tập hình ảnh mẫu. (2) Nghiên cứu đề xuất phương pháp khử nhiễu ảnh y tế sử dụng học sâu dựa trên tập dữ liệu lớn các hình ảnh y tế.

5. Hướng tiếp cận và phương pháp nghiên cứu

Với vấn đề 1, chúng tôi tiếp cận theo hướng tận dụng bộ lọc kernel để khử nhiễu những vùng bằng phẳng và tận dụng khử nhiễu theo miếng để khử nhiễu những vùng chứa nhiều chi tiết nhỏ. Với vấn đề 2, chúng tôi tiếp cận theo hướng tác động vào cấu trúc mạng, hàm mất mát, cách sử dụng dữ liệu để đạt được kết quả khử nhiễu ảnh y tế tốt hơn một số phương pháp nổi tiếng dùng mạng CNN để khử nhiễu ảnh y tế.

6. Nội dung nghiên cứu

Luận án tập trung nghiên cứu phát triển các nội dung sau:

1. Ảnh y tế và nhiễu trong ảnh y tế.
2. Biểu diễn thưa và ứng dụng trong khử nhiễu ảnh y tế
3. Mạng nơ-ron tích chập và ứng dụng trong khử nhiễu ảnh y tế

7. Phạm vi và giới hạn nghiên cứu

Trong luận án này chúng tôi tập trung nghiên cứu nâng cao chất lượng hình ảnh CT bị nhiễu, đặc biệt là ảnh CT liều thấp.

8. Đóng góp chính của luận án

Luận án có hai đóng góp chính: 1) Kết hợp được ưu điểm của bộ lọc kernel và ưu điểm của khử nhiễu dựa trên miếng ảnh để khử nhiễu ảnh y tế cho kết quả tốt hơn so với một số phương pháp khử nhiễu nổi tiếng chỉ khử nhiễu dựa trên miếng ảnh. 2) Xuất phát từ mạng CNN khử nhiễu cho loại ảnh khác ảnh y tế và dữ liệu ảnh y tế, chúng tôi đã tìm ra được hàm mất mát phù hợp, phương án sử dụng dữ liệu phù hợp, cấu trúc mạng phù hợp để khử nhiễu ảnh LDCT tốt hơn so với một số phương pháp nổi tiếng dùng mạng CNN.

9. Bố cục của luận án

Luận án có bố cục như sau: ngoài phần mở đầu, kết luận, luận án được chia thành 3 chương. Chương 1: Cơ sở và tổng quan; Chương 2: Khử nhiễu ảnh sử dụng biểu diễn thưa kết hợp với phân tách ảnh thành các thành phần tần số; Chương 3: Khử nhiễu ảnh sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN).

CHƯƠNG 1.

CƠ SỞ VÀ TỔNG QUAN

1.1. Giới thiệu

Để tăng độ chính xác, hạn chế những nhầm lẫn trong chẩn đoán, cần thiết phải có những phương pháp xử lý ảnh hiệu quả. Chất lượng của hình ảnh y tế liên quan tới một số yếu tố cơ bản sau:

1. Độ tương phản
2. Sự mờ và khả năng thấy được các chi tiết
3. Yếu tố giả
4. Nhiễu quan sát
5. Phân giải theo không gian

Có hai cách tiếp cận để nâng cao chất lượng hình ảnh y tế:

- Các kỹ thuật tác động trước và trong quá trình dựng ảnh.
- Các kỹ thuật tác động sau quá trình dựng ảnh.

1.2. Sơ lược về một số loại ảnh y tế phổ biến

Một số hệ thống tạo ảnh gồm:

- Hệ thống chụp X-quang chiếu(X-Ray Projection Radiography)
- Hệ thống chụp cắt lớp dùng tia X (X-Ray Computed Tomography)
- Chụp cắt lớp hình ảnh cộng hưởng từ (Magnetic resonance imaging tomography)
- Tạo ảnh hạt nhân (Nuclear Imaging)
- Tạo ảnh siêu âm
- Tạo ảnh quang học và ảnh hồng ngoại (Infrared and Optical Imaging)
- Tạo ảnh từ kính hiển vi điện tử
- Chụp cắt lớp điện trở (Electrical Impedance Tomography)

1.2.1. Các loại ảnh y tế sử dụng tia X

1.2.1.1. Ảnh X-quang chiếu

1.2.1.2. Ảnh nội soi huỳnh quang

Các giai đoạn chính để tạo ra ảnh CT gồm: Quét, tái tạo, chuyển đổi số tương tự.

1.2.2. Các loại ảnh sử dụng tia gamma

1.2.2.1. Ảnh PET

1.2.2.2. Mô hình tạo ảnh SPECT

1.2.3. Các loại ảnh tạo ra từ các nguồn năng lượng không phóng xạ

1.2.3.1. Kỹ thuật tạo ảnh dùng sóng siêu âm

1.2.3.2. MRI

1.2.4. Một số tính chất nhiễu trong ảnh y tế

1.2.5. Các mô hình nhiễu

1.2.5.1. Nhiễu Gauss

1.2.5.2. Nhiễu Poisson

1.2.5.3. Nhiễu Rice

1.2.5.4. Nhiễu đốm

1.2.6. Một số kỹ thuật khử nhiễu

Có rất nhiều phương pháp khử nhiễu đã được đề xuất tuy nhiên chúng đều dựa trên một hoặc một vài kỹ thuật cơ bản là:

- Khử nhiễu ảnh theo miếng dựa trên lý thuyết Bayes
- Khử nhiễu ảnh dựa trên việc đặt ngưỡng cho các hệ số biến đổi
- Khử nhiễu ảnh dựa trên mã hóa thưa (biểu diễn thưa trên một từ điển được học)
- Khử nhiễu ảnh dựa trên việc lấy trung bình giá trị các điểm ảnh và trung bình các khối ảnh.

1.3. Tổng quan về các phương pháp khử nhiễu ảnh

1.3.1. Giới thiệu

Về cơ bản, mục đích của khử nhiễu ảnh là loại bỏ nhiễu trên ảnh một cách hiệu quả, trong khi bảo tồn được các đặc trưng quan trọng như các biên ảnh và những chi tiết nhỏ càng nhiều càng tốt. Khử nhiễu ảnh y tế cần thỏa mãn các điều kiện sau:

- Nó phải thích hợp với loại nhiễu trong ảnh.
- Nó cần khử nhiễu hiệu quả trong khi bảo tồn tốt các đường biên cũng như các cấu trúc nhỏ càng nhiều càng tốt.

Mặc dù đã có nhiều phương pháp khử nhiễu đã được đề xuất, để thỏa mãn các điều kiện trên vẫn còn là thách thức khó.

1.3.2. Phương pháp làm trơn tuyến tính

1.3.3. Phương pháp lọc trung vị

1.3.4. Phương pháp khử nhiễu Bilateral

1.3.5. Phương pháp khử nhiễu dựa trên biến phân toàn phần TV

1.3.6. Phương pháp khuếch tán không đẳng hướng

1.3.7. Phương pháp khử nhiễu NLM

1.3.8. Phương pháp khử nhiễu dựa trên biểu diễn thưa KSVD

1.3.9. Phương pháp học trên tập mẫu TID

1.3.10. Khử nhiễu Poisson

1.4. Nhiễu trong ảnh CT và vấn đề khử nhiễu ảnh CT

1.4.1. Kỹ thuật hình ảnh CT

1.4.2. Các yếu tố chính ảnh hưởng tới chất lượng của ảnh CT

- Mờ
- Trường quan sát (FOV: Field of View)
- Các chi tiết giả
- Nhiễu thị giác
- Bộ dò
- Các ống chuẩn trực
- Dải quét
- Dòng điện ống phóng tia
- Thời gian quét
- Độ dày lát cắt
- KVP (Peak kilovoltage)

1.4.3. Nhiễu trong ảnh CT và một số thách thức chính trong khử nhiễu ảnh CT

1.4.3.1. Các loại nguồn nhiễu

- Nhiễu ngẫu nhiên
- Nhiễu thống kê
- Nhiễu điện tử
- Nhiễu lượng tử hóa (nhiễu làm tròn)

1.4.3.2. Phân bố của nhiễu trong ảnh CT

Phân bố nhiễu trong ảnh CT có thể được đặc trưng chính xác bởi phân bố Poát-xông. Nhưng với máy chụp đa đầu dò (MDCT), phân bố của nhiễu được đặc trưng chính xác hơn bởi phân bố Gauss.

1.4.3.3. Một số thách thức chính trong khử nhiễu ảnh CT

- Vùng bằng phẳng cần bằng phẳng
- Các biên ảnh cần được bảo tồn (không mờ)
- Cần giữ được các chi tiết kết cấu
- Cần giữ được độ tương phản toàn cục
- Không phát sinh các chi tiết giả

1.5. Kết luận

Khử nhiễu ảnh là bài toán kinh điển có bốn nguyên lý cơ bản thường được áp dụng bao gồm: Nguyên lý Bayes, nguyên lý đặt ngưỡng các hệ số biến đổi, nguyên lý mã hóa thưa, nguyên lý lấy trung bình các điểm ảnh. Một phương pháp có thể liên quan đến một hoặc nhiều nguyên lý.

CHƯƠNG 2.

KHỬ NHIỄU ẢNH SỬ DỤNG BIỂU DIỄN THỪA KẾT HỢP VỚI VIỆC PHÂN TÁCH ẢNH THÀNH CÁC ẢNH THÀNH PHẦN TẦN SỐ

2.1. Giới thiệu

2.2. Phương pháp khử nhiễu ảnh CT kết hợp biểu diễn thưa và phân tách ảnh thành các thành phần tần số FD-SC1

2.2.1. Giới thiệu

Phương pháp MRFD còn một số hạn chế đó là ảnh thành phần tần số cao có được là nhờ việc tổ hợp các miếng ảnh tần số cao mà những miếng ảnh này được tìm kiếm trực tiếp từ cơ sở dữ liệu dẫn tới hiệu năng của phương pháp phụ thuộc nhiều vào cơ sở dữ liệu các miếng ảnh. Ngoài ra, độ phức tạp tính toán của phương pháp cũng khá lớn. Để khắc phục những hạn chế trên, chúng tôi đề xuất phương pháp FD-SC2.

2.2.2. Nội dung phương pháp

Phương pháp gồm hai pha chính là **Pha xây dựng cơ sở dữ liệu**; và **Pha khử nhiễu**.

A. Pha xây dựng cơ sở dữ liệu

Pha này nhằm xây dựng cơ sở dữ liệu $(\mathbf{P}_m, \mathbf{P}_h)$ chứa các cặp miếng ảnh được véc-tơ hóa $(\mathbf{u}_k^m, \mathbf{u}_k^h)$ trong đó \mathbf{u}_k^m và \mathbf{u}_k^h tương ứng với các miếng chứa các điểm có cùng tọa độ trong \mathbf{I}_t^m và \mathbf{I}_t^h được tách ra từ ca \mathbf{I}_t .

B. Pha khử nhiễu

Ở pha này, \mathbf{X}^m và \mathbf{X}^h được ước lượng theo miếng qua bốn bước như sau:

Bước 1: Ảnh thành phần tần số trung bình \mathbf{Y}^m được tách thành N véc-tơ miếng ảnh $\{\mathbf{y}_i^m\}_{i=1}^N$.

Bước 2: Với mỗi véc-tơ miếng ảnh \mathbf{y}_i^m , chúng tôi tìm trong (P_m, P_h) một cơ sở dữ liệu con $(\mathbf{D}_i^m, \mathbf{D}_i^h) \subset (P_m, P_h)$ trong đó $\mathbf{D}_i^m = \{\mathbf{u}_k^m\}_{k=1}^K$ là tập K véc-tơ lân cận của \mathbf{y}_i^m trong P_m và $\mathbf{D}_i^h = \{\mathbf{u}_k^h\}_{k=1}^K$ sao cho $(\mathbf{u}_k^m, \mathbf{u}_k^h)$ là một cặp trong (P_m, P_h) .

Bước 3: Ước lượng \mathbf{x}_i^m và \mathbf{x}_i^h .

Trước hết chúng tôi tìm biểu diễn thưa của \mathbf{y}_i^m trên \mathbf{D}_i^m bằng việc giải bài toán

tối ưu sau:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \|\mathbf{D}_i^m \alpha - \mathbf{y}_i^m\|_2^2 \quad (2.8)$$

$$\text{sao cho } \begin{cases} \|\alpha\|_0 & \leq L \\ \|\mathbf{D}_i^h \alpha - \mathbf{y}_i^h\|_2^2 & \leq \lambda \sigma_i^2. \end{cases}$$

trong đó σ_i là độ lệch chuẩn của nhiễu trong miếng ảnh \mathbf{y}_i của ảnh nhiễu \mathbf{Y} , và λ là một tham số dương. Xấp xỉ của \mathbf{x}_i^m và \mathbf{x}_i^h sau đó được xác định bởi

$$\hat{\mathbf{x}}_i^m = \mathbf{D}_i^m \hat{\alpha}; \quad \hat{\mathbf{x}}_i^h = \mathbf{D}_i^h \hat{\alpha}. \quad (2.9)$$

Ở đây, bài toán (2.8) được giải bởi thuật toán OMP.

Bước 4: Ở bước cuối cùng này, tập các miếng $\{\hat{\mathbf{x}}_i^m\}_{i=1}^N$ và $\{\hat{\mathbf{x}}_i^h\}_{i=1}^N$ được sử dụng để tổng hợp thành $\hat{\mathbf{X}}^m$ và $\hat{\mathbf{X}}^h$ từ đây sẽ có được ảnh đầu ra.

2.2.3. Thực nghiệm và đánh giá

Chỉ số SSIM được sử dụng trong đánh giá khách quan.

A. Đánh giá dựa trên kết quả khử các ảnh nhiễu mô phỏng

Kết quả thu được là chỉ số SSIM của phương pháp chúng tôi đề xuất cao hơn so với chỉ số SSIM của các phương pháp còn lại. Với so sánh chủ quan, chúng tôi đưa ra hình 2.5 là kết quả khử nhiễu ảnh CT vùng phổi với mức nhiễu $\sigma = 20$. Dễ nhận thấy rằng trong ảnh được khử nhiễu bởi phương pháp chúng tôi đề xuất (Hình 2.5(e)) nhiễu được khử hiệu quả trong khi các chi tiết nhỏ được bảo tồn tốt hơn các phương pháp khác (quan sát hình chữ nhật nhỏ).

B. Đánh giá trên ảnh nhiễu thật

Chúng tôi đã tiến hành áp dụng phương pháp đề xuất để khử nhiễu một ảnh nhiễu CT vùng bụng nhiễu nặng. Kết quả là phương pháp chúng tôi đề xuất cho kết quả khử nhiễu tốt hơn so với các phương pháp còn lại cụ thể là nhiễu được khử trong khi có sự cải thiện về độ tương phản.

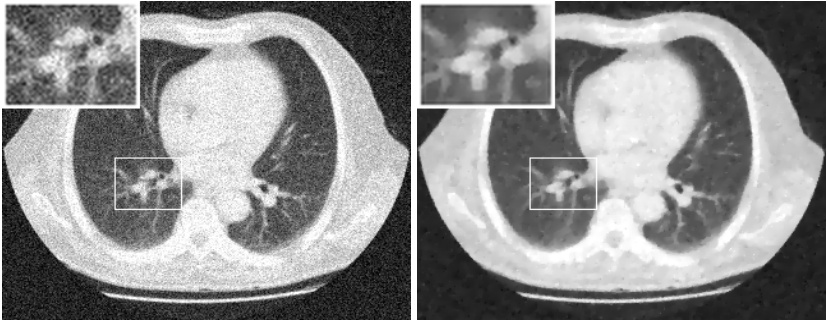
2.2.4. Kết luận

Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp chúng tôi đề xuất khử nhiễu hiệu quả trong khi bảo tồn được các chi tiết nhỏ tốt hơn một số phương pháp hiện đại khác như NLM, TGV, và MRFD. Trong tương lai, chúng tôi sẽ tìm giải pháp để tối ưu cơ sở dữ liệu cũng như đánh giá sự ảnh hưởng của các tham số tối hiệu năng của phương pháp.

2.3. Phương pháp khử nhiễu ảnh CT liều thấp dựa trên biểu diễn thưa kết hợp với phân tách ảnh thành các ảnh thành phần tần số FD-SC2

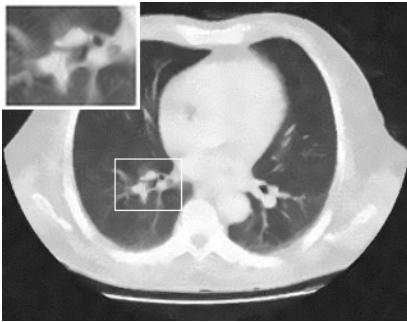
2.3.1. Giới thiệu

Nhằm khắc phục một số điểm yếu của MRFD, FD-SC2, công trình này đề xuất một phương pháp khử nhiễu theo miếng ảnh mới với ba đóng góp. Một

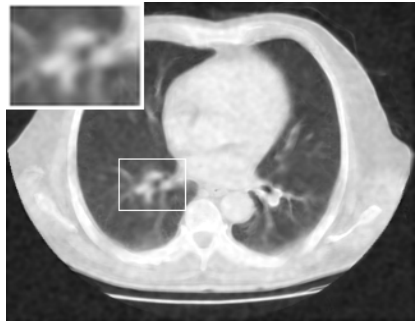


(a) Noisy image

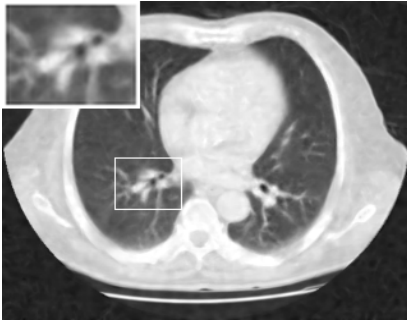
(b) TGV filter



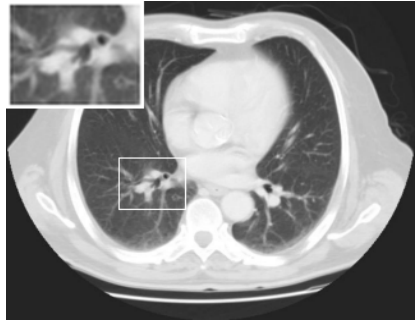
(c) NLM



(d) MRFD



(e) phương pháp đề xuất



(f) Original image

Hình 2.5. So sánh chủ quan khử nhiễu ảnh CT vùng phổi mức nhiễu $\sigma = 20$.

là, chúng tôi đề xuất một giải pháp mới cho việc phân tách ảnh thành các ảnh

thành các ảnh thành phần tần số giúp việc thiết lập tham số cho các bộ lọc để hơn. Hai là, chúng tôi đề xuất một giải pháp mới cho việc xây dựng từ điển nhằm cải thiện hiệu quả và giảm thời gian tính toán. Thứ ba, chúng tôi minh họa hiệu quả của phương pháp đề xuất trong việc bảo tồn các chi tiết nhỏ trong ảnh mang thông tin bệnh lý là một nốt nhỏ trong ảnh CT phổi của một bệnh nhân bị ung thư.

2.3.2. Cơ sở

2.3.3. Phương pháp đề xuất

2.3.3.1. Phân tách ảnh thành các ảnh thành phần tần số

Trong công trình này chúng tôi đưa ra phương án phân rã mới như sau:

$$\mathbf{I}^{\text{high}} = \mathbf{I} - \mathcal{F}_1^{\text{low}} \mathbf{I}, \quad (2.19)$$

$$\mathbf{I}^{\text{low}} = \mathcal{F}_2^{\text{low}} \mathcal{F}_1^{\text{low}} \mathbf{I}, \quad (2.20)$$

$$\mathbf{I}^{\text{mid}} = \mathcal{F}_1^{\text{low}} \mathbf{I} - \mathbf{I}^{\text{low}} = \mathcal{F}_1^{\text{low}} \mathbf{I} - \mathcal{F}_2^{\text{low}} \mathcal{F}_1^{\text{low}} \mathbf{I}. \quad (2.21)$$

2.3.3.2. Xây dựng từ điển

Mỗi ảnh \mathbf{I}_t ($1 \leq t \leq T$) trong tập ảnh được chọn để xây dựng cơ sở dữ liệu ta tạo ra

$$\mathbf{D}_t = \left\{ (\mathbf{c}_i^{\text{mid},t}, \mathbf{c}_i^{\text{high},t}) = \left(\frac{\mathbf{p}_i^{\text{mid},t}}{\|\mathbf{p}_i^{\text{mid},t}\|}, \frac{\mathbf{p}_i^{\text{high},t}}{\|\mathbf{p}_i^{\text{mid},t}\|} \right) \right\} \subset \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n, \quad (2.22)$$

trong đó $\mathbf{p}_i^{\text{mid},t}$ and $\mathbf{p}_i^{\text{high},t}$ tương ứng là các miếng ($\sqrt{n} \times \sqrt{n}$) có tọa độ điểm ảnh là i trong ảnh $\mathbf{I}_t^{\text{mid}}$ và $\mathbf{I}_t^{\text{high}}$.

Cơ sở dữ liệu các cặp miếng ảnh thu được bao gồm T tập \mathbf{D}_t , như sau

$$\Sigma = \cup_{t=1}^T \mathbf{D}_t = \{(\mathbf{c}_i^{\text{mid}}, \mathbf{c}_i^{\text{high}})\}_{i=1}^{N_\Omega}. \quad (2.23)$$

Cuối cùng, một từ điển \mathbf{D} sử dụng cho mã hóa thưa được tạo ra như sau

$$\mathbf{D} = (\mathbf{D}^{\text{mid}}, \mathbf{D}^{\text{high}}) = \{(\mathbf{c}_i^{\text{mid}}, \mathbf{c}_i^{\text{high}})\}_{i=1}^N, \quad (2.25)$$

trong đó $\mathbf{D}^{\text{mid}} = \{\mathbf{c}_i^{\text{mid}}\}_{i=1}^N$ và $\mathbf{D}^{\text{high}} = \{\mathbf{c}_i^{\text{high}}\}_{i=1}^N$ sao cho

$$\mathbf{c}_i^{\text{mid}} \cdot \mathbf{c}_j^{\text{mid}} < \epsilon, \forall i \neq j. \quad (2.26)$$

2.3.3.3. Khử nhiễu dựa trên mã hóa thưa

Trước hết tìm hệ số biểu diễn thưa của các miếng tần số trung bình bằng việc giải bài toán tối ưu:

$$\hat{\alpha}_i = \arg \min_{\alpha_i} \|\alpha_i\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{D}^{\text{mid}} \alpha_i - \mathbf{y}_i^{\text{mid}}\|_2^2 \leq \gamma(n\sigma_i^2), \quad (2.34)$$

trong đó γ là một tham số ngưỡng. Ở đây, γ không quá nhạy cảm với mức nhiễu σ_i (độ lệch chuẩn) trong y_i bởi vì y_i^{mid} là miếng ảnh ít nhiễu.

Sau đó x_i^{mid} và x_i^{high} được ước lượng bởi

$$\hat{x}_i^{\text{mid}} = \mathbf{D}^{\text{mid}} \hat{\alpha}_i, \quad (2.35)$$

$$\hat{x}_i^{\text{high}} = \mathbf{D}^{\text{high}} \hat{\alpha}_i. \quad (2.36)$$

Cuối cùng, ta thu được miếng ảnh đã được khử nhiễu

$$\hat{x}_i = y_i^{\text{low}} + \hat{x}_i^{\text{mid}} + \hat{x}_i^{\text{high}}. \quad (2.37)$$

2.3.3.4. Tổng hợp hình ảnh

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \eta \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 + \sum_i \|\hat{x}_i - \mathbf{R}_i \mathbf{X}\|_2^2, \quad (2.39)$$

ở đây \mathbf{R}_i là ma trận kích thước $n \times M$ thực hiện việc phân tách ảnh \mathbf{X} kích thước $W \times H$ thành các miếng ảnh kích thước $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ rồi chuyển thành dạng véc-tơ, ở đây $M = W \cdot H$.

2.3.4. Đánh giá hiệu năng

Bảng 2.2. So sánh chỉ số PSNR tính toán trên một số ảnh CT được khử nhiễu

Bụng	TGV	NLM	KSVD	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	34.2799	36.3421	36.8336	35.6138	36.4885	37.1032
$\sigma = 20$	30.8922	32.1371	31.9603	31.1545	31.8460	32.3604
$\sigma = 30$	28.2133	28.9184	28.6996	28.1523	28.6462	29.1911
Đầu	TGV	NLM	KSVD	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	34.0854	34.5950	36.7655	35.4944	36.1263	36.9110
$\sigma = 20$	31.2148	31.6419	31.7591	31.3365	31.2083	32.0666
$\sigma = 30$	28.5300	28.9722	28.5374	28.3154	28.6859	29.1964
Phổi	TGV	NLM	KSVD	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	35.7034	37.3210	39.7222	36.7019	38.5793	38.8037
$\sigma = 20$	33.1212	34.4838	35.3297	32.9889	34.3846	35.6359
$\sigma = 30$	31.0489	31.6936	31.8397	30.1855	31.2497	32.9167

2.3.4.1. Đánh giá khách quan

Những kết quả tốt nhất của các phương pháp được trình bày ở bảng 3.2 và 2.3 trong đó giá trị lớn nhất tương ứng với mỗi mức nhiễu được in đậm.

Bảng 2.3. So sánh SSIM

Abdomen	TGV	NLM	KSVD	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	0.7970	0.8083	0.7998	0.8089	0.8052	0.8213
$\sigma = 20$	0.7683	0.7141	0.7228	0.6929	0.7103	0.7436
$\sigma = 30$	0.65752	0.6426	0.6872	0.6078	0.6366	0.7018
Head	TGV	NLM	KSVD	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	0.8347	0.8340	0.8714	0.8790	0.8817	0.8865
$\sigma = 20$	0.7895	0.7717	0.8045	0.7931	0.7781	0.8173
$\sigma = 30$	0.7464	0.7096	0.7668	0.7079	0.7393	0.7804
Lung	TGV	NLM	KSVD	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	0.9496	0.9558	0.9695	0.9489	0.9619	0.9741
$\sigma = 20$	0.8877	0.8924	0.9439	0.8569	0.8923	0.9439
$\sigma = 30$	0.8669	0.8243	0.9134	0.7574	0.8038	0.9054

FD-SC2 hầu hết vượt qua các phương pháp còn lại chứng tỏ phương pháp của chúng tôi có triển vọng cho việc khử nhiễu ảnh CT liều thấp.

2.3.4.2. Đánh giá chủ quan

Hình 2.11 là các kết quả thực nghiệm trên ảnh CT vùng phổi với mức nhiễu $\sigma = 20$. Hình vẽ cho thấy phương pháp đề xuất bảo tồn tốt hơn các chi tiết nhỏ so với các phương pháp khác. Ngoài ra chúng tôi thực nghiệm trên cơ sở dữ liệu ảnh ung thư phổi ELCAP của đại học Cornell ¹. Trong hình 2.12, chúng tôi đưa ra kết quả khử nhiễu một ảnh (hình 2.12(a)) được lấy ra từ cơ sở dữ liệu này. Ảnh CT liều thấp chứa một nốt nhỏ. Cơ sở dữ liệu miếng ảnh được xây dựng từ một ảnh CT liều thường (hình 2.12(b)). Quan sát kết quả ta thấy phương pháp đề xuất có kết quả tốt hơn các phương pháp còn lại.

2.3.4.3. Khảo sát thời gian tính toán

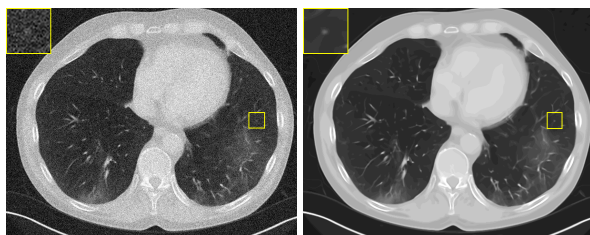
Các kết quả thực nghiệm được đưa ra ở bảng 3.4. Quan sát bảng ta thấy, phương pháp FD-SC2 nhanh hơn so với phương pháp MRFD và FD-SC1.

2.3.4.4. Nghiên cứu ảnh hưởng của các tham số qua thực nghiệm

2.3.5. Kết luận

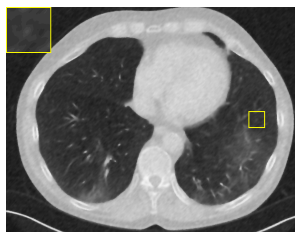
FD-SC2 khử nhiễu ảnh hiệu quả trong khi bảo tồn tốt các chi tiết nhỏ và đặc tính của ảnh. Hướng phát triển tiếp theo là bài toán tối ưu từ điển dùng để mã hóa thưa và tìm các giải pháp tốt hơn cho việc phân tách hình ảnh.

¹<http://www.via.cornell.edu/lungdb.html>

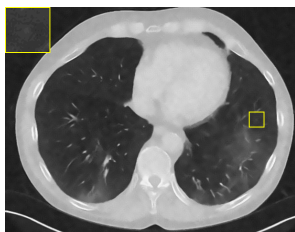


(a) Ảnh nhiễu với mức nhiễu
 $\sigma = 20$

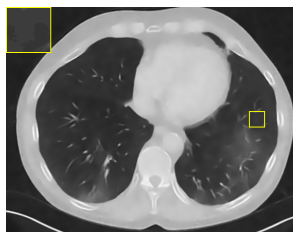
(b) Ảnh thử nghiệm



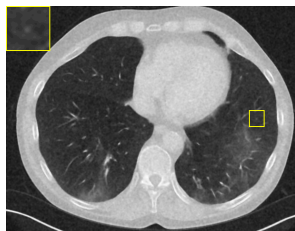
(c) TGV



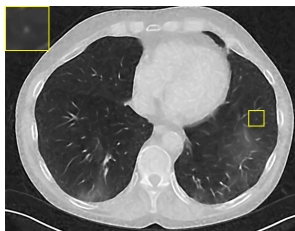
(d) NLM



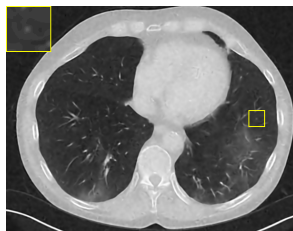
(e) KSVD



(f) MRFD



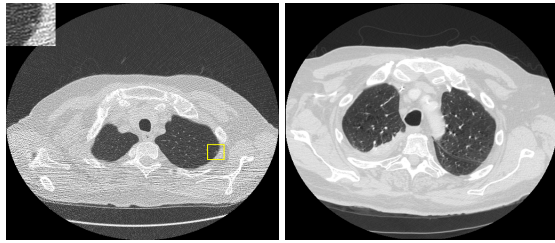
(g) FD-SC1



(h) FD-SC2

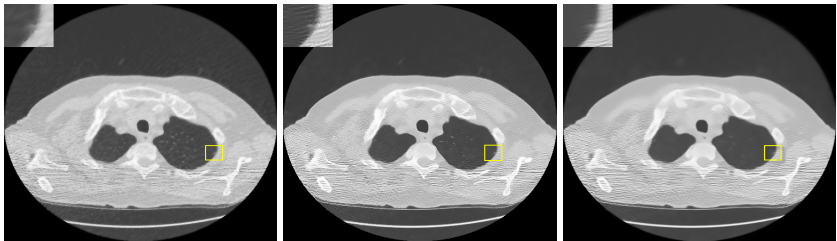
Hình 2.11. Kết quả khử nhiễu trên ảnh CT liều thấp mô phỏng mức nhiễu $\sigma = 20$. Một vùng quan tâm được phóng to để so sánh khả năng bảo tồn các chi tiết nhỏ trong ảnh sau khi khử nhiễu.

2.4. Kết luận chương



(a) Ảnh CT liều thấp

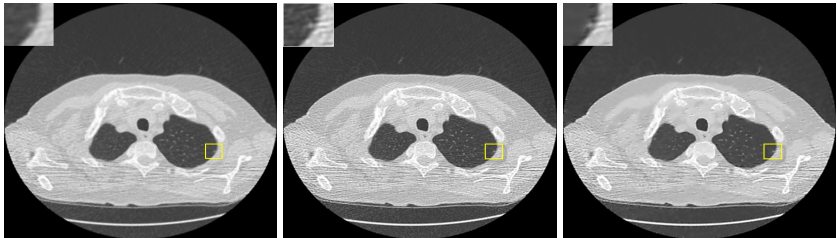
(b) Ảnh CT liều thường



(c) TGV

(d) NLM

(e) KSVD



(f) MRFD

(g) FD-SC1

(h) FD-SC2

Hình 2.12. Kết quả khử nhiễu trên ảnh CT liều thấp vùng phổi chứa một nốt có tọa độ điểm ảnh ($X=190$, $Y=394$).

Bảng 2.4. So sánh thời gian chạy của MRFD, FD-SC1 và FD-SC2 khi khử nhiễu vùng đầu với các mức nhiễu $\sigma = 10, 20$ và 30 (thời gian tính bằng giây).

Noise level	MRFD	FD-SC1	FD-SC2
$\sigma = 10$	129.00	46.90	9.63
$\sigma = 20$	78.13	46.77	4.78
$\sigma = 30$	86.41	46.90	3.73

CHƯƠNG 3.

KHỬ NHIỄU ẢNH CT LIỀU THẤP SỬ DỤNG MẠNG NƠ-RON TÍCH CHẬP(CNN)

3.1. Giới thiệu

3.2. Phương pháp khử nhiễu FD-VGG

3.2.1. Giới thiệu

Mạng FFDNet có nhiều ưu việt, chúng tôi hướng tới việc áp dụng nó trong việc cải thiện chất lượng ảnh CT liều thấp.

3.2.2. Phương pháp

3.2.2.1. Phát biểu bài toán

Hàm này có thể có được bằng cách huấn luyện mạng CNN để ánh xạ từ x thành y . Chúng tôi hướng tới xây dựng một mạng CNN cho khử nhiễu ảnh CT liều thấp dựa trên FFDNet.

3.2.2.2. Cấu trúc của mạng

Cấu trúc của mạng FD-VGG được thể hiện trên hình 3.7 có một số thay đổi để phù hợp với khử nhiễu ảnh CT liều thấp.

3.2.2.3. Hàm mất mát

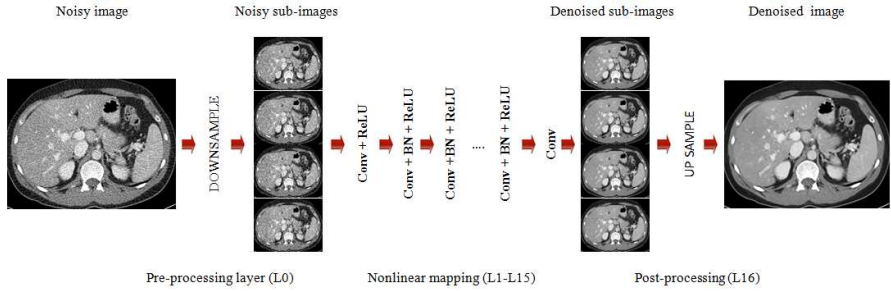
FFDnet sử dụng hàm mất mát MSE dẫn tới quá trơn không phù hợp với khử nhiễu ảnh CT liều thấp. Chúng tôi đưa ra hàm mất mát là tổ hợp của hàm mất mát MSE và hàm mất mát cảm thụ:

$$\mathcal{L}(\Theta) = \mathcal{L}_{\text{MSE}} + \lambda \mathcal{L}_{\text{Perception}}, \quad (3.3)$$

trong đó tham số $\lambda \geq 0$ điều tiết vai trò của mỗi hàm mất mát trong tổ hợp, Θ là tập các tham số của mạng. Hàm mất mát cảm thụ đo lường sự khác biệt giữa hai véc-tơ đặc trưng ảnh và phản ánh sự khác nhau ở cấp độ cao. Để trích chọn đặc trưng phục vụ tính hàm mất mát cảm thụ, chúng tôi sử dụng mạng VGG-19 đã được huấn luyện sẵn

3.2.3. Thực nghiệm và đánh giá

Để đánh giá hiệu năng của mạng FD-VGG, chúng tôi tiến hành huấn luyện mạng và sử dụng mô hình đã huấn luyện để khử nhiễu 100 ảnh CT liều thấp và đối chiếu kết quả với 100 ảnh CT tương ứng liều thường. PSNR và SSIM được sử dụng để đánh giá khách quan. Phương pháp FD-VGG được so sánh với hai phương pháp là BM3D và phương pháp RED-CNN là phương pháp khử nhiễu ảnh CT liều thấp sử dụng mạng CNN nổi tiếng gần đây.



Hình 3.1. Cấu trúc của mạng FD-VGG.

Bảng 3.1. So sánh hiệu năng dựa trên PSNR, SSIM

	BM3D	FD-MSE	RED-CNN	FD-VGG
PSNR	28.3000	30.8196	30.1353	30.8211
SSIM	0.8219	0.8504	0.8447	0.8507

3.2.3.1. Tập dữ liệu

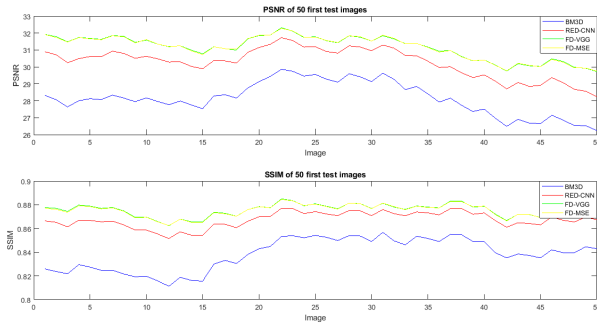
Trong các thực nghiệm, chúng tôi dùng các ảnh trong tập dữ liệu mà nó đã được sử dụng trong cuộc thi "các thách thức liên quan đến ảnh CT liều thấp năm 2016" của Mayo Clinic để tạo ra 226200 cặp miềng ảnh kích thước 64×64 dùng cho huấn luyện.

3.2.3.2. Huấn luyện

Để tối ưu các tham số của mạng, thuật toán ADAM được sử dụng với các siêu tham số được thiết lập mặc định. Tốc độ học được khởi tạo là 10^{-3} và được điều chỉnh ở các cốt mốc là vòng học 50 và vòng học 60. Từ vòng học 50 tốc độ học giảm đi 10 lần và từ vòng học 60 giảm 1000 lần. Tham số λ in (3.9) được thiết lập 0.1, W nhận giá trị 64 và K được đặt là 3 như là thiết lập trong FFDNet.

3.2.3.3. Đánh giá khách quan

PSNR và SSIM của các ảnh khử nhiễu được tính với ảnh tham chiếu là ảnh CT liều thường tương ứng. Bảng 3.1 đưa ra các giá trị trung bình của PSNR và SSIM của 100 ảnh được khử nhiễu bởi hai phương pháp nổi tiếng là BM3D, RED-CNN và các mô hình FD-VGG. Hình 3.4 đưa ra giá trị PSNR, SSIM của 50 ảnh thử nghiệm. Quan sát ta thấy, PSNR và SSIM của FD-VGG cao hơn so với các chỉ số của các phương pháp khác.



Hình 3.4. PSNR, SSIM của 50 ảnh khử nhiễu đầu tiên.

Bảng 3.2. Dung lượng lưu trữ mô hình và thời gian tính toán

	RED-CNN	FD-VGG
Dung lượng(MB)	1.78	1.87
Thời gian chạy trên GPU(s)	0.01717	0.01536
Thời gian chạy trên CPU(s)	8.90300	0.4633

3.2.3.4. Đánh giá chủ quan

Hình 3.10 đưa ra kết quả khử nhiễu ảnh CT liều thấp của các phương pháp khác nhau. Ảnh CT liều thấp chứa hai khối u được đánh dấu bởi các hình chữ nhật nhỏ viền xanh. Trong ảnh CT liều thấp rất khó quan sát khối u nhỏ hơn do sự xuất hiện của nhiễu và các chi tiết giả. Nhưng trong ảnh CT liều thường và tất cả các ảnh đã được khử nhiễu ta có thể quan sát được khối u này một cách dễ dàng, ngoài ra ảnh được khử nhiễu bởi phương pháp FD-VGG giống với ảnh liều thường nhiều hơn so với các ảnh khác. Điều này có nghĩa là phương pháp FD-VGG có thể ánh xạ tốt ảnh CT liều thấp thành ảnh CT liều thường. Kết quả này bắt nguồn từ việc sử dụng hàm mất mát phù hợp.

3.2.3.5. Số lượng tham số và thời gian chạy

Bảng 3.4 cho thấy dung lượng của FD-VGG lớn hơn so với dung lượng của RED-CNN Nhưng thời gian tính toán của FD-VGG ít hơn so với thời gian tính toán của RED-CNN, đặc biệt là trong trường hợp khử nhiễu the CPU.

3.2.4. Kết luận

Phương pháp đề xuất FD-VGG có thể khử nhiễu hiệu quả trong khi bảo tồn tốt các chi tiết nhỏ. Một số vấn đề cần xem xét ví dụ như trường hợp ảnh đầu vào là ảnh liều thấp với liều lượng tia X cao hơn hoặc thấp hơn so với ảnh sử dụng để huấn luyện mạng, lựa chọn tham số λ trong (3.9), thiết kế bản đồ nhiễu phù hợp với khử nhiễu ảnh CT liều thấp thay vì gỡ bỏ.

3.3. Phương pháp khử nhiễu FDRN-LDCT

3.3.1. Giới thiệu

Chúng tôi đề xuất một mô hình dựa trên SAR-DRN với bốn điều chỉnh: (i) áp dụng khối BN (Batch Normalization) cho 5 lớp trong mạng SAR-DRN như mô tả trong hình 3.7, (ii) thêm hai lớp (lớp hạ mẫu và lớp tăng mẫu) (quan sát hình 3.7), (3) sử dụng hàm mất mát là tổ hợp của hàm mất mát MSE và hàm mất mát cảm thụ trong giai đoạn huấn luyện mạng, và (iv) tập dữ liệu huấn luyện được thay thế bởi một tập cặp các ảnh (miếng ảnh) CT liều thấp-CT liều thường. Phương pháp được đặt tên là FDRN-LDCT (Fast Dilated Residual Network for LDCT).

3.3.2. Phương pháp

3.3.2.1. Phát biểu bài toán

3.3.2.2. Cấu trúc mạng

Mạng FDRN-LDCT gồm 9 lớp: 1 lớp tiền xử lý tiếp theo sau là 7 lớp phi tuyến và cuối cùng là 1 lớp hậu xử lý như trong hình 3.7.

3.3.2.3. Hàm mất mát

Nhằm tận dụng các ưu điểm của hàm mất mát MSE và hàm mất mát cảm thụ, chúng tôi sử dụng hàm mất mát là tổ hợp tuyến tính của chúng:

$$\mathcal{L}(\Theta) = \mathcal{L}_{\text{MSE}} + \lambda \mathcal{L}_{\text{Perception}}, \quad (3.9)$$

trong đó $\lambda \geq 0$ được sử dụng để điều tiết vai trò của mỗi hàm mất mát.

3.3.3. Thực nghiệm và đánh giá

3.3.3.1. Dữ liệu

Để huấn luyện mạng, 220600 cặp các miếng ảnh liều thấp và liều thường được tách ra từ 600 cặp ảnh liều thấp-liều thường chọn ngẫu nhiên từ 1351 cặp ảnh của 6 bệnh nhân. Những ảnh còn lại được sử dụng cho việc thẩm định (100 cặp ảnh được chọn ngẫu nhiên).

3.3.3.2. Các mô hình được huấn luyện để so sánh

Một số mô hình được huấn luyện và sử dụng để khử nhiễu ảnh LDCT gồm: SAR-DRN được huấn luyện với dữ liệu ảnh CT; FDRN-LDCT; FDRN-BN được huấn luyện với hai tình huống là sử dụng chỉ hàm mất mát MSE và

Bảng 3.4. Dung lượng lưu trữ mạng và thời gian tính toán

	RED-CNN	DRN(BN)-LDCT	FDRN-LDCT
Dung lượng lưu trữ(MB)	1.78	0.75	0.75
Thời gian tính toán trên CPU(s)	4.3807	1.939	0.4753

hàm mất mát MSE kết hợp với hàm mất mát cảm thụ thực hiện qua mạng huấn luyện sẵn có VGG. Tất cả các mô hình được huấn luyện trên cùng một tập dữ liệu. Ngoài ra, chúng tôi cũng huấn luyện mô hình nổi tiếng RED-CNN để so sánh với các mô hình trên.

3.3.3.3. Thiết lập tham số

Thuật toán ADAM được sử dụng để tối thiểu hóa hàm mất mát với các tham số mặc định. Giá trị λ trong (3.9) được đặt 0.1. Số vòng học được đặt là 50; tốc độ học được khởi tạo 10^{-2} và giảm đi một nửa sau mỗi 10 vòng học.

3.3.4. Kết quả

Hình 3.10 minh họa kết quả của một số phương pháp. Quan sát ta thấy tất cả các mô hình biến thể từ SAR-DRN đều khử nhiễu tốt hơn so với BM3D và RED-CNN. Ngoài ra chỉ số SSIM và PSNR của FDRN-LDCT tương tự như của DRN(BN)-LDCT và nhỉnh hơn của RED-CNN. nhưng bảng 3.4 cho thấy FDRN-LDCT chạy nhanh hơn so với các mô hình khác và dung lượng lưu trữ mô hình nhỏ hơn.

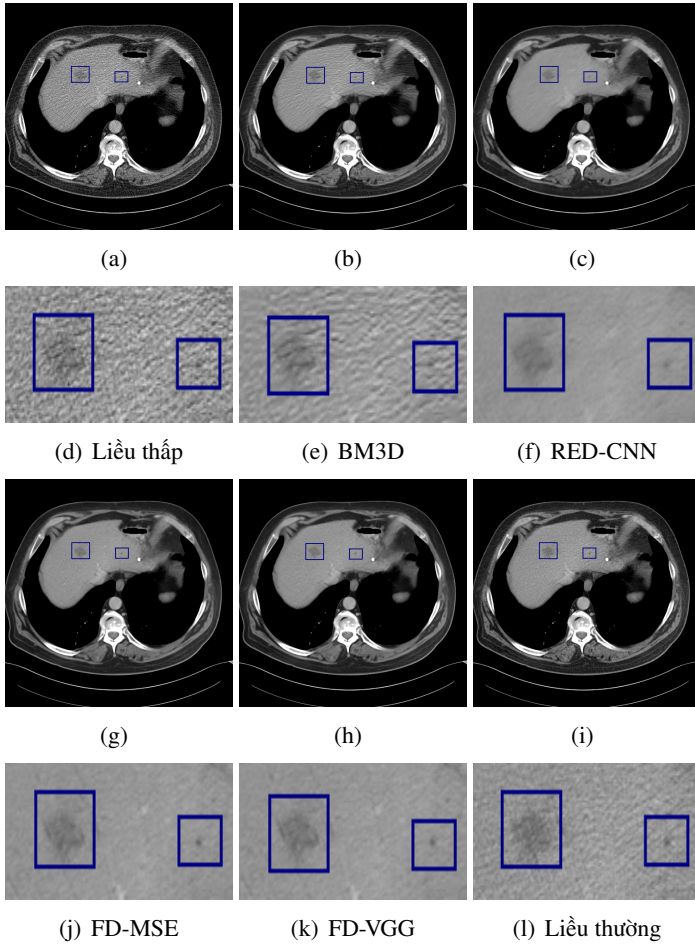
3.3.4.1. Dung lượng lưu trữ và thời gian chạy

Bảng 3.4 cho thấy Dung lượng lưu trữ của FDRN-LDCT nhỏ hơn so với dung lượng của RED-CNN. Thời gian tính toán (trên CPU) của FDRN-LDCT ít hơn so với thời gian tính toán của RED-CNN và DRN(BN)-LDCT.

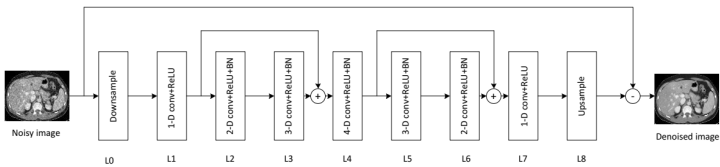
3.3.5. Kết luận

Trong công trình này, chúng tôi đã thích nghi thành công mô hình SAR-DRN vào việc khử nhiễu ảnh ảnh CT liều thấp.

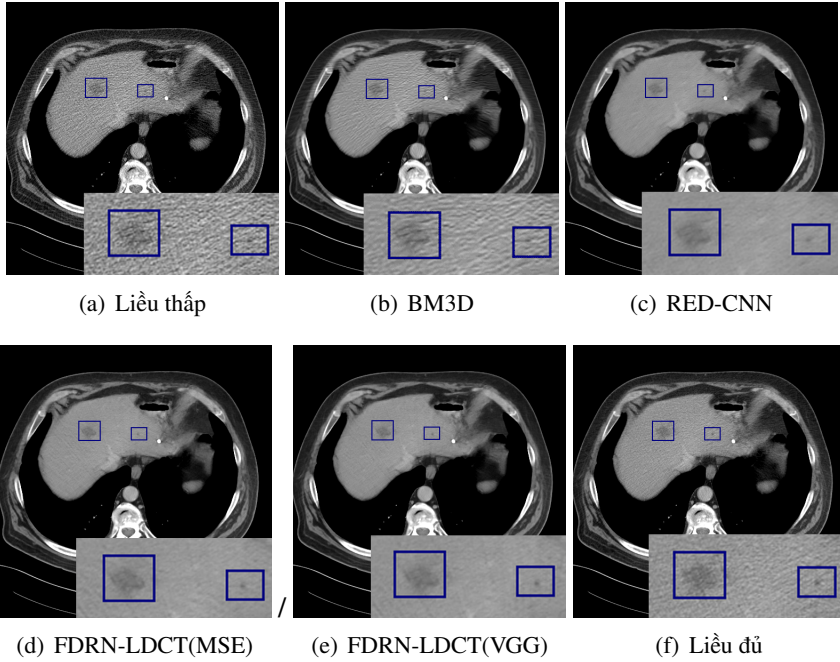
3.4. Kết luận chương



Hình 3.5. Ví dụ về khử nhiễu ảnh CT liều thấp.



Hình 3.7. Cấu trúc của mạng FDRN-BN.



Hình 3.10. Ảnh minh họa kết quả khử nhiễu ảnh CT liều thấp.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

1. Kết luận của luận án

Luận án đã tập trung nghiên cứu chi tiết về các phương pháp khử nhiễu và có hai đóng góp chính là:

1) Kết hợp được những ưu điểm của các bộ lọc truyền thống với biểu diễn thưa trong việc khử nhiễu ảnh nói chung và khử nhiễu ảnh y tế nói riêng thông qua đề xuất hai phương pháp khử nhiễu ảnh CT sử dụng biểu diễn thưa kết hợp với việc phân tách ảnh thành các ảnh thành phần tần số (được trình bày trong chương 2). Các kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất có nhiều tiềm năng trong khử nhiễu ảnh y tế.

2) Khai thác các mạng nơ-ron tích chập dùng để khử nhiễu ảnh tự nhiên vào việc khử nhiễu ảnh y tế thông qua đề xuất hai phương pháp khử nhiễu ảnh CT là phương pháp FD-VGG và phương pháp DRN-LDCT (được trình bày trong chương 3). Các phương pháp đề xuất khử nhiễu tốt trong khi bảo tồn được các chi tiết nhỏ.

2. Hướng nghiên cứu tiếp theo

Ở các phương pháp trong chương hai, hướng phát triển tiếp theo là nghiên cứu việc tách ảnh thành các thành phần tần số một cách thích nghi với ảnh đầu vào. Ở các phương pháp trong chương ba, hướng phát triển tiếp theo là khai thác kỹ thuật self attention để tăng khả năng bảo tồn các chi tiết nhỏ trong ảnh.

**DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ
LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN**

- 1 . **Thanh-Trung Nguyen**, Dinh-Hoan Trinh, and Nguyen Linh Trung (2016). “An Efficient Example-based Method for CT Image Denoising Based on Frequency Decomposition and Sparse Representation” 2016 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), pp. 293-296.
- 2 . **Nguyen Thanh-Trung**, Dinh-Hoan Trinh, Nguyen Linh-Trung and Ha Luu-Manh (2019), “Robust Denoising of Low-Dose CT Images Using Convolutional Neural Networks”, 2019 6th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS), pp. 506-511
- 3 . **Nguyen Thanh-Trung**, Dinh-Hoan Trinh, Nguyen Linh-Trung and Marire Luong (2019), “Low-dose CT Image Denoising using Image Decomposition and Sparse Representation”, REV Journal on Electronics and Communications, pp. 78-88.
- 4 . **Nguyen Thanh-Trung**, Dinh-Hoan Trinh, Tran Thi Thuy Quynh, Manh-Ha Luu (2020), “Dilated Residual Convolutional Neural Networks for Low-Dose CT Image Denoising”, 2020 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS), pp. 189-192.
- 5 . **Nguyen Thanh-Trung**, Dinh-Hoan Trinh, Nguyen Linh-Trung and Marire Luong (2021), “Low-Dose CT Image Denoising using Deep Convolutional Neural Networks with Extended Receptive Fields”, journal of Signal, Image and Video Processing(submitted).