

NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG ẢNH MRI ĐỒ TÌM VÀ NHẬN DIỆN BẤT THƯỜNG TRONG NÃO BỘ DÙNG MẠNG NƠ-RON KẾT HỢP LỌC KHUẾCH TÁN DỊ HƯỚNG

MRI IMAGE ENHANCEMENT DETECTING AND RECOGNITION ABNORMAL IN THE BRAIN USING NEURAL NETWORKS COMBINED ANISOTROPIC DIFFUSION FILTER

Doãn Thanh Bình

Đại học Điện lực

Ngày nhận bài: 09/06/2022, Ngày chấp nhận đăng: 12/08/2022, Phản biện: TS Đặng Thúy Hằng

Tóm tắt:

Nhận diện bất thường là một trong những nhiệm vụ quan trọng và khó khăn nhất trong lĩnh vực xử lý hình ảnh y tế vì việc phân loại thủ công có thể dẫn đến dự đoán và chẩn đoán không chính xác. Hơn thế nữa, ngày nay tại các bệnh viện có một lượng lớn dữ liệu hình ảnh y tế cần được xử lý, điều đó khiến cho nhiệm vụ này càng trở nên rất quan trọng và cấp bách. Các bất thường trong não bộ có thể là: khối u não có sự đa dạng cao về bề ngoài, có sự tương đồng giữa khối u và các mô bình thường dẫn đến việc trích xuất các vùng khối u này từ hình ảnh trở nên khó khăn hơn. Trong bài báo này, chúng tôi đã đề xuất một phương pháp nâng cao chất lượng Hình ảnh não cộng hưởng từ 2D (MRI) bằng mạng nơ-ron kết hợp lọc dị hướng như một giải pháp tiền xử lý quan trọng cho việc dò tìm và nhận diện bất thường trong não bộ. Mục đích chính của bài báo nhằm tối ưu giải pháp xử lý ảnh MRI trong khử nhiễu, dò tìm, nhận diện bất thường với độ chính xác cao hơn. Trong phương pháp này, lọc dị hướng là kỹ thuật nhằm mục đích giảm nhiễu hình ảnh mà không làm mất các phần quan trọng của nội dung hình ảnh, thường là cạnh, đường hoặc các chi tiết quan trọng khác đối với biểu diễn hình ảnh. Sau đó, mạng nơ-ron được sử dụng để loại bỏ nhiễu còn lại và tăng cường ảnh nhằm phân biệt giữa các pixel bình thường và bất thường, dựa trên các đặc điểm kết cấu và dựa trên thống kê, nó mang lại hiệu suất tốt hơn và độ chính xác cao hơn so với các phương pháp truyền thống. Bằng các phân tích và kết quả tính toán các tham số chất lượng ảnh xử lý qua thực nghiệm, chúng tôi sẽ chứng minh rằng phương pháp được đề xuất là vượt trội so với một số phương pháp truyền thống như lọc trung vị, lọc Gauss, lọc wiener.

Từ khóa: Lọc dị hướng, mạng nơ ron tích chập sâu (CNN), khử nhiễu hình ảnh.

Abstract:

Anomaly recognition is one of the most important and difficult tasks in the field of medical image processing because manual classification can lead to inaccurate predictions and diagnoses. Moreover, nowadays in hospitals there is a large amount of medical imaging data that needs to be processed, which makes this task even more important and urgent. Abnormalities in the brain such as brain tumors are highly variable in appearance and similarity between the tumor and normal tissues and thus it becomes more difficult to extract these tumor regions from imaging. In this paper, we have proposed a method to improve the quality of 2D Magnetic Resonance Brain Image (MRI) by neural network combined with anisotropic filtering as an important pre-processing solution for detecting and recognition abnormalities in the brain. The main purpose of the paper is to optimize the MRI image processing solution in denoising, detecting and recognition anomalies with higher accuracy. In this method, anisotropic filtering is a technique that aims to reduce image noise without losing important

parts of the image content, usually edges, lines or other details important to the image representation. The neural network is then used to remove residual noise and enhance the image to distinguish between normal and abnormal pixels, based on texture features and on statistics, which gives better performance and higher accuracy than traditional methods. By analyzing and calculating results of experimentally processed image quality parameters, we will prove that the proposed method is superior to some traditional methods such as Gaussian filter, filter wiener.

Keywords: Anisotropic filter, convolutional neural network (CNN), denoising image.

1. GIỚI THIỆU

Các khối u não ảnh hưởng xấu đến con người, nó có thể làm gián đoạn chức năng của não và nguy hiểm đến tính mạng.



Hình 1. Khối u não

Việc xác định bất thường như khối u não có thể được thực hiện thông qua hình ảnh MRI.



Hình 2. Chụp cộng hưởng từ MRI

Các kỹ thuật chẩn đoán hiện tại được thực hiện bằng các phương pháp thông thường dựa trên kinh nghiệm của con người và điều này làm tăng khả năng phát hiện sai khi xác định khối u não. Ngày nay, kỹ thuật xử lý hình ảnh được sử dụng để dò tìm và xác định khối u não. Các phương pháp xử lý hình ảnh chuyển đổi hình ảnh thành kỹ thuật số và thực hiện các thao tác phân tích trên chúng, để có được hình ảnh tốt hơn và

chính xác hơn. Bài báo này sẽ tập trung vào việc nâng cao chất lượng ảnh MRI phục vụ cho việc xác định bất thường như khối u não bằng kỹ thuật xử lý hình ảnh.

Bố cục của bài báo như sau: Phần 1 giới thiệu tổng quan về hình ảnh MRI và khối u não, sơ lược về khử nhiễu và tăng cường ảnh. Phần 2 đề cập các công trình nghiên cứu liên quan trong nội dung nghiên cứu của bài báo. Phần 3 tác giả đề xuất mô hình nghiên cứu sử dụng lọc khuếch tán dị hướng và mạng nơ-ron. Phần 4 xây dựng mô hình thực nghiệm đánh giá phương pháp đề xuất. Phần 5 kết luận về hiệu quả của phương pháp đề xuất và đóng góp của nghiên cứu.

2. CÁC CÔNG TRÌNH NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

2.1. Lọc khuếch tán dị hướng

Perona và Malik đề xuất một phương pháp khuếch tán phi tuyến để khắc phục các vấn đề cục bộ và làm mờ của lọc khuếch tán tuyến tính. Họ áp dụng một quá trình không đồng nhất làm giảm khuếch tán ở những vị trí có tính hợp lý lớn hơn các biên. Tính hợp lý này được đo bằng $|\nabla u|^2$. Các bộ lọc Perona-Malik dựa trên phương trình:

$$\partial_t u = \text{div}(g(|\nabla u|^2)\nabla u) \quad (1)$$

Và nó sử dụng các tính chất khuếch tán như:

$$g(s^2) = \frac{1}{1 + s^2/\lambda^2} \quad (\lambda > 0) \quad (2)$$

Đối với khuếch tán (2) suy ra hàm thông lượng $\Phi(s) := sg(s^2)$ thỏa mãn $\Phi'(s) \geq 0$ cho $|s| \leq \lambda$, và $\Phi'(s) < 0$ cho $|s| > \lambda$. khi đó (1) có thể được viết lại như sau

$$\partial_t u = \Phi'(u_x)u_{xx} \quad (3)$$

Trong trường hợp hai chiều, (3) được thay thế bởi [14]

$$\partial_t u = \Phi'(\nabla u)u_{\eta\eta} + g(|\nabla u|^2)u_{\xi\xi} \quad (4)$$

Trong đó tọa độ ξ và η biểu thị hướng vuông góc và song song với ∇u tương ứng.

Chúng ta thấy rằng hoạt động khuếch tán thuận nghịch không chỉ giới hạn khuếch tán đặc biệt (2) mà còn xuất hiện trong tất cả các khuếch tán $g(s^2)$ làm suy giảm nhanh chóng gây ra các hàm thông lượng không đơn điệu $\Phi(s) = sg(s^2)$. Việc làm giảm nhanh chóng các khuếch tán được hướng tới một cách rõ ràng trong phương pháp Perona-Malik khi nó cho kết quả mong muốn về việc làm mờ các dao động nhỏ và làm nét các biên. Do vậy, nó là lý do chính cho các kết quả ấn tượng một cách rõ ràng của kỹ thuật khôi phục này [1].

2.2. Mạng nơ-ron tích chập (CNN)

Mạng nơ-ron tích chập (CNN) là một kiến trúc lấy cảm hứng từ mạng nơ-ron nhân tạo chiết xuất các tính năng hình ảnh với độ phức tạp hoặc cấu trúc ngày càng tăng bằng cách xen kẽ các bộ lọc tích chập và tổng hợp trên đầu vào được triển khai dưới dạng các lớp mạng nơ-ron tương ứng. Các trình xử lý tích chập có thể được lấy mẫu ngẫu nhiên từ các đầu vào (được in dấu), do con người thiết kế hoặc được thiết lập ngẫu nhiên và được cắt tỉa bằng cách tăng

cường trong quá trình huấn luyện mô hình. Đầu ra của kiến trúc CNN hoặc là vector cuối cùng của các đối tượng được phát hiện hoặc kiến trúc sẽ bao gồm việc xử lý vector đặc trưng và tạo ra phân loại cuối cùng thông qua một lớp được kết nối đầy đủ [2]. Ưu điểm chính của CNN là khả năng tổng quát hóa và tìm hiểu trên tập hợp tính năng lớn, sự bất biến của chúng đối với các tính năng nhiễu, đặc tính chung của xử lý hình ảnh y tế sinh học và khả năng suy ra các tính năng cần thiết để phân loại. Hiệu suất vượt trội của CNN so với các kiến trúc truyền thống (NN, SIFT, v.v.) chủ yếu được cho là do khả năng tích tụ để nhận ra tính bất biến của đối tượng mặc dù có những thay đổi nhỏ về vị trí, tần số nhiễu hoặc xoay. Hạn chế của các kiến trúc dựa trên CNN là việc chúng phụ thuộc vào số lượng lớn các hình ảnh huấn luyện cần thiết để tự động cắt bỏ các bộ lọc chập được tạo ngẫu nhiên (hạt nhân), các tài nguyên tính toán cần thiết để triển khai và huấn luyện mô hình, và sự thiếu minh bạch về kiến trúc của phần cuối cùng người mẫu. Việc phân loại hình ảnh dựa trên các tính năng được trích xuất bằng các bộ lọc đã học, nhưng riêng các bộ lọc sẽ không giải thích bộ mô tả hình ảnh, cấu trúc hoặc đặc điểm nào đã được bộ phân loại phân biệt cuối cùng sử dụng. Việc áp dụng lại các hạt nhân đã học trên hình ảnh đầu vào có thể là một hình dung hữu ích về những kích hoạt bộ lọc trong hình ảnh ở mỗi bước tích chập của CNN.

2.3. Kỹ thuật MRI

Chụp cộng hưởng từ (MRI) là phương pháp chẩn đoán hình ảnh sử dụng nam châm mạnh, sóng vô tuyến và máy tính để tạo ra hình ảnh chi tiết bên trong cơ thể con

người. Không giống như chụp X-quang và CT, MRI không sử dụng bức xạ.

2.4. Bộ lọc Gaussian (Gaussian filter)

Lọc Gaussian đã được nghiên cứu chuyên sâu trong xử lý hình ảnh và thị giác máy tính. Bộ lọc Gaussian là một bộ lọc tuyến tính. Nó thường được sử dụng để làm mờ hình ảnh hoặc giảm nhiễu. Nó là một bộ lọc có đáp ứng xung là một hàm Gaussian (hoặc một giá trị gần đúng với nó, vì một phản hồi Gaussian thực sự là không thể thực hiện được về mặt vật lý).

2.5. Bộ lọc trung vị (Median filter)

Bộ lọc trung vị là một kỹ thuật lọc kỹ thuật số phi tuyến tính, thường dùng để khử nhiễu. Ý tưởng chính của bộ lọc trung vị là chạy qua mục nhập tín hiệu theo mục nhập, thay thế mỗi mục nhập bằng trung bình của các mục nhập lân cận.

2.6. Bộ lọc wiener (Wiener filter)

Bộ lọc Wiener là bộ lọc tuyến tính tối ưu do Norbert Wiener đề xuất vào năm 1942. Nó tìm kiếm bộ lọc bất biến thời gian tuyến tính có đầu ra càng gần tín hiệu ban đầu càng tốt. Nói cách khác, mục tiêu là giảm thiểu sai số bình phương trung bình (MSE) giữa tín hiệu không nhiễu dự kiến và tín hiệu đầu ra thực tế. Bộ lọc Wiener giả định rằng đầu vào là tổng của các tín hiệu và nhiễu có giá trị, cả hai đều là các quá trình tĩnh tổng quát và các đặc điểm thống kê bậc hai của chúng đã được biết đến. Do đó, nó không thích ứng và luôn được thực hiện trong miền tần số.

3. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT KHỬ NHIỄU VÀ TĂNG CƯỜNG ẢNH DÙNG MẠNG NƠ-RON KẾT HỢP LỌC KHUẾCH TÁN DỊ HƯỚNG

Trong phần này, đầu tiên tác giả mô tả kiến trúc mô hình được đề xuất và sau đó đề

xuất đơn vị khử nhiễu và tăng cường ảnh sử dụng mạng nơ-ron kết hợp lọc khuếch tán dị hướng (gọi tắt là ADF-DnCNN), đó là cốt lõi của phương pháp được đề xuất. Cuối cùng, sẽ áp dụng kỹ thuật hình thái học để nhận diện bất thường trên ảnh đã xử lý.

3.1. Kiến trúc mạng đề xuất

Các khối u não đa diện có thể được chia thành hai loại phổ biến tùy thuộc vào khối u bắt đầu, nguyên mẫu mở rộng của chúng và độ ác tính. Các khối u não nguyên phát là các khối u bắt đầu hình thành các tế bào trong não hoặc bắt đầu lớp vỏ bọc của não. Trong bài báo này, sẽ áp dụng các động khử nhiễu, loại bỏ nhiễu nền, tăng cường ảnh để phân lập vùng bất thường (khối u) khỏi ảnh MRI ban đầu.

Kích thước của bộ lọc phức hợp được đặt thành 3×3 và tất cả các lớp tổng hợp sẽ bị xóa. Do đó, trường tiếp nhận của DnCNN có độ sâu là d nên $(2d+1) (2d+1)$.

Đối với nhiễu Gaussian với một mức độ nhiễu nhất định, kích thước trường tiếp nhận của DnCNN được đặt thành 35×35 với độ sâu tương ứng là 17. Đối với các tác vụ khử nhiễu hình ảnh chung khác, trường tiếp nhận lớn hơn được chấp nhận bằng cách đặt độ sâu là 20.

Công thức học phần dư được sử dụng để huấn luyện ảnh xạ dư:

$x = yR(y)$. Do đó, $R(y)$ được học.

Cụ thể, có 3 loại lớp.

(i) Conv + ReLU : Đối với lớp đầu tiên, 64 bộ lọc có kích thước $3 \times 3 \times c$ được sử dụng để tạo 64 bản đồ đối tượng. $c = 1$ cho ảnh xám và $c = 3$ cho ảnh màu.

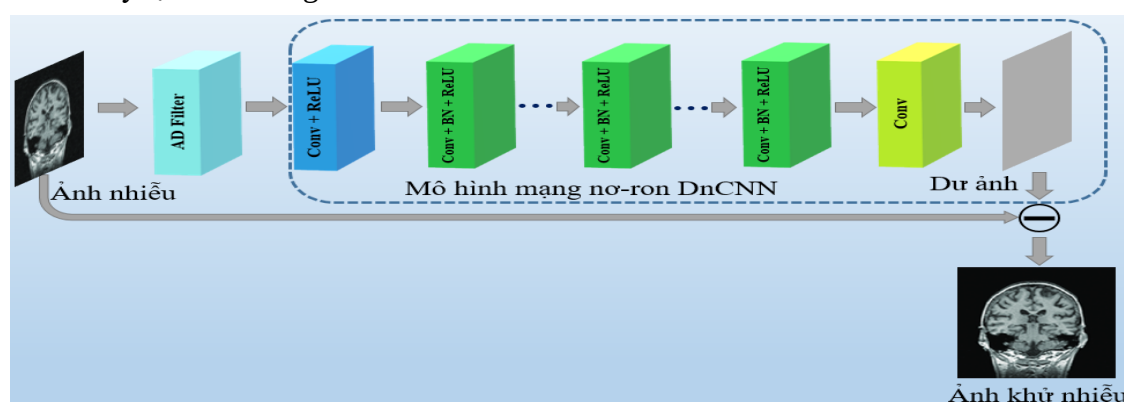
(ii) Conv + BN + ReLU : đối với lớp 2 đến (D-1), 64 bộ lọc có kích thước $3 \times 3 \times 64$

được sử dụng và chuẩn hóa hàng loạt được thêm vào giữa tích chập và ReLU.

(iii) Chuyển đổi : đối với lớp cuối cùng, c bộ lọc có kích thước $3 \times 3 \times 64$ được sử dụng để tái tạo lại đầu ra [4].

Chiến lược đếm số không đơn giản được sử dụng trước phép tích chập không dẫn đến bất kỳ tạo tác ranh giới nào.

Bằng cách kết hợp tích hợp với ReLU, DnCNN có thể dần dần tách cấu trúc hình ảnh khỏi quan sát nhiễu thông qua các lớp ẩn. DnCNN được huấn luyện theo kiểu đầu cuối.



Hình 3. Kiến trúc mạng đề xuất DnCNN kết hợp lọc khuếch tán dị hướng

3.2. Mô hình hoạt động huấn luyện mạng nơ-ron khử nhiễu

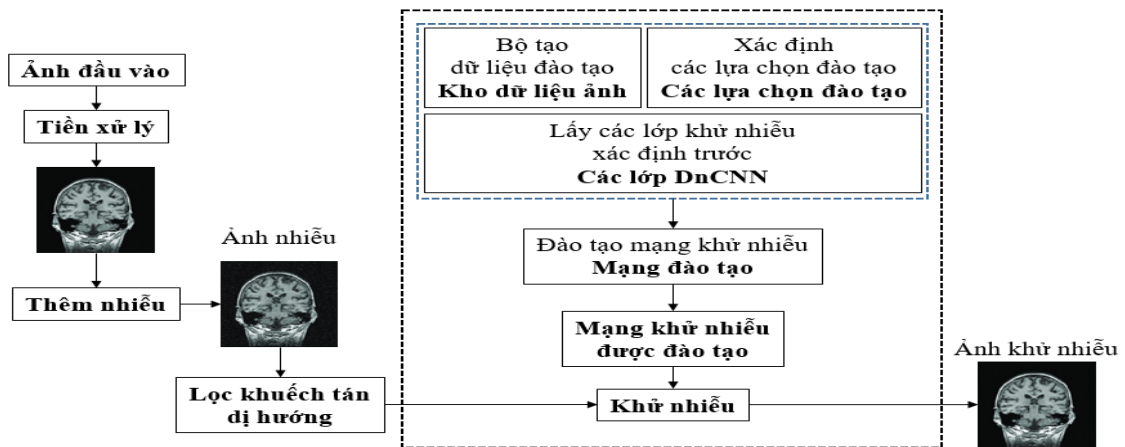
Hoạt động của mô hình đề xuất sẽ được tiến hành theo mô tả trong quá trình dưới đây:

- Tạo một *ImageDatastore* đối tượng lưu trữ hình ảnh ban đầu.
- Tạo một *denoisingImageDatastore* đối tượng tạo ra dữ liệu huấn luyện nhiễu từ các hình ảnh ban đầu. Để xác định phạm vi của độ lệch chuẩn của nhiễu, hãy đặt thuộc tính mức độ nhiễu. Sử dụng giá trị mặc định của *PatchSize* (50) và *ChannelFormat* ('grayscale') để kích thước của dữ liệu huấn luyện khớp với kích thước đầu vào của mạng.
- Lấy các lớp biến tính được xác định trước bằng cách sử dụng hàm *dnCNNLayers*.

- Xác định các tùy chọn huấn luyện bằng chức năng *.trainingOptions*

- Huấn luyện mạng, chỉ định kho dữ liệu hình ảnh đang giảm giá trị làm nguồn dữ liệu cho (Hộp công cụ học sâu). Đối với mỗi lần lặp lại của quá trình huấn luyện, kho dữ liệu hình ảnh giảm giá trị tạo ra một batch nhỏ dữ liệu huấn luyện bằng cách cắt ngẫu nhiên các hình ảnh ban đầu từ tệp, sau đó thêm nhiễu không được tạo ngẫu nhiên vào mỗi patch hình ảnh. Độ lệch chuẩn của nhiễu thêm vào là duy nhất cho mỗi patch hình ảnh và có giá trị trong phạm vi được chỉ định bởi thuộc tính của kho dữ liệu hình ảnh *.trainNetworkImageDatastoreGaussianNoiseLevel*

Sau khi đã huấn luyện mạng, chuyển mạng và hình ảnh đã lọc khuếch tán dị hướng sang *denoiseImage* [3], [5].



Hình 4. Mô hình hoạt động mạng nơ-ron khử nhiễu

4. THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

Phần này sẽ thực hiện các bước thực nghiệm và phân tích kết quả tham số xử lý ảnh từ phương pháp đề xuất.

4.1. Tiến trình tiến hành thực nghiệm

Giải thích chi tiết tiến trình thực nghiệm của phương pháp đề xuất sẽ qua các bước như sau:

B1: Tải ảnh MRI đầu vào, tiền xử lý và thêm nhiễu (sử dụng 3 loại nhiễu để đánh giá bao gồm: nhiễu gaussian, nhiễu salt & pepper, nhiễu speckle).

B2: Thực hiện lọc khuếch tán dị hướng.

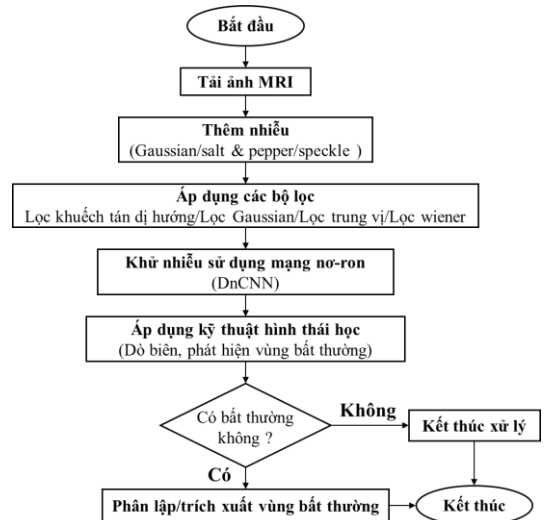
B3: Thực hiện khử nhiễu trên hình ảnh đầu vào sử dụng mạng nơ-ron DnCNN đã được huấn luyện.

B4: Đánh giá trực quan các hình ảnh được khôi phục bằng mạng đề xuất và các phương pháp hiện có.

B5: Đánh giá chất lượng của hình ảnh khôi phục bằng cách định lượng độ tương tự của hình ảnh với hình ảnh tham chiếu qua các tham số tính toán chất lượng ảnh RMSE, PSNR, Entropi, SC, NIQE, SSIM. Cuối cùng, thực hiện đánh giá hiệu suất về thời gian thực thi giữa các phương pháp. Kết

thúc bước này sẽ xuất các giá trị tham số đánh giá ra Excel file.

B6: Áp dụng kỹ thuật hình thái học để nhận diện, phân lập vùng bất thường, và thể hiện bằng đường biên khoanh vùng.



Hình 5. Sơ đồ thuật toán của phương pháp đề xuất

4.2. Các tham số tính toán và phân tích chất lượng tăng cường ảnh

Tính toán Entropi:

$$H = -\sum_k p_k \log(p_k) \quad (5)$$

trong đó K là số lượng các mức xám và p_k là xác suất được kết hợp với mức xám k.

Tính toán RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\sum \sum \frac{[R(i, j) - F(i, j)]^2}{MN}} \quad (6)$$

Trong đó i và j biểu thị vị trí không gian của pixel trong khi M và N là kích thước của ảnh.

Tính toán PSNR:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right] \quad (7)$$

$$MSE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{[I(i, j) - F(i, j)]^2}{M \times N}$$

$I(i, j)$: ảnh gốc, $F(i, j)$: ảnh hợp nhất (fused image)

$M \times N$: kích thước ảnh I

Tính toán SC:

$$SC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f'(i, j)]^2} \quad (8)$$

$f(i, j)$: ảnh gốc, $f'(i, j)$: ảnh hợp nhất (fused image)

$M \times N$: kích thước ảnh f

Tính toán NIQE:

NIQE đo khoảng cách giữa các tính năng dựa trên NSS được tính toán từ hình ảnh A đến các tính năng thu được từ cơ sở dữ liệu hình ảnh được sử dụng để huấn luyện mô hình. Các tính năng được mô hình hóa như các bản phân phối Gaussian đa chiều.

Tính toán SSIM:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (9)$$

trong đó,

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}$$

trong đó $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ và σ_{xy} là trung bình cục bộ, độ lệch chuẩn và hiệp phương sai cho hình ảnh x, y . Nếu $\alpha = \beta = \gamma = 1$, và $C_3 = C_2 / 2$ (lựa chọn mặc định của C_3) sự đơn giản hoá chỉ số để:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_x\sigma_y + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

4.3. Kết quả thực nghiệm

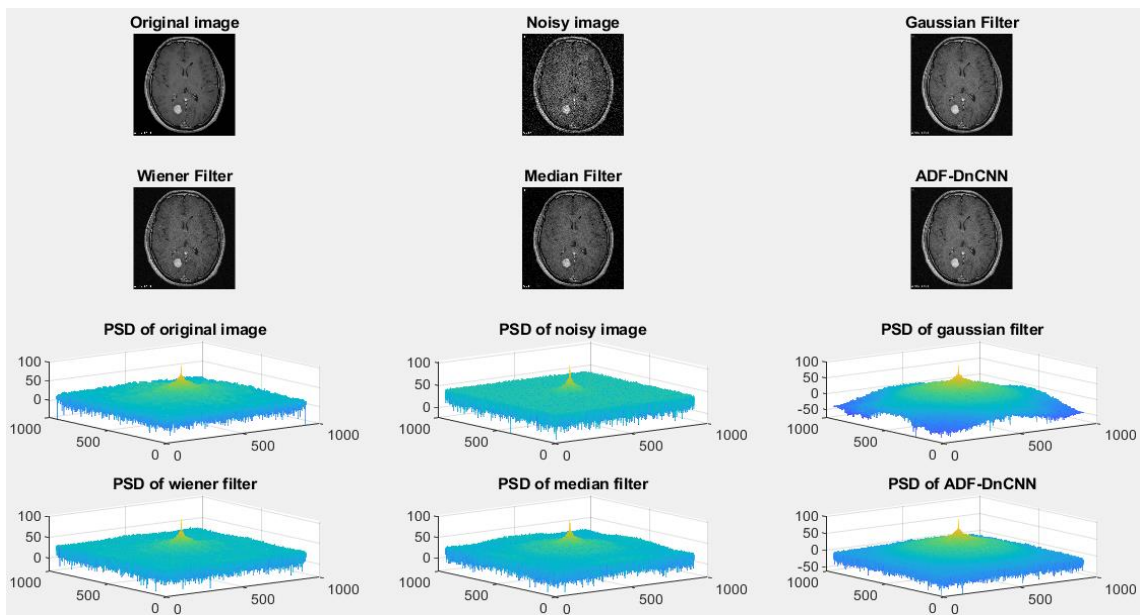
Hộp công cụ hỗ trợ một loạt các hoạt động xử lý hình ảnh, bao gồm:

- Các phép toán hình học
- Lọc tuyến tính và thiết kế bộ lọc
- Biến đổi
- Phân tích và nâng cao hình ảnh
- Hoạt động hình ảnh nhị phân
- Các toán tử vùng.

Matlab sử dụng trong thực nghiệm là phiên bản R2021a.

Cơ sở dữ liệu ảnh MRI sử dụng cho thực nghiệm từ [6].

Đánh giá trực quan hình ảnh được tăng cường và mật độ phổ năng lượng của nó (với nhiễu gaussian).



Hình 6. Đánh giá trực quan ảnh được xử lý và mật độ phổ năng lượng của nó

Từ hình 6, Chúng ta có thể thấy rằng kết quả trực quan theo phương pháp của chúng tôi thể hiện chất lượng hình ảnh tốt nhất. Ảnh khôi phục với phương pháp đề xuất cho độ nhạy sáng tốt hơn và khả năng quan sát rõ ràng hơn các chi tiết ảnh.

Đối với mật độ phổ năng lượng, ảnh chất lượng thấp sẽ cho một mật độ năng lượng

quang phổ thấp hơn. Do đó, từ các kết quả PSD trên, dễ dàng thấy rằng phương pháp đề xuất cho chất lượng xử lý tốt nhất bởi vì PSD càng lớn cho thấy kết quả tăng cường ảnh càng tốt.

Đánh giá định lượng qua các tham số tính toán chất lượng ảnh với ảnh hưởng của các loại nhiễu.

Bảng 1. Đánh giá định lượng chất lượng ảnh được tăng cường với nhiễu gaussian

Gaussian noise	RMSE	PSNR	Entropi	SC	NIQE	SSIM
Gaussian Filter	0.03776	76.59067	6.40491	0.99882	5.21588	0.57067
Wiener Filter	0.03874	76.36761	6.37984	0.98485	5.53718	0.49912
Median Filter	0.03827	76.47370	6.20664	0.98650	4.32114	0.52988
ADF-DnCNN	0.03139	78.19469	5.98480	0.99095	2.67601	0.61388

Bảng 2. Đánh giá định lượng chất lượng ảnh được tăng cường với nhiễu salt&pepper

Salt_Pepper	RMSE	PSNR	Entropi	SC	NIQE	SSIM
Gaussian Filter	0.04230	75.60310	6.27288	0.95428	8.05836	0.61434
Wiener Filter	0.07926	70.14944	5.59751	0.88954	10.58198	0.50251
Median Filter	0.11224	67.12780	5.08587	0.82881	9.50662	0.56386
ADF-DnCNN	0.04005	76.07782	6.45430	0.95918	6.69500	0.64018

Bảng 3. Đánh giá định lượng chất lượng ảnh được tăng cường với nhiễu speckle

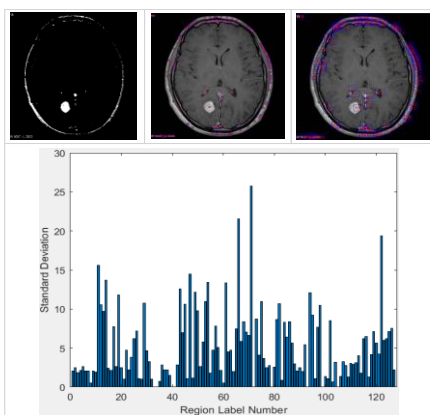
Speckle noise	RMSE	PSNR	Entropi	SC	NIQE	SSIM
Gaussian Filter	0.02426	80.43217	5.08794	1.01769	4.44737	0.92508
Wiener Filter	0.02939	78.76537	5.11678	0.99556	6.25193	0.86612
Median Filter	0.03211	77.99703	5.11610	1.00513	4.71871	0.77638
ADF-DnCNN	0.01795	83.05162	5.15317	1.00223	4.11931	0.93567

Bảng 1, bảng 2, và bảng 3 cho kết quả tính toán định lượng chất lượng ảnh MRI được tăng cường với màu xanh chỉ ra mức hiệu suất tốt nhất và màu đỏ chỉ ra mức hiệu suất tốt thứ hai.

Chúng ta có thể thấy rằng phương pháp đề xuất luôn có số lượng tham số đánh giá với mức hiệu suất tốt nhất chiếm ưu thế trên cả 3 loại nhiễu (nhiều gaussian là 4/6, nhiễu salt&pepper là 5/6, nhiễu speckle là 4/6). Điều này chứng minh rằng phương pháp đề xuất cho hiệu quả rất tốt, độ chính xác cao.

Bước cuối cùng trong mô hình đề xuất, chúng ta tiến hành nhận diện, trích xuất và biểu diễn vùng bất thường trên ảnh MRI.

- Áp dụng hình thái học phân lập vùng bất thường và đánh dấu, tính toán độ lệch chuẩn theo các pixel và khoanh vùng.



Hình 7. Áp dụng hình thái học

- Tiến hành thêm biểu diễn hiển thị nhận diện cho vùng bất thường (vùng khoanh đỏ).



Hình 8. Hiển thị nhận diện bất thường

5. KẾT LUẬN

Theo nghiên cứu của bài báo có thể kết luận (từ các kết quả thực nghiệm và đánh giá) rằng mạng được đề xuất thực hiện rất tốt tác vụ khử nhiễu, tăng cường ảnh và nhận diện vùng bất thường trên ảnh MRI. Mạng có độ sâu phù hợp để học các dạng nhiễu từ chính dữ liệu. Thực hiện tác vụ khử nhiễu mà không có thông tin trước về nhiễu yêu cầu học nhiễu từ hình ảnh. Do đó, mạng đề xuất có thể thích ứng tốt với các loại nhiễu để thực thi tác vụ tốt hơn. Hơn nữa, hiệu suất của mạng đầy hứa hẹn và độ chính xác cao, nó cho thấy cơ hội tốt để trở thành một giải pháp cải thiện hình ảnh trong các lĩnh vực xử lý ảnh y tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] V.Shinde, P.Kine, S.Gadge and S.Khatal, "Brain Tumor Identification using MRI images", ISSN 2331-8169, Volume: 2 Issue: 10, October 2014
- [2] Zhang, K., W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang. "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising." IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 26, Number 7, Feb. 2017, pp. 3142-3155.
- [3] Abdel-Hamid, O., Deng, L., and Yu, D. (2013). "Exploring convolutional neural network structures and optimization techniques for speech recognition," in Interspeech (Lyon), 3366–3370.
- [4] Mittal, A., R. Soundararajan, and A. C. Bovik. "Making a Completely Blind Image Quality Analyzer." IEEE Signal Processing Letters. Vol. 22, Number 3, March 2013, pp. 209–212.
- [5] G. Swarnendu, D. Nibaran, D. Ishital, M. Ujjwal, Understanding Deep Learning Techniques for Image Segmentation, ACM Computing Surveys, 52, 1-35 (2019)
- [6] <https://www.aylward.org/notes/open-access-medical-image-repositories>, truy cập 04/2/2022.

Giới thiệu tác giả:



Tác giả Doãn Thanh Bình tốt nghiệp đại học ngành kỹ thuật điện tử năm 2008; nhận bằng Thạc sĩ năm 2010, nhận bằng Tiến sĩ ngành kỹ thuật điện tử năm 2018 tại Trường Đại học Bách khoa Hà Nội. Tác giả hiện đang công tác tại Phòng Khảo thí và Kiểm định chất lượng, Trường Đại học Điện lực.

Lĩnh vực nghiên cứu: lý thuyết nghịch đảo suy rộng (generalized inverses), GSVD nhằm mô hình hóa, đánh giá các hệ thống MIMO; nghiên cứu các hệ thống thông tin trải phổ đa sóng mang (multi-carrier) áp dụng cho các hệ thống thông tin thế hệ tiếp theo.