

KHỬ NHIỀU ĐỐM TRONG ẢNH SIÊU ÂM DÙNG CÁC BỘ LỌC KHÔNG GIAN

DESPECKLING IN ULTRASOUND IMAGE USING SPATIAL FILTERS

Bồ Quốc Bảo^{1,*}, Hoàng Mạnh Kha¹,
Nguyễn Hải Dương², Tạ Chí Hiếu²

TÓM TẮT

Siêu âm là một kỹ thuật chẩn đoán y tế được sử dụng rộng rãi và an toàn, do tính chất không xâm lấn, chi phí thấp và khả năng hình thành hình ảnh theo thời gian thực. Trong ảnh siêu âm, nhiễu đốm là thành phần nhiễu chính quyết định đến chất lượng của ảnh. Vì vậy các kỹ thuật xử lý nhiễu đốm đã trở thành một lĩnh vực được nhiều chuyên gia nghiên cứu trong những năm gần đây. Có rất nhiều kỹ thuật lọc để giảm nhiễu đốm bao gồm: lọc tuyến tính, lọc phi tuyến, lọc khuếch tán và lọc wavelet. Ngoài ra, một số mô hình lọc nhiễu đốm bằng cách kết hợp nhiều kỹ thuật khác nhau cũng đã được công bố. Bài báo này sẽ đánh giá tổng quát các bộ lọc không gian sử dụng để khử nhiễu đốm trong ảnh siêu âm.

Từ khóa: Ảnh siêu âm; nhiễu đốm; lọc trung vị; lọc trung bình; lọc wiener

ABSTRACT

Ultrasound imaging is a widely used and safe medical diagnostic technique, due to its non-invasive nature, low cost and capability of forming real time imaging. Speckle noise is the main type of noise that determines the quality of ultrasound images. Therefore, speckle reduction techniques have become an interesting research topic in recent years. Filter techniques to despeckling include linear filters, nonlinear filters, diffusion filters and wavelet filters. There are a lot of speckle filters that have been developed on the basis of the above techniques. This article evaluates some of the typical speckle filters in order to point out advantages and disadvantages of each method. This will serve as the basis for proposing spatial filters with many advantages and basic criteria to overcome the remaining limitations.

Keywords: Ultrasound image; speckle noise; mean filter; median filter; wiener filter.

¹Khoa Điện tử, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

²Khoa Vô tuyến Điện tử, Học viện Quân sự

*Email: baobq@haui.edu.vn

Ngày nhận bài: 15/01/2018

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 04/4/2018

Ngày chấp nhận đăng: 21/8/2018

Phản biện khoa học: TS. Hà Mạnh Đào

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Siêu âm là một kỹ thuật tạo ảnh y học sử dụng sóng âm thanh tần số cao và sóng phản xạ. Đây là kỹ thuật chẩn đoán lâm sàng được sử dụng rộng rãi bởi tính cơ động, chi

phí thấp và an toàn do không đòi hỏi bức xạ ion hóa [1]. Nhược điểm lớn nhất của y tế siêu âm là chất lượng ảnh kém, chủ yếu do các loại nhiễu trong quá trình xử lý và khôi phục ảnh. Nhiễu trong ảnh siêu âm gồm: (i) Nhiễu xung: nhiễu muối tiêu (salt and pepper); (ii) Nhiễu cộng: nhiễu Gauss trắng (AWGN) và (iii) Nhiễu nhân: nhiễu đốm (Speckle Noise) [2].

Việc loại bỏ nhiễu vẫn là một thách thức trong nghiên cứu về ảnh y tế bởi vì chúng có thể làm giảm các thuộc tính quan trọng của ảnh [3]. Một mô hình khử nhiễu ảnh được coi là tốt khi nó loại bỏ nhiễu mà vẫn bảo toàn được đường biên (cạnh). Thông thường, các mô hình khử nhiễu được xây dựng bằng các bộ lọc.

Trong số các loại nhiễu kể trên, nhiễu đốm là thành phần chính ảnh hưởng đến chất lượng ảnh siêu âm [5]. Nó được tạo ra do sự giao thoa của các thành phần tín hiệu phản xạ khi đi qua các bộ phận trong cơ thể và có thể quan sát dưới hình dạng hạt trên ảnh siêu âm [6]. Nhiễu đốm là loại nhiễu nhân, việc xử lý nhiễu đốm phức tạp hơn so với nhiễu cộng.

Nhiễu đốm trong các ảnh siêu âm y tế làm giảm độ tương phản và độ phân giải của ảnh, làm ảnh hưởng đến kết quả chẩn đoán của ảnh siêu âm. Nó che dấu và làm mờ các chi tiết ảnh, làm giảm chất lượng ảnh và do đó gây khó khăn cho người quan sát để phân biệt các chi tiết tốt của ảnh trong quá trình kiểm tra chẩn đoán. Nó cũng làm giảm tốc độ và độ chính xác của các tác vụ xử lý hình ảnh siêu âm như phân đoạn và đăng ký. Do đó, việc giảm nhiễu đốm luôn là một điều kiện tiên quyết quan trọng cho các tác vụ xử lý ảnh siêu âm.

Trong bài báo này, chúng tôi tiến hành khảo sát các kỹ thuật lọc nhiễu đốm khác nhau được sử dụng để nâng cao chất lượng và nội dung thông tin trong ảnh siêu âm. Phần còn lại của bài báo được tổ chức như sau. Phần 2 bao gồm các phương pháp lọc nhiễu đốm; Phần 3 thảo luận về các tham số khác nhau để phân tích hiệu suất lọc bộ lọc. Phần 4 cung cấp một bản tóm tắt về phân tích và kết luận rút ra từ cuộc khảo sát sẽ được đưa ra ở phần 5.

2. CÁC PHƯƠNG PHÁP LỌC NHIỄU ĐỐM

Theo khảo sát qua nhiều năm trở lại đây, một số kỹ thuật đã được đề xuất để khử nhiễu đốm trong ảnh siêu

âm. Có hai phương pháp lọc cơ bản để giảm nhiễu đốm là (i) kết hợp và (ii) tiếp cận sau xử lý [7]. Phương pháp kết hợp cải thiện khả năng lựa chọn mục tiêu nhưng bị suy giảm độ phân giải không gian và sự phức tạp của hệ thống tăng do phải thay đổi phần cứng. Các phương pháp tiếp cận sau xử lý bao gồm các phương pháp thích nghi không gian và các phương pháp đa mức mà không yêu cầu bất kỳ sửa đổi phần cứng nào, việc cải thiện các chi tiết ảnh và giảm nhiễu đốm trong trường hợp này chỉ cần dựa vào các thuật toán. Bài báo này trình bày việc khảo sát các phương pháp lọc không gian để loại bỏ nhiễu đốm, bảo vệ thông tin chẩn đoán bằng ảnh siêu âm.

Các bộ lọc không gian dựa trên tỷ lệ của các số liệu thống kê địa phương, giúp cải thiện độ mịn ở các vùng đồng nhất của ảnh siêu âm, nơi nhiễu đốm được phát triển đầy đủ và giảm đáng kể ở các vùng khác của ảnh để bảo vệ các chi tiết hữu ích của hình ảnh [7]. Các bộ lọc không gian như bộ lọc Lee và Kuan làm việc trực tiếp với cường độ của ảnh bằng cách sử dụng các số liệu thống kê địa phương [8 - 10]. Các loại bộ lọc khác nhau cũng được sử dụng trong các ứng dụng khử nhiễu đốm đối với ảnh siêu âm. Các loại bộ lọc được sử dụng phổ biến nhất bao gồm:

2.1. Bộ lọc Gaussian (Gaussian Filter)

Mô hình tiêu chuẩn của nhiễu khuếch đại là thành phần nhiễu cộng, Gaussian, độc lập với mỗi điểm ảnh và độc lập với cường độ tín hiệu. Nhiễu Gaussian là nhiễu thống kê và nó có mật độ xác suất chức năng tương ứng với sự phân bố Gaussian. Nói cách khác, các giá trị mà nhiễu có thể mang là phân bố Gauss. Một trường hợp đặc biệt là nhiễu Gaussian trắng, trong đó các giá trị tại bất kỳ cặp nào theo thống kê là độc lập. Nhiễu Gauss có dạng giống nhau trong toàn bộ băng thông.

Bộ lọc Gaussian [11] được xác định theo biểu thức:

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

σ là độ lệch tiêu chuẩn của sự phân bố, cũng thể hiện mức độ mịn, giá trị lớn hơn của σ cũng thể hiện ảnh lọc mịn hơn.

2.2. Bộ lọc trung bình (Mean filter)

Bộ lọc trung bình [12] là một phương pháp lọc đơn giản, nó trượt mặt nạ vào hình ảnh và thay thế giá trị trung tâm trong mặt nạ bằng giá trị trung bình (mean) của tất cả các giá trị pixel trong mặt nạ. Nó có khả năng làm giảm nhiễu nhưng nó cũng loại bỏ thông tin tần số cao trong hình ảnh. Đây là một trong những phương pháp lọc không thích ứng phổ biến nhất. Bộ lọc trung bình sử dụng cùng một bộ làm mịn cho toàn bộ hình ảnh. Do các đặc điểm nó bỏ qua sự khác biệt trong kết cấu hình ảnh, độ tương phản,...

Bộ lọc trung bình được xác định [12]:

$$f(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s, t) \in S_{xy}} g(s, t) \quad (2)$$

S_{xy} biểu diễn tập hợp các tọa độ trong mặt nạ với kích thước $m \times n$, trung tâm tại điểm (x, y) . Bộ lọc trung bình tính

toán giá trị trung bình các điểm ảnh lân cận $g(x, y)$ trong vùng diện tích được định nghĩa bởi S_{xy} . Mỗi thành phần của các điểm ảnh nằm dưới mặt nạ S_{xy} được tính trung bình với nhau để tạo ra giá trị ảnh khôi phục f tại điểm (x, y) .

2.3. Bộ lọc trung vị (Median filter)

Thuật lọc trung vị [13] dựa trên việc sắp xếp các giá trị pixel trong mặt nạ được chỉ định và gán các điểm trung vị cho giá trị trung tâm của cửa sổ. Nó hiệu quả hơn bộ lọc trung bình (Mean filter). Điều này là do nó ngăn chặn các nhiễu đốm trong khi vẫn giữ đặc điểm sắc nét của các cạnh.

Trung vị chỉ là giá trị giữa của tất cả các điểm ảnh trong mặt nạ, điều này không giống như giá trị trung bình (mean). Thay vào đó, trung vị có một nửa giá trị trong mặt nạ lớn hơn và một nửa nhỏ hơn. Trung vị là một "chỉ số trung tâm" mạnh hơn mức trung bình. Cụ thể, trung vị hầu như không bị ảnh hưởng bởi một số lượng nhỏ các giá trị khác nhau giữa các điểm ảnh trong mặt nạ. Do đó, lọc trung vị rất hiệu quả trong việc loại bỏ các loại nhiễu khác nhau. Bất lợi là để tìm trung vị, phải sắp xếp tất cả các giá trị trong mặt nạ theo thứ tự trị số và điều này làm chậm quá trình xử lý vì một thời gian tính thêm là cần thiết để phân loại giá trị cường độ của mỗi điểm ảnh.

Giá trị y của bộ lọc trung vị tại thời điểm t được tính như là trung vị của các giá trị đầu vào tương ứng với các khoảng khắc lân cận t :

$$y(t) = \text{median}((x(t-T/2), x(t-T/1+1), \dots, x(t), \dots, x(t+T/2))) \quad (3)$$

2.4. Bộ lọc trung vị thích nghi (Adaptive Median filter)

Mặc dù bộ lọc trung vị là một kỹ thuật phi tuyến làm mịn và tăng cường ảnh hữu ích. Tuy nhiên nó cũng có một số nhược điểm. Bộ lọc trung vị loại bỏ cả nhiễu và các chi tiết tốt vì nó không thể cho biết sự khác biệt giữa hai đối tượng. Bất cứ điều gì tương đối nhỏ so với kích thước của các điểm ảnh lân cận sẽ có ảnh hưởng nhất định đến giá trị trung vị, và sẽ được lọc ra. Nói cách khác, bộ lọc trung vị không thể phân biệt được chi tiết tốt với nhiễu.

Do đó bộ lọc trung vị thích nghi [12] đã được áp dụng rộng rãi như một phương pháp tiên tiến so với lọc trung vị tiêu chuẩn. Bộ lọc trung vị thích nghi thực hiện xử lý không gian để xác định những điểm ảnh nào trong một ảnh đã bị ảnh hưởng bởi nhiễu xung. Bộ lọc trung vị tiêu chuẩn thích hợp phân loại các điểm ảnh dưới dạng nhiễu bằng cách so sánh từng điểm ảnh trong hình ảnh với các điểm ảnh lân cận. Kích thước của cửa sổ được điều chỉnh, cũng như ngưỡng cho việc so sánh. Một điểm ảnh khác với phần lớn các điểm ảnh lân cận của nó, cũng như không liên kết cấu trúc với những điểm ảnh tương tự, sẽ được gán nhãn là nhiễu. Những điểm ảnh nhiễu này sau đó được thay thế bằng giá trị pixel trung vị của các điểm ảnh trong cửa sổ đã vượt qua việc kiểm tra gán nhãn.

2.5. Bộ lọc Wiener (Wiener Filter)

Bộ lọc Wiener [14] làm giảm độ mờ và loại bỏ nhiễu cộng đồng thời bằng cách thực hiện một sự cân bằng tối ưu giữa lọc biến đổi ngược và làm mịn các nhiễu. Bên cạnh đó, lọc

Wiener là tối ưu về sai số bình phương trung bình, tại đó nó giảm thiểu sai số bình phương trung bình tổng thể trong quá trình lọc biến đổi ngược và làm mịn ảnh. Lọc Wiener cũng là một bộ lọc tuyến tính đối với hình ảnh ban đầu.

$$w(f_1, f_2) = \frac{H(f_1, f_2) S_{xx}(f_1, f_2)}{|H(f_1, f_2)|^2 S_{xx}(f_1, f_2) + S_{\eta\eta}(f_1, f_2)} \quad (4)$$

Ở đây, $S_{xx}(f_1, f_2)$, $S_{\eta\eta}(f_1, f_2)$ là phổ năng lượng riêng của ảnh gốc và nhiễu cộng, và $H(f_1, f_2)$ là bộ lọc làm mịn.

2.6. Bộ lọc Frost (Frost Filter)

Bộ lọc Frost [14] là một bộ lọc bộ lọc trung bình có trọng số thích nghi theo hàm mũ được mô tả dựa trên tỷ số biến thiên giữa độ lệch chuẩn cục bộ so với giá trị trung bình địa phương của hình ảnh bị nhiễu.

Bộ lọc Frost sẽ thay thế điểm ảnh trong miền khảo sát bằng một tổng trọng số của các giá trị trong mặt nạ di chuyển $n \times n$. Các hệ số trọng số giảm tương ứng với khoảng cách giữa các điểm ảnh trong mặt nạ. Các hệ số trọng số tăng đối với các điểm ảnh trung tâm khi kích thước mặt nạ tăng lên. Bộ lọc này với giả thiết số liệu thống kê gồm nhiễu nhân và nhiễu cố định theo công thức sau:

$$DN = \sum_{n \times n} K \alpha e^{-\alpha |t|} \quad (5)$$

Trong đó:

$$\alpha = \left(\frac{4}{n \sigma^2} \right) \left(\frac{\sigma^2}{\bar{I}^2} \right)$$

K = hằng số chuẩn hóa

\bar{I} = trung bình địa phương

σ = phương sai địa phương

$\bar{\sigma}$ = hệ số hình ảnh của giá trị phương sai

$$|t| = |X - X_0| + |Y - Y_0|$$

n = kích thước mặt nạ di chuyển

2.7. Bộ lọc Lee (Lee Filter)

Bộ lọc Lee [14] là một bộ lọc nhiễu đốm có tính thích nghi. Nó dựa trên ba giả định:

(i) Nhiễu được mô phỏng như là một nhiễu nhân nghĩa là vùng càng sáng thì càng nhiễu hơn.

(ii) Nhiễu và tín hiệu thống kê độc lập với nhau.

(iii) Giá trị trung bình mẫu và độ lệch mẫu của một điểm ảnh bằng với phương sai địa phương và phương sai cục bộ được tính toán trong một cửa sổ.

Các giả định trên xác định mô hình nhiễu của bộ lọc Lee. Để áp dụng bộ lọc, cần thực hiện hai bước chính. Đầu tiên là xấp xỉ một mô hình nhân với một mô hình tuyến tính được xác định bởi giá trị trung bình và độ lệch chuẩn. Bước tiếp theo là áp dụng tiêu chuẩn sai số trung bình nhỏ nhất cho mô hình này. Nếu phương sai trên cửa sổ mặt nạ là thấp, thì quá trình làm mịn sẽ được thực hiện. Nếu không, khi phương sai cao thì quá trình làm mịn sẽ không diễn ra. Bộ lọc Lee có thể được mô tả như sau:

$$W(X, Y) = 1 - \left(C_B^2 / (C_I^2 + C_B^2) \right) \quad (6)$$

Ở đây $W(X, Y)$ là hệ số lọc thích nghi. C_I là hệ số biến thiên của ảnh nhiễu và C_B là hệ số biến thiên của nhiễu.

2.8. Bộ lọc Kuan (Kuan Filter)

Bộ lọc Kuan [14] được coi là bộ lọc tốt hơn so với bộ lọc Lee. Bộ lọc Kuan là bộ lọc sai số bình phương tối thiểu tuyến tính địa phương dựa trên mô hình nhiễu nhân. Bộ lọc Kuan [4] được sử dụng để phân bố thống kê các điểm ảnh trong mặt nạ trượt để xác định giá trị của điểm ảnh được quan tâm. Với điều kiện là nhiễu nhân có thể được xem như là nhiễu bổ sung. Bộ lọc Kuan dựa trên giả thiết rằng giá trị trung bình và phương sai của điểm ảnh quan tâm với giá trị trung bình địa phương và độ lệch của tất cả các điểm ảnh trong mặt nạ chuyển động được tính toán. Mô hình bộ lọc được coi như mô hình của nhiễu nhân được biến đổi sang dạng nhiễu tuyến tính cộng, nhưng nó dựa vào số lượng tương tự của các quan sát (ENL- Equivalent Number of Looks) từ một hình ảnh để xác định một trọng số W khác cho bộ lọc. Bộ lọc Kuan được tính toán như sau:

$$W = (1 - C_u / C_i) / (1 + C_u) \quad (7)$$

Chức năng trọng số được tính từ hệ số phương sai tạp nhiễu ước tính của hình ảnh, C_u được tính như sau:

$$C_u = \sqrt{1 / ENL} \quad (8)$$

Và C_i là hệ số biến thiên của ảnh lỗi, được tính theo:

$$C_i = S / I_m \quad (9)$$

Trong đó S là độ lệch tiêu chuẩn trong cửa sổ bộ lọc. Giới hạn duy nhất với bộ lọc Kuan là tham số ENL là cần thiết phải tính toán.

3. MÔ HÌNH NHIỄU VÀ CÁC ĐẠI LƯỢNG ĐÁNH GIÁ HIỆU QUẢ KHỬ NHIỄU

3.1. Mô hình lọc nhiễu đốm

Mô hình tổng quát của nhiễu trong ảnh siêu âm [15] được biểu diễn như sau:

$$g(n, m) = f(n, m) * u(n, m) + \xi(n, m) \quad (10)$$

Ở đây, $g(n, m)$ là ảnh được quan sát, $u(n, m)$ là thành phần hệ số nhân và $\xi(n, m)$ là thành phần hệ số cộng của nhiễu; n và m là các chỉ số biểu thị chiều dọc và ngang của ảnh.

Đối với ảnh siêu âm, chỉ có thành phần nhiễu nhân được xem xét và thành phần nhiễu cộng được bỏ qua, vì vậy phương trình (12) được biến đổi:

$$g(n, m) = f(n, m) * u(n, m) + \xi(n, m) - \xi(n, m)$$

$$\text{hay: } g(n, m) = f(n, m) * u(n, m) \quad (11)$$

3.2. Các đại lượng đánh giá hiệu quả khử nhiễu

Hiệu suất khử nhiễu phải được đánh giá bằng các chỉ số chất lượng, phổ biến nhất là các phép đo MSE, PSNR và SNR.

PSNR được định nghĩa là tỷ số giữa công suất cực đại của tín hiệu và công suất của nhiễu trong tín hiệu. PSNR thường được sử dụng để đo chất lượng của hình ảnh được

tái tạo. Để tính PSNR, đầu tiên phải căn cứ vào giá trị MSE giữa hình ảnh ban đầu và hình ảnh nhiễu.

Giá trị sai lệch MSE giữa hai hình ảnh được định nghĩa ở biểu thức (14) cho biết mức độ khác nhau giữa hai ảnh:

$$MSE = \frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} [I_{org}(k,l) - I_{noisy}(k,l)]^2 \quad (12)$$

Với N là số mức xám của ảnh, giá trị PSNR được định nghĩa:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{N^2}{MSE} \quad (13)$$

Tương tự, chỉ số SNR định nghĩa như sau:

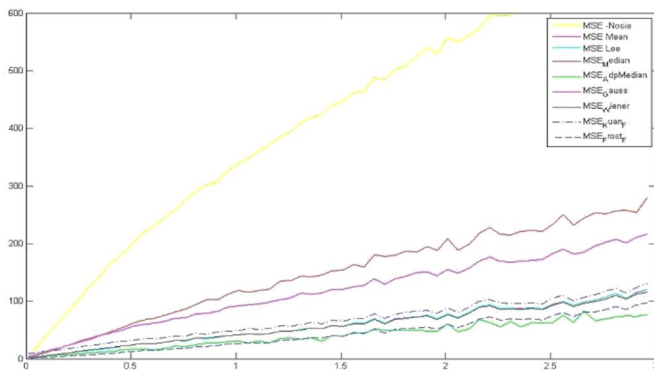
$$SNR = 10 \log_{10} \frac{(\frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} (I_{org})^2(k,l))}{MSE} \quad (14)$$

Giá trị PSNR và SNR chỉ ra mối quan hệ giữa hình ảnh thực và hình ảnh ước tính. Giá trị thấp hơn của MSE và giá trị cao hơn của PSNR và SNR cho thấy hiệu suất tốt hơn bởi các mô hình khử nhiễu.

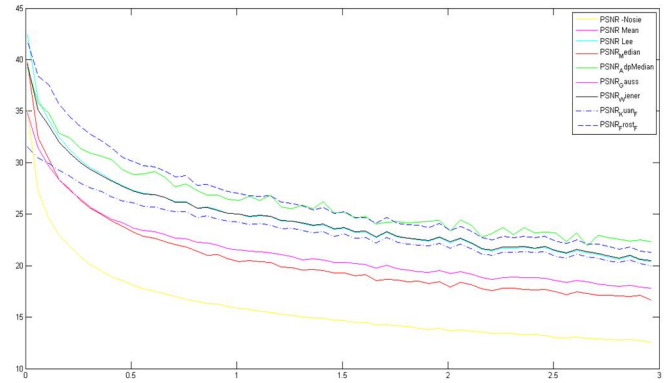
4. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG

Khi phương sai nhiễu nhỏ, ảnh hưởng của nhiễu hầu như không đáng kể, còn với giá trị phương sai nhiễu lớn thì vai trò của bộ lọc hầu như không tác dụng. Kịch bản mô phỏng được xây dựng bằng cách cho ảnh đầu vào là ảnh siêu âm lâm sàng (nguồn: google image), nhiễu sẽ được đưa thêm vào ảnh này với các giá trị phương sai nhiễu thay đổi trong khoảng từ 0,1 đến 3. Đây cũng là khoảng giá trị được nhiều nghiên cứu lựa chọn. Ảnh tổng hợp đã bao gồm nhiễu sau đó sẽ được lọc bởi từng bộ lọc để lấy ảnh đầu ra và các thông số ở phần 3 cũng được trích xuất để phân tích đánh giá hiệu quả của các bộ lọc.

Trên hình 1 và 2, các chỉ số đánh giá MSE và PSNR khi phương sai nhiễu thay đổi từ 0,01 đến 3 cho thấy mỗi bộ lọc sẽ có hiệu quả ứng với mỗi khoảng phương sai nhiễu khác nhau. Khi phương sai nhiễu nhỏ ($\sigma < 0,1$), bộ lọc Lee cho kết quả lọc tốt nhất trong khi bộ lọc Kuan cho kết quả kém nhất. Ở vùng phương sai nhiễu lớn hơn, các bộ lọc có thể chia làm 3 nhóm chính: bộ lọc Gauss và Mean thuộc nhóm có hiệu quả lọc kém nhất; bộ lọc Lee, Kuan và Wiener có hiệu quả trung bình còn bộ lọc Frost và Adaptive Median có hiệu quả tốt nhất.



Hình 1. Giá trị MSE của các bộ lọc với phương sai nhiễu thay đổi



Hình 2. Giá trị PSNR của các bộ lọc với phương sai nhiễu thay đổi

Ở miền có phương sai nhiễu nhỏ hơn 1, bộ lọc Adaptive Median có hiệu quả lọc là tốt nhất trong số tất cả các bộ lọc khảo sát. Với phương sai nhiễu trong khoảng từ 1 đến 1,5 các bộ lọc Frost và Adaptive Median có hiệu quả tương đương. Khi phương sai nhiễu lớn ($> 1,5$) thì bộ lọc Frost là bộ lọc có hiệu quả tốt nhất.

Giá trị các chỉ số MSE và PSNR đối với ảnh lâm sàng tương ứng với các bộ lọc khác nhau ở phương sai nhiễu bằng 0,2; 1 và 2 cũng được khảo sát và chỉ ra ở bảng 1. Ảnh đầu ra ở từng bộ lọc ứng với phương sai nhiễu bằng 1 được thể hiện trực quan trên hình 3.



a) Ảnh gốc



b) Ảnh đã cộng nhiễu



c) Ảnh đầu ra bộ lọc Adaptive Median



d) Ảnh đầu ra bộ lọc Gaussian



e) Ảnh đầu ra bộ lọc Mean



f) Ảnh đầu ra bộ lọc Frost



g) Ảnh đầu ra bộ lọc Lee



f) Ảnh đầu ra bộ lọc Kuan



g) Ảnh đầu ra bộ lọc Wiener

Hình 3. Ảnh đầu ra các bộ lọc

Bảng 1. Giá trị các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh lâm sàng của các bộ lọc khác nhau ứng với các phương sai nhiễu khác nhau

Chỉ số Kiểu lọc	Var = 2		Var = 1		Var = 0,2	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Không lọc	540,92	13,45	332,06	16,67	81,99	23,61
Mean	80,26	22,37	41,22	25,75	9,24	31,97
Meadian	201,77	17,58	114,11	21,53	22,05	27,59
Adaptive Median	59,53	23,42	27,40	26,59	7,15	32,70
Gauss	158,23	19,20	91,82	21,48	28,79	26,47
Wiener	79,36	22,37	41,22	25,65	10,24	32,27
Lee	78,37	22,52	41,60	25,66	9,32	33,48
Kuan	91,36	21,36	49,67	27,43	17,42	28,11
Frost	59,19	23,69	25,50	27,47	4,72	34,49

5. KẾT LUẬN

Trong thực tế, nhiễu đốm tạo ra các chấm sáng tối trên ảnh siêu âm làm cho các kết quả chẩn đoán bị sai lệch. Bài báo này đã khảo sát các bộ lọc không gian khác nhau ứng với các giá trị phương sai nhiễu thay đổi. Các ảnh đầu ra các bộ lọc không gian cũng được đưa ra kết hợp với việc khảo sát các thông số đánh giá đã chỉ ra hiệu quả của mỗi bộ lọc ở những vùng phương sai nhiễu khác nhau. Trong số tất cả các bộ lọc khảo sát, bộ lọc Frost và bộ lọc Adaptive Median cho kết quả tốt hơn so với các bộ lọc khác đối với vùng có phương sai nhiễu lớn.

Kết quả khảo sát của bài báo này cũng chỉ ra mỗi bộ lọc sẽ có hiệu quả cao nhất ứng với mỗi giá trị phương sai nhiễu khác nhau. Vì vậy, hướng nghiên cứu tiếp theo của chúng tôi là sẽ ước lượng công suất nhiễu để lựa chọn, điều chỉnh hệ thống lọc nhằm đạt được kết quả tốt hơn cho việc lọc nhiễu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. L.Muhammad and Z.Muhd Zain, I.E., Mumtaj Begum, 2009. "Enhancement of Bone Fracture Image Using Filtering Techniques". International Journal of Video & Image Processing and Network Security IJVIPNS-IJENS Vol:09 No:10, pp.33-37.
- [2]. Palwinder Singh, Leena Jain, 2013. "Noise reduction in Ultrasound images using Wavelet and Spatial filtering Techniques". International Conference on Information Management in the Knowledge Economy, pp.57-63.
- [3]. Y. Wang and H. Zhou, 2006. "Total variation wavelet-based medical image de-noising". School of Mathematics, Georgia Institute of Technology, Atlanta, GA 30332-0430, USA, pp.1-6.
- [4]. S. Preeti and D. Narmadha, 2012. "A Survey On Image Denoising Techniques". International Journal of Computer Applications, Volume58-No.6, pp.27-30.
- [5]. S. Mohamed Mansoor Roomi, R. B. Jayanthi Rajee, 2011. "Speckle Noise Removal In Ultrasound Images Using Particle Swarm Optimization Technique". IEEE-International Conference on Recent Trends in Information Technology, pp.926-931.
- [6]. Amit Garg, Vineet Khandelwal, 2016. "Speckle Noise Reduction in Medical Ultrasound Images using Coefficient of Dispersion". Signal Processing and Communication (ICSC), 2016 International Conference on, pp.208-212.
- [7]. S. K. Narayanan and R. S. D. Wahidabanu, 2009. "A view on despeckling in ultrasound imaging". International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, vol. 2, no.3, pp. 85-98.
- [8]. J. S. Lee, 1980. "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics". IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-2, no. 2, pp. 165-168.
- [9]. J. S. Lee, 1981. "Refined filtering of image noise using local statistics". Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 15, pp. 380-389.
- [10]. D. T. Kuan, A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel, 1987. "Adaptive restoration of images with speckle". IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. ASSP-35, no. 3, pp. 373-383.
- [11]. Shruthi B, M Siddappa, S Renukalatha, 2015. "Speckle Noise Reduction in Ultrasound Images - A Review". International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), Vol. 4 Issue 02, pp.1042-1046.
- [12]. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, 2007. "Digital Image Processing". Pearson, chap. 5, sec. 5.3, pp.352-356.
- [13]. T. Loupas, W. N. McDicken, and P. L. Allen, 1989. "An adaptive weighted median filter speckle suppression in medical ultrasound images". IEEE Trans. Circuits Sys., vol. 36, pp.129-135.
- [14]. Anjali Kapoor, Taranjit Singh, 2017. "A brief review: Speckle reducing filtering for ultrasound images". International conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC 2017), pp.242-246.
- [15]. Milindkumar V. Sarode, Prashant R. Deshmukh, 2011. "Reduction of Speckle Noise and Image Enhancement of Images Using Filtering Technique". International Journal of Advancements in Technology, Vol 2.