

NGHIÊN CỨU SO SÁNH CONTOURLET VÀ RIDGELET QUA MÔ HÌNH KHỬ NHIỄU ẢNH Y KHOA

Ngày nhận bài: 12/06/2013

Ngày nhận lại: 20/08/2013

Ngày duyệt đăng: 26/08/2013

Trương Hoàng Vinh¹

TÓM TẮT

Họ biến đổi ảnh trên miền không gian dựa vào bậc thang hình học đã được đề xuất và phát triển rất nhiều các mô hình khác nhau trong những năm gần đây. Có thể kể ra một số phép biến đổi mới thuộc thể hệ X-let, từ wavelet trở về sau này như Ridgelet, Contourlet, Bandelet [1,2,3,4]. Khử nhiễu ảnh là một vấn đề quan trọng trong ngành xử lý ảnh, đặc biệt là trong xử lý ảnh y sinh [7,8,9], việc loại bỏ nhiễu ảnh để giúp cho việc chẩn đoán, điều trị trong lĩnh vực y khoa một cách chính xác hơn là một nhu cầu cần thiết. Bài báo này trình bày nghiên cứu về mô hình khử nhiễu ảnh y khoa thông qua việc so sánh kết quả khử nhiễu của 2 phép biến đổi của thể hệ X-let là Ridgelet và Contourlet. Thông qua kết quả nghiên cứu, chúng tôi nhận thấy rằng mô hình Contourlet hiệu quả hơn Ridgelet trong việc khử nhiễu ảnh y khoa.

Từ khóa: Ridgelet, Contourlet, khử nhiễu ảnh y khoa. X-let.

ABSTRACT

A special member of the transforming of multiscale in the frequency domain has been proposed and developed in the last few years ago. We mention here some transformations after X-let generation such as: Ridgelet, Contourlet, Bandelet [1,2,3,4]. Denoising image has been an important field in image processing, especially on medical image [7,8,9]. In order to diagnosing more and more exactly, the noise must have been removed completely after acquiring from the machine. This paper introduces the comparison of two model transform for denoising medical image. The results show that the Contourlet transform has more efficiency than the Ridgelet transform.

Keywords: Ridgelet, Contourlet, denoising medical image, X-let.

1. GIỚI THIỆU

Ngày nay các thiết bị chụp/quét để tạo ra ảnh y khoa nhằm hỗ trợ các bác sĩ trong việc chẩn đoán và điều trị ngày càng trở nên hiện đại. Các hệ thống MRI, X-ray, Siêu âm tạo ra các bức ảnh chính xác về bệnh trạng của các bệnh nhân. Tuy nhiên quá trình tái tạo ảnh đôi khi lại gây ra nhiễu do nhiều nguyên nhân khác như:

tình trạng cử động của bệnh nhân trong quá trình chụp ảnh, các cảm biến sensor của thiết bị quá nhạy. Các nhiễu ảnh này có thể gây ra một số kết quả không mong muốn trên hình ảnh như: đốm đen, có hạt trên ảnh, hoặc là có hình như đốm tuyết. Theo phân loại thì ảnh cộng hưởng từ (MRI) tạo ra mức độ nhiễu cao nhất. Mức nhiễu thấp nhất là ảnh X-ray. Việc xử lý

¹ ThS, Trường ĐH Mở TP.HCM.

để khử bỏ các nhiễu ảnh này sẽ giúp cho việc chẩn đoán trở nên thuận tiện hơn. Tuy nhiên công việc xử lý ảnh này cần sự phối hợp với các người có chuyên môn về ảnh y sinh nhằm để tránh loại bỏ các thành phần quan trọng trên bức ảnh mà có chứa thông tin về tình trạng bệnh.

Mô hình biến đổi ảnh dựa trên bậc thang hình học xuất phát từ họ biến đổi Wavelet, tiếp nối thế hệ X-let là một chuỗi các họ Ridgelet, Contoulet, Bandelet. Để biểu diễn một đường cạnh cong chính xác từ biến đổi wavelet cần nhiều hệ số để xây dựng [2] Dựa trên ý tưởng và khắc phục hạn chế của wavelet, Do và cộng sự [3] đã phát triển contourlet, ưu điểm của contourlet là có thể biểu diễn một cạnh cong với tỷ lệ nhỏ hơn $1/\sqrt{N}$.

Các thuật toán khử nhiễu bắt đầu từ thập niên 90 với mô hình khử nhiễu ROF (Rudin, Osher và Fatemi) [16] bằng phương pháp biến phân toàn phần. Các công trình khử nhiễu về sau được sử dụng trên miền tần số như DCT và Wavelet [12,13,14,15,16] bằng cách tách các tín hiệu nhiễu một cách gián tiếp thông qua các hệ số biểu diễn. Bài báo này tập trung chính vào giới thiệu phép biến đổi Contourlet và Ridgelet ở mục 2. Mục 3 sẽ trình bày về 2 mô hình nhiễu ảnh thường gặp trong quá trình chụp/quét ảnh y khoa. Mục 4 giới thiệu về phương pháp đánh giá và so sánh kết quả của Ridgelet và Contourlet trong

việc khử nhiễu ảnh y khoa trên miền tần số. Mục 5 và 6 trình bày kết quả nghiên cứu và một số thảo luận cho triển vọng của các công việc tiếp nối.

2. BIẾN ĐỔI CONTOURLET VÀ RIDGELET

2.1. Biến đổi Contourlet

Mô hình biến đổi Contourlet [3] được xây dựng bởi Do và Vertteli dựa trên phép biến đổi trực giao đa hình. Contourlet hiệu quả hơn thế hệ X-let đầu tiên vì nó có khả năng biểu diễn ảnh tốt hơn cho các đường thẳng, cạnh và các đường viền cũng như đường cong.

Biến đổi Contourlet bao gồm 2 giai đoạn: phân đoạn ra các subband và giai đoạn biến đổi trực giao. Mô hình tháp Laplace dùng để kết nối các điểm rời nhau sau đó thực hiện phép biến đổi lọc các dải kết nối các điểm theo một cấu trúc tuyến tính [3, 4]. Có thể tóm tắt quá trình biến đổi Contoulet qua sơ đồ ở Hình 1 như sau: Tháp Laplace sẽ phân rã liên tục ảnh ra thành 2 mức tương phản cao và thấp, và quá trình biến đổi trực giao sẽ áp dụng cho mức tương phản cao nhằm thu được một tần số ảnh có độ biểu diễn rộng.

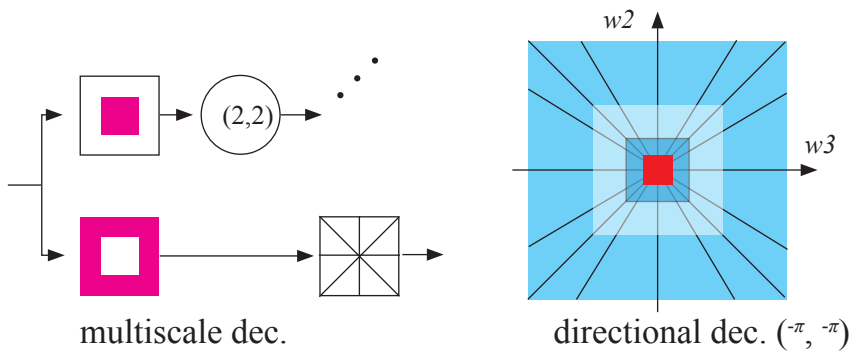
Mô hình tháp Laplace tương tự như phép biến đổi Wavelet. Dưới điều kiện thông thường, mức tương phản thấp của bộ lọc G được lặp lại bởi hàm số $\phi(t) \in L_2(R^2)$ thỏa điều kiện sau :

$$\phi(t) = 2 \sum_{n \in \mathbb{Z}^2} g[n] \phi(2t - n)$$

Trong đó: $\phi_{j,n} = 2^{-j} \phi\left(\frac{t - 2^j n}{2^j}\right)$ với $j \in \mathbb{Z}, n \in \mathbb{Z}^2$

Khi đó một họ $\{\phi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}^2}$ là một không gian con trực giao xấp xỉ V_j ở mức hệ số 2^j .

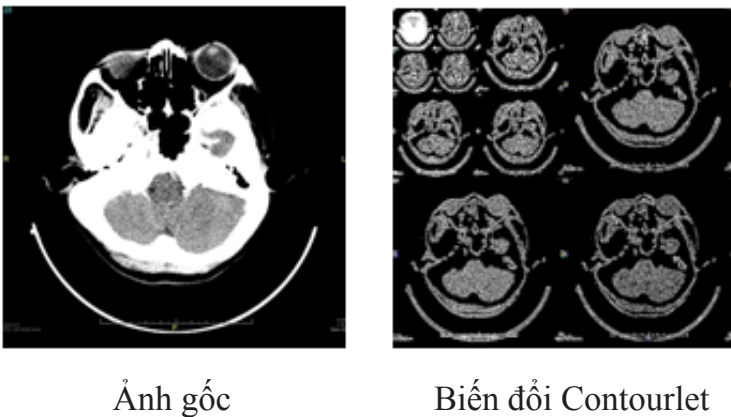
Hình 1. Sơ đồ Contourlet



$\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ cho ta một chuỗi các mức phân giải khác nhau của ảnh $\dots V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \dots$ với V_j sẽ tương ứng với một họ dãy tương ứng với kích thước $2^j \times 2^j$ sẽ tạo ra ảnh ở mức xấp xỉ 2^j . Sai biệt của hình ảnh ở bước biến đổi Laplace này chứa các thông tin cần thiết để gia tăng độ phân giải ảnh trong quá trình

xấp xỉ các không gian con. Các ảnh tại các không gian con W_j là thành phần bổ sung trực giao của V_j trong V_{j-1} . Giai đoạn biến đổi trực giao sẽ thực hiện trên miền không gian liên tục rời rạc. Hình 2 biểu diễn kết quả của phép biến đổi ở mức 2 sau khi áp dụng qua 2 giai đoạn biến đổi Laplace và phân rã ảnh.

Hình 2. Biểu diễn biến đổi Contourlet



2.2. Biến đổi ridgelet

Với wavelet, phép biến đổi 2-D theo bậc thang được thực hiện theo từng vị trí của điểm ảnh. Ngược lại, với Ridgelet thực hiện theo vị trí của từng đường thẳng pixel riêng lẻ.

Cho hàm số hai biến số $f(x)$ liên tục trên R^2 . Hàm số biến đổi Ridgelet [2] được định nghĩa như sau:

$$R_f(a,b,\theta) = \int \omega_{a,b,\theta}(x) f(x) dx$$

Với Ridgelet trong không gian 2-D được định nghĩa bởi 1 dạng của hàm số wavelet:

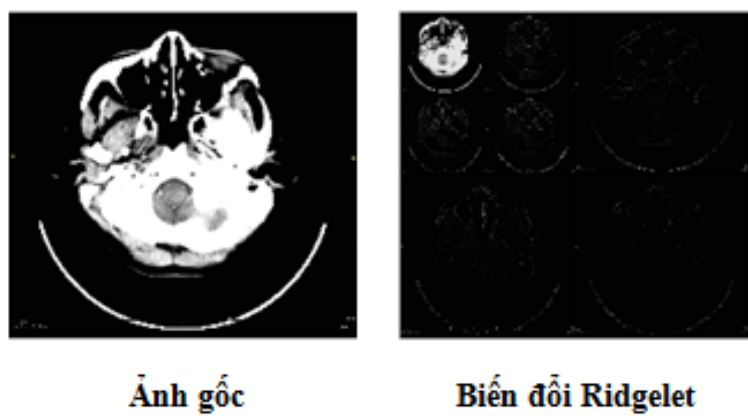
$$\omega_{a,b,\theta}(x) = a^{\frac{1}{2}} \omega \left(\frac{x_1 \cos(\theta) + x_2 \sin(\theta) - b}{a} \right)$$

Với a là hệ số tỷ lệ, b là tham số dịch chuyển, và $x = (x_1 + x_2)^T$. Và 1 ridgelet là một hằng số theo đường thẳng $x_1 \cos(\theta) + x_2 \sin(\theta) = const$ và có hình dạng của $\omega(x)$ theo chiều vuông góc. Thực hiện

phép biến đổi Ridgelet và xem hình ảnh như là 1 biến đổi 1-D wavelet bằng cách thực hiện phép biến đổi Radon 1 chiều [8].

Hình 3 biểu diễn kết quả của phép biến đổi Ridgelet ở mức 2 với phép biến đổi wavelet 1-D kết hợp biến đổi Radon.

Hình 3. Biểu diễn phép biến đổi Ridgelet



3. NHIỀU ẢNH

Trong quá trình tạo ảnh y khoa thường tạo ra các nhiễu ảnh. Một số nhiễu ảnh có thể không làm ảnh hưởng đến chẩn đoán, nhưng trong trường hợp ảnh siêu âm, các nhiễu ảnh này có thể làm ảnh hưởng đến kết quả phán đoán của bác sĩ do các thông tin quan trọng của ảnh bị nhiễu khá nhiều [14, 15]. Ngày nay mặc dù các thiết bị y tế ngày càng phát triển và hỗ trợ nhiều về mặt tính toán nhưng các nhiễu ảnh vẫn còn tồn tại. Các thuật toán khử nhiễu đã được đưa trực tiếp vào quá trình tái tạo ảnh y khoa ở giai đoạn cuối của quá trình chụp. Bài báo này tập trung vào hai mô hình nhiễu ảnh

đơn giản và được sử dụng thường nhất để biểu diễn nhiễu ảnh nói chung đó là nhiễu ảnh Gaussian (AWGN) [18] và nhiễu ảnh Poisson [19].

3.1. Nhiễu ảnh Gaussain (AWGN)

Xét mô hình nhiễu ảnh như sau. Cho X là ảnh gốc ban đầu, Y là ảnh cuối cùng của quá trình thu chụp bằng các thiết bị với một lượng thông tin nhiễu ảnh được thêm vào. Ta có: $Y = X + \mathcal{G}$

Với $\mathcal{G} = \{\gamma_{i,j}\}$ là một ảnh ngẫu nhiên với một phân phối chuẩn tương ứng $\gamma_{i,j} = N(0, \sigma^2)$. Phân phối này có thể đưa về dạng Gaussian như sau :

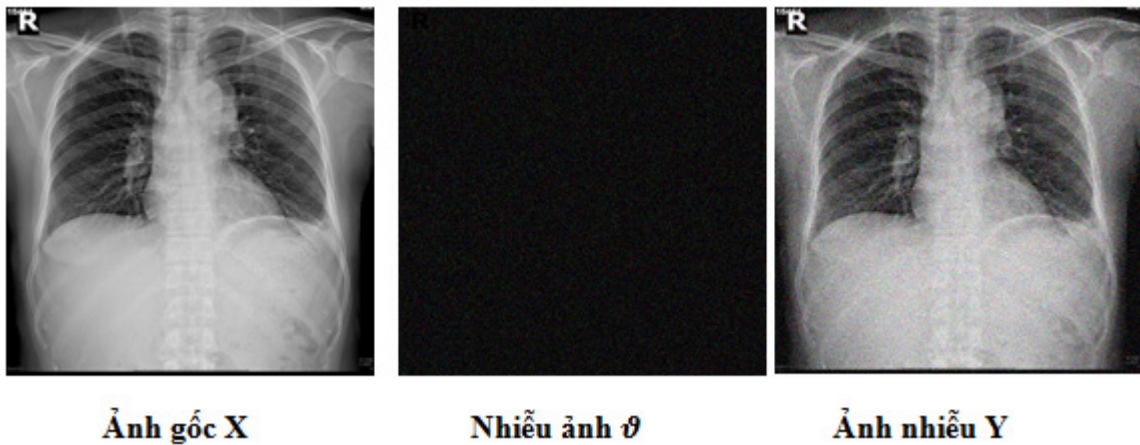
$$-\log(p(X)) = \alpha(N-1, M-1) / (i, j = 0) \left[\left\| \delta^{\uparrow} 2 \right\|_{\downarrow} v(i, j) + \left\| \delta^{\uparrow} 2 \right\|_{\downarrow} h(i, j) \right] + C$$

Với C là hằng số và hàm số phân phối $p(\delta_v, \delta_h)$ là dạng bậc hai. Hàm kỳ vọng của X và Y lúc này:

$$E(X, Y) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i,j=0}^{N-1, M-1} [x(i, j) - y(i, j)]^2 + \alpha \sum_{i,j=0}^{N-1, M-1} [\delta_v^2(i, j) + \delta_h^2(i, j)]^2$$

Qua mô phỏng một ảnh nhiễu ngẫu nhiên từ ảnh gốc, hình 3 cho chúng ta kết quả của nhiễu ảnh Gaussian.

Hình 4. Nhiễu ảnh ngẫu nhiên Gaussian(AWGN) ở mức PSNR = 20,5 dB



3.2. Nhiễu ảnh Poisson

Ảnh y khoa với các thiết bị thu ảnh sử dụng lớp photon như ảnh X-ray, ảnh chụp cộng hưởng từ sẽ tạo ra tín hiệu nhiễu theo phân phối Poisson. Cho $Y = \{y_{i,j} : i, j = 1, \dots, N\}$ và

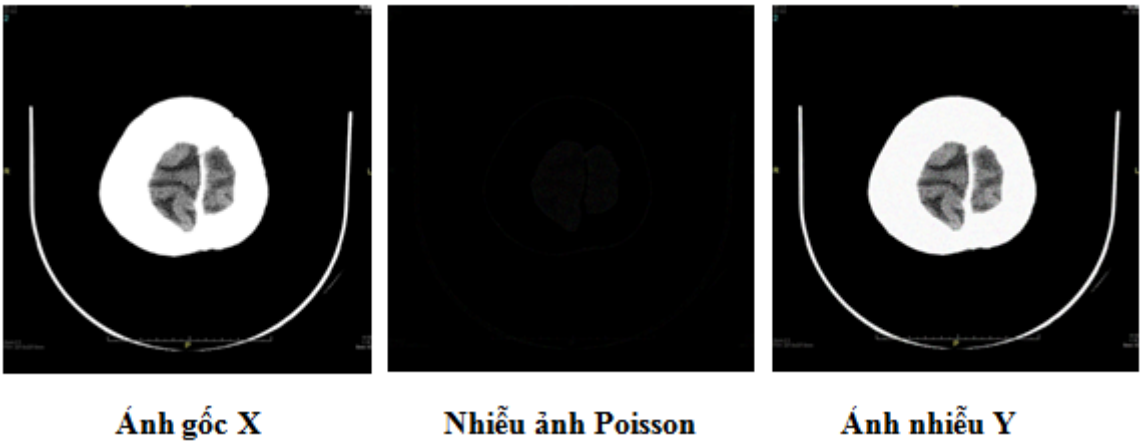
$X = \{x_{i,j} : i, j = 1, \dots, N\}$ tương ứng là ảnh bị nhiễu sau quá trình thu chụp và ảnh gốc ban đầu chưa bị nhiễu. Mẫu ảnh Y có chứa tín hiệu nhiễu Poisson. Ta có lượng thông tin quan sát được dưới điều kiện của ảnh gốc X sẽ là:

$$p(\mathbf{X}|\mathbf{Y}) = \prod_{i,j=1}^N \frac{e^{-x_{i,j}} x_{i,j}^{y_{i,j}}}{y_{i,j}!}$$

Đây là phân phối chuẩn Poisson với tham số tỷ lệ $x_{i,j}^{y_{i,j}}$ tương ứng với số lượng photon thu được trong quá trình thu chụp ảnh. Do đó, hàm kỳ vọng của phân phối này tương ứng là $E[N] = Var[N] = x_{i,j}$. Trên

thực tế có thể giảm mức nhiễu ảnh Poisson bằng cách gia tăng tín hiệu thu chụp vì tỷ số giữa lượng photon tăng theo mức $\sqrt{x_{i,j}}$. Hình 3.2 mô tả ảnh nhiễu Y sau khi thêm tín hiệu nhiễu Poisson.

Hình 5. Nhiễu ảnh Poisson ở mức PSNR = 34.73dB



**4. PHƯƠNG PHÁP ĐÁNH GIÁ
VÀ SO SÁNH**

4.1. Đánh giá chất lượng ảnh y khoa

Để đánh giá chất lượng của ảnh số nói chung và ảnh y khoa nói riêng, hiện nay có nhiều số đo như SNR, PSNR , SSIM [6, 7]. Ở đây, chúng tôi chọn chỉ số PSNR để đánh giá chất lượng của ảnh

sau khi khử nhiễu vì độ sai lệch của từng pixels trên cả hai ảnh trước và sau là khá lớn do độ nhiễu ảnh không chỉ tập trung vào một vùng riêng biệt.

Cho ảnh I có kích thước $M \times N$. $I(i,j)$ và $I'(i,j)$ lần lượt là các thành phần của ảnh gốc và ảnh sau khi nén. Sai số bình phương trung bình (MSE)

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|I(i,j) - I'(i,j)\|^2 \tag{1}$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{d^2}{MSE} \tag{2}$$

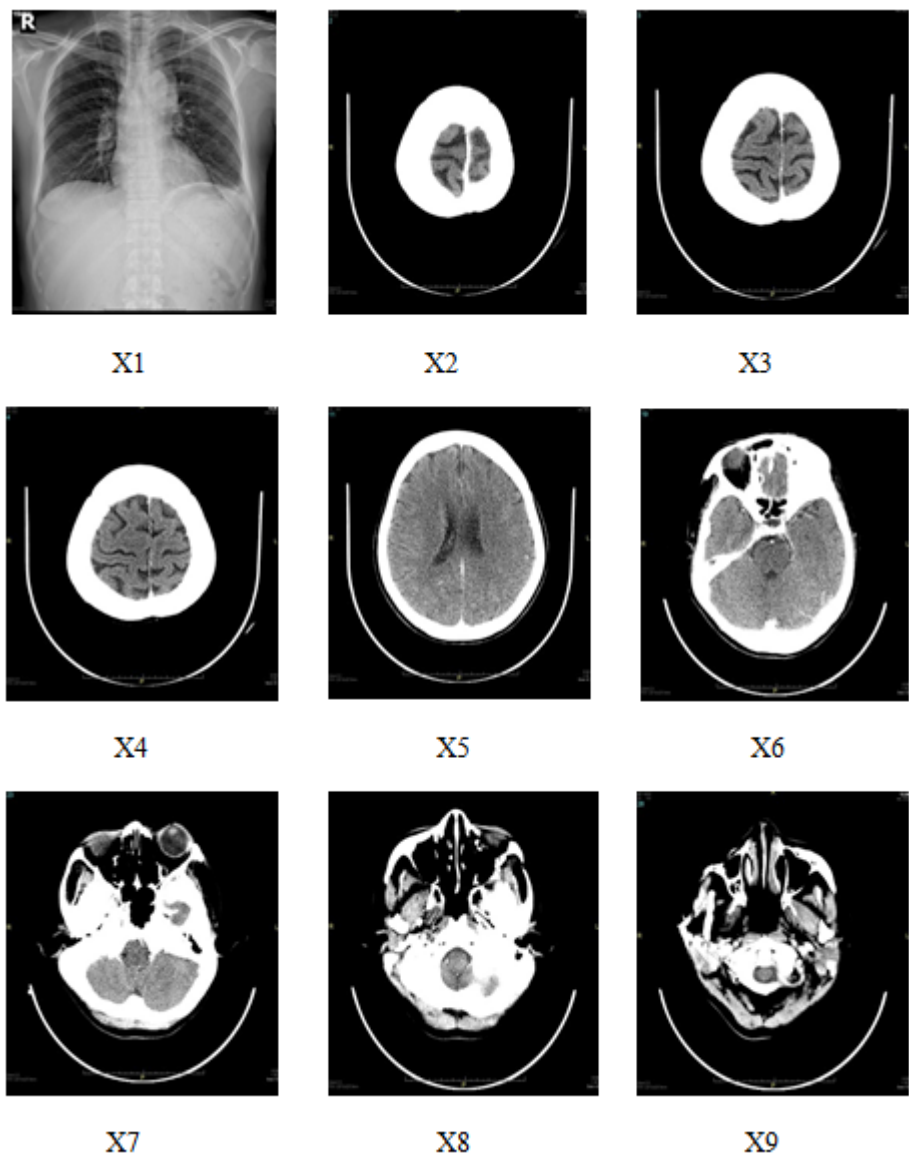
Chỉ số PSNR được đo lường bằng đơn vị dB. Một ảnh có chất lượng tốt khi giá trị PSNR nằm trong khoảng giá trị từ [30, 40] dB.

4.2. Phương pháp so sánh

Chọn tập ảnh gốc (Hình 6) là một mẫu gồm 9 ảnh y khoa có chất lượng và vùng ảnh hoàn toàn khác nhau thu được từ máy X-Ray, máy siêu âm và máy cộng hưởng từ. Thực hiện lần lượt quá trình

nhiều ảnh bằng 2 phương pháp AWGN và Poisson (Xem Mục 3). Kết quả nhiễu ảnh nằm trong mức chất lượng PSNR cho phép. Quá trình khử nhiễu được thực hiện lần lượt bằng 2 mô hình Ridgelet và Contourlet. Với từng mức phân đoạn ảnh được sự kiểm tra của chuyên gia bằng mắt thường để đánh giá chất lượng của ảnh có chấp nhận được trong thực tế hay không.

Hình 6. Tập ảnh gốc



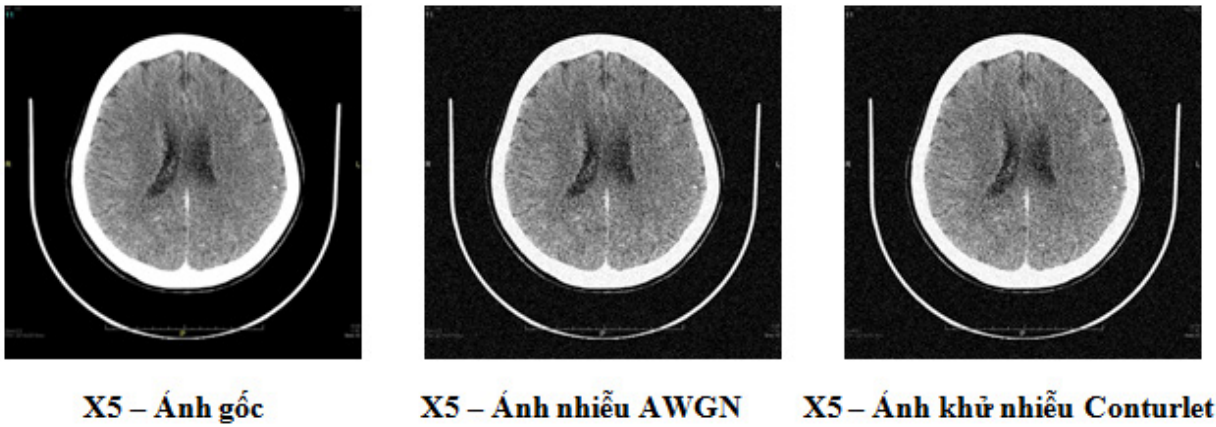
5. KẾT QUẢ

Ảnh bị nhiễu luôn ở mức PSNR lớn hơn 20dB. Sau từng bước khử nhiễu bằng cả hai phương pháp Ridgelet và Contourlet. Bảng 1 tóm tắt kết quả quá trình khử nhiễu của bộ ảnh. Cột PSNR cho biết mức nhiễu ảnh được thêm vào bảng 2 mô hình Gaussian và Poisson. Cột Contourtet và Ridgelet cho biết kết quả khử nhiễu ở mức phân đoạn mà được sự chấp nhận và có thể sử dụng kết quả này để chẩn đoán. Hình 7 minh họa kết quả

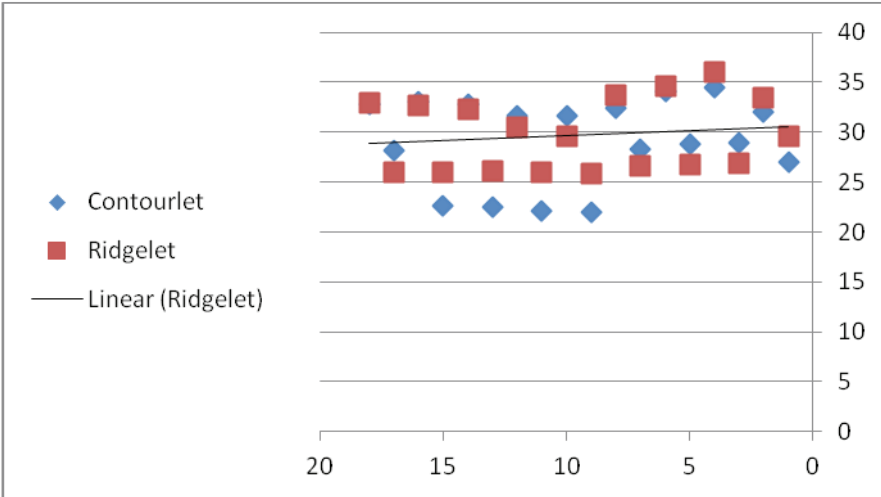
của phép biến đổi Contourlet với mô hình nhiễu Gaussian.

Hình 9 cho thấy kết quả của hai phép biến đổi thực hiện trên tập ảnh gốc (Hình 6). Biểu đồ cho thấy giá trị trung bình của Contourlet lớn hơn so với mức trung bình tuyến tính của Contourlet và Ridgelet. Và so sánh với kết quả từ hình 8 thì Contourlet hiệu quả hơn so với Ridgelet trong việc khử nhiễu tín hiệu Gaussian. Tuy nhiên trong trường hợp tín hiệu nhiễu Poisson thì tỷ lệ của cả hai là gần bằng nhau.

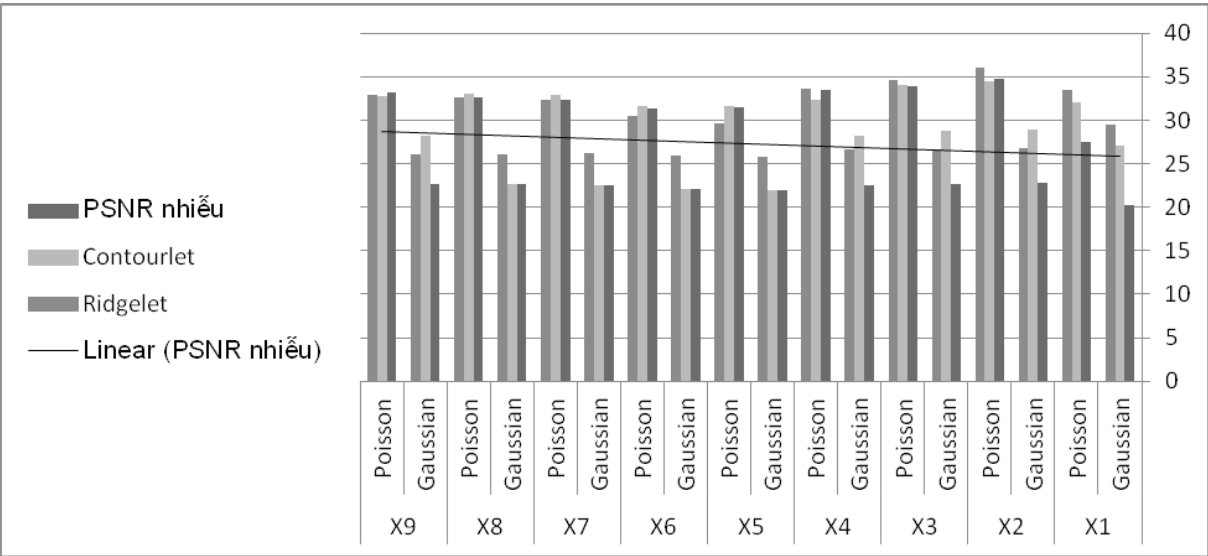
Hình 7. Kết quả khử nhiễu của ảnh X5 bằng Contourlet



Hình 8. So sánh tương quan giữa Contourlet và Ridgelet



Hình 9. Biểu đồ so sánh kết quả



Bảng 1. Kết quả khử nhiễu ảnh của phép biến đổi Contoulet và Ridgelet

Ảnh	Nhiễu	PSNR	Contourlet	Ridgelet
X1	Gaussian	20.2462	27.0045	29.5482
	Poisson	27.4286	32.0235	33.5077
X2	Gaussian	22.8387	28.9464	26.8494
	Poisson	34.8075	34.4158	35.9986
X3	Gaussian	22.6994	28.7644	26.7093
	Poisson	33.8894	34.0309	34.6292
X4	Gaussian	22.5546	28.2678	26.5999
	Poisson	33.4898	32.3965	33.6706
X5	Gaussian	21.9082	21.9591	25.8442
	Poisson	31.5116	31.5884	29.6113
X6	Gaussian	22.1476	22.1476	25.9399
	Poisson	31.3016	31.6292	30.4843
X7	Gaussian	22.5313	22.5313	26.1729
	Poisson	32.3729	32.8470	32.3185
X8	Gaussian	22.5975	22.5975	26.0262
	Poisson	32.6284	33.1115	32.6242
X9	Gaussian	22.6190	28.1893	26.0429
	Poisson	33.2242	32.7949	32.9193

6. KẾT LUẬN - THẢO LUẬN

Chúng tôi vừa trình bày kết quả nghiên cứu so sánh khả năng khử nhiễu ảnh y khoa của hai phép biến đổi trên miền Contourlet và Ridgelet. Tín hiệu nhiễu ảnh được sử dụng trong bài báo này thực tế không còn tồn tại vì ngày nay các kỹ thuật chụp và các thiết bị khá hiện đại đã có thể khử nhiễu trực tiếp bằng thuật toán từ khi ảnh được tái tạo. Chúng tôi cố gắng mô tả trong trường hợp này để cho thấy được khả năng của hai phép biến đổi hoàn toàn có thể giải quyết được trong trường hợp xấu nhất. Từ kết quả trên có thể thấy được

phép biến đổi ảnh hiệu quả và phụ thuộc vào tùy loại tín hiệu nhiễu ảnh khác nhau. Triển vọng của công việc trong tương lai có thể là việc đánh giá và so sánh các loại nhiễu ảnh khác nhau cho các phép biến đổi thể hệ X-let.

LỜI CẢM ƠN

Chúng tôi chân thành cảm ơn phòng Lab ảnh y khoa (Image.net) đã hỗ trợ cho chúng tôi bộ Toolkit ảnh để phục vụ cho công trình này. Đồng thời chúng tôi xin gửi lời cảm ơn đến các bạn đồng nghiệp bác sĩ về những đóng góp và ý kiến mang tính xây dựng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Candes E., Demanet L., Donoho D., and Ying L., “*Fast Discrete Curvelet Transforms*”, Macromolecular Theory and Simulations, vol. 5, no .3, pp. 861-899, 2006.
2. Candes E., “*Ridgelets Theory and Applications*”, Stanford, USA, 1998.
3. M. N. Do and M. Vetterli, “*The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation*” IEEE Trans.Image Proc., vol. 14, no. 12, December 2005.
4. Le Pennec, E.; Mallat, S. “*Sparse geometric image representations with bandelets*” (PDF). IEEE Transactions on Image Processing 14 (4): 423–438. doi:10.1109/TIP.2005.843753.
5. M J Tapiovaara , R F Wagner. “*SNR and noise measurements for medical imaging: I. A practical approach based on statistical decision theory*”, 1993 Phys. Med. Biol. 38 71 doi:10.1088/0031-9155/38/1/006.
6. Alain Horé MOIVRE , “*Image quality metrics: PSNR vs. SSIM*”, 2010 International Conference on Pattern Recognition.
7. T. K. Moon and W. C. Stirling, “*Mathematical Methods and Algorithms for Signal Processing*”, 2000.
8. A.Toprak and I. Gler, “*Suppression of impulse noise in medical images with the use of fuzzy adaptive median filter*” J. Med. Syst., vol. 30, no.6, 2006.
9. P. Gravel, G. Beaudoin, and J. A. D. Guise, “*A method for modeling noise in medical images*” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 23, no. 10, pp.1221–1232, Oct. 2004.
10. P. Bao and L. Zhang, “*Noise reduction for magnetic resonance images via adaptative multiscale products thresholding*,” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 22, no. 9, Sep. 2003.
11. C. I. Christodoulou, C. S. Pattichis, M. Pantziaris, and A. Nicolaides, “*Texture-based classification of atherosclerotic carotid plaque*,” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 22, no. 7, pp. 902–912, Jul. 2003.
12. J. Bleck, U. Ranft, M. Gebel, H. Hecker, M. Westhoff-Beck, C. Thiesemann, S. Wagner, and M. Manns, “*Random field models in textural analysis of ultrasonic images of the liver*” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 15, no. 6, pp. 796–801, Dec. 1996.
13. J. A. Noble and D. Boukerroui, “*Ultrasound image segmentation: A survey*” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 25, no. 8, pp. 987–1010, Aug. 2006.
14. J. L. P. Dzung, L. Pham, and C. Xu, “*Current methods in medical image segmentation*” Annu. Rev. Biomed. Eng., vol. 2, 2000.
15. A. Hua and L. Yezzi, “*Vessels as 4D curves: Global minimal 4D paths to extract 3D tubular surfaces*” presented at the Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, Jun. 2006.
16. Leonid I. Rudin, Stanley Osher, and Emad Fatemi, “*Nonlinear total variation based noise removal algorithms*” in Proceedings of the eleventh annual international conference of the Center for Nonlinear Studies on Experimental mathematics:

-
- computational issues in nonlinear science, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, 1992, pp. 259–268, Elsevier North-Holland, Inc.
17. J. Stoitsis, S. Golemati, K. S. Nikita, and A. N. Nicolaides, “*Characterization of carotid atherosclerosis based on motion and texture features and clustering using fuzzy c-means*” presented at the 26th Int. Conf. IEEE EMBS, 2004.
 18. J. Portilla, V. Strela, M. Wainwright, and E. Simoncelli, “*Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain*” IEEE Trans. on Image Processing, vol. 12, no. 11, pp. 1338–1351, Nov. 2003.
 19. Alessandro Foi, Mejdi Trimeche, Vladimir Katkovnik, and Karen Egiazarian, “*Practical Poissonian -Gaussian noise modeling and fitting for single image raw data*” . IEEE Transactions on Image Processing, 17(10):1737–1754, 2008.