PHƯƠNG PHÁP TRIỆT NHIỄU XUNG TÍN HIỆU RF BẰNG BIẾN ĐỔI WAVELET PACKET KẾT HỢP VỚI THỐNG KÊ BẬC CAO (HOS)

Đỗ Huy Khôi [1,*], Đỗ Văn Toàn[1], Thái Quang Vinh[2]
[1]*Trường ĐH Công nghệ thông tin và Truyền thông – ĐH Thái Nguyên*
[2]*Viện Công nghệ thông tin – Viện Hàn lâm KH&CN Việt Nam*

TÓM TẮT

Kỹ thuật triệt nhiễu cho tín hiệu vô tuyến sử dụng biến đổi wavelet đã được nghiên cứu nhiều trên thế giới. Hầu hết các nghiên cứu tập trung vào cách ước lượng và đặt ngưỡng mềm trên cơ sở của Iain Johnstone và David Dohono. Bài báo này trình bày phương pháp triệt nhiễu cho tín hiệu xung vô tuyến bằng việc kết hợp biến đổi wavlet pachket kết hợp với thống kê bậc cao.

Từ khóa: *Wavelet paecket, HOS (higher-oder statistic), SURE(stein's Unbiased Risk Estimate), SURE (Stein's Unbiased Risk Estimate).*

GIỚI THIỆU CHUNG

Đặt vấn đề

Các kỹ thuật triệt nhiễu cho tín hiệu sử dụng wavelet đã được thực hiện trong [4], [6], [8], [11], với cách đặt ngưỡng mềm hoặc ngưỡng cứng tùy thuộc vào việc chọn ngưỡng theo tiêu chuẩn đặt ra. Nhưng nhược điểm của phương pháp đặt ngưỡng là nếu tín hiệu có SNR bé thì có thể dẫn đến việc mất hết tín hiệu.

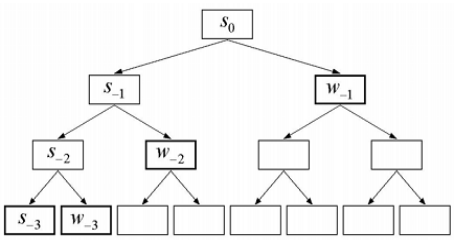
Bài báo này đề xuất một phương pháp triệt nhiễu là sẽ dựa vào việc đặt các hệ số nhiễu Gaussian của biến đổi wavelet packet tín hiệu thu bằng không. Và tín hiệu được triệt nhiễu sẽ được tái tạo từ các hệ số còn lại. Vấn đề là làm cách nào để đo tính được Gaussian của các hệ số. Phép thống kế bậc cao HOS sẽ thực hiện việc này.[7]

Biến đổi wavelet packet

Biến đổi wavelet packet là trường hợp tổng quát của phân tích wavelet. Cấu trúc hình sau gọi là cây wavelet packet (hình 1).

Mỗi hệ số trong hình là một nút của cây, nếu phân rã một tín hiệu có N mẫu và sử dụng cây wavelet packet có độ sâu D, thì ta có NxD hệ số [4].

Không gian hàm: Không gian hàm của biến đổi wavelet được sử dụng là V_i và W_i. Bắt đầu phân rã tại tỷ lệ 2^0, với mỗi phân rã biết rằng với mỗi i < 0 trong quá trình phân rã, không gian V_i và $\{W_i\}_{j=1}^{-1}$ mở rộng thành không gian V_0.



Hình 1. *Biến đổi wavelet mở rộng thành cây wavelet packet*

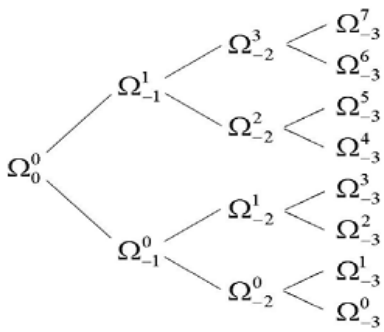
Khi nghiên cứu biến đổi wavelet, ta đã biết cách phân rã không gian trực giao Vi thành hai không gian trực giao V_{i-1} và W_{i-1}. Có thể chứng minh được rằng không gian W_i cũng có thể được phân rã thành những không gian con trực giao tương tự như với không gian V_i. Để dễ nghiên cứu, ta sử dụng ký hiệu không gian là Ω in như sau. Đầu tiên đặt $\Omega_0 = V_0$ phân rã không gian này thành:

$$\Omega_0^0 = \Omega_{-1}^0 \oplus \Omega_{-1}^1 \qquad (1)$$

* *Tel: 0927876678; Email: dhkhoi@ictu.edu.vn*

Trong đó: $\Omega_{-1}^{0} = V_{-1}$ và $\Omega_{-1}^{1} = \mathrm{W}_{-1}$, tổng quát:

$$\Omega_i^n = \Omega_{i-1}^{2n} \oplus \Omega_{i-1}^{2n+1} \qquad (2)$$



Hình 2. *Cây wavelet packet theo các không gian*

Các hàm và hệ số: Ta biết rằng không gian V_i được mở rộng nhờ hàm cơ sở $\{\varphi_{i.k}\}$, và không gian W_i được mở rộng bằng hàm cơ sở $\psi_{i,k}$, và không gian Ω_i^n cũng được mở rộng từ các hàm cơ sở trực giao. Sử dụng ký hiệu $\theta_{i,k}^n$ để ký hiệu các hàm cơ sở này và đồng nhất $\theta_{i,k}^0 = \phi_{i,k}$, và $\theta_{i,k}^1 = \psi_{i,k}$. Kết nối giữa các hàm cơ sở cho hai mức phân rã liên tiếp cho phương trình tỷ lệ:

$$\theta_{i,k}^{2n} = \sqrt{2}\sum_m h_m \theta_{i+1,m+2k} \quad (3)$$

Và phương trình wavelet tổng quát:

$$\theta_{i,k}^{2n+1} = \sqrt{2}\sum_m g_m \theta_{i+1,m+2k}^n \quad (4)$$

TRIỆT NHIỄU BẰNG BIẾN ĐỔI WAVELET PACKET

Giả sử tín hiệu thu được là $y(n) = x(n) + z(n)$ (5), z(n) là tín hiệu nhiễu trắng Gaussian, n = 1,2,…N, x(n) là tín hiệu xung RF thu được. Dùng biến đổi wavelet packet ta sẽ thu được các hệ số biến đổi wavelet packet hai chiều thời gian – tần số như sau:

$$\{\mathrm{W}_i\}_{j,s}^{y}(i) = \{\mathrm{W}_i\}_{j,s}^{x}(i) + \{\mathrm{W}_i\}_{j,s}^{z}(i) \quad (6)$$

Trong đó, $\{\mathrm{W}_i\}_{j,s}^{y}(i)$, $\{\mathrm{W}_i\}_{j,s}^{x}(i)$, $\{\mathrm{W}_i\}_{j,s}^{z}(i)$ là các hệ số biến đổi wavelet packet của x, y, và z tương ứng, j = 1, 2, 3,…,J với J là số mức phân rã và s = 1, 2, …, 2j là số scale và i = 1, 2, …, M, với M = N/2j và N là chiều dài của tín hiệu.

Vậy sau khi biến đổi wavelet packet trong các hệ số thu được có cả các hệ số của thành phần tín hiệu xung RF lẫn các hệ số do nhiễu. Để loại trừ theo phương pháp thông thường người ta sẽ lựa chọn mức ngưỡng ta sẽ lựa chọn một mức ngưỡng λ, sau đó loại bỏ (ngưỡng cứng), hay làm co (ngưỡng mềm) các hệ số có giá trị nhỏ hơn ngưỡng. Áp dụng kỹ thuật định ngưỡng như vậy trong trường hợp tín hiệu có SNR rất bé có thể dẫn đến mất hoàn toàn tín hiệu. Bài báo này sẽ đề nghị một phương pháp khác để tách cùng RF, việc triệt nhiễu sẽ dựa vào việc đặt các hệ số nhiễu Gaussian của biến đổi wavelet packet tín hiệu thu bằng không. Vấn đề là làm cách nào đo tính Gaussian của các hệ số. Phép thống kê bậc cao HOS – higher Order Statistic sẽ thực hiện điều này.

THỐNG KÊ BẬC CAO – HOS

Ưu điểm của kỹ thuật thống kê bậc cao: Giá trị trung bình và phương sai của một tín hiệu Gaussian mô tả đầy đủ tính chất của nó. Còn các đại lương thống kê bậc cao HOS của tín hiệu Gaussian bằng không hoặc chứa những thông tin thừa. Do thực tế là nhiều loại tín

hiệu không phải là tín hiệu Gaussian và các đại lượng thống kê bậc cao HOS khác không và nhiều loại nhiễu là nhiễu Gaussian, trong các trường hợp này nên sử dụng các đại lượng thống kế bậc cao thay cho thống kế bậc hai. Vì về nguyên tắc đại lượng thống kế bậc cao HOS ít bị ảnh hưởng bởi nhiễu nền Gaussian hơn các đại lượng bậc hai.

Kurtosis và sự phân loại hàm mật độ:

Xét một biến ngẫu nhiên vô hướng x có hàm mật độ xác suất $p_x(x)$. Moment bậc j α_j của x được định nghĩa bởi kỳ vọng xác suất:

$$\alpha_j = E\left\{x^j\right\} = \int_{-\infty}^{\infty} \zeta^j p_x(\zeta) d\zeta \qquad j = 1, 2... \quad (7)$$

và moment trung tâm bậc j, μ j của x là:

$$\mu_j = E\left\{(x-\alpha_1)^j\right\} = \int_{-\infty}^{+\infty} (\zeta - m_x)^j P_x(\zeta) d\zeta \qquad j = 1, 2... \quad (8)$$

Do đó moment trung tâm được tính xung quanh giá trị trung bình mx của x, bằng với giá trị mome α_1. Moment bậc hai $\alpha_2 = E\left\{x^2\right\}$ là công suất trung bình của x. Moment trung tâm $\mu_0 = 1$ và $\mu_1 = 0$ là vô nghĩa, trong khi moment trung tâm bậc hai $\mu_2 = \sigma_x^2$ là phương sai của x.

Moment trung tâm bậc 3:

$$\mu_3 = E\left\{(x - m_x)^3\right\} \quad (9)$$

Được gọi là skewness, là một đại lượng hữu dụng đo tính bất đối xứng của các hàm pdf. Ta dễ dàng thấy rằng skewness bằng 0 với các hàm mật độ xác suất đối xứng quanh giá trị trung bình của chúng.

Moment bậc 4: $\alpha_4 = E\left\{x^4\right\}$ được áp dụng trong một số thuật toán ICA bởi vì tính đơn giản của chúng. Thay vì sử dụng moment trung tâm bậc bốn

$\mu_4 = E\left\{(x - mx)^4\right\}$ thì người ta thường sử dụng một đại lượng thống kê bậc bốn khác được gọi là kurtosis, bởi vì nó có đặc tính hữu dụng mà moment trung tâm bậc bốn không có.

Kurotsis trong trường hợp có trung bình bằng 0 như sau:

$$kurt(x) = E\left\{x^4\right\} - 3\left[E\left\{x^2\right\}\right]^2 \quad (10)$$

Và kurtosis chuẩn hóa:

$$\tilde{k}(x) = \frac{E\left\{x^4\right\}}{\left[E\left\{x^2\right\}\right]^2} - 3 \quad (11)$$

Một đặc điểm quan trọng khác của kurtosis là nó là một đại lượng thống kê đơn giản nhất cho phép chỉ ra tính không gaussian của một biến ngẫu nhiên. Ta có thể chứng minh được nếu x là một biến có phân bố Gaussian thì kurtosis của nó $kurt(x) = 0$. Nó cho thấy rằng kurtosis "chuẩn" hơn moment bậc bốn (không bằng 0 với các biến Gaussian).

Cumulant, moment và đặc tính của chúng:

Giả sử x là một biến ngẫu nhiên thực vô hướng liên tục trung bình bằng không có hàm mật độ xác suất $p_x(x)$. Hàm đặc tính đầu tiên $\phi(\omega)$ của x được định nghĩa như là một biến đổi Fourier liên tục của hàm pdf $p_x(x)$:

$$\varphi(\omega) = E\left\{\exp(j\omega x)\right\} = \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(j\omega x) p_x(x) dx \quad (12)$$

Mỗi hàm mật độ xác suất đều tương ứng duy nhất với một hàm đặc tính và ngược lại. Khai triển chuỗi Taylor của hàm đặc tính là:

$$\varphi(\omega)=\int_{-\infty}^{+\infty}\left(\sum_{k=0}^{\infty}\frac{x^k(j\omega)^k}{k!}\right)p_x(x)dx=\sum_{k=0}^{\infty}E\left\{x^k\right\}\frac{(j\omega)^k}{k!} \quad (13)$$

Do đó, các hệ số của các số hạng khai triển là các moment $E\left\{x^k\right\}$ của x (giả sử rằng chúng tồn tại). Hàm đặc tính gọi là hàm sinh moment. Ta thường mong muốn sử dụng hàm đặc tính thứ hai $\varphi(\omega)$ của x hay còn gọi là sinh cumulant. Hàm này được tính bằng logarit tự nhiên của hàm đặc tính đầu tiên :

$$\phi(\omega)=\ln(\varphi(\omega))=\ln(E\{\exp(j\omega x)\}) \quad (14)$$

Cumulant κ k của x, được định nghĩa tương tự như cách định nghĩa moment, là các hệ số của khai triển chuỗi Taylor của hàm đặc tính thứ hai:

$$\phi(\omega)=\sum_{k=0}^{n}\kappa_k\frac{(j\omega)^k}{k!} \quad (15)$$

Trong đó cumulant bậc k được tính theo công thức:

$$\kappa_k=(-j)^k\left.\frac{d^k\phi(\omega)}{d\omega^k}\right|_{\omega=0} \quad (16)$$

Với một biến ngẫu nhiên x trung bình bằng 0, bốn cumulant đầu tiên là :

$$\begin{aligned}\kappa_1&=0\\ \kappa_2&=E\left\{x^2\right\}\\ \kappa_3&=E\left\{x^3\right\}\\ \kappa_4&=E\left\{x^4\right\}-3\left[E\left\{x^2\right\}\right]^2\end{aligned} \quad (17)$$

Ba cumulant đầu tiên là các moment, còn cumulant bậc 4 là kurtosis.

Các cumulant còn có một số đặc tính sau :

- Đặt x và y là hai biến ngẫu nhiên độc lập thống kê cùng chiều thì cumulant của tổng z=x+y bằng cumulant của x cộng cumulant của y.
- Nếu phân bố của véc tơ ngẫu nhiên hay quá trình x là hàm gaussian đa biến thì tất cả các cumulant bậc ba và bậc cao hơn đều bằng 0.

Đặc tính trên rất hữu hiệu giúp cho khả năng sử dụng cumulant để tách các thành phần không Gaussian ra khỏi một tín hiệu. Tức là tách nhiễu Gaussian khỏi tín hiệu bằng cumulant.

Định ngưỡng mềm biến đổi wavelet packet bằng HOS.

Việc sử dụng các cumulant với mục đích là loại bỏ nhiễu Gaussian cộng vào. Điều này thực hiện được nhờ đặc điểm của các cumulant bậc n của một tín hiệu Gaussian, *$Cum^n[z]$, đều bằng 0 với n>2.*

Với trường hợp xem xét ở trên, tín hiệu có ích bị cộng nhiễu Gaussian, nên khi quan sát trong khoảng thời gian đủ lớn thì các mẫu tín hiệu hữu ích sẽ không có Gaussian. Ta tính Gaussian của các hệ số phép biến đổi wavelet packet của tín hiệu thu được $\left\{W_i\right\}_{j,s}^{y}(i)$. Sự có mặt của tín hiệu sẽ cho ta các hệ số không Gaussian tại một số băng tần số trong đó xung tín hiệu RF tồn tại, hay chính xác là hệ số Gaussian biểu hiện cho nhiễu. Các hệ số biến đổi wavelet của Gaussian vẫn là Gaussian khi thực hiện biến đổi wavelet tuyến tính. Ứng viên tốt nhất từ các cumulant bậc cao là kurtosis, là kiểu chuẩn hóa của cumulant bậc 4. Quá trình Gaussian có một giá trị kurtosis theo lý thuyết là bằng 0. Giả thiết các hệ số biến đổi Wavelet packet có zero-mean, cumulant bậc bốn được tính theo kỳ vọng:

$$Cum^4(WP_{j,s})=E\left[WP_{j,s}^4\right]-3\left(E\left[WP_{j,s}^2\right]\right)^2 \quad (18)$$

Dựa vào đại lượng kurtosis được định nghĩa là:

$$K_4(\mathrm{WP}_{j,s}) = \frac{Cum^4(\mathrm{WP}_{j,s})}{\left(E\left[\mathrm{WP}_{j,s}^2\right]\right)^2} \quad (19)$$

Nhưng do số lượng mẫu tín hiệu là có hạn, nên ta sử dụng giá trị ước lượng trung bình thời gian. Giá trị này được tính:

$$\hat{K}_4(\mathrm{WP}_{j,s}) = M\frac{\sum_{i=1}^{M}\mathrm{WP}_{j,s}^4(i)}{\left(\sum_{i=1}^{M}\mathrm{WP}_{j,s}^2(i)\right)^2} - 3 \quad (20)$$

Phải đóng khung bộ ước lượng, trong trường hợp M hệ số của $WP_{j,s}$ là mẫu phân bố Gaussian thì bias và variance của bộ ước lượng kurtosis theo phương trình trên được cho bởi:

$$B(\hat{K}_4) = -6/M\ ,\ Var(\hat{K}_4) = 24/M \quad (21)$$

Bất phương trình Bienayme-Tchebychev cho phép giá trị ước lượng Gaussian di chuyển trong khoảng: $\pm\sqrt{24/M}\ /\sqrt{1-\alpha} + 6/M$

Với α là phần trăm giá trị tin cậy. Phép kiểm tra đơn giản cho phép đo tính Gaussian là:

$$\left|\hat{K}_4\right| < \sqrt{24/M}\ /\sqrt{1-\alpha} \quad (22)$$

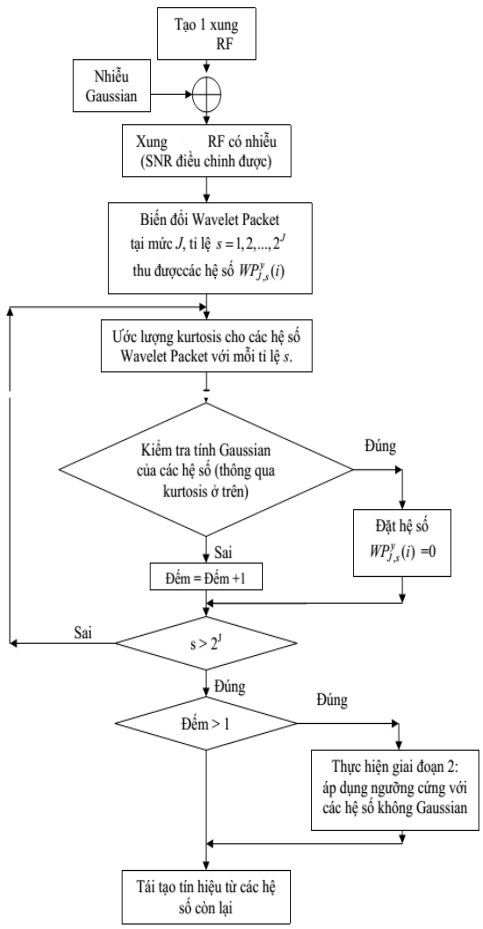
GIẢI THUẬT THỰC HIỆN

Một số giả thiết cho bài toán:

- Tín hiệu xung RF phát đi là xung chữ nhật, khoảng thời gian lấy mẫu tuân theo Nyquist. Nhiễu trắng Gaussian được sử dụng để cộng thêm vào tạo tín hiệu thu. Tín hiệu thu phụ thuốc vào thông số SNR (signal to noise ratio) và số chu kỳ lặp xung.

- Hàm wavelet mẹ được chọn là hàm Daubechies. Số bậc của hàm chính là số moment bị triệt tiêu của hàm. Trong quá trình mô phỏng tiến hành thực hiện với các bậc là 4, 8 và 16 để lựa chọn ra bậc tối ưu và mực phân rã wavelet packet là $j = 4 \div 7$.

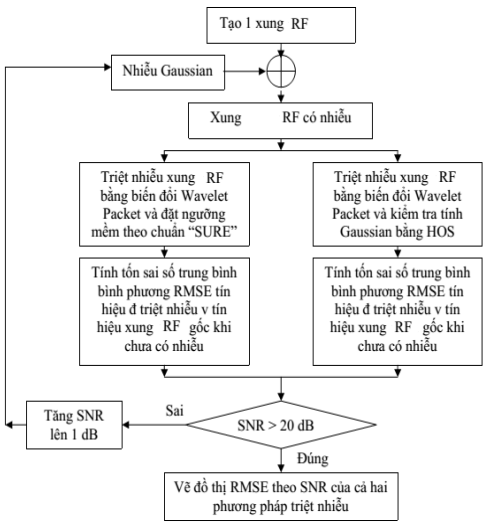
- Ngưỡng lựa chọn cho biến đổi wavelet packet để triệt nhiễu là dựa trên điều kiện (22), trong đó kurtosis của hệ số WP được tính xấp xỉ theo phương trình (20) với độ tin cậy $\alpha = 0.9$.



Hình 3. *Lưu đồ thuật toán tách nhiễu*

Để so sánh khả năng thực hiện tách nhiễu của thuật toán ở trên chúng tôi có tiến hành mô

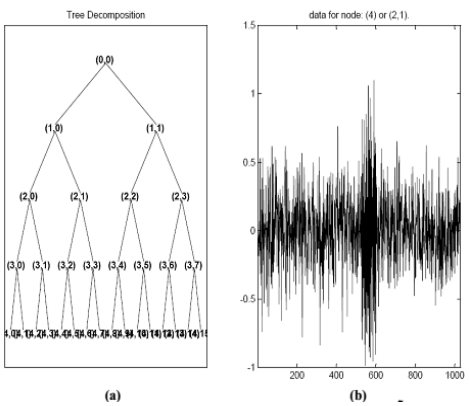
phỏng so sánh khả năng triệt nhiễu và phát hiện xung tín hiệu với phương pháp đặt ngưỡng mềm "SURE" của Johnstone và Dohonos [2] trong cùng một điều kiện về độ dài tín hiệu và mức nhiễu.



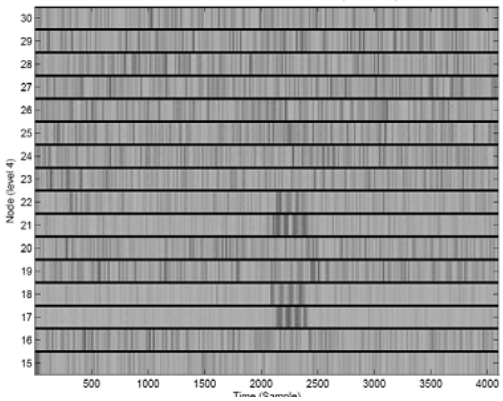
Hình 4. *Sơ đồ so sánh phương pháp đề xuất và phương pháp đặt ngưỡng mềm*

KẾT QUẢ THỰC HIỆN TRÊN MATLAB

Các tham số chọn cho giai đoạn tách nhiễu như sau: SNR = -3dB, N = 4096 mẫu, hàm wavelet = 'db4', số mức phân rã J = 4. Thu được sơ đồ phân rã:

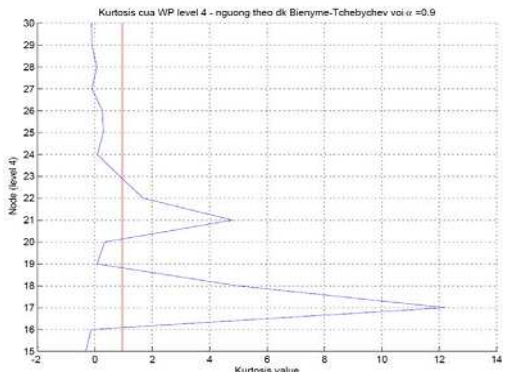


Hình 5. *Cây phân rã wavelet packet của tín hiệu thu có nhiễu (a), và dữ liệu thu được tại nút (2,1)*

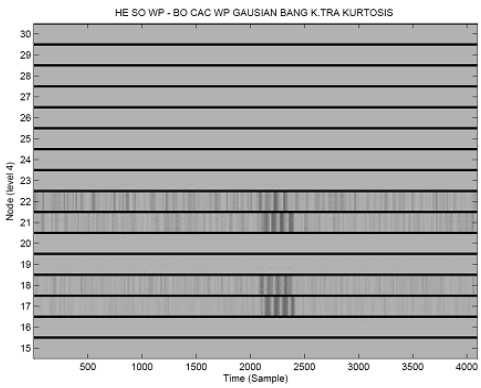


Hình 6. *Các hệ số wavelet packet của tín hiệu thu có nhiễu*

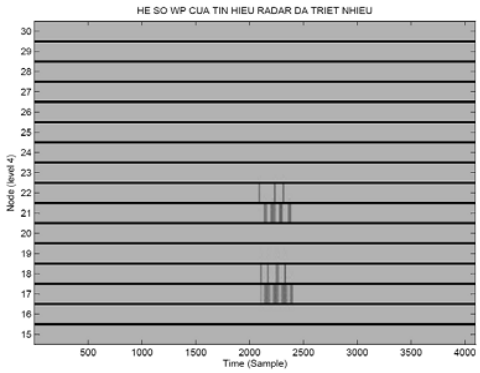
Sau khi thực hiện biến đổi wavelet packet là kiểm tra tính Gaussian của các hệ số WP thông qua kiểm tra kurtosis theo điều kiện (22).



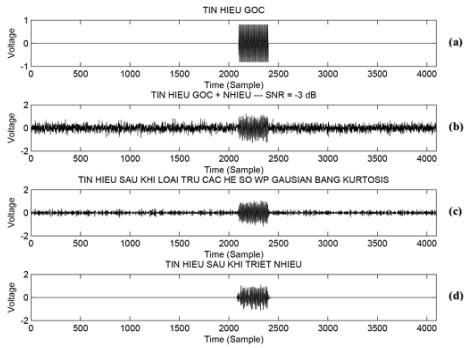
Hình 7. *Giá trị Kurtosis ước lượng tại các nút và giá trị ngưỡng kurtosis mang tính Gaussian với độ tin cậy α = 0,9*



Hình 8. *Các hệ số wavelet của tín hiệu sau khi loại bỏ các hệ số WP có tính Gaussian*

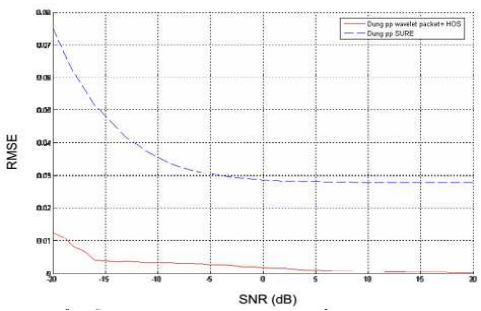


Hình 9. *Các hệ số wavelet packet của tín hiệu sau khi thực hiện xong triệt nhiễu*



Hình 10. *Biểu diễn thời gian của các tín hiệu*

So sánh giưa giải thuật đề nghị với giải thuật "SURE" của Johnsotne và Dohonos ở [4] trong cùng một điều kiện về độ dài tín hiệu, mức độ nhiễu và cùng điều kiện mô phỏng về số mức phân rã, hàm wavelet mẹ. Kết quả cho thấy giải thuật đề nghị có các giá trị RMSE rất thấp so với giá trị RMSE của [5].



Hình 11. *Biểu diễn RMSE theo SNR của phương pháp đề nghị và triệt nhiễu theo tiêu chuẩn 'SURE"*

KẾT LUẬN

Bài báo đã đưa ra được một phương pháp triệt nhiễu mới cho tín hiệu RF bằng cách kết hợp hai công cụ mạnh của xử lý tín hiệu là biến đổi wavelet packet và thống kê bậc cao. Phương pháp thực hiện được thử nghiệm trên Matlab và cho các giá trị RMSE thấp so với RMSE của [4], [6], [8], [11] thậm chí khi kiểm tra với mức SNR đến -24dB vẫn hoạt động tốt.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Hà Đình Dũng, Nguyễn Kim Quang, "Xây dựng bộ giảm nhiễu sử dụng phương pháp trừ phổ ứng dụng trong hệ thống nhận dạng tiếng nói", Báo cáo hội thảo quốc gia CNTT, Thái Nguyên, 2003.

[2]. Amara Grap, "An Introduction to Wavelet", IEEE Computational Science and Engineering, Vol.2, No.2, 1995.

[3]. David F. Walnut, An Introduction to Wavelet Analysis, Springer-Verlag New York, Inc, 2001

[4]. Donoho, D. L, "Denoising via soft thresholding", IEEE Trans. Information Theory, 1995.

[5]. Gibert Strang, Truong Nguyen, Wavelet and Filter Banks, Weliesley- Cambridge Press, The United States of America, 1996.

[6]. Jansen M., Noise Reduction by Wavelet Thresholding, Springer-Verlag, New York, 2001.

[7]. J.F Cardoso, High-order constant for independent component analysis, Neural Computation, 11:157-192, 1999

[8]. Ravier, P. and P. O. Amblard, "Wavelet packets and denoising based on higher-order-statistics for transient detection," Signal Processing, Vol. 81,No. 9, 1909–1926, August 2001

[9]. S.F. Boll, "Suppression of Acoustic Noise in Speech Using Spectral Subtraction", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 27, April 1979, pp. 113-120.

[10]. Stéphane Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, Second Edition, 1999.

[11]. Y. Ephraim and D. Malah, "Speech enhancement using a minimum mean square error log-spectral amplitude estimator" IEEE Trans. on ASSP, 1985, pp. 443-445.

SUMMARY

DENOISING OF RF SIGNAL BASED ON WAVELET PACKETS AND HIGHER – ODER - STATISTICS

Do Huy Khoi [1,*], Do Van Toan[1], Thai Quang Vinh[2]
[1]*College of Information and Communication Technology – TNU*
[2]*Institute of Technology - Information - Vietnam Acedemy of Sience and Technology*

Denoising technique for RF signals using wavelet transform has been much research in the world. Most studies focus on how software estimatien and set thresholds on the basis of Iain Johnstone and David Dohono. This paper presents denoising methods for RF signal based on Wavelet packet and higher-order-statistics.

Key words: *Wavelet paecket, HOS (higher-oder statistic), SURE (stein's Unbiased Risk Estimate,), SURE (Stein's Unbiased Risk Estimate).*

Ngày nhận bài: 13/3/2014; Ngày phản biện: 15/3/2014; Ngày duyệt đăng: 25/3/2014

Phản biện khoa học: *TS. Phùng Trung Nghĩa – Trường ĐH CNTT&TT – ĐH Thái Nguyên*

[*] *Tel: 0927876678; Email: dhkhoi@ictu.edu.vn*