

## ỨNG DỤNG BIẾN ĐỔI WAVELET VÀ MẠNG NƠN ĐỂ PHÁT HIỆN VÀ CHẨN ĐOÁN CÁC HÓA VÔI RẤT NHỎ TRÊN NHỮ ẮNH

Hứa Thị Hoàng Yến, Nguyễn Hữu Phương

Trường Đại học Khoa Học Tự Nhiên, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 29 tháng 03 năm 2007, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 05 tháng 05 năm 2008)

**TÓM TẮT:** Ung thư vú là chứng ung thư phổ biến và là nguyên nhân thứ hai gây tử vong do ung thư của phụ nữ. Ảnh X-quang số là một trong những phương pháp thích hợp để phát hiện sớm ung thư. Tuy nhiên, rất khó để phân biệt giữa các hóa vôi lành tính và ác tính, điều này dẫn đến nhiều cái chết do phát hiện trễ hoặc chẩn đoán sai. Một hệ thống chẩn đoán nhũ ảnh (mammogram) trợ giúp bởi máy tính có thể cung cấp một nhận xét thứ hai nhằm hỗ trợ các bác sĩ trong chẩn đoán. Các hóa vôi rất nhỏ tương ứng với các thành phần tần số cao của phổ ảnh, phát hiện các hóa vôi bằng cách phân giải ảnh thành các dải băng con ở các tần số khác nhau dùng phân tích đa phân giải wavelet (MRA), loại bỏ băng con tần số thấp, và cuối cùng, xây dựng lại nhũ ảnh từ các băng con tần số cao. Một tập 3 đặc trưng (độ biến thiên, entropy và độ lệch chuẩn) được tính từ phân giải wavelet là 3 ngõ vào của mạng nơon chỉ gồm một lớp ẩn với 5 nút ẩn. Hệ thống thực thi tốt trên các ảnh dữ liệu với hiệu suất đạt 91%. Kết quả này cho thấy ưu điểm của phép biến đổi wavelet kết hợp mạng nơon trong các hệ thống chẩn đoán trợ giúp bởi máy tính.

**Từ khóa:** Ung thư vú, nhũ ảnh, hóa vôi rất nhỏ, biến đổi wavelet, mạng nơon.

### 1. GIỚI THIỆU

Ung thư vú hiện nay là nguyên nhân tử vong hàng đầu của phụ nữ nhiều nước trên thế giới. Cách tốt nhất để giảm thiểu những cái chết do ung thư dạng này là phát hiện và chữa trị thật sớm. Thông thường, việc tự kiểm tra, chụp X quang hay siêu âm là những phương pháp thông dụng nhất để chẩn đoán.

Ung thư vú có hai dạng dị thường chính là các hoá vôi và các khối u.

➤ Các hoá vôi rất nhỏ (microcalcifications): Là các đám canxi nhỏ hơn 1/50 inch hay 1/2mm trong vú. Nhiều các đám hóa vôi rất nhỏ được tìm thấy trong một vùng có thể biểu lộ khả năng ung thư.

➤ Các hóa vôi lớn (macrocalcifications): Là những đám canxi lớn, nó thường liên hệ với những thay đổi của tế bào sợi lành tính hay với sự thoái hóa của vú (như sự lão hóa động mạch vú, các tổn thương cũ hay các chứng viêm).

➤ Các khối u (masses): Một khối u là một nhóm các tế bào tụm tụm lại với mật độ dày đặc hơn các mô xung quanh. Kích cỡ, hình dạng và mép (bờ rìa) của khối u có thể giúp các bác sĩ đánh giá khả năng ung thư hay không

Tuy nhiên, một bác sĩ X quang phân tích hàng ngàn trường hợp, chỉ có 3 đến 4 trường hợp là ung thư, vì vậy, một sự bất thường có thể bị bỏ sót. Thực tế, độ chính xác chẩn đoán của ảnh có thể sẽ tăng lên khi hai hay nhiều hơn các bác sĩ X quang cùng kiểm tra ảnh khối u. Về phương diện lâm sàng, một hệ thống chẩn đoán nhũ ảnh dựa trên sự hỗ trợ của máy tính (mammographic computer-aided diagnosis - MCAD) có thể được hiểu như một sự chẩn đoán của bác sĩ kết hợp với kết quả phân tích nhũ ảnh của máy tính. Mục tiêu của CAD là cải tiến hiệu suất của bác sĩ bằng cách chỉ ra vị trí của các dị thường tiềm ẩn nhằm giảm bớt việc bỏ sót các thương tổn. Người ta đã chứng minh được là xem xét hai lần sẽ tăng tốc độ phát hiện ung thư lên 5-15%. Trong đề tài này, chúng tôi phát triển một hệ thống CAD dùng biến đổi

wavelet kết hợp với mạng nơron để nhận dạng các hóa vôi rất nhỏ trong nhũ ảnh dẫn tới việc chẩn đoán.

## 2. BIẾN ĐỔI WAVELET

Biến đổi wavelet cho phép phân giải tín hiệu thành những thành phần tần số khác nhau. Chúng thuận lợi hơn phép biến đổi Fourier truyền thống trong việc phân tích những tín hiệu không liên tục và có đỉnh nhọn. Biến đổi wavelet khá phổ biến nên ở đây chỉ trình bày rất tóm lược.

Wavelet mẹ  $\psi(t)$  được lấy tỉ lệ bởi tham số  $a$  và được dịch chuyển bởi tham số  $b$  để trở thành một họ wavelet

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-a}{b}\right), \quad a \in \mathbb{R}^+, b \in \mathbb{R} \quad (1)$$

Biến đổi wavelet liên tục (CWT) của một hàm thời gian (tín hiệu)  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  được định nghĩa như

$$CWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2)$$

với  $\psi^*(t)$  là liên hợp phức của  $\psi(t)$ . Wavelet phải thỏa điều kiện khả nhận

$$C_{\psi} = \int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (3)$$

trong đó  $\Psi(\omega)$  là biến đổi Fourier của  $\psi(t)$ . Điều này đòi hỏi

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t).dt = 0 \quad (4)$$

Các tham số tỷ lệ và dịch chuyển có giá trị thay đổi liên tục nên việc tính toán chứa nhiều dư thừa. Trong biến đổi wavelet rời rạc (DWT), các tham số tỷ lệ và dịch chuyển được rời rạc hóa. Lúc bấy giờ tín hiệu  $f(t)$  được phân tích như

$$f(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} 2^{\frac{j}{2}} \psi(t/2^j - k), \quad j, k \text{ là số nguyên} \quad (5)$$

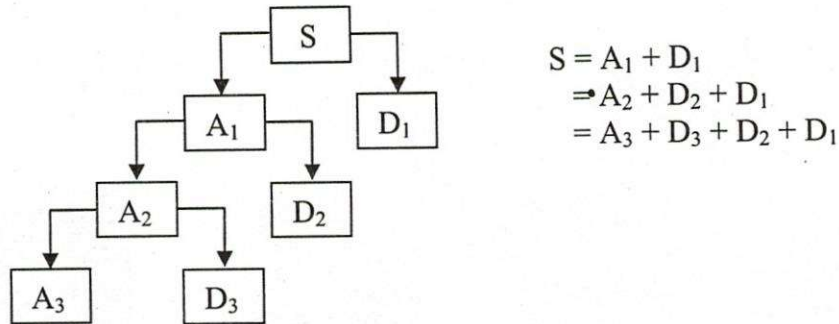
trong đó  $c_{j,k}$  là các hệ số cần được xác định. Trong phân tích đa phân giải wavelet (MRA) còn gọi phân ly băng con (SD), tín hiệu  $f(t)$  được phân ly ra các thành phần tần số thấp biểu diễn bởi hàm tỉ lệ  $\varphi(t)$ , và các thành phần tần số cao biểu diễn bởi wavelet  $\psi(t)$ :

$$f(t) = \sum_k \sum_{j=1}^{j_0} d_j(k) \psi_{j,k}(t) + \sum_k a_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(t) \quad (6)$$

trong đó  $j = 1, 2, \dots, j_0$  là các mức phân giải khác nhau. Hình 1 là phân tích đa phân giải 3 mức, trong đó  $S$  là tín hiệu nguyên thủy,  $A$  (approximation-xấp xỉ) là các thành phần tần số thấp, và  $D$  (detail-chi tiết) là các thành phần tần số cao.

Tín hiệu thông thường  $f(t)$  chỉ có một chiều (chủ yếu là thời gian), còn tín hiệu ảnh  $f(x,y)$  là hai chiều nên phân tích đa phân giải wavelet áp dụng cho ảnh phức tạp hơn rất nhiều.





Hình 1: Phân tích wavelet đa phân giải 3 mức.

### 3. MẠNG NORON

Lý thuyết và ứng dụng mạng noron đã khá phổ biến nên ở đây chỉ nêu rất tóm lược. Mạng lan truyền là một hàm phi tuyến có thể xấp xỉ gần đúng nhất một hàm đích.

Quá trình luyện mạng được bắt đầu với các giá trị trọng số tùy ý – có thể là các số ngẫu nhiên – và tiến hành lặp đi lặp lại. Mỗi lần lặp được gọi là một thế hệ (epoch). Trong mỗi thế hệ, mạng hiệu chỉnh các trọng số sao cho sai số giảm dần. Tiến trình điều chỉnh nhiều lần giúp cho trọng số dần dần đạt được tập hợp các giá trị tối ưu.

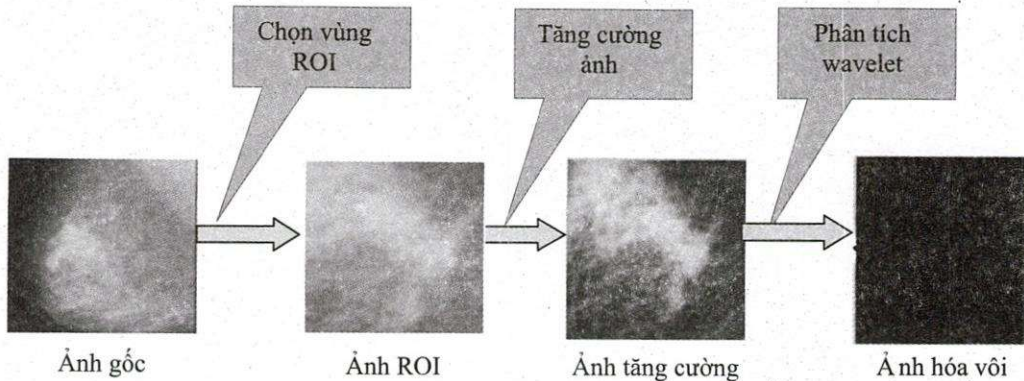
Để cập nhật trọng số trong mỗi thế hệ, mạng phải xử lý tất cả mẫu trong tập mẫu. Đối với từng mẫu, mạng thực hiện phép toán sau đây: Trước tiên, mạng thực hiện quá trình lan truyền tiến, nghĩa là mạng ánh xạ các biến nhập của mẫu hiện hành thành các giá trị xuất, sử dụng các giá trị của các trọng số hiện hành. Ở những thế hệ đầu, các kết quả xuất thường chưa chính xác vì các trọng số ban đầu còn xa các trị đúng. Kế tiếp, sai số được tính dựa trên giá trị của kết quả xuất và giá trị đích. Trên cơ sở sai số tính toán được, mạng sẽ cập nhật lại các trọng số theo nguyên tắc lan truyền ngược sai số.

Tóm lại, để học mỗi mẫu, mạng thi hành hai bước: lan truyền tiến – thực hiện ánh xạ, và lan truyền ngược sai số - cập nhật trọng số.

### 4. PHÁT HIỆN CÁC HÓA VÔI RẤT NHỎ

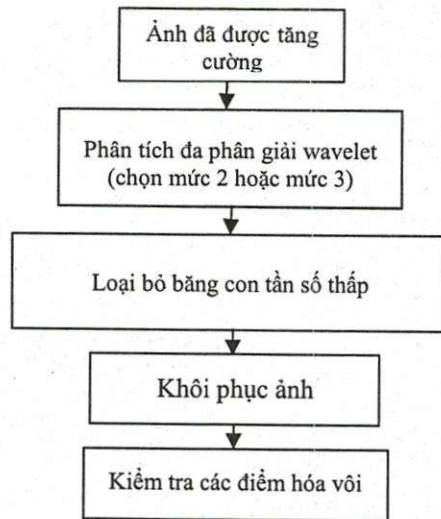
Hệ thống MCAD (mammographic CAD) thường gồm hai hệ thống con riêng biệt, một được thiết kế để phát hiện các hóa vôi nhỏ, và một để phát hiện khối u. Các hóa vôi nhỏ xuất hiện trong những nhóm nhỏ các pixel (phần tử ảnh) có cường độ tương đối lớn so với những pixel lân cận. Các hóa vôi nhỏ là biểu hiện của tiến trình ung thư hoặc một giai đoạn tiền ung thư ác tính mà tiêu biểu là sự tăng nhanh của các tế bào ung thư. Các đặc trưng về hình dạng, vị trí và tụm lại thành nhóm của các hóa vôi nhỏ là đặc điểm để các bác sĩ và chẩn đoán khả năng ung thư. Các đám hóa vôi rất nhỏ này rất dễ bị bỏ sót trên nhũ ảnh do ảnh có độ phân giải thấp và dễ bị che khuất bởi kỹ thuật chụp chiếu ảnh không chính xác [8]. Phương pháp phát triển các hóa vôi gồm các bước trình bày ở Hình 2.

Cơ sở dữ liệu ảnh được thu thập từ MIAS (Mammographic Image Analysis Society), kích thước mỗi ảnh là  $1024 \times 1024$  điểm ảnh, với độ phân giải mức xám là 8 bits trên mỗi điểm ảnh. Đầu tiên, các vùng khả nghi sẽ được rút trích từ ảnh và được gọi là ảnh ROI (Region of interest). Ảnh ROI là ảnh chứa các nội dung quan trọng mà chúng ta quan tâm, ở đây là vùng nghi ngờ chứa các hóa vôi rất nhỏ [6] [7].



Hình 2: Phương pháp nhận dạng các hóa vôi rất nhỏ.

Một bất lợi của nhũ ảnh là ảnh có độ tương phản thấp, và các đốm hóa vôi nhỏ biểu hiện ung thư vú thường là rất nhỏ, gây khó khăn cho việc xử lý ảnh hiệu quả. Việc tăng cường ảnh (lọc nhiễu) được thực hiện bằng lọc Wiener. Đối với nhiễu nền trải đều ở mọi tần số thì lọc Wiener hiệu quả hơn lọc thông thấp (xem phần mô phỏng sau). Tiếp theo là phân tích đa phân giải wavelet (MRA). Phương pháp đề xuất gồm các bước như ở hình 3. Nhờ việc loại bỏ băng con tần số thấp trước khi khôi phục ảnh mà các hóa vôi nhỏ được tăng cường và xuất hiện khá rõ trên ảnh khôi phục. Đây là cách thức để kiểm tra hiệu quả của việc tăng cường ảnh và việc áp dụng phân tích wavelet [9] [10].



Hình 3: Phương pháp phát hiện các hóa vôi rất nhỏ dựa trên biến đổi wavelet.

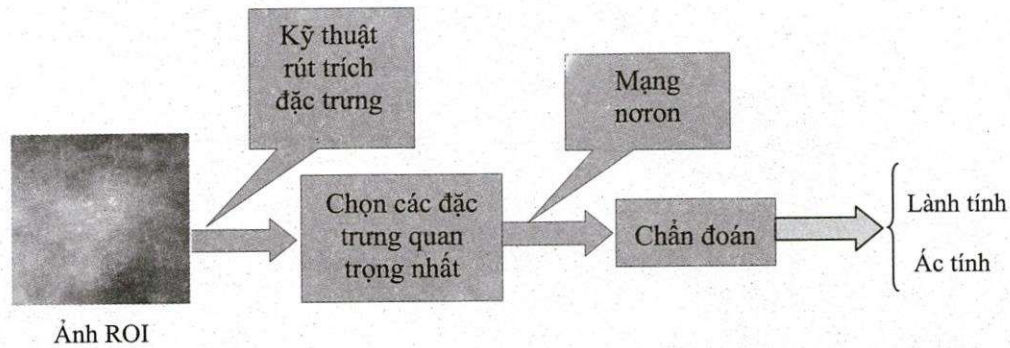
Việc chọn lựa các họ wavelet cũng là một vấn đề cần quan tâm. Các wavelet có dạng đỉnh hẹp và nhọn sẽ phân tích các đặc trưng tần số cao hiệu quả hơn các dạng wavelet có dạng đỉnh rộng và tròn trịa. Wavelet trực giao được sử dụng nhất là họ Daubechies. Họ wavelet này có thuận lợi là chúng có độ dài ngắn (compact support). Do đó, chúng có sự tương quan cao hơn đối với những cấu trúc có kích thước nhỏ (các hóa vôi rất nhỏ) hơn các wavelet khác có độ dài



rộng vô hạn. Nhược điểm của wavelet Daubechies là không đối xứng. Thường, không có wavelet nào vừa có độ dài ngắn vừa đối xứng và trực giao. Trong số các wavelet trực giao thì wavelet Daubechies là đối xứng nhiều nhất, do đó, tạo méo dạng ít nhất ở ảnh tái tạo. Với các đặc điểm này, chúng có sự tương quan cao đối với các cụm hóa vôi rất nhỏ. Qua việc thử nghiệm một số họ wavelet như Haar, db, sym, bior... ở các mức phân giải từ 1 đến 5, chúng tôi nhận thấy họ db4 ở mức phân giải 3 cho kết quả tốt (xem phần mô phỏng ở sau).

**Chẩn đoán các hóa vôi rất nhỏ bằng mạng nơron [3] [4] [5] [11] [12]**

Mục đích của việc chẩn đoán là để phân biệt giữa các hóa vôi lành tính và hóa vôi ác tính. Sau khi phát hiện được các hóa vôi rất nhỏ dựa vào phép biến đổi wavelet. Các đặc trưng sau đó sẽ được rút trích từ ảnh ROI và được đưa qua mạng nơron để nhận dạng. Ngõ ra của mạng nơron có giá trị từ 0 đến 1. Giá trị ngõ ra từ 0 – 0.5 biểu thị vùng chứa khối u là lành tính và giá trị ngõ ra từ 0.5 – 1 là ác tính [3] [4]. Phương pháp đề xuất được miêu tả như Hình 4.



**Hình 4:** Phương pháp chẩn đoán các hóa vôi rất nhỏ

Từ phân tích wavelet ta tách ra 3 đặc trưng sau để đưa vào mạng nơron: phương sai, độ lệch chuẩn và entropy.

**Phương sai:**

Gọi W là cửa sổ có kích thước M×N, phương sai được tính theo công thức:

$$\text{var}(W) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [x(m,n) - \text{avg}(W)]^2 \tag{7}$$

với x(m, n) là giá trị cường độ ảnh ở vị trí (m, n), avg là trị trung bình của giá trị cường độ điểm ảnh trong cửa sổ kích thước M×N:

$$\text{avg}(W) = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x(m,n) \tag{8}$$

**Độ lệch chuẩn:**

Độ lệch chuẩn biểu thị sự trải rộng của dữ liệu trong vùng

$$\text{std}(W) = \sqrt{\frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [x(m,n) - \text{avg}(W)]^2} \tag{9}$$

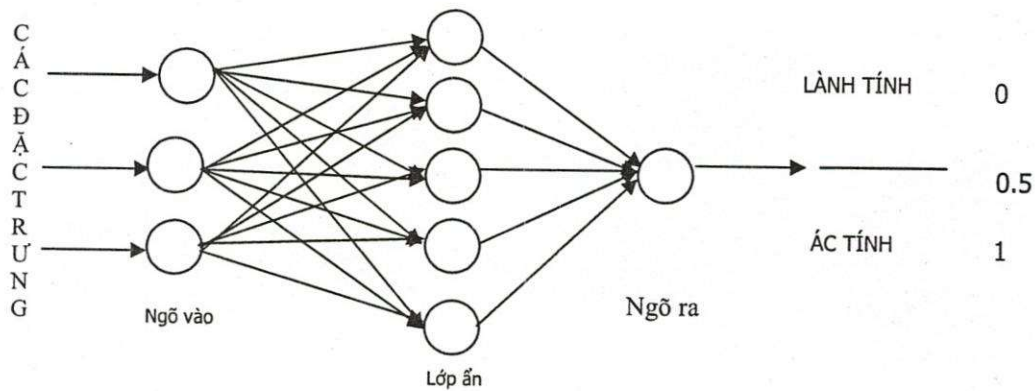
**Entropy:**

Entropy là một đo đặc thống kê ngẫu nhiên, được sử dụng để đặc điểm hóa cấu trúc của ảnh:

$$entropy = -\sum_{x=0}^{k-1} P(x) \log_2[P(x)] \tag{10}$$

với  $P(x)$  là xác suất giá trị cường độ điểm ảnh  $x$  xuất hiện trong ảnh.

Mạng nơron với giải thuật lan truyền ngược được sử dụng để phân loại các đặc trưng là lành tính hay ác tính. Thực hiện cho thấy mạng nơron đơn giản chỉ sử dụng một tầng ẩn với 5 nút (Hình 5) cũng đã khá tốt (xem phần mô phỏng ở sau). Ngõ ra có giá trị từ 0 đến 1. Giá trị ngõ ra nhỏ hơn 0.5 tức mạng nơron nhận dạng các đặc trưng ngõ vào là lành tính. Giá trị lớn hơn 0.5 nghĩa là các đặc trưng ngõ vào là ác tính [5] [11] [12].



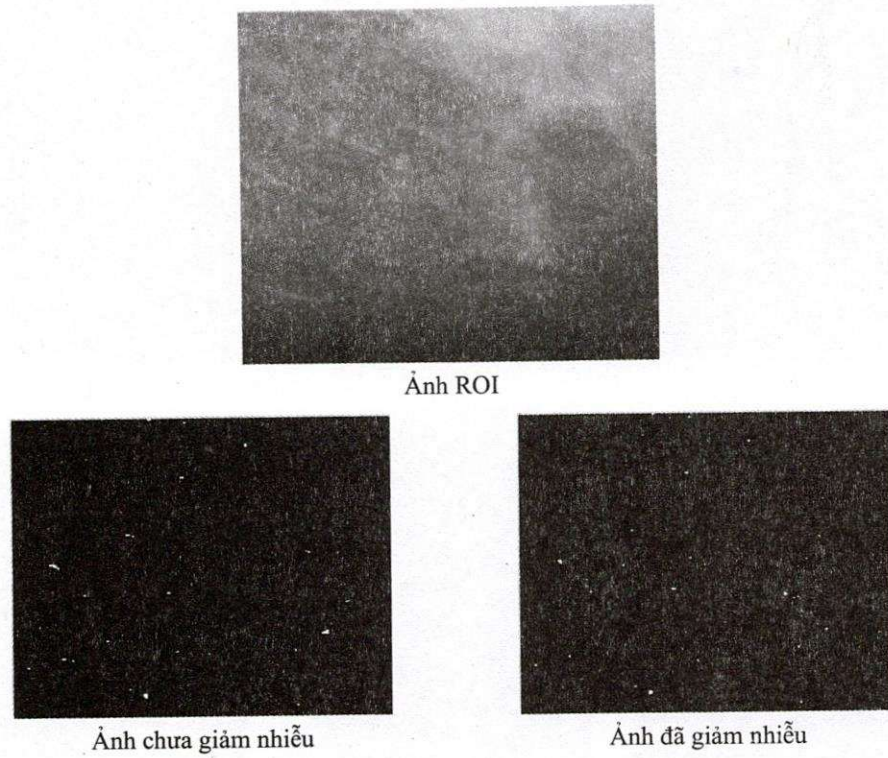
Hình 5: Cấu trúc mạng nơron lan truyền ngược.

**5. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG TRÊN MÁY TÍNH**

Tác giả không tự tạo ra cơ sở dữ liệu ảnh vì thiếu điều kiện và khó so sánh kết quả với các tác giả khác. Thay vào đó, như đã nói ở trước, chúng tôi dùng cơ sở dữ liệu ảnh được thu thập từ MIAS (Mammographic Image Analysis Society), kích thước mỗi ảnh là 1024×1024 điểm ảnh, với độ phân giải mức xám là 8 bits trên mỗi điểm ảnh. Cơ sở dữ liệu cung cấp thông tin về vị trí và loại dị thường xuất hiện trong nhũ ảnh, được sử dụng chủ yếu cho các hoạt động nghiên cứu khoa học.

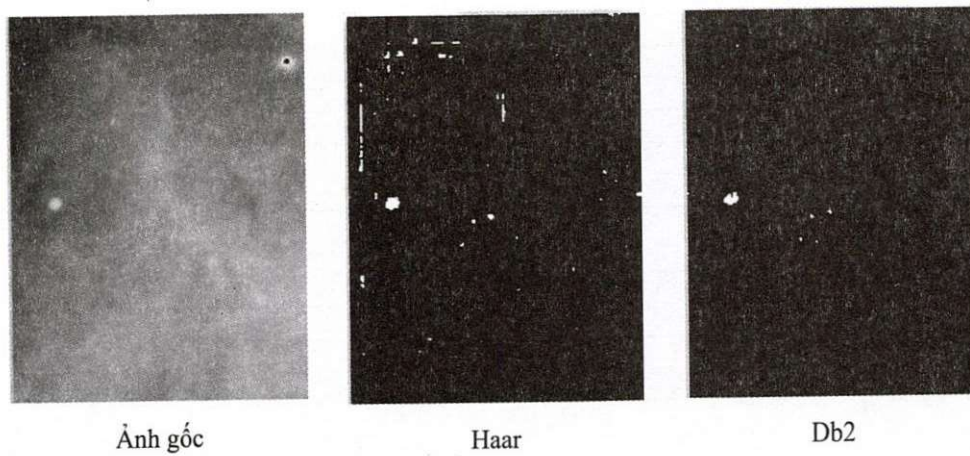
Trước tiên, lọc nhiễu là một tiền xử lý ảnh cần thiết. Lọc Wiener, cũng như nhiều lọc khác, giảm thiểu nhiễu nhưng cũng có tác dụng phụ không mong muốn, trong từng trường hợp này làm giảm cường độ ánh sáng các đốm hóa vôi rất nhỏ. Tuy vậy, để tránh phát hiện làm nhiễu là các hóa vôi, ta phải dùng một lọc nào đó. Thực nghiệm cho thấy việc sử dụng lọc Wiener kết hợp với wavelet phân giải ảnh giúp phát hiện tốt các điểm hóa vôi. Hình 6 là kết quả mô phỏng tác dụng của việc giảm nhiễu. Thật ra, ngày nay các phương pháp và thuật toán xử lý ảnh đã rất phát triển. Tùy loại nhiễu và tính chất ảnh mà ta chọn cách xử lý phù hợp. Trong nhiều trường hợp phải qua thực nghiệm mới thấy được sự hiệu quả.

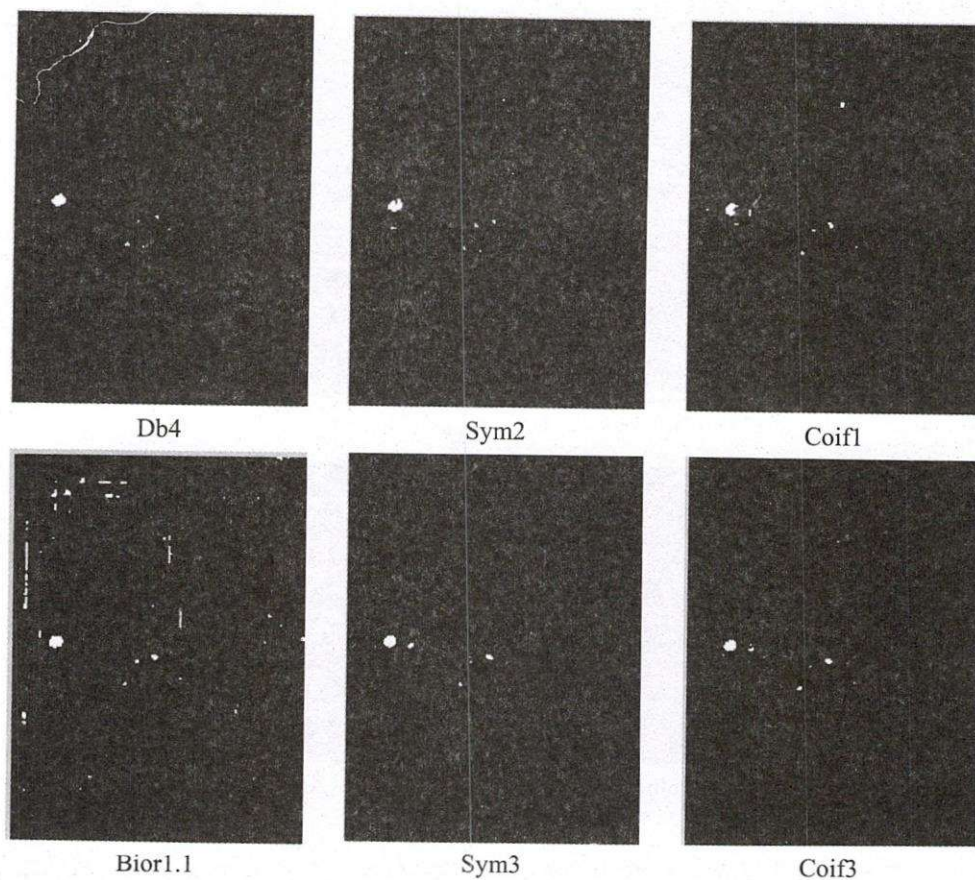




**Hình 6:** So sánh kết quả khi có dùng lọc giảm nhiễu hay không

Về wavelet, chúng tôi đã thử nghiệm với nhiều họ như Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets, Bior... ở các mức phân giải từ 1 đến 5. Kết quả họ db4 ở mức phân giải 3 cho kết quả tốt hơn hết. Hình 7 là một số kết quả mô phỏng.





**Hình 7:** Kết quả thực nghiệm dùng các họ wavelet khác nhau ở mức phân giải 3. Về mạng nơron, chúng tôi đã thử nghiệm với số nút ẩn khác nhau để so sánh số thế hệ huấn luyện và sai số MSE. Kết quả trình bày ở Bảng 1.

**Bảng 1:** Kết quả thử nghiệm mạng nơron với số nút ẩn khác nhau.

Số nút ẩn	MSE	Epoch
5	1.687e-006	301
10	1.721e-006	298
15	2.217e-006	289
20	2.140e-006	286
25	1.760e-006	285
30	1.570e-006	278
35	1.564e-006	279
40	1.510e-006	279
45	1.364e-006	274
50	1.330e-006	275
60	1.023e-006	269
70	1.133e-006	272



Để được đơn giản, chúng tôi chọn số nút ẩn là 5, sai số bình phương trung bình MSE khoảng  $1.687e-006$ . Kết quả đạt được đối với tập cơ sở dữ liệu 20 nhũ ảnh số (gồm các ảnh hóa vôi thường và hóa vôi ác tính) là 100%, mạng nơron nhận dạng được chính xác 10 trường hợp ảnh lành tính và 10 trường hợp ảnh ác tính (Bảng 2). Với tập cơ sở dữ liệu kiểm tra gồm 40 nhũ ảnh, kết quả nhận dạng đạt 91%. Tuy nhiên, khi cho mạng nơron nhận dạng các ảnh thường và các ảnh có khối u lành tính và ác tính thì kết quả mạng nhận dạng là lành tính. Các kết quả này là dựa trên cơ sở dữ liệu ảnh có sẵn, còn trên cơ sở dữ liệu tự tạo thực tế từ các bệnh viên thì kết quả có thể khác đi, tùy chất lượng ảnh chụp X-quang và CT. Lúc bấy giờ việc tiền xử lý ảnh phải được đặc biệt quan tâm, và có thể phải dùng mạng nơron phức tạp hơn (thêm lớp ẩn, tăng số nút ẩn...).

**Bảng 2:** Kết quả thực nghiệm dùng cơ sở dữ liệu ảnh

Ảnh hoá vôi	Loại dị thường	Vị trí dị thường		Bán kính dị thường	Kết quả thực nghiệm
		x	y		
mdb209	M (ác tính)	647	503	87	M
mdb211	M	680	327	13	M
mdb213	M	547	520	45	M
mdb218	B (lành tính)	519	629	8	B
mdb219	B	546	756	29	B
mdb222	B	398	427	17	B
mdb223	B	523	482	29	B
mdb226	B	329	550	25	B
mdb231	M	603	538	44	M
mdb236	B	276	824	14	B
...					

## 6. KẾT LUẬN

Nhiều phương pháp đã được ứng dụng để phát hiện ung thư vú với mức độ thành công khác nhau. Trong đó, chụp nhũ ảnh là một trong những phương pháp thích hợp nhất để phát hiện sớm. Việc phát hiện sớm qua nhũ ảnh làm tăng các liệu pháp chữa trị và tỷ lệ sống của bệnh nhân. Những thử nghiệm lâm sàng và các nghiên cứu trước đây chỉ ra rằng một hệ thống tự động phát hiện ung thư sẽ làm tăng độ chính xác chẩn đoán bệnh.

Bài báo đưa ra một mô hình thử nghiệm dựa trên phép biến đổi wavelet kết hợp với mạng nơron như là một công cụ trợ giúp các bác sĩ để tăng độ chính xác chẩn đoán ung thư vú. Khi sử dụng phép biến đổi wavelet để phát hiện các hóa vôi rất nhỏ, việc chọn lựa họ wavelet và mức phân giải wavelet sẽ là cần thiết.

Qua thử nghiệm, chúng tôi nhận thấy họ db4 ở mức phân giải 3 cho kết quả tốt hơn hết. Ba đặc trưng từ phân tích wavelet được đưa vào mạng nơron đơn giản chỉ gồm 1 lớp ẩn với 5 nút. Kết quả thử nghiệm cho thấy hệ thống phân tích wavelet kết hợp với mạng nơron hoạt động tốt, cho phép ta tin tưởng có thể phát triển hệ thống lên hoàn chỉnh hơn.

Qua khảo sát kỹ thuật chụp và chẩn đoán nhũ ảnh ở một số bệnh viện của nước ta như bệnh viện Từ Dũ, bệnh viện Ung Bướu..., thì kết quả chẩn đoán của các bác sĩ chủ yếu dựa trên phim chụp, việc phát hiện và chẩn đoán nhũ ảnh dựa trên ảnh số chưa được áp dụng. Với các ảnh số thu thập được từ các bệnh viện, nếu, chất lượng hình ảnh không tốt, độ phân giải không cao, thì cần có cách tiền xử lý ảnh hiệu quả. Dấu hiệu ban đầu của bệnh ung thư vú không chỉ là sự xuất hiện của các đốm hóa vôi rất nhỏ mà còn nhiều dấu hiệu khác, như sự xuất hiện khối u với các rìa gai, ... Do đó cần xây dựng một phương pháp tổng hợp để có thể kết hợp các dấu hiệu này vào trong một hệ thống nhận dạng và chẩn đoán đáng tin cậy hơn.



## APPLICATION OF WAVELET TRANSFORM AND NEURAL NETWORKS TO DETECT AND DIAGNOSE MICROCALCIFICATIONS IN MAMMOGRAMS

Hua Thi Hoang Yen, Nguyen Huu Phuong  
University of Natural Sciences, VNU-HCM

**ABSTRACT:** Breast cancer accounts for the most cancer diagnoses and the second most cancer deaths of women. Digital mammography is one of the most suitable methods for early detection of breast cancer. However, it is very difficult to distinguish benign and malignant microcalcifications (MCs). There are many deaths caused by late detection or misdiagnosis. An intelligent computer-aided diagnosis system (CAD) can provide a second opinion to the radiologists. Given that the MCs correspond to high frequency components of the image spectrum, detection of MCs is achieved by decomposing the mammograms into different frequency subbands, suppressing the low frequency subband, and, finally, reconstructing the mammogram from the high frequency subbands. A combination of 3 features (variance, entropy and standard deviation) computed by discrete wavelet transform are used as inputs to a simple neural network consisting of one hidden layer with 5 nodes. The system performs well with the accuracy of about 91% on data images. The result shows the advantage of wavelet transform associated with neural network in CAD system for mammography.

**Keywords:** Breast cancer, mammogram, microcalcification, wavelet transform, artificial neural network.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Nguyễn Chấn Hùng, *Ung thư học lâm sàng*, Trường Đại học Y dược Tp.HCM, Bộ môn Ung thư học, (2004).
- [2]. Tổ Bộ môn Ngoại-BV Nhân dân Gia Định, *Sổ tay Ngoại khoa lâm sàng*, Trung tâm Đào tạo bồi dưỡng cán bộ y tế, (2004).
- [3]. P.Pantel, *Breast Cancer Diagnosis and Prognosis*, Department of Computer Science, University of Manitoba, Canada, (1998).
- [4]. J.I.Arribas, C.Allberola – López, M.Mateos – Marcos, J.Cid – Sueiro, *Neural Posterior Probabilities for Microcalcification Detection in Breast Cancer Diagnoses*, Proceedings of the 1<sup>st</sup> International IEEE EMBS, Conference on Neural Engineering, March 20-22, (2003).
- [5]. B.Verma, J.Zakos, *A computer-Aided Diagnosis System For Digital Mammograms Based On Fuzzy-Neural And Feature Extraction Techniques*, School of Information Technology, Griffith University-Gold Coast Campus, Australia, (2001).
- [6]. D.R.Chen, R.F.Chang, W.J.Kuo, M.C.Chen and Y.L.Huang, *Diagnosis of breast tumors with sonographic texture analysis using wavelet transforms and neural networks*, Elsevier, pp.1301-1310, (2002).
- [7]. R.Mousa, Q.Munib, A.Moussa, *Breast cancer diagnosis system based on wavelet analysis and fuzzy-neural*, Expert Systems with Applications 28, 3-723, (2005).



- [8]. E.A.Rashed, M.G.Awad, *Neural networks approach for mammography diagnosis using wavelet features*, CSCBC-First Canadian Student Conference on Biomedical Computing, (2005)
- [9]. T.C.Wang, N.B.Karayiannis, *Detection of Microcalcifications in Digital Mammograms Using Wavelets*, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 17, No.4, pp.498-600, (1998).
- [10]. P.Sajda, A.Laine, Y.Zeevi, *Multi-resolution and wavelet representations for identifying signatures of disease*, IOS Press, Disease Markers 18, pp.339-363, (2002).
- [11]. B.Verma, R.Panchal, K.Kumar, *A Novel Min – Max Feature Value Based Neural Architecture and Learning Algorithm For Classification of Microcalcifications*, School of Information Technology, Griffith University, Australia, (2003).
- [12]. A.Papadopoulos, D.I.Fotiadis, A.Likas, *An automatic microcalcification detection system bases on a hybrid neural network classifier*, Artificial Intelligence in Medicine 25, Elsevier, pp.149-167, (2002).