

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI

**Nguyễn Việt Dũng**

**NGHIÊN CỨU, PHÁT TRIỂN GIẢI PHÁP HỖ TRỢ  
PHÁT HIỆN CÁC DẤU HIỆU TỐN THƯƠNG HÌNH KHỐI  
TRÊN ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ**

**LUẬN ÁN TIẾN SỸ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ**

Hà Nội - 2015

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI

Nguyễn Việt Dũng

**NGHIÊN CỨU, PHÁT TRIỂN GIẢI PHÁP HỖ TRỢ  
PHÁT HIỆN CÁC DẤU HIỆU TỐN THƯƠNG HÌNH KHÓI  
TRÊN ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ**

Chuyên ngành: Kỹ thuật Điện tử

Mã số: 62520203

LUẬN ÁN TIẾN SỸ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

1. GS. TS. NGUYỄN ĐỨC THUẬN
2. PGS. TS. NGUYỄN TIẾN DŨNG

Hà Nội - 2015

## Lời cam đoan

Tác giả xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu riêng của tác giả, không sao chép của bất kỳ người nào. Các số liệu kết quả nêu trong luận án là hoàn toàn trung thực và chưa từng được công bố bởi bất kỳ ai.

Tác giả

NCS. Nguyễn Việt Dũng

## **Lời cảm ơn**

Tôi xin chân thành cảm ơn GS.TS Nguyễn Đức Thuận và PGS.TS. Nguyễn Tiến Dũng, những người đã nhiệt tình hướng dẫn và giúp đỡ tôi rất nhiều trong quá trình nghiên cứu và hoàn thành Luận án.

Tôi cũng xin chân thành cảm ơn Viện Đào tạo Sau Đại học, Viện Điện tử -Viễn thông, Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội đã tạo điều kiện thuận lợi để tôi hoàn thành nhiệm vụ nghiên cứu của mình.

Tôi cũng bày tỏ lòng biết ơn đến Gia đình tôi, vợ và con tôi, các anh chị em, đồng nghiệp và bạn bè những người đã ủng hộ và động viên giúp đỡ tôi trong suốt thời gian làm Luận án.

## MỤC LỤC

|                                                                                                                                                                      |           |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ</b>                                                                                                                                          |           |
| <b>DANH MỤC CÁC BẢNG</b>                                                                                                                                             |           |
| <b>CÁC TỪ VIẾT TẮT</b>                                                                                                                                               |           |
| <b>MỞ ĐẦU.....</b>                                                                                                                                                   | <b>1</b>  |
| <b>CHƯƠNG 1. GIẢI PHẪU VÀ BỆNH LÝ UNG THU VÚ, CHỤP ẢNH X-QUANG VÚ VÀ GIẢI PHÁP HỖ TRỢ PHÁT HIỆN CÁC DẤU HIỆU TỐN THƯƠNG HÌNH KHỐI TRÊN ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ .....</b> | <b>5</b>  |
| <b>1.1. Giải phẫu và sinh lý vú .....</b>                                                                                                                            | <b>5</b>  |
| <b>1.2. Bệnh lý ung thư vú .....</b>                                                                                                                                 | <b>8</b>  |
| 1.2.1. Phân loại ung thư vú .....                                                                                                                                    | 9         |
| 1.2.2. Các giai đoạn ung thư vú.....                                                                                                                                 | 12        |
| 1.2.3. Các phương pháp chẩn đoán ung thư vú .....                                                                                                                    | 14        |
| 1.2.4. Các phương pháp điều trị bệnh ung thư vú .....                                                                                                                | 16        |
| <b>1.3. Chụp ảnh X-quang vú.....</b>                                                                                                                                 | <b>17</b> |
| 1.3.1. Chụp ảnh X-quang vú sàng lọc .....                                                                                                                            | 17        |
| 1.3.2. Chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán .....                                                                                                                           | 18        |
| 1.3.3. Trình tự thăm khám chụp ảnh X-quang vú .....                                                                                                                  | 19        |
| 1.3.4. Các dấu hiệu tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú.....                                                                                              | 22        |
| 1.3.5. Chụp ảnh X-quang vú kỹ thuật số .....                                                                                                                         | 24        |
| <b>1.4. Giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.....</b>                                                               | <b>25</b> |
| <b>1.5. Cơ sở dữ liệu ảnh.....</b>                                                                                                                                   | <b>27</b> |
| <b>1.6. Kết luận .....</b>                                                                                                                                           | <b>29</b> |
| <b>CHƯƠNG 2. TIỀN XỬ LÝ, TĂNG CƯỜNG CHẤT LƯỢNG ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ .....</b>                                                                                         | <b>30</b> |
| <b>2.1. Đặt vấn đề .....</b>                                                                                                                                         | <b>30</b> |
| <b>2.2. Tách vùng ảnh vú .....</b>                                                                                                                                   | <b>31</b> |
| <b>2.3. Tách phần cơ ngực ra khỏi vùng ảnh vú.....</b>                                                                                                               | <b>35</b> |
| <b>2.4. Tăng cường chất lượng ảnh.....</b>                                                                                                                           | <b>39</b> |
| 2.4.1. Tăng cường chất lượng ảnh kết hợp lọc trung bình với cân bằng mức xám đồ .....                                                                                | 42        |
| 2.4.2. Tăng cường chất lượng ảnh bằng biến đổi hình thái .....                                                                                                       | 45        |
| <b>2.5. Kết luận .....</b>                                                                                                                                           | <b>48</b> |
| <b>CHƯƠNG 3. PHÁT HIỆN CÁC VÙNG NGHI NGỜ CHỨA TỐN THƯƠNG HÌNH KHỐI THEO PHƯƠNG PHÁP TÌM KIÉM ĐƯỜNG BIÊN .....</b>                                                    | <b>49</b> |
| <b>3.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu trên thế giới hiện nay .....</b>                                                                                              | <b>49</b> |

|                                                                                                                         |            |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 3.1.1. Đánh giá hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ .....                                                                  | 49         |
| 3.1.2. Một số phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ chưa tồn thương hình khối<br>được đề xuất gần đây trên thế giới. .... | 51         |
| <b>3.2. Phát hiện vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.....</b>                                  | <b>57</b>  |
| 3.2.1. Phương pháp đối sánh mẫu .....                                                                                   | 57         |
| 3.2.2. Phương pháp tìm kiếm đường biên .....                                                                            | 59         |
| <b>3.3. Đánh giá hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối .....</b>                                   | <b>62</b>  |
| 3.3.1. Hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ của phương pháp đối sánh mẫu.....                                               | 62         |
| 3.3.2. Hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ của phương pháp tìm kiếm đường biên .....                                       | 64         |
| <b>3.4. Kết luận .....</b>                                                                                              | <b>67</b>  |
| <b>CHƯƠNG 4. GIẢM LUỢNG DƯƠNG TÍNH GIẢ SỬ DỤNG MÁY VECTƠ HỖ<br/>TRỢ SVM VÀ CÁC ĐẶC TRƯNG ĐA MỨC .....</b>               | <b>69</b>  |
| <b>4.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu hiện nay .....</b>                                                               | <b>69</b>  |
| 4.1.1. Các tiêu chí đánh giá hiệu quả phân loại .....                                                                   | 69         |
| 4.1.2. Tổng quan tình hình nghiên cứu gần đây trên thế giới.....                                                        | 72         |
| <b>4.2. Trích chọn đặc trưng của vùng nghi ngờ.....</b>                                                                 | <b>82</b>  |
| 4.2.1. Các đặc trưng thống kê bậc nhất FOS .....                                                                        | 82         |
| 4.2.2. Các đặc trưng dựa trên ma trận đồng xuất hiện mức xám GLCM .....                                                 | 82         |
| 4.2.3. Các đặc trưng sai khác xác suất ngược khối BDIP .....                                                            | 85         |
| 4.2.4. Các đặc trưng biến thiên hệ số tương quan cục bộ khối BVLC .....                                                 | 85         |
| <b>4.3. Mạng nơron NN và máy vectơ hỗ trợ SVM.....</b>                                                                  | <b>86</b>  |
| 4.3.1. Mạng nơron NN .....                                                                                              | 87         |
| 4.3.2. Máy vectơ hỗ trợ SVM.....                                                                                        | 91         |
| <b>4.4. Phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối .....</b>                                                          | <b>94</b>  |
| 4.4.1. Tính toán các đặc trưng .....                                                                                    | 94         |
| 4.4.2. Huấn luyện mạng NN và máy vectơ hỗ trợ SVM .....                                                                 | 99         |
| 4.4.3. Kết quả phân loại đạt được .....                                                                                 | 100        |
| <b>4.5. Kết luận .....</b>                                                                                              | <b>109</b> |
| <b>KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN .....</b>                                                                               | <b>110</b> |
| <b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>                                                                                         | <b>111</b> |
| <b>DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ CỦA LUẬN ÁN.....</b>                                                              | <b>119</b> |
| <b>PHỤ LỤC .....</b>                                                                                                    | <b>120</b> |

## DANH SÁCH CÁC HÌNH VẼ

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Hình 1.1.</b> (a) Ảnh mặt cắt bên của vú. A: ống dẫn sữa, B: thùy, C: tuyến tiết sữa, D: núm vú, E: mô mỡ, F: cơ ngực chính, G: thành ngực, AA: tế bào biểu mô, BB: màng chính, CC: ống dẫn sữa. (b) A: cơ ngực chính, B: hạch nách mức I, C: hạch nách mức II, D: hạch nách mức III, E: hạch trên đòn, F: hạch vú trong (nguồn [49]). .....                                                                                                                                                                         | 6  |
| <b>Hình 1.2.</b> Phần cuối ống tiêu thùy TDLU (nguồn [77]). .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       | 7  |
| <b>Hình 1.3</b> Tỷ lệ ung thư vú xâm lấn xuất hiện tại các vùng vú khác nhau (nguồn [88]). ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         | 10 |
| <b>Hình 1.4.</b> Ung thư biểu mô ống. (a) các giai đoạn phát triển từ thành ung thư biểu mô ống xâm lấn (i) tế bào bình thường, (ii) tế bào tăng sản lành tính, (iii) tế bào tăng sản không điển hình, (iv) ung thư biểu mô ống không xâm lấn, (v) ung thư biểu mô ống xâm lấn ít, (vi) ung thư biểu mô ống xâm lấn. (b) A: ống sữa, B: tiêu thùy, C: xoang tiết sữa, D: núm vú, E: mô mỡ, F: cơ ngực chính, G: thành ngực, A1: tế bào bình thường, B1: tế bào ung thư phá vỡ màng ống, C1: màng ống (nguồn [49]) ..... | 10 |
| <b>Hình 1.5.</b> Ung thư biểu mô tiêu thùy. (a) không xâm lấn và (b) xâm lấn. A: ống sữa, B: Acinar, C: xoang tiết sữa, D: núm vú, E: mô mỡ, F: cơ ngực chính, G: thành ngực, A1: tế bào tiêu thùy bình thường, B1: tế bào tiêu thùy ung thư, C1: màng tiêu thùy, B2: tế bào ung thư phá vỡ màng tiêu thùy (nguồn [49]). .....                                                                                                                                                                                          | 11 |
| <b>Hình 1.6.</b> Tế bào ung thư xâm lấn vào các mạch máu và mạch bạch huyết. AA: mạch máu, BB: mạch bạch huyết, A: tế bào bình thường, B: tế bào ung thư, C: màng, D: mạch bạch huyết, E: mạch máu, F: mô vú (nguồn [49]). .....                                                                                                                                                                                                                                                                                        | 12 |
| <b>Hình 1.7.</b> Các hướng chụp ảnh X-quang vú. (a):hướng chụp phổi biến nhất, trên xuống CC và chéo xiên MLO. (b): chụp vuông góc từ biên vào giữa 90LAT-LM. (c): chụp vuông góc từ giữa ra biên 90LAT-ML (nguồn [55]). .....                                                                                                                                                                                                                                                                                          | 19 |
| <b>Hình 1.8.</b> (trái): chụp ảnh X-quang vú phát hiện khối u và vi vôi hóa. (giữa): dụng cụ đặc biệt cho kỹ thuật vùng áp lực. (phải): dụng cụ đặc biệt cho kỹ thuật phóng đại .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 20 |
| <b>Hình 1.9.</b> (a) Sơ đồ cấu trúc của máy chụp ảnh X-quang vú, (b) Đặt bệnh nhân. Sử dụng máy chụp X-quang vú MAMMOMAT Novation S của Siemens theo các hướng (c) CC và (d) MLO.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 20 |
| <b>Hình 1.10.</b> Từ trái sang phải, ảnh chụp X-quang vú hướng MLO được phân loại là mô mỡ, mô tuyến và mô tuyến dày đặc.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 21 |
| <b>Hình 1.11.</b> Các hình dạng, đường biên, mật độ khác nhau của tổn thương hình khối (nguồn [21]). .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              | 22 |
| <b>Hình 1.12.</b> Tổn thương hình khối lành tính (trái) và ác tính (phải). .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        | 23 |
| <b>Hình 1.13.</b> Tổn thương vi vôi hóa lành tính (trái) và ác tính (phải). .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       | 23 |
| <b>Hình 1.14.</b> Cấu trúc giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | 27 |
| <b>Hình 1.15.</b> Các thông số đi kèm mỗi ảnh trong cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 | 28 |
| <b>Hình 2.1.</b> Các thành phần chính trên ảnh chụp X-quang vú số hóa từ cơ sở dữ liệu                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |    |

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| mini-MIAS [47] .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                       | 30 |
| <b>Hình 2.2.</b> Mức xám đồ của ảnh mdb 132. ....                                                                                                                                                                                                                                                                          | 32 |
| <b>Hình 2.3.</b> Ảnh chụp X-quang vú ban đầu (trái) và ảnh vùng vú (phải). (a) Ảnh mdb115.<br>(b) Ảnh mdb274. (c) Ảnh mdb283 .....                                                                                                                                                                                         | 33 |
| <b>Hình 2.4.</b> So sánh hiệu quả tách vùng ảnh vú của phương pháp được sử dụng với phương pháp của Masek [67] và Telebour [9]. Hàng trên cùng: ảnh mdb209, ảnh mô tuyén. Hàng giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyén dày đặc. Hàng cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mỡ. ....                                                              | 34 |
| <b>Hình 2.5.</b> Kết quả tách phần cơ ngực khỏi phần mô vú dùng đa mức ngưỡng tối thiểu entropy chéo của Masek [67]. Trên: ảnh mdb209, ảnh mô tuyén. Dưới: ảnh mdb163, ảnh mô tuyén dày đặc. ....                                                                                                                          | 37 |
| <b>Hình 2.6.</b> Nguyên lý thực hiện phương pháp tách phần cơ ngực khỏi vùng ảnh vú được sử dụng. ....                                                                                                                                                                                                                     | 37 |
| <b>Hình 2.7.</b> Minh họa 4 ảnh phân ngưỡng tương ứng thu được .....                                                                                                                                                                                                                                                       | 38 |
| <b>Hình 2.8.</b> Kết quả tách phần cơ ngực của phương pháp được sử dụng.....                                                                                                                                                                                                                                               | 38 |
| <b>Hình 2.9.</b> Kết quả tách phần cơ ngực của phương pháp được sử dụng. Trên: ảnh mdb274, nhãn ảnh chèm vào vùng ảnh vú. Dưới: ảnh mdb283, lỗi số hóa chèm vào vùng ảnh vú .....                                                                                                                                          | 39 |
| <b>Hình 2.10.</b> So sánh phương pháp tách phần cơ ngực khỏi vùng ảnh vú được sử dụng với phương pháp của Masek [67] trên các ảnh chụp X-quang vú khác nhau từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. Hàng trên cùng: ảnh mdb209, ảnh mô tuyén. Hàng giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyén dày đặc. Hàng cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mỡ. .... | 40 |
| <b>Hình 2.11.</b> Bốn nhóm kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú. ....                                                                                                                                                                                                                                        | 41 |
| <b>Hình 2.12.</b> Mặt nạ lọc làm tròn kích thước 3x3. ....                                                                                                                                                                                                                                                                 | 42 |
| <b>Hình 2.13.</b> Ảnh có độ tương phản thấp và cao cùng mức xám đồ tương ứng của chúng (nguồn [86]). .....                                                                                                                                                                                                                 | 43 |
| <b>Hình 2.14.</b> Hiệu quả tăng cường chất lượng ảnh khi kết hợp lọc trung bình và cân bằng mức xám đồ. Trên: ảnh mdb209, ảnh mô tuyén. Giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyén dày đặc.<br>Cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mỡ. ....                                                                                                       | 44 |
| <b>Hình 2.15.</b> Một số dạng phần tử cấu trúc (trái). Chuyển sang dạng chữ nhật (phải) .....                                                                                                                                                                                                                              | 45 |
| <b>Hình 2.16.</b> Nguyên lý tăng cường chất lượng ảnh bằng biến đổi hình thái. ....                                                                                                                                                                                                                                        | 46 |
| <b>Hình 2.17.</b> Tăng cường chất lượng ảnh sử dụng biến đổi hình thái. Trên: ảnh mdb209, ảnh mô tuyén. Giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyén dày đặc. Cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mỡ. ....                                                                                                                                          | 47 |
| <b>Hình 3.1.</b> Ví dụ mô tả sự chòng lấn giữa vùng tổn thương thật (đường tròn trắng) và vùng nghi ngờ được phát hiện ra (đường tròn đen). Hình tròn trắng là vùng tổn thương chuẩn (ground-truth) cung cấp bởi cơ sở dữ liệu sử dụng còn đường cong trắng là vùng chuẩn do bác sĩ xác định. (nguồn [64]).....            | 51 |
| <b>Hình 3.2.</b> Vùng lân cận lớn và nhỏ để tính mức ngưỡng thích nghi (nguồn [37]). .....                                                                                                                                                                                                                                 | 52 |
| <b>Hình 3.3.</b> Lân cận 5x5 để xác định góc hướng của vectơ gradien. ....                                                                                                                                                                                                                                                 | 55 |
| <b>Hình 3.4.</b> Quá trình phân vùng của Zhang [106]. Từ trái sang phải: ảnh đường biên; các vùng nghi ngờ có thể và vùng trung tâm (viền đỏ); vùng nghi ngờ khối u;                                                                                                                                                       |    |

|                                                                                                                                             |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| đường bao của khối u được tách ra (viền xanh). ....                                                                                         | 56 |
| <b>Hình 3.5.</b> Lưu đồ thuật toán phát hiện vùng nghi ngờ tồn thương khối dùng thuật toán đổi sánh mẫu.....                                | 58 |
| <b>Hình 3.6.</b> Hai mẫu có độ tương phản khác nhau.....                                                                                    | 59 |
| <b>Hình 3.7.</b> Từ trái sang phải: mức ngưỡng $T=0.7, 0.65$ và $0.6$ .<br>Số vùng nghi ngờ phát hiện ra lần lượt là $N=2, N=6, N=15$ ..... | 59 |
| <b>Hình 3.8.</b> Trái: vùng nghi ngờ ban đầu. Giữa: vùng đang được phát triển.<br>Phải: vùng cuối cùng thu được.....                        | 59 |
| <b>Hình 3.9.</b> Một vùng tồn thương hình khối và mức xám đồ của nó (nguồn [86]). .....                                                     | 61 |
| <b>Hình 3.10.</b> Lưu đồ thuật toán phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ dựa vào tìm kiếm đường biên được đề xuất .....                      | 61 |
| <b>Hình 3.11.</b> Một số ví dụ minh họa kết quả của thuật toán đề xuất.....                                                                 | 62 |
| <b>Hình 3.12.</b> Kết quả thực hiện với ảnh thuộc thư mục SPIC. ....                                                                        | 63 |
| <b>Hình 3.13.</b> Kết quả thực hiện với ảnh thuộc thư mục SPIC. ....                                                                        | 63 |
| <b>Hình 3.14.</b> Kết quả thực hiện với ảnh thuộc thư mục CIRC.....                                                                         | 63 |
| <b>Hình 3.15.</b> Các vùng nghi ngờ phát hiện được (đường bao màu đỏ).<br>Vùng tồn thương thực (đường bao màu xanh) .....                   | 65 |
| <b>Hình 3.16.</b> Các vùng nghi ngờ phát hiện được (đường bao màu đỏ).<br>Vùng tồn thương thực (đường bao màu xanh) (tiếp).....             | 66 |
| <b>Hình 4.1.</b> Cách tính các cặp giá trị (TPF, FPF) khác nhau để xây dựng đường cong ROC....                                              | 71 |
| <b>Hình 4.2.</b> Ví dụ minh họa đường cong ROC.....                                                                                         | 71 |
| <b>Hình 4.3.</b> Cách xây dựng ma trận GLCM. ....                                                                                           | 83 |
| <b>Hình 4.4.</b> Ảnh gốc (a) và ảnh BDIP (b). ....                                                                                          | 85 |
| <b>Hình 4.5.</b> Vùng $R(x,y)$ ban đầu (hình vuông nét liền) và vùng $R(x,y)$ bị dịch<br>(hình vuông nét đứt). ....                         | 86 |
| <b>Hình 4.6.</b> Ảnh BVLC của các ảnh gốc ở hình 4.4(a).....                                                                                | 86 |
| <b>Hình 4.7.</b> Mạng nơron tự nhiên. ....                                                                                                  | 87 |
| <b>Hình 4.8.</b> Mô hình tính toán của nơron nhân tạo.....                                                                                  | 87 |
| <b>Hình 4.9.</b> Mạng MLP tổng quát.....                                                                                                    | 89 |
| <b>Hình 4.10.</b> Mạng MLP 2 lớp.....                                                                                                       | 90 |
| <b>Hình 4.11.</b> Các siêu mặt phân loại dữ liệu.....                                                                                       | 91 |
| <b>Hình 4.12.</b> Siêu mặt phẳng có biên lớn nhất của SVM.....                                                                              | 92 |
| <b>Hình 4.13.</b> Ảnh xạ từ miền $R^n$ sang miền $R^d$ .....                                                                                | 93 |
| <b>Hình 4.14.</b> Vùng nghi ngờ được phát hiện ra (màu đỏ). Mô tả vùng nghi ngờ bằng hình chữ nhật nhỏ nhất bao trùm nó (màu đen).....      | 94 |
| <b>Hình 4.15.</b> Cách tính bộ đặc trưng GLCM13. ....                                                                                       | 95 |
| <b>Hình 4.16.</b> Cách tính bộ đặc trưng GLCM12. ....                                                                                       | 96 |
| <b>Hình 4.17.</b> Chia hình chữ nhật bao quanh vùng nghi ngờ thành các khối nhỏ                                                             |    |

|                                                                                                                                                                  |     |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| để tính đặc trưng BDIP (trái) và BVLC (phải).....                                                                                                                | 96  |
| <b>Hình 4.18.</b> Huấn luyện máy vectơ hỗ trợ SVM với i=2. ....                                                                                                  | 100 |
| <b>Hình 4.19.</b> Các đường cong ROC thu được khi dùng mạng NN để phân loại các vùng nghi ngờ.....                                                               | 102 |
| <b>Hình 4.20.</b> Đường cong ROC tương ứng với các đặc trưng BDIP (i=6).....                                                                                     | 103 |
| <b>Hình 4.21.</b> Hiệu quả của đặc trưng BDIP so với bộ đặc trưng FOS và GLCM13. ....                                                                            | 104 |
| <b>Hình 4.22.</b> Phân bố của cặp đặc trưng (BVLC <sub>kxk</sub> mean, BVLC <sub>kxk</sub> var). .....                                                           | 105 |
| <b>Hình 4.23.</b> Giá trị Az thu được khi sử dụng 2 nhóm đặc trưng BVLC Mean và BVLC Var.....                                                                    | 105 |
| <b>Hình 4.24.</b> Đường cong ROC thu được khi so sánh nhóm đặc trưng BVLC Var cùng BVLC <sub>2x2</sub> mean với các bộ đặc trưng FOS, GLCM13 và BDIP đa mức..... | 107 |

## DANH SÁCH CÁC BẢNG BIỂU

|                                                                                                                                                                                         |     |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| <b>Bảng 1.1.</b> Các loại ung thư vú xâm lấn .....                                                                                                                                      | 11  |
| <b>Bảng 1.2.</b> Các giai đoạn bệnh ung thư vú cùng phân loại TNM tương ứng .....                                                                                                       | 13  |
| <b>Bảng 1.3.</b> Phân loại các kết quả chụp ảnh X-quang vú trong BI-RADS .....                                                                                                          | 24  |
| <b>Bảng 1.4.</b> Thống kê loại ảnh, loại mô vú, loại bất thường của cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. .....                                                                                 | 29  |
| <b>Bảng 2.1.</b> So sánh mức độ tăng cường chất lượng ảnh theo phương pháp biến đổi hình thái được đề xuất với phương pháp sử dụng lọc trung bình kết hợp với cân bằng mức xám đồ ..... | 48  |
| <b>Bảng 3.1.</b> Một số kết quả thu được của phương pháp đổi sánh mẫu.....                                                                                                              | 62  |
| <b>Bảng 3.2.</b> Kết quả thực nghiệm phương pháp tìm kiếm đường biên để phát hiện vùng nghi ngờ.....                                                                                    | 64  |
| <b>Bảng 3.3.</b> Kết quả phát hiện thu được ứng với 2 phương pháp tăng cường chất lượng ảnh khác nhau.....                                                                              | 64  |
| <b>Bảng 3.4.</b> So sánh phương pháp tìm kiếm vùng nghi ngờ được đề xuất với các nghiên cứu gần đây trên thế giới .....                                                                 | 67  |
| <b>Bảng 4.1.</b> Bốn trường hợp phân loại có thể .....                                                                                                                                  | 70  |
| <b>Bảng 4.2.</b> Tổng hợp các kết quả đạt được của các nghiên cứu gần đây .....                                                                                                         | 80  |
| <b>Bảng 4.3.</b> Một số giá trị đặc trưng FOS .....                                                                                                                                     | 95  |
| <b>Bảng 4.4.</b> Một số giá trị đặc trưng GLCM13.....                                                                                                                                   | 97  |
| <b>Bảng 4.5.</b> Một số giá trị đặc trưng GLCM12.....                                                                                                                                   | 97  |
| <b>Bảng 4.6.</b> Một số giá trị của bộ 7 đặc trưng BDIP đa mức .....                                                                                                                    | 98  |
| <b>Bảng 4.7.</b> Một số giá trị của bộ 6 đặc trưng BVLC đa mức. ....                                                                                                                    | 98  |
| <b>Bảng 4.8.</b> Hiệu quả phân loại khi sử dụng mạng NN cùng bộ đặc trưng GLCM12 và GLCM13.....                                                                                         | 101 |
| <b>Bảng 4.9.</b> Giá trị Az thu được ứng với các phương pháp tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú khác nhau. ....                                                                  | 101 |
| <b>Bảng 4.10.</b> Các giá trị Az thu được khi sử dụng đặc trưng BDIP đa mức .....                                                                                                       | 103 |
| <b>Bảng 4.11.</b> Các giá trị Az thu được với các đặc trưng BVLC khác nhau với i=6.....                                                                                                 | 106 |
| <b>Bảng 4.12.</b> So sánh nhóm đặc trưng BVLC Var cùng BVLC <sub>2x2</sub> mean với bộ đặc trưng FOS, GLCM13 và BDIP đa mức .....                                                       | 107 |
| <b>Bảng 4.13.</b> So sánh phương pháp đề xuất với một số nghiên cứu gần đây trên thế giới ..                                                                                            | 108 |
| <b>Bảng 4.14.</b> So sánh phương pháp đề xuất với các phương pháp có Az lớn hơn.....                                                                                                    | 108 |

## CÁC TỪ VIẾT TẮT

| Ký tự viết tắt | Tiếng Anh                                       | Tiếng Việt                              |
|----------------|-------------------------------------------------|-----------------------------------------|
| 90 LAT – LM    | 90 Lateral – Medial                             | Chụp vuông góc từ biên vào giữa         |
| 90 LAT – ML    | 90 Medial – Lateral                             | Chụp vuông góc từ giữa ra biên          |
| ACR            | American College of Radiology                   | Hiệp hội X-quang Hoa Kỳ                 |
| ANFIS          | Adaptive Neuro Fuzzy Inference System           | Hệ thống suy luận mờ logic              |
| ART            | Adaptive Resonance Theory                       | Lý thuyết cộng hưởng thích nghi         |
| BDIP           | Block Difference Inverse Probability            | Sai khác xác suất ngược khối            |
| BSE            | Breast Self Exam                                | Tự thăm khám vú                         |
| BVLC           | Block Variance of Local Corelation coefficients | Biến thiên hệ số tương quan cục bộ khối |
| CAD            | Computer Aided Detection                        | Phát hiện có sự trợ giúp của máy tính   |
| CBE            | Clinical Breast Exam                            | Thăm khám vú lâm sàng                   |
| CC             | Cranio – Caudal                                 | Chụp hướng từ trên xuống                |
| CNB            | Core Needle Biopsy                              | Sinh thiết dùng kim lớn                 |
| DCIS           | Ductal Carcinoma In Situ                        | Ung thư biểu mô óng tại chỗ             |
| DIP            | Difference of Inverse Probability               | Sai khác xác suất ngược                 |
| DM             | Digital mammography                             | Chụp ảnh X-quang vú kỹ thuật số         |
| DST            | Discrete Shearlet Transform                     | Biến đổi shearlet rời rạc               |
| EHD            | Edge Histogram Descriptor                       | Mô tả mức xám đồ đường biên             |
| FFDM           | Full Field Digital Mammography                  | Chụp ảnh X-quang kỹ thuật số toàn dài   |
| FN             | False Negative                                  | Âm tính giả                             |
| FNA            | Fine Needle Aspiration                          | Chọc hút kim tiêm mảnh                  |
| FNF            | False Negative Fraction                         | Tỉ lệ âm tính giả                       |
| FOS            | First Order Statistic                           | Thống kê bậc nhất                       |
| FP             | False Positive                                  | Đương tính giả                          |
| FPF            | False Positive Fraction                         | Tỉ lệ đương tính giả                    |
| FPPI           | False Positive per Image                        | Đương tính giả trên ảnh                 |

|      |                                            |                                         |
|------|--------------------------------------------|-----------------------------------------|
| GLCM | Gray Level Cooccurrence Matrix             | Ma trận đồng xuất hiện mức xám          |
| GLDS | Gray Level Difference Statistic            | Thống kê sai khác mức xám               |
| GRLS | Gray Level Run Length Statistic            | Thống kê độ dài chạy mức xám            |
| ICA  | Independent Component Analysis             | Phân tích thành phần độc lập            |
| IDC  | Invasive Ductal Cancer                     | Ung thư biểu mô ống xâm lấn             |
| ILC  | Invasive Lobular Cancer                    | Ung thư biểu mô tiểu thùy xâm lấn       |
| KNN  | k- Nearest Neighbor                        | K phần tử lân cận gần nhất              |
| LBP  | Local Binary Pattern                       | Mẫu nhị phân cục bộ                     |
| LCIS | Lobular Carcinoma In Situ                  | Ung thư biểu mô tiểu thùy tại chỗ       |
| LDA  | Linear Discriminant Analysis               | Phân tích biệt số tuyến tính            |
| LMO  | Lateral – Medial Oblique                   | Chụp chéo xiên từ biên vào giữa         |
| LTE  | Laws Texture Energy                        | Năng lượng kết cấu Law                  |
| M    | Magnification                              | Phóng đại                               |
| MLO  | Medio – Lateral Oblique                    | Chụp chéo xiên                          |
| MLP  | Multi Layer Perceptron                     | Mạng Perceptron đa lớp                  |
| MRI  | Magnetic Resonance Imaging                 | Chụp ảnh cộng hưởng từ                  |
| NN   | Neural Network                             | Mạng Nơron                              |
| ODCM | Optical Density Cooccurrence Matrix        | Ma trận đồng xuất hiện mật độ quang     |
| PACS | Picture Archiving and Communication System | Hệ thống lưu trữ và truyền tải hình ảnh |
| PCA  | Principal Component Analysis               | Phân tích thành phần chính              |
| PSNR | Peak Signal to Noise Ratio                 | Tỷ số tín hiệu trên nhiễu đỉnh          |
| RBF  | Radial Basic Function                      | Mạng hàm cơ sở xuyên tâm                |
| RFE  | Recursive Feature Elimination              | Giảm đặc trưng hồi quy                  |
| ROC  | Receive Operating Characteristic           | Đặc tính hoạt động bên thu              |
| ROI  | Region of Interest                         | Vùng quan tâm                           |
| SC   | Spot Compression                           | Nén điểm                                |
| SFM  | Screen – film mammography                  | Phim chụp X-quang vú                    |
| SNE  | Stochastic Neighbor Embedding              | Nhúng phân tử lân cận ngẫu nhiên        |
| SOM  | Self Organizing Map                        | Mạng tự tổ chức                         |
| SVM  | Support Vector Machine                     | Máy vécτơ hỗ trợ                        |
| SWT  | Spherical Wavelet Transform                | Biến đổi wavelet cầu                    |
| TDLU | Terminal Duct Lobular Unit                 | Phần cuối ống tiểu thùy                 |

|     |                        |                    |
|-----|------------------------|--------------------|
| TN  | True Negative          | Âm tính thật       |
| TNF | True Negative Fraction | Tỉ lệ âm tính thật |
| TP  | True Positive          | Dương tính thật    |

## MỞ ĐẦU

### 1. Mục đích nghiên cứu

Ung thư vú là loại ung thư thường gặp thứ 2 sau ung thư phổi và là nguyên nhân gây tử vong nhiều thứ 5. Nếu chỉ tính với nữ giới thì ung thư vú là dạng ung thư hay gặp nhất và là nguyên nhân chính thứ 2 gây tử vong do ung thư ở nữ giới tại nhiều nước trên thế giới trong đó có Việt Nam [1].

Ở Mỹ, theo thống kê năm 2010 [50], có 1529560 trường hợp ung thư mới mắc và 569490 người tử vong do ung thư. Chỉ tính riêng ung thư vú thì có 209060 trường hợp mới mắc và 40230 người tử vong. Ở Việt Nam, tỷ lệ mắc ung thư vú cũng tăng dần theo từng năm. Đến nay đã có suất độ cao nhất so với các bệnh ung thư khác ở phụ nữ tại miền Bắc và cao hàng thứ hai ở miền Nam [3]. Theo [2], tại Hà Nội, năm 1998 tỷ lệ mắc chuẩn theo tuổi của ung thư vú là 20,3/100000 dân và tại thành phố Hồ Chí Minh là 16,0/100000 dân. Ước tính chung cho cả nước, năm 2000, tỷ lệ mắc ung thư vú chuẩn theo tuổi là 17,4/100000 dân, đứng hàng đầu trong các loại bệnh ung thư tại phụ nữ.

Chụp ảnh X-quang vú sàng lọc là chụp X-quang vú được thực hiện thường xuyên trên một số lượng lớn dân chúng chưa có bất kỳ biểu hiện nào của bệnh ung thư vú nhằm phát hiện sớm các dấu hiệu tổn thương ung thư vú. Các bác sĩ sẽ tìm kiếm trên ảnh chụp X-quang vú các dấu hiệu tổn thương ung thư vú. Một số dấu hiệu tổn thương ung thư vú quan trọng mà các bác sĩ tìm kiếm đó là các tổn thương vi vôi hóa và các tổn thương hình khối. Phát hiện sớm các tổn thương ung thư vú trên ảnh X-quang vú sẽ tăng khả năng điều trị ung thư vú cũng như tăng tỷ lệ sống [20].

Cùng với việc phát triển của chương trình sàng lọc, tầm soát ung thư vú, các bác sĩ phải đọc một số lượng lớn các ảnh chụp X-quang vú. Công việc này là khó khăn và đòi hỏi bác sĩ phải có nhiều kinh nghiệm. Một số nghiên cứu hồi cứu đã chỉ ra rằng, tỷ lệ bỏ sót, không phát hiện ra ung thư vú nằm trong khoảng từ 10% đến 30% [95]. Các nguyên nhân là do bác sĩ mệt mỏi, do cấu trúc phức tạp của mô vú trên ảnh hay do sự khó phân biệt của ung thư vú so với mô bình thường. Thậm chí ngay cả những bác sĩ có kinh nghiệm nhất cũng chỉ phát hiện chuẩn xác ung thư vú từ 85-91% [101]. Một số nghiên cứu khác chỉ ra rằng nếu hai bác sĩ cùng đọc phim chụp X-quang vú thì tỷ lệ phát hiện phát hiện đúng tăng lên khoảng 10% [73]. Tuy nhiên, thực hiện đọc phim chụp X-quang vú bởi hai bác sĩ là tốn kém, tốn thời gian và khó khăn về mặt chuẩn bị.

Các giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương ung thư vú CAD (Computer Aided Detection) đã được phát triển nhằm trợ giúp bác sĩ trong quá trình tìm kiếm, phát hiện, chỉ ra các dấu hiệu ngờ là tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú. Giải pháp CAD này, được mô tả như một sự kết hợp giữa các kỹ thuật xử lý ảnh, nhận dạng

mẫu, trí tuệ nhân tạo, chỉ đóng vai trò như một “người đọc thứ hai”, xác định các dấu hiệu hay các vùng nghi ngờ ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú [99].

Về cơ bản, giải pháp CAD này phải giải quyết được 2 nhiệm vụ. Thứ nhất là phát hiện các vùng nghi ngờ là tổn thương ung thư vú trên ảnh. Thứ hai là phân loại chúng thành vùng chứa tổn thương ung thư vú hay mô bình thường nhằm loại bỏ các vùng phát hiện sai. Kết luận cuối cùng rằng các vùng nghi ngờ đó có đúng là tổn thương ung thư vú hay không sẽ do bác sĩ quyết định. Khi giải pháp CAD được sử dụng, độ chính xác phát hiện ung thư vú của bác sĩ có thể tăng từ 10-15% [22].

Từ những nhiệm vụ này mà trên thế giới, các nghiên cứu về giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú cũng chia thành 2 hướng nghiên cứu chính. Hướng nghiên cứu thứ nhất tập trung vào việc nâng cao hiệu suất phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương ung thư vú. Hướng nghiên cứu còn lại thì tập trung vào việc nâng cao hiệu suất phân loại vùng nghi ngờ ung thư vú.

Hiện nay, một số công ty trên thế giới đã xây dựng các giải pháp hỗ trợ phát hiện dấu hiệu ung tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú. Các giải pháp này đã được tổ chức Quản lý Thuốc và Dược phẩm FDA của Mỹ [52] công nhận đủ điều kiện để thương mại hóa. Có thể kể đến ImageChecker của R2 Technology [53], MammoReader và SecondLook của ICad [54]. Tuy nhiên gần như không có thông tin về phương pháp và thuật toán được sử dụng trong các giải pháp này được công bố. Trong khi đó, lại có rất nhiều thông tin mô tả về lợi ích của những giải pháp này.

Tại Việt Nam hiện nay, chỉ chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán, mới bắt đầu chương trình chụp ảnh X-quang vú sàng lọc. Việc chẩn đoán ung thư vú từ ảnh chụp X-quang vú vẫn được thực hiện thủ công, đòi hỏi bác sĩ có phải có trình độ chuyên môn cao. Chưa có bất kỳ một công cụ nào để hỗ trợ các bác sĩ trong quá trình tìm kiếm, phát hiện các dấu hiệu tổn thương ung thư vú. Số lượng các công trình nghiên cứu trong nước [4], [76] được công bố là rất ít và đây vẫn được xem là một hướng nghiên cứu còn khá mới mẻ.

Cũng cần nhấn mạnh rằng, xây dựng giải pháp hỗ trợ phát hiện dấu hiệu tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú là một nhiệm vụ đặc biệt khó khăn, nhiều thách thức do một số nguyên nhân. Thứ nhất, các tổn thương ung thư vú nhất là tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú có nhiều biểu hiện khác nhau [21]. Thứ hai, các tổn thương này thường bị che bởi các mô tuyến dày đặc. Không những thế, trên ảnh chụp X-quang vú, các tổn thương hình khối còn khá giống vùng u nang hay các vùng mô mật độ cao khác của vú [31] làm cho việc phát hiện chúng là rất khó khăn. Và cuối cùng, hiệu suất phát hiện các dấu hiệu tổn thương ung thư vú luôn được mong chờ tiến tới gần lý tưởng.

### ***Mục tiêu nghiên cứu của luận án***

Vì những lý do nêu trên, trong khuôn khổ của luận án này chỉ tập trung vào mục tiêu nghiên cứu, phát triển một giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối

trên ảnh chụp X-quang vú. Nhờ giải pháp này mà các dấu hiệu nghi ngờ là tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú sẽ được phát hiện ra. Quyết định chẩn đoán cuối cùng thuộc về bác sĩ.

### **Các vấn đề cần giải quyết của luận án**

Để phát triển được một giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú có hiệu quả, luận án cần giải quyết ba vấn đề chính

- Tiền xử lý nhằm loại bỏ các vùng ảnh không cần thiết và tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú.
- Phát hiện các vùng nghi ngờ tổn thương hình khối với yêu cầu độ nhạy phát hiện các tổn thương hình khối khác nhau là rất cao với số lượng lớn các dương tính giả là chấp nhận được
- Phân loại vùng nghi ngờ tổn thương hình khối thành vùng chứa tổn thương hình khối hoặc vùng chứa mô vú bình thường để giảm số lượng dương tính giả với hiệu suất cao dựa vào các đặc trưng dùng để biểu diễn vùng nghi ngờ

### **2. Những giới hạn trong các nghiên cứu của luận án**

Tổn thương hình khối xuất hiện trên ảnh X-quang dưới nhiều biểu hiện khác nhau. Đồng thời các tổn thương này thường bị che bởi các mô tuyến dày đặc làm cho việc phát hiện chúng là đặc biệt khó khăn, thách thức [12]. Vì vậy, trong phạm vi nghiên cứu của luận án chỉ tập trung việc phát triển giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú. Hỗ trợ phát hiện dấu hiệu tổn thương vô hóa không nằm trong khuôn khổ của luận án.

Và cũng chính vì lẽ đó chỉ các ảnh chụp X-quang vú loại bình thường và loại chứa tổn thương hình khối (do các bác sĩ xác nhận) được sử dụng để đánh giá hiệu quả của giải pháp đề xuất. Các ảnh chụp X-quang vú chứa tổn thương vô hóa không được sử dụng. Cụ thể là có 90 ảnh chụp X-quang vú chứa tổn thương hình khối và 209 ảnh chụp X-quang vú bình thường từ cơ sở dữ liệu ảnh mini-MIAS [47] đã được sử dụng trong nghiên cứu này.

### **3. Phương pháp nghiên cứu**

Phương pháp nghiên cứu được lựa chọn trong luận án là phương pháp thử nghiệm, thống kê phân tích để tìm ra các quy luật và giá trị tối ưu nhằm nâng cao chất lượng ảnh, nâng cao hiệu suất phát hiện vùng nghi ngờ và hiệu suất phân loại vùng nghi ngờ.

### **4. Cấu trúc luận án**

Luận án được chia thành 5 chương có nội dung như sau.

- Chương 1: Giới thiệu các kiến thức cơ sở về giải phẫu và sinh lý vú; bệnh lý ung thư vú, các phương pháp chẩn đoán và điều trị ung thư vú. Chụp ảnh X-quang vú, các dấu hiệu tổn thương ung thư vú trên ảnh X-quang vú. Vai trò, tầm quan trọng và cấu trúc chức năng cũng như cơ sở dữ liệu ảnh được sử dụng để đánh giá hiệu quả của giải pháp

hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trong ảnh chụp X-quang vú đề xuất cũng được đề cập.

- *Chương 2*: phân tích tổng quan về các cách tiếp cận để tiền xử lý, tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú. Một số phương pháp để tiền xử lý, loại bỏ các vùng ảnh không cần thiết đã được đưa ra sử dụng. Bên cạnh đó, một phương pháp tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú có hiệu quả đã được đề xuất.

- *Chương 3*: nghiên cứu, phát triển các phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú đã được tiền xử lý và tăng cường chất lượng. Hai phương pháp được đề xuất và được so sánh đánh giá trên cơ sở dữ liệu chuẩn. Ảnh hưởng của các biện pháp tiền xử lý tới hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ cũng được đánh giá.

- *Chương 4*: nghiên cứu, phát triển các phương pháp giảm số lượng dương tính giả sử dụng kỹ thuật phân loại. Phương pháp phân loại được đề xuất sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM (Support Vector Machine) để phân loại các vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối thành vùng thực chứa tổn thương hình khối hay vùng chứa mô vú bình thường dựa trên các đặc trưng đa mức của chúng. So sánh đánh giá với khi sử dụng mạng nơron NN (Neural Network) hay khi sử dụng một vài đặc trưng thông dụng khác.

- *Chương 5*: Kết luận và kiến nghị.

Các đóng góp chính của luận án tập trung chủ yếu ở chương 3 và chương 4

## 5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của luận án

Về ý nghĩa khoa học: lần đầu tiên tại Việt Nam, vấn đề hỗ trợ bác sĩ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được nghiên cứu một cách tổng thể, có hệ thống. Điều đó được thể hiện thông qua các phương pháp phát hiện và phân loại vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú có hiệu quả được đề xuất.

Về ý nghĩa thực tiễn: giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú sẽ phát hiện và khoanh các vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối trên ảnh. Các bác sĩ sẽ tập trung phân tích nhiều hơn vào các vùng nghi ngờ này. Nhờ đó khả năng bỏ sót bệnh hay chẩn đoán sai được giảm đi, độ chính xác chẩn đoán tăng lên.

Ngoài ra, ý tưởng này có thể mở rộng áp dụng cho ảnh chụp cắt lớp phổi, ảnh bệnh lý học...

# **CHƯƠNG 1. GIẢI PHẪU VÀ BỆNH LÝ UNG THU VÚ, CHỤP ẢNH X-QUANG VÚ VÀ GIẢI PHÁP HỖ TRỢ PHÁT HIỆN CÁC DẤU HIỆU TỒN THƯƠNG HÌNH KHỐI TRÊN ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ**

## **1.1. Giải phẫu và sinh lý vú**

Trước khi xem xét đến ung thư vú, việc tìm hiểu tổng quát về cấu trúc giải phẫu cơ bản của vú phụ nữ là cần thiết. Vú là một khối mỡ dưới da nằm ở thành ngoài của ngực, có chứa các tuyến vú. Các tuyến vú này chính là đặc điểm giải phẫu phân biệt các động vật có vú với các loài động vật khác. Tuyến vú phát triển đầy đủ ở phụ nữ trưởng thành và sẽ cung cấp sữa trong thời kỳ cho con bú.

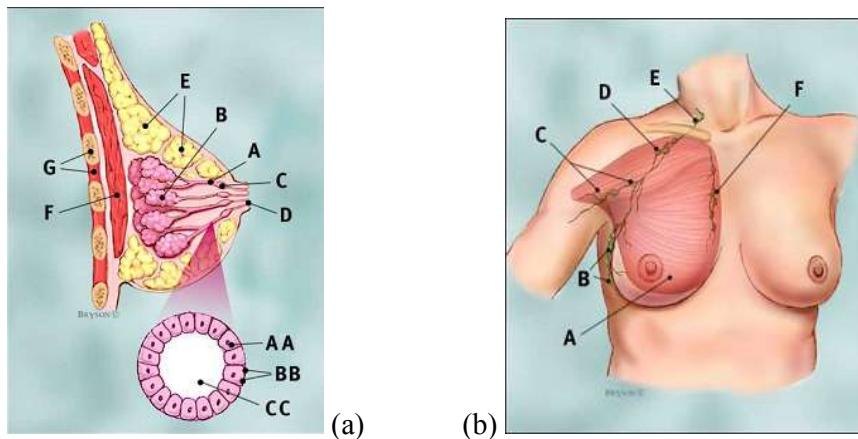
Nói một cách cụ thể, vú là dải dưới da ở 2 bên trái, phải trước ngực. Vú nằm từ khoang xương sườn thứ II đến khoang xương sườn thứ VI hoặc VII và từ hai bên nách vào hai bên bờ trong của xương ức [7]. Cấu trúc giải phẫu của vú được mô tả ở hình 1.1.

Mỗi tuyến vú phát triển đầy đủ được bao quanh bởi da và mỡ quanh vú và thường gồm 15 đến 20 thùy hay ống dẫn sữa. Mỗi thùy được đỡ và bảo vệ bởi mô mỡ và bao gồm từ 20 đến 40 tiểu thùy. Đây chính là các đơn vị chức năng của tuyến vú. Các tiểu thùy của tuyến vú bao gồm các tế bào tạo ra sữa. Sữa từ các tiểu thùy sẽ được dẫn qua những ống dẫn sữa nhỏ hoặc riêng hoặc nối với nhau hay nhiều nhánh ống dẫn sữa lân cận rồi cuối cùng đổ vào ống dẫn sữa chính. Các ống dẫn sữa chính có đường kính dưới 1 mm. Trước khi đi đến vùng sau quầng vú, chúng thường phình ra giống như hình thoi trên chiều dài 1 đến 2 cm và rộng một vài mm rồi thu nhỏ lại và cùng nhau đổ ra đỉnh núm vú. Trong quá trình cho con bú, sữa sẽ được giữ tạm thời ở phần phình ra này trước khi được thoát ra ngoài dưới áp lực bú của trẻ.

Núm vú là phần nhô, phồng lên của lớp da vú, nằm ngay dưới và ngoài của giữa vú. Núm vú trung bình dài từ 10 đến 15 mm, rộng từ 9 đến 10 mm. Núm vú có thể lớn hơn ở người này và nhỏ hơn ở người khác. Núm vú thường to lên trong thời gian cho con bú. Núm vú là nơi mà 15 đến 20 ống dẫn sữa đổ ra. Núm vú nằm trên một vành tròn màu hồng đỏ lúc còn thiếu nữ và màu nâu xám khi đã nuôi con gọi là quầng vú. Quầng vú có đường kính từ 15 đến 25 mm và dày từ 3 đến 6 mm.

Ngoài các thùy, tiểu thùy, ống dẫn sữa... được đề cập ở trên, vú còn bao gồm các hạch bạch huyết. Các hạch này thường nhỏ cỡ hạt đậu và chủ yếu là ở phần trên của nách và đóng vai trò lọc bạch huyết. Bạch huyết là dịch trong suốt bao bọc các mô, tế bào của cơ thể. Tại vú của phụ nữ, bạch huyết được vận chuyển từ các mô vú tới tuần hoàn hệ thống qua các mạch bạch huyết. Tùy thuộc vào vị trí của chúng ở vú mà hạch bạch huyết

được chia thành nhóm hạch trên đòn và nhóm hạch nách. Nhóm hạch nách được chia thành 3 mức độ tùy theo vị trí của chúng so với cơ ngực. Mỗi mức độ có một vai trò riêng trong việc di căn của các tế bào ác tính. Mức độ lọc của chúng cho phép xác định giai đoạn bệnh và tỷ lệ sống của bệnh nhân. Hạch bạch huyết là cơ quan đầu tiên trong cơ thể bị ảnh hưởng do các tế bào ung thư vú ác tính di căn trực tiếp theo các tĩnh mạch hay các mạch bạch huyết tới hạch bạch huyết. Vú của phụ nữ thường có hệ tĩnh mạch và mạch bạch huyết phong phú nên việc kiểm soát và điều trị u ác tính là khó khăn, phức tạp do nó dễ dàng có thể di căn tới các cơ quan trọng khác như tủy, phổi, gan...



**Hình 1.1.** (a) *Ảnh mặt cắt bên của vú. A: ống dẫn sữa, B: thùy, C: tuyến tiết sữa, D: núm vú, E: mô mỡ, F: cơ ngực chính, G: thành ngực, AA: tế bào biểu mô, BB: màng chính, CC: ống dẫn sữa.* (b) *A: cơ ngực chính, B: hạch nách mức I, C: hạch nách mức II, D: hạch nách mức III, E: hạch trên đòn, F: hạch vú trong (nguồn [49]).*

Tất cả các cấu trúc giải phẫu trên của vú phụ nữ cũng như hệ thống động mạch, tĩnh mạch, thần kinh đều được nâng, đỡ bởi các sợi liên kết được gọi là các dây chằng Cooper. Các dây chằng này xuất phát từ cơ cân ngực, xuyên qua mô vú, phân tách các thùy và kết thúc ngay dưới lớp da vú, lớp hạ bì.

Như vậy, về tổng quát vú bao gồm

- 10 tới 20 thùy tạo sữa
- Các ống dẫn sữa tới núm vú.
- Núm vú và quầng vú quan sát được ở ngoài vú.
- Mô mỡ đỡ và bảo vệ các cấu trúc khác
- Các sợi liên kết đặc biệt và mô liên kết giữ các phần khác nhau của vú thành một thể thống nhất.

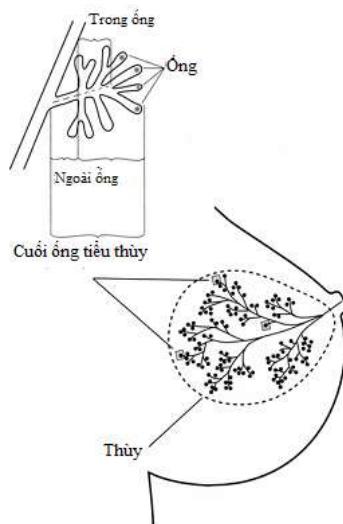
Sự phát triển ban đầu của tuyến vú là như nhau ở cả hai giới. Tuyến vú là kết quả của sự phát triển chuyên biệt từ tuyến dưới da rồi tuyến mồ hôi để rồi trở thành tuyến vú với chức phận tiết sữa. Tuyến vú xuất phát từ chỗ dày lên của thượng bì nguyên thủy ở mặt

bụng của bào thai ở tuần thứ sáu và làm thành các đường sữa. Tháng thứ năm của bào thai trong tử cung, lớp tế bào đáy của nụ nguyên thủy (hoặc mảng Langer) phát triển khoảng 20 dây thương bì hình trụ. Tháng thứ sáu, các dây thương bì từ nụ nguyên thủy chạy xuống dưới cho ra các ống dẫn nguyên thủy. Từ tháng thứ sáu đến sau khi sinh, các ống dẫn sữa tương lai trở nên dài ra, nụ của chúng dày lên và phát triển phân nhánh thành tuyến sữa.

Không giống như các cơ quan khác trong cơ thể như phổi, sự phát triển của tuyến vú dừng lại trong khoảng thời gian từ khi sinh đến tuổi dậy thì và trong thời gian mãn kinh. Bắt đầu vào tuổi dậy thì, tuyến vú của nữ giới bắt đầu phân nhánh và hình thành phần cuối ống tiêu thùy TDLU (Terminal Duct Lobular Unit) là nơi tiết sữa [77] (hình 1.2). Ở nam giới thì tuyến vú không tiếp tục phát triển.

Kết thúc tuổi dậy thì, mô tuyến ở vú nữ giới thường phát triển hoàn toàn, dày đặc. Các thay đổi khác tiếp tục xảy ra do một số yếu tố khác như chu kỳ kinh, có thai, cho con bú và độ tuổi. Khoảng 3-5 ngày trước khi hành kinh, vú sẽ căng lên và nhạy cảm hơn. Kèm theo đó là các cảm giác căng cứng, đau bùng. Các triệu chứng này là do sự tăng sản vú làm tăng đường kính và chiều dài của các ống dẫn sữa và sẽ giảm đi khi bắt đầu hành kinh.

Trong quá trình mang thai, vú chuẩn bị để sản sinh ra sữa. Do đó, từ tháng mang thai thứ 2, kích thước của vú, núm vú, quầng vú tăng lên là kết quả của quá trình tăng sản của tuyến vú và tăng chiều dài của các ống dẫn sữa. Trong 2-3 ngày đầu tiên sau khi sinh, sữa non được sinh ra. Tiếp theo đó là sự sản sinh sữa được điều khiển bởi hóc môn tiết sữa. Sau thời gian sinh sữa, vú trở về kích thước bình thường [65].



**Hình 1.2. Phần cuối ống tiêu thùy TDLU (nguồn [77]).**

Một yếu tố khác có vai trò quan trọng làm thay đổi mô vú đó là độ tuổi của nữ giới. Khi còn trẻ thì vú gồm chủ yếu là mô tuyến dạng sợi và một phần nhỏ mô mỡ. Theo thời gian, các mô tuyến này bị thay thế dần dần bởi mô mỡ. Sự thay thế này càng mạnh nhất là sau khi mãn kinh. Mật độ mô vú hay tỷ lệ mô tuyến và mô mỡ là một thông tin đặc biệt

hữu ích cho các bác sĩ. Mô vú có thể là mô tuyến, mô tuyến kèm mô mỡ hay mô mỡ. Có thể chia mô vú thành 4 dạng theo chuẩn BI-RADS (hệ thống dữ liệu và báo cáo chụp X-quang vú) [48]: chủ yếu là mô mỡ; mô mỡ cùng ít mô tuyến dạng sợi; mô tuyến hỗn tạp và mô tuyến dày đặc.

Bên cạnh sự phát triển bình thường của vú nữ giới như được trình bày ở trên là một số phát triển không bình thường của vú như tật không núm vú, tật không vú, chứng vú nhỏ hay chứng vú lớn. Những bất thường khác ngoài các bất thường trên có thể dẫn đến các tình trạng bệnh lý và u ác tính. Nguyên nhân cơ bản gây nên các tình trạng bệnh lý và u ác tính này là do sự tồn tại một lượng lớn các tuyến và sự thay đổi hóc môn ở vú.

## 1.2. Bệnh lý ung thư vú

Trong y tế, ung thư được định nghĩa là một căn bệnh do tình trạng tăng trưởng không kiểm soát nổi của các tế bào bất thường, tạo thành các khối u ác tính trong cơ thể. Một đặc trưng cơ bản của khối u ác tính là phát triển không ngừng. Nó vẫn tiếp phát triển ngay tại vị trí khối u chính đã bị cắt đi khỏi cơ thể. Đồng thời, khi tế bào ung thư thoát khỏi khối u chính, nó sẽ theo các mạch máu và mạch bạch huyết đi khắp cơ thể và tạo nên các khối u mới tại các cơ quan khác trong cơ thể. Quá trình này được gọi là di căn.

Thuật ngữ ung thư vú là dùng để chỉ sự xuất hiện của các khối u ở 1 hay cả 2 bên vú làm nguy hại đến cuộc sống của con người. Ung thư vú đã được biết đến từ rất xa xưa. Người Ai Cập cổ đại (3000-1500 trước Công nguyên) đã mô tả về một căn bệnh giống hệt với mô tả bệnh ung thư vú ngày nay. Ngày nay, ung thư vú là loại ung thư thường gặp thứ 2 sau ung thư phổi và là nguyên nhân gây tử vong nhiều thứ 5. Nếu chỉ tính với nữ giới thì ung thư vú là dạng ung thư hay gấp nhất và là nguyên nhân chính thứ 2 gây tử vong do ung thư ở nữ giới tại nhiều nước trên thế giới trong đó có Việt Nam [1].

Ở Mỹ, theo thống kê năm 2010 [50], có 1529560 trường hợp ung thư mới mắc và 569490 người tử vong do ung thư. Chỉ tính riêng ung thư vú thì có 209060 trường hợp mới mắc và 40230 người tử vong.

Ở Việt Nam, tỷ lệ mắc ung thư vú cũng tăng dần theo từng năm. Đến nay đã có suất độ cao nhất so với các bệnh ung thư khác ở phụ nữ tại miền Bắc và cao hàng thứ hai ở miền Nam [3]. Theo [2], tại Hà Nội, năm 1998 tỷ lệ mắc chuẩn theo tuổi của ung thư vú là 20,3/100000 dân và tại thành phố Hồ Chí Minh là 16,0/100000 dân. Ước tính chung cho cả nước, năm 2000, tỷ lệ mắc ung thư vú chuẩn theo tuổi là 17,4/100000 dân, đứng hàng đầu trong các loại bệnh ung thư tại phụ nữ.

Ung thư vú chủ yếu thường gặp ở nữ giới. Tỷ lệ mắc ung thư vú ở nam giới so với nữ giới là 1:100. Ung thư vú được coi là căn bệnh khi gần mãn kinh. Thực tế, nữ giới dưới 20 tuổi không bị ung thư vú và rất hiếm khi bị ung thư vú ở độ tuổi dưới 28. Từ độ tuổi này, tỷ lệ mắc ung thư vú bắt đầu tăng đều, đỉnh điểm là khi mãn kinh và chậm hơn sau đó.

Một số yếu tố nguy cơ khác ảnh hưởng đến khả năng mắc bệnh ung thư vú ở nữ giới [16] bao gồm

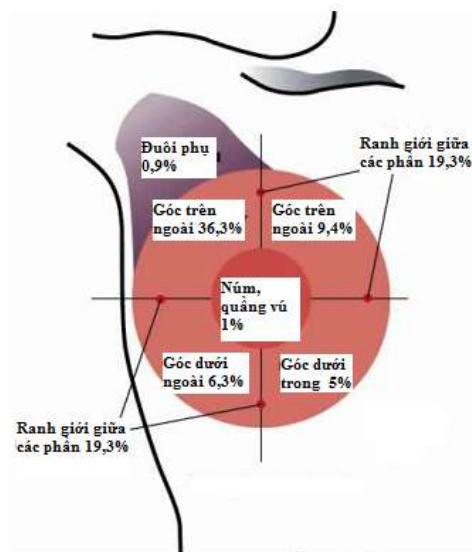
- *Tác nhân sinh học*: liên quan đến chức năng sinh học của cơ thể nữ giới, gồm:
  - Chu kỳ sinh sản: nguy cơ mắc ung thư vú tăng cùng sự tăng của estrogen nội sinh, hóc môn chịu trách nhiệm cho sự sinh sản ở phụ nữ. Một phụ nữ có khả năng sinh đẻ dài thì khả năng tạo estrogen nội sinh lớn. Các nghiên cứu cho thấy, phụ nữ hành kinh sớm hay mãn kinh muộn có nguy cơ mắc ung thư vú cao hơn.
  - Sinh con: phụ nữ không sinh con hay sinh con lần đầu muộn có nguy cơ mắc ung thư vú cao. Phụ nữ có con lần đầu trước 20 tuổi có nguy cơ mắc ung thư vú thấp hơn 30% so với phụ nữ có con lần đầu sau 35 tuổi.
- *Các yếu tố môi trường*: liên quan đến lối sống và thói quen của từng người
  - Dinh dưỡng: yếu tố chính làm tăng nguy cơ mắc ung thư vú là chế độ ăn. Chế độ ăn nhiều chất béo, nhiều thịt được cho là gián tiếp làm tăng nguy cơ mắc ung thư vú. Ngoài ra béo phì cũng làm tăng nguy cơ mắc ung thư vú sau khi mãn kinh.
  - Uống cà phê, uống rượu, hút thuốc lá: một số thói quen hàng ngày của cuộc sống hiện đại cũng đóng góp vào nguy cơ mắc ung thư vú.
  - Phơi xạ: liều xạ cao vào vùng vú cũng là một yếu tố nguy cơ gây ung thư vú. Tuy nhiên, các thiết bị X-quang chụp vú hiện đại ngày nay chỉ sử dụng liều xạ khá nhỏ nên nguy cơ gây ung thư vú là thấp.
  - Thiếu ngủ: các nghiên cứu gần đây cho thấy ngủ đủ trong đêm sẽ làm giảm nguy cơ mắc ung thư vú.
- *Các yếu tố về di truyền*
  - Di truyền: phụ nữ có họ hàng bên mẹ bị ung thư vú có nguy cơ bị ung thư vú cao hơn phụ nữ có họ hàng bên bố bị ung thư vú.
  - Đột biến gen: những phụ nữ có đột biến ở một số gen nhất định như BRCA1 và BRCA2 có nguy cơ bị ung thư vú cao hơn đáng kể so với những phụ nữ không bị đột biến gen.

Ung thư vú xuất hiện bên vú trái nhiều hơn một chút so với bên vú phải. Điều này đến nay vẫn chưa được giải thích một cách chắc chắn. Đồng thời, nếu vú của phụ nữ được chia thành 4 phần như ở hình 1.3 thì ung thư vú thường xảy ra nhất tại góc phần tư phía trên bên ngoài [88].

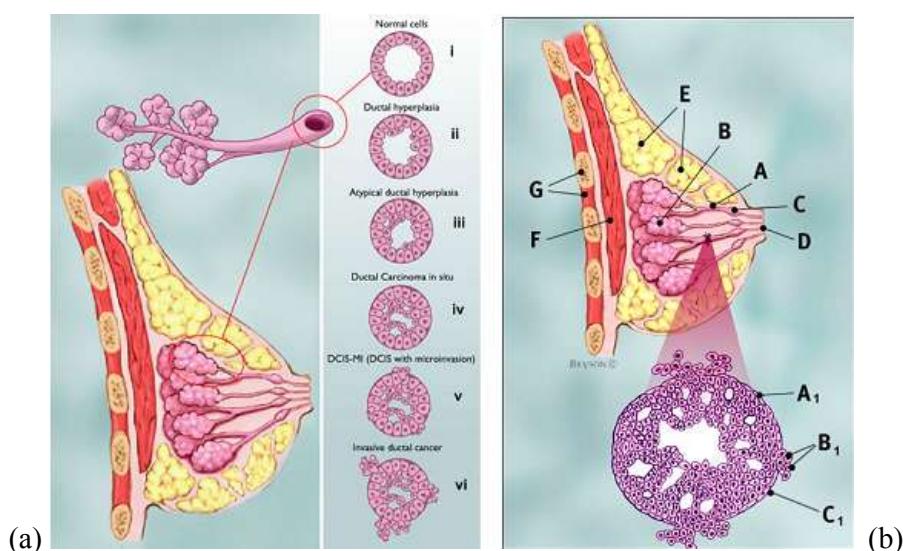
### **1.2.1. Phân loại ung thư vú**

Ung thư vú có thể bắt đầu từ trong các ống tuyến (ung thư biểu mô ống ở hình 1.4) hoặc từ các tiểu thùy (ung thư biểu mô tiểu thùy ở hình 1.5). Ung thư vú có thể là ung thư không xâm lấn (ung thư tại chỗ) hay ung thư xâm lấn (các tế bào ung thư xâm lấn sang các mô lân cận). Như vậy, ung thư vú có thể chia thành các dạng

- Ung thư không xâm lấn: chiếm khoảng 10% số ca ung thư vú, có tiên lượng bệnh tốt và có tỷ lệ sống cao. Cần thường xuyên theo dõi vì chúng có thể phát triển thành ung thư biểu mô xâm lấn mới. Ung thư biểu mô không xâm lấn được chia thành 2 dạng chính là ung thư biểu mô tuyến không xâm lấn hay ung thư biểu mô ống tại chỗ DCIS (Ductal Carcinoma In Situ) và ung thư biểu mô tiểu thùy không xâm lấn hay ung thư biểu mô tiểu thùy tại chỗ LCIS (Lobular Carcinoma In Situ).



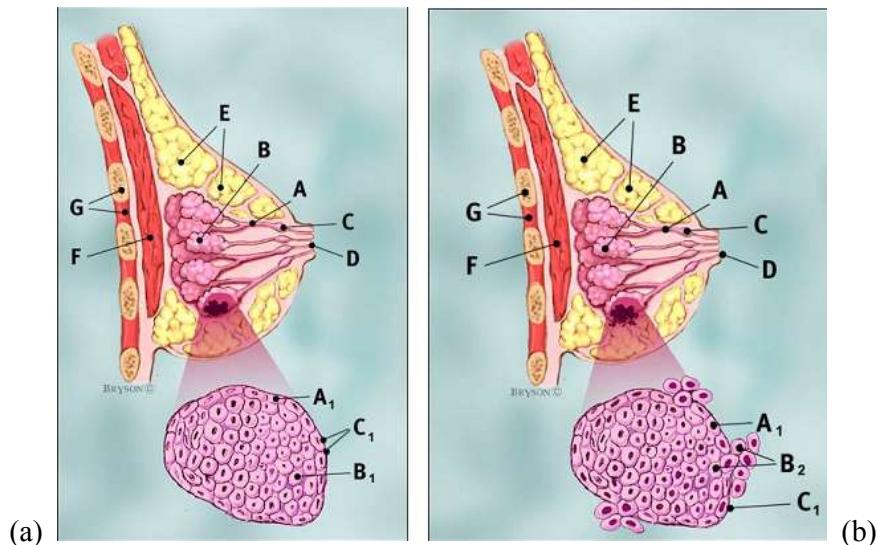
**Hình 1.3** Tỷ lệ ung thư vú xâm lấn xuất hiện tại các vùng vú khác nhau (nguồn [88]).



**Hình 1.4.** Ung thư biểu mô ống. (a) các giai đoạn phát triển từ thành ung thư biểu mô ống xâm lấn (i) té bào bình thường, (ii) té bào tăng sản lành tính, (iii) té bào tăng sản không điển hình, (iv) ung thư biểu mô ống không xâm lấn, (v) ung thư biểu mô ống xâm lấn ít, (vi) ung thư biểu mô ống xâm lấn. (b) A: ống sữa, B: tiểu thùy, C: xoang tiết sữa, D: núm vú, E: mô mỡ, F: cơ ngực chính, G: thành ngực, A<sub>1</sub>: té bào bình thường, B<sub>1</sub>: té bào ung thư phá vỡ màng ống, C<sub>1</sub>: màng ống (nguồn [49])

- Ung thư biểu mô xâm lấn: chiếm tỷ lệ cao nhất, 80% ung thư xâm lấn là ung thư biểu mô óng xâm lấn IDC (Invasive Ductal Cancer). Ung thư biểu mô tiểu thùy xâm lấn ILC (Invasive Lobular Cancer) đứng hàng thứ 2 với tỷ lệ 10% ung thư xâm lấn. Khi chẩn đoán ung thư biểu mô xâm lấn, các bác sĩ cần kiểm tra sự xuất hiện của các tế bào ung thư trong các mạch bạch huyết hay mạch máu ở vú (hình 1.6). Trong trường hợp này, có thể ung thư đã di căn tới các vùng khác của cơ thể như hạch bạch huyết và sau đó tới các cơ quan khác.

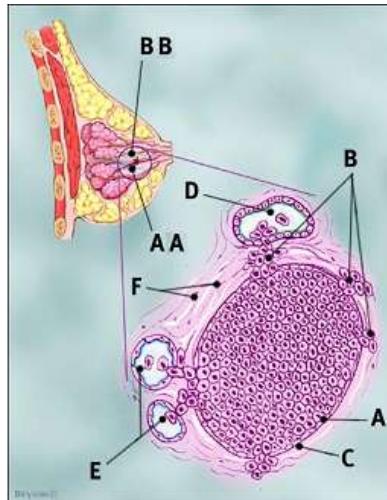
Được thể hiện trong bảng 1.1 là các số liệu thống kê về các loại ung thư xâm lấn chính. Ba loại đầu tiên được cho là vô hại nhất vì tỷ lệ sống sót sau 5 năm lên đến 85%. Đặc biệt nguy hiểm là các loại ung thư khác có tỷ lệ di căn tới hạch bạch huyết ở nách cao.



**Hình 1.5. Ung thư biểu mô tiểu thùy.** (a) không xâm lấn và (b) xâm lấn. A: óng sữa, B: Acinar, C: xoang tiết sữa, D: núm vú, E: mô mỡ, F: cơ ngực chính, G: thành ngực, A<sub>1</sub>: tế bào tiểu thùy bình thường, B<sub>1</sub>: tế bào tiểu thùy ung thư, C<sub>1</sub>: màng tiểu thùy, B<sub>2</sub>: tế bào ung thư phá vỡ màng tiểu thùy (nguồn [49]).

**Bảng 1.1. Các loại ung thư vú xâm lấn**

| Loại                              | Tỷ lệ trong ung thư xâm lấn (%) | Tỷ lệ di căn tới hạch bạch huyết nách (%) | Tỷ lệ sống sót từ 5-10 năm (%) |
|-----------------------------------|---------------------------------|-------------------------------------------|--------------------------------|
| Ung thư biểu mô óng nhỏ           | 2%                              |                                           | ~100% - 100%                   |
| Ung thư biểu mô nhày              | 3                               |                                           | 73 - 59                        |
| Ung thư biểu mô nội óng           | < 2 (> 70 năm)                  |                                           | 83 - 56                        |
| Ung thư biểu mô thể túy           | 4                               | 44                                        | 63 - 50                        |
| Ung thư biểu mô tiểu thùy xâm lấn | 9                               | 60                                        | 50 - 32                        |
| Ung thư biểu mô óng xâm lấn       | 78                              | 60                                        | 54 - 38                        |
| Ung thư biểu mô dạng viêm         | 1,5 – 3                         | > 75                                      | 30 (cho 5 năm)                 |



**Hình 1.6.** Tế bào ung thư xâm lấn vào các mạch máu và mạch bạch huyết. AA: mạch máu, BB: mạch bạch huyết, A: tế bào bình thường, B: tế bào ung thư, C: màng, D: mạch bạch huyết, E: mạch máu, F: mô vú (nguồn [49]).

### 1.2.2. Các giai đoạn ung thư vú

Trong trường hợp một bệnh nhân được chẩn đoán là bị ung thư vú, cần đánh giá giai đoạn bệnh ung thư vú thông qua mức độ bất thường, kích thước và độ lớn khối u, khả năng di căn... để nhằm giúp các bác sĩ [82].

Ngày nay, các bác sĩ thường sử dụng phân loại TNM được Ủy ban hỗn hợp về ung thư của Hội Ung thư Mỹ đưa ra [50] để đánh giá các giai đoạn bệnh ung thư vú. Các bác sĩ dựa trên đánh giá tình trạng, kích thước của u nguyên phát (T), tình trạng, kích thước, vị trí của hạch (N) và tình trạng di căn (M) của bệnh để đề xuất một phác đồ điều trị cụ thể. Nguyên tắc phân loại chỉ áp dụng cho những tổn thương ung thư. Những trường hợp nhiều u ở một bên vú thì kích thước của khối u lớn nhất được dùng cho phân loại. Ung thư có ở cả 2 bên vú được phân loại độc lập.

Các giá trị của T, M, N được quy định như sau:

1. T: lấy các giá trị từ T0 đến T4, tùy thuộc và kích thước và mức độ xâm lấn của khối u trong vú. Kích thước và mức độ xâm lấn của khối u càng lớn thì giá trị T càng cao.
2. N: lấy các giá trị từ N0 tới N3 tùy thuộc vào số hạch mà tế bào ung thư xâm lấn đến. Cũng giống như T, giá trị N càng lớn khi mức độ xâm lấn của tế bào ung thư đến hạch càng lớn.
3. M có giá trị là M1 nếu tế bào ung thư di căn tới các cơ quan khác của cơ thể hay tới các hạch bạch huyết khác không ở trong ngực. Ngược lại, M lấy giá trị là M0.

Bảng 1.2 liệt kê các giai đoạn bệnh ung thư vú và phân loại TNM tương ứng với từng giai đoạn bệnh. Đồng thời cũng được đưa ra ở bảng 1.2 là tỷ lệ sống sót sau 5 năm của các

phụ nữ được chẩn đoán bị ung thư vú ở các giai đoạn khác nhau trong năm 2001 và 2002 [50]. Ung thư vú ở giai đoạn 0 là ung thư vú không xâm lấn (tại chỗ). Ung thư vú ở giai đoạn I là ung thư ở giai đoạn đầu. Ung thư vú ở các giai đoạn II, III và IV là các dạng ung thư vú phát triển nhất. Bệnh nhân bị ung thư vú ở giai đoạn đầu thì tỷ lệ sống sót càng cao. Do đó, cần theo dõi thường xuyên và thận trọng để phát hiện các ca ung thư vú ở giai đoạn đầu, căn bệnh mà giờ đây là có thể chữa trị được ngay cả khi ở giai đoạn di căn [33].

**Bảng 1.2.** Các giai đoạn bệnh ung thư vú cùng phân loại TNM tương ứng

| Giai<br>đoạn | Giá trị  |          |    | Tỷ lệ<br>sống sau<br>5 năm | Mô tả                                                                                           |
|--------------|----------|----------|----|----------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
|              | T        | N        | M  |                            |                                                                                                 |
| 0            | Tis      | N0       | M0 | 93                         | Ung thư không xâm lấn và không di căn tới hạch                                                  |
| IA           | T1       | N0       | M0 | 88                         | Kích thước tối 2 cm, không di căn tới hạch                                                      |
| IB           | T0 và T1 | N1mi     |    |                            | Kích thước tối 2 cm và di căn nhỏ ở 1-3 hạch nách                                               |
| IIA          | T0 và T1 | N1       | M0 | 83                         | Kích thước tối 2 cm, di căn > 2 mm ở 1-3 hạch nách và/hoặc tìm thấy 1 lượng nhỏ trong vú        |
|              | T2       | N0       | M0 |                            | Kích thước u từ 2-5 cm, không di căn tới hạch                                                   |
| IIB          | T2       | N1       | M0 | 74                         | Kích thước u từ 2-5 cm, di căn tới 1-3 hạch nách và/hoặc tìm thấy 1 lượng nhỏ tìm thấy trong vú |
|              | T3       | N0       | M0 |                            | Kích thước u > 5 cm, không di căn tới mô xung quanh                                             |
| IIIA         | T0-T2    | N0       | M0 | 67                         | Kích thước u tối 5 cm, di căn tới 4-9 hạch nách và/hoặc trong vú                                |
|              | T3       | N1 và N2 | M0 |                            | Kích thước u > 5 cm, di căn tới 4-9 hạch nách và/hoặc trong vú                                  |
| IIIB         | T4       | N0-N2    | M0 | 41                         | Xâm lấn tới thành ngực hoặc, di căn tới 4-9 hạch nách và/hoặc trong vú                          |
| IIIC         | T bất kỳ | N3       | M0 | 49                         | Di căn tới hơn 10 hạch nách và/hoặc trong vú và/hoặc tới hạch trên đòn                          |
| IV           | T bất kỳ | N bất kỳ | M1 | 15                         | Di căn tới các cơ quan khác hay tới các hạch bạch huyết ngoài ngực (xương, gan, não, phổi...)   |

### 1.2.3. Các phương pháp chẩn đoán ung thư vú

Để chẩn đoán sớm ung thư vú trước khi chúng bộc lộ những triệu chứng đầu tiên, Hội Ung thư Mỹ [50] khuyến cáo sử dụng:

- *Chụp ảnh X-quang vú (mammography)*

Sử dụng tia X để chụp ảnh vú. Ở đây là chụp ảnh X-quang vú sàng lọc (screening mammography) chứ chưa phải là chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán (diagnostic mammography). Chụp ảnh X-quang vú sàng lọc được thực hiện một cách chủ động và thường xuyên ở tất cả phụ nữ nhằm phát hiện sớm ung thư vú trước khi các triệu chứng rõ ràng của chúng xuất hiện. Chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán được thực hiện trên các phụ nữ đã được xác định có khối u hoặc tổn thương nhầm làm nổi bật các đặc điểm của chúng. Phụ nữ trên 40 tuổi được khuyến cáo đi chụp ảnh X-quang vú sàng lọc hàng năm. Một điểm nữa cần nhấn mạnh ở đây là mô mỡ ở vú do có tính chất hấp thụ tia X ít nên trên ảnh chụp X-quang vú chúng có màu tối. Trong khi đó, mô tuyến thì ngược lại có màu gần sáng. Kết quả là ở những phụ nữ mà vú có nhiều mô tuyến thì chụp X-quang vú sàng lọc khó phát hiện ra khối u. Tuy nhiên, điều này là không thường xuyên vì phần lớn phụ nữ khi đi chụp X-quang vú sàng lọc là lớn tuổi nên vú có ít mô tuyến.

- *Thăm khám vú lâm sàng CBE (Clinical Breast Exam)*

Việc thăm khám vú lâm sàng được thực hiện bởi các chuyên gia hay bác sĩ chuyên khoa. Phụ nữ ngoài 40 tuổi nên đến gặp bác sĩ để thăm khám vú hàng năm. Phụ nữ ở độ tuổi trẻ hơn (20-30 tuổi) nên thực hiện thăm khám vú lâm sàng ít nhất 3 năm 1 lần. Trong quá trình thăm khám, đầu tiên, bác sĩ với thông tin về tiền sử bệnh của bệnh nhân sẽ quan sát xem hình dạng và kích thước của vú có bị biến dạng hay thay đổi không. Sau đó, bác sĩ sẽ xúc chẩn (chẩn đoán bằng cách sờ nắn) vùng vú và vùng nách kỹ lưỡng để tìm ra các khối bất thường (nếu có). Thông thường, dấu hiệu xuất hiện của các khối u “nguy hiểm” là sự tồn tại của một khối tương đối cứng và cố định tại một vị trí nào đó trong vú nhưng không kèm cảm giác đau. Cần yêu cầu bệnh nhân thay đổi nhiều tư thế khác nhau để thực hiện xúc chẩn.

- *Tự thăm khám vú BSE (Breast Self Exam)*

Trong trường hợp này, người phụ nữ thực hiện các bước như đã được trình bày ở mục trên. Trước hết nhìn qua gương xem có bất thường nào về hình dạng, kích thước, màu sắc, tính đối xứng và đồng đều của cả hai bên vú không. Tiếp theo là sờ nắn vùng vú và vùng nách theo đúng cách thức mà bác sĩ đã chỉ dẫn. Nếu nhận thấy có bất cứ bất thường nào ở vú, cần đến gặp bác sĩ chuyên khoa để thực hiện các thăm khám, các xét nghiệm khác.

Đối với những phụ nữ từ 20 tuổi trở lên, việc tự thăm khám này cần thực hiện hàng tháng.

- *Chụp ảnh cộng hưởng từ MRI (Magnetic Resonance Imaging)*

Những phụ nữ đã xác định là có đột biến ở một số gen nhất định như BRCA1 và BRCA2 có nguy cơ cao bị ung thư vú cao thì được đề nghị tiến hành chụp ảnh cộng hưởng từ vú hàng năm. Dựa trên nguyên lý cộng hưởng từ của các hạt nhân nguyên tử hyđrô, natri và các ion khác có mặt trong mô vú, chụp ảnh cộng hưởng từ của vú đã được sử dụng rộng rãi và cho ảnh chi tiết về vú.

Sau khi thực hiện xong các thăm khám kể trên và phát hiện có các vùng nghi ngờ bất thường, các bác sĩ sẽ cho tiến hành các thăm khám thêm khác. Thăm khám nào cần được thực hiện thêm sẽ do các bác sĩ quyết định nhưng thường là chụp ảnh hoặc là sinh thiết. Những thăm khám bằng chụp ảnh bao gồm:

- *Chụp ảnh X-quang vú (mammogram)*

Ở đây là chụp X-quang vú chẩn đoán nhằm làm nổi bật các đặc điểm, đặc trưng của các vùng nghi ngờ hay vùng quan tâm để từ đó xác định ra vùng bất thường.

- *Chụp ảnh cộng hưởng từ vú*

Chụp cộng hưởng từ vú thường được chỉ định nếu chụp X-quang vú chẩn đoán không được thực hiện

- *Chụp ảnh siêu âm vú*

Đây là một kỹ thuật tạo ảnh dựa trên sóng siêu âm, hoàn toàn vô hại do không có bất kỳ dạng bức xạ nào được tạo ra. Do đó, nó có thể tiến hành lặp đi lặp lại nhiều lần mà không phải lo ngại. Chụp ảnh siêu âm vú không thể thay thế được chụp ảnh X-quang vú khi phát hiện các dấu hiệu tổn thương nhỏ và các dấu hiệu canxi hóa. Tuy nhiên, nó lại cho phép xác định một vùng bất thường hoặc khối u là rắn hay nang, là lành tính hay ác tính.

- *Chụp ảnh tuyến sữa (galactogram hay ductogram)*

Khác với các kỹ thuật chụp ảnh ở trên, chụp ảnh tuyến sữa cho phép quan sát cấu trúc phân nhánh của hệ thống tuyến sữa ở vú. Thường được chỉ định khi có các tổn thương ở núm vú. Rất có giá trị trong chẩn đoán các u nhú nội tuyến.

Khi các bác sĩ cho rằng các tế bào ung thư có thể xuất hiện tại vùng nghi ngờ bất thường, sinh thiết được chỉ định tiến hành để xác nhận thông qua giải phẫu bệnh. Các tế bào sẽ được lấy từ vùng nghi ngờ mang đi xét nghiệm thông qua các cách sau

- *Chọc hút dùng kim tiêm mảnh FNA (Fine Needle Aspiration)*

Sử dụng kim tiêm mảnh cùng ống tiêm để hút lấy mô từ vùng nghi ngờ khối u trong vú. Sau khi xác định và cố định vùng nghi ngờ khối u cần quan tâm, chọc kim tiêm vào vùng đó. Di chuyển kim tiêm lên xuống theo nhiều hướng khác nhau để hút các tế bào từ các phần khác nhau của vùng nghi ngờ. Nhờ đó mẫu được hút ra là của cả

vùng nghi ngờ. Thông thường, bác sĩ thực hiện chọc hút dưới sự hướng dẫn của siêu âm. Quá trình chọc hút đơn giản, nhanh chóng và không đau.

- *Sinh thiết dùng kim tiêm lớn CNB (Core Needle Biopsy)*

Tương tự như kỹ thuật chọc hút dùng kim tiêm mảnh. Điểm khác biệt duy nhất là sử dụng kim tiêm có kích thước lớn hơn. Kỹ thuật này gây đau nhiều hơn cho bệnh nhân nhưng lại giúp lấy được nhiều mô hơn và nhờ đó việc phân tích bệnh học cũng thuận lợi hơn.

- *Sinh thiết dùng hút chân không (vacuum-assisted biopsies)*

Trường hợp này cần dùng một thiết bị chuyên dụng (Mammotome hay ATEC). Cũng giống hai kỹ thuật sinh thiết nêu trên, bác sĩ chọc kim tiêm vào trong hoặc gần vùng nghi ngờ tồn thương được quan tâm dưới sự hướng dẫn của siêu âm hay cộng hưởng từ. Mô sẽ được hút vào khay chứa mô ở đầu kim tiêm dưới tác dụng của áp suất âm do bơm chân không tạo ra. Chuyển động quay của vỏ ống chứa kim tiêm làm cho các mô trong phạm vi 1 đến 1,5 cm quanh kim được cắt ra khỏi các mô xung quanh. Mẫu được lấy ra ngoài bằng cách thay đổi áp suất trong kim tiêm mà không cần phải rút kim ra.

- *Sinh thiết qua phẫu thuật*

Khối u bị bóc tách, lấy một phần hoặc thường là toàn bộ khối u khỏi cơ thể trong quá trình phẫu thuật. Phần khối u này sau đó được đưa đi xét nghiệm mô bệnh học

#### **1.2.4. Các phương pháp điều trị bệnh ung thư vú**

Một khi sự xuất hiện của các tế bào ung thư được xác nhận qua phân tích mô bệnh học, các bác sĩ sẽ quyết định biện pháp điều trị phù hợp [75]. Một lựa chọn thông thường đó là phẫu thuật. Tùy thuộc vào mức độ lan của khối u mà bác sĩ có thể sẽ chỉ cắt bỏ chỉ phần khối u hoặc phần tư vú chứa khối u hay thậm chí là cắt bỏ hoàn toàn vú. Việc cắt bỏ các hạch vú cũng thường phải tiến hành phụ thuộc vào mức độ di căn của các tế bào ung thư. Khối u bị cắt bỏ sẽ được đưa đi xét nghiệm mô bệnh học tiếp. Kết quả xét nghiệm mô bệnh học lần này sẽ quyết định biện pháp điều trị tiếp theo. Các biện pháp điều trị chính tiếp theo có thể là điều trị bằng hóa chất, điều trị bằng hóa môn, điều trị bằng bức xạ hoặc kết hợp các biện pháp.

Điều trị bằng hóa chất hay hóa trị là biện pháp truyền vào cơ thể các hợp chất hóa học và được có tác dụng tiêu diệt và ngăn chặn sự di chuyển của tế bào ung thư trong cơ thể nhằm “triệt hoàn toàn” sự sản sinh của tế bào ung thư. Liệu pháp điều trị bằng hóa môn sử dụng các thuốc chém hóa có tác dụng phong bế và ngăn chặn sự sản sinh của các tế bào ung thư. Một khi liên kết được với các hóa môn thúc đẩy sự phát triển của một số tế bào ung thư vú như estrogen hay progesterone, các thụ thể hóa môn được tìm thấy ở các tế bào ung thư này sẽ kích hoạt các đường dẫn tín hiệu và dẫn đến làm thay đổi phản ứng của các tế bào ung thư. Điều trị bằng bức xạ hay xạ trị là biện pháp sử dụng các

bức xạ ion hóa mạnh và hội tụ để tiêu diệt các tế bào ung thư. Phương pháp này đặc biệt có hiệu quả tiêu diệt các tế bào ung thư xác định, còn sót lại sau khi phẫu thuật. Nhờ đó sẽ giảm khả năng tái phát ung thư tại phần vú được bảo toàn. Đây là một dạng của trị liệu chuẩn đích (targeted therapy).

Ngày nay, khi các liệu pháp điều trị kể trên không có hiệu quả thì có thể sử dụng các liệu pháp điều trị khác như cáy tủy xương để cơ thể tạo ra các tế bào khỏe mạnh.

### **1.3. Chụp ảnh X-quang vú**

Ở phần 1.2.3 đã nhắc đến chụp ảnh X-quang vú. Đây là kỹ thuật chẩn đoán hình ảnh vú không xâm lấn bằng tia X nhờ thiết bị chụp X-quang vú chuyên biệt. Lịch sử hình thành, phát triển của chụp ảnh X-quang vú có thể chia thành 3 giai đoạn [10]. Giai đoạn 1 bắt đầu vào năm 1913, gồm những bước phát triển khởi đầu của chụp ảnh X-quang vú, khi lần đầu tiên tia X được sử dụng để có được hình ảnh của phần vú được phẫu thuật cắt bỏ của những phụ nữ được chẩn đoán xác nhận là có ung thư vú. Sau đó các nhà khoa học đã cố gắng áp dụng kỹ thuật này không chỉ cho những bệnh nhân phải phẫu thuật cắt bỏ vú. Trong giai đoạn 2 từ năm 1940 đến 1970, những cải tiến về kỹ thuật chụp ảnh X-quang vú của các nhà khoa học đã thu hút sự quan tâm của nền công nghiệp. Kết quả là cuối những năm 1970, thiết bị chụp ảnh X-quang vú đã được đưa ra thị trường. Giai đoạn thứ 3 rơi vào một phần tư cuối của thế kỷ 20. Trong giai đoạn này, kỹ thuật chụp ảnh X-quang vú càng được hoàn thiện và chụp ảnh X-quang vú được ứng dụng rộng rãi. Chất lượng ảnh chụp X-quang vú được cải thiện rõ rệt. Liều xạ cần thiết giảm mạnh, chỉ còn khoảng 10% so với của thiết bị chụp ảnh X-quang vú đầu tiên.

Đồng thời, từ những năm 1970, chụp ảnh X-quang vú được khuyến cáo là kỹ thuật phù hợp nhất cho sàng lọc, phát hiện sớm ung thư vú. Chụp ảnh X-quang vú hiện nay vẫn là phương thức chung nhất để thăm khám vú, xác định và chẩn đoán các khối u. Ngày nay, các thiết bị chụp ảnh X-quang vú số với liều xạ thấp và ảnh có độ phân giải cao đang dần thay thế các thiết bị chụp ảnh X-quang vú phim thông thường [79].

#### **1.3.1. Chụp ảnh X-quang vú sàng lọc**

Chụp ảnh X-quang vú sàng lọc là chụp ảnh X-quang vú được thực hiện thường xuyên trên một số lượng lớn dân chúng chưa có bất kỳ biểu hiện nào của bệnh ung thư vú. Mục đích của chụp ảnh X-quang vú sàng lọc là nhằm phát hiện sớm các dấu hiệu ung thư vú. Các số liệu ở bảng 1.2 cho thấy nếu các dấu hiệu ung thư vú được phát hiện ở giai đoạn đầu thì tỷ lệ sống sót cao hơn rất nhiều so với nếu phát hiện ở những giai đoạn sau. Chính vì vậy việc phát hiện sớm các dấu hiệu ung thư vú là rất cần thiết. Dựa trên những số liệu thống kê này, Hội Ung thư Mỹ [50] khuyến cáo rằng những phụ nữ trên 40 tuổi nên chụp ảnh X-quang vú sàng lọc hàng năm nhằm phát hiện các khối u nhỏ, không sờ nắn được. Việc so sánh ảnh chụp X-quang vú vừa thu được với các ảnh chụp X-quang vú từ những

năm trước có ý nghĩa rất quan trọng vì nó cho phép các bác sĩ xác định các bất thường là vừa mới xuất hiện hoặc nếu là đã có từ trước thì đặc tính của chúng thay đổi như thế nào. Các khuyến cáo tương tự cũng được đưa ra bởi Viện Ung thư Quốc gia Mỹ [75] và các viện có liên quan khác ở châu Âu. Những phụ nữ thuộc nhóm nguy cơ bị ung thư vú cao (có đột biến gen BRCA1 hay BRCA2, họ hàng đời thứ 1 đã được chẩn đoán là mắc ung thư vú...) cần tiến hành chụp ảnh X-quang vú sàng lọc lần đầu tiên trước 30 tuổi.

Cũng giống như bất kỳ biện pháp thăm khám vú phòng ngừa nào khác, mục đích của chụp ảnh X-quang vú sàng lọc là nhằm phát hiện sớm ung thư vú. Các bác sĩ sẽ tập trung vào việc phát hiện trên ảnh chụp X-quang vú các dấu hiệu tổn thương hình khối (hay còn gọi là khối u) có kích thước  $< 1$  cm trước khi chúng di căn tới các hạch bạch huyết [36]. Bên cạnh đó, các tổn thương vôi hóa hay canxi hóa cũng được phát hiện. Ở kích thước rất nhỏ (tới 1 mm), chúng được gọi là vi vôi hóa (vi canxi hóa) và thường kết hợp với những dấu hiệu ban đầu của bệnh lý.

So với các phương pháp chẩn đoán ung thư vú bằng hình ảnh khác, chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán ung thư vú có các ưu điểm. Thứ nhất, tỷ lệ âm tính giả (có ung thư vú nhưng trên ảnh chụp X-quang vú không có) là thấp. Đồng thời, tỷ lệ dương tính giả (không có ung thư vú nhưng trên ảnh chụp X-quang vú lại xuất hiện các bất thường) là thấp. Chi phí để chụp ảnh X-quang vú thấp, tác dụng phụ và liều xạ yêu cầu được giảm thiểu.

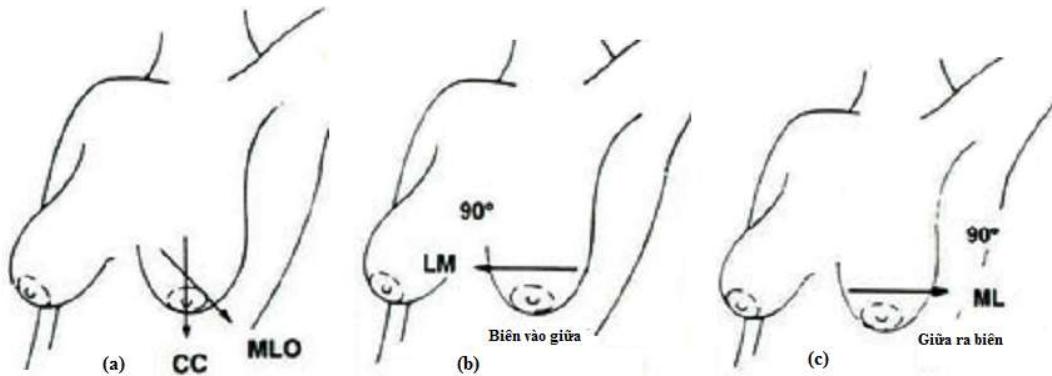
Ngoài ra, kiểm tra các ảnh chụp X-quang vú, so sánh với các phương pháp chẩn đoán khác, có một tỷ lệ nhỏ các trường hợp lỗi không bị phát hiện (âm tính giả) [65], nghĩa là những người bị ung thư vú, chụp X-quang vú là hoàn toàn bình thường. Đồng thời, tỷ lệ phát hiện bất thường ở người khỏe mạnh (dương tính giả) là thấp [65] trong khi chi phí kiểm tra mới cần thiết trong những trường hợp này là không quá cao. Chi phí chụp hình vú thấp trong khi các tác dụng phụ là tối thiểu, và liều bức xạ cần thiết là tối thiểu.

Để ghi lại đầy đủ các cấu trúc bên trong của vú phụ nữ, nhưng cũng làm giảm các trường hợp âm tính giả, người ta thường tiến hành lần chụp ảnh X-quang vú từ hai hướng phổ biến cho mỗi vú. Đó là hướng chéo xiên MLO (Medio-Lateral Oblique) và hướng trên xuống CC (Cranio-Caudal) như thể hiện ở hình 1.7a. Trong một số ít trường hợp, các hướng chụp khác như chụp xiên từ biên vào giữa LMO (Lateral-Medial Oblique), chụp vuông góc từ biên vào giữa 90 LAT-LM ( $90^\circ$  Lateral-Medial) hay chụp vuông góc từ giữa ra biên 90 LAT-ML ( $90^\circ$  Medial-Lateral) lại thích hợp hơn (hình 1.7b và 1.7c).

### **1.3.2. Chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán**

Một ca chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán sử dụng cùng kỹ thuật giống như chụp X-quang vú sàng lọc. Tuy nhiên, nó thực hiện ở phụ nữ mà đã xác định được một tổn thương hoặc khối u. Các bác sĩ tìm thấy một số bất thường trong quá trình kiểm tra lâm sàng, là một khối cứng trong vú hoặc trong các hạch bạch huyết, những thay đổi trong cấu trúc hoặc màu sắc của da, biến dạng của các nút vú hoặc thay đổi hình dạng và kích thước của

ngực. Cũng có thể là các phát hiện đáng ngờ nhất định trong một ca chụp ảnh X-quang vú sàng lọc một người phụ nữ, mà việc chẩn đoán chúng sẽ được hoàn tất bằng cách tiến hành chụp X-quang vú chẩn đoán. Vì vậy, mục đích của chụp ảnh X-quang vú chẩn đoán là để làm nổi bật các đặc điểm nhất định của tổn thương cục bộ. Điều này sẽ giúp các chuyên gia chẩn đoán bệnh lý nghi ngờ. Để làm nổi bật các đặc điểm nhất định của tổn thương cục bộ, kỹ thuật vùng áp lực hay néo điểm (spot compression) và kỹ thuật phóng đại (magnification) được sử dụng.



**Hình 1.7. Các hướng chụp ảnh X-quang vú. (a): hướng chụp phô biến nhất, trên xuống CC và chéo xiên MLO. (b): chụp vuông góc từ biên vào giữa 90LAT-LM. (c): chụp vuông góc từ giữa ra biên 90LAT-ML (nguồn [55]).**

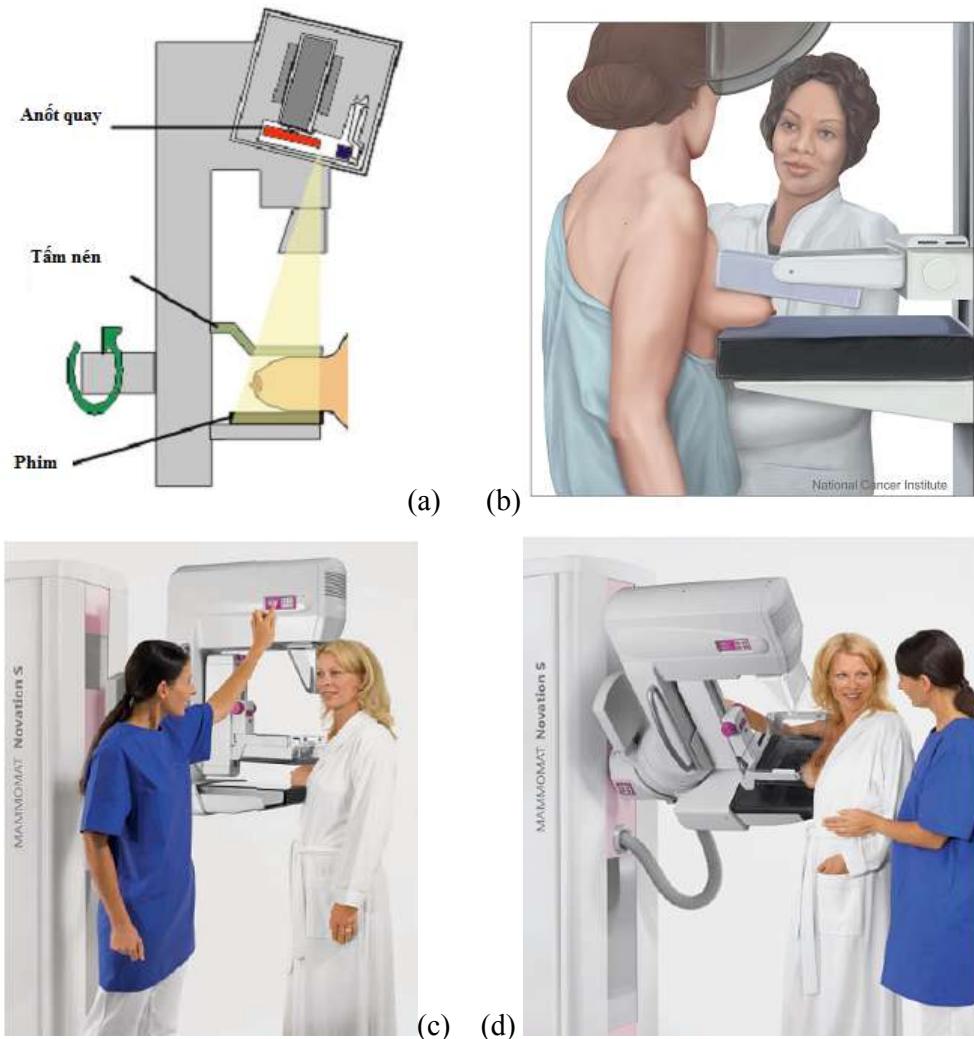
Trong hình 1.8(trái) là ảnh chụp X-quang vú của một phụ nữ trong đó có một tổn thương hình khối (mũi tên đơn) và tổn thương vôi hóa (mũi tên kép). Để làm nổi bật các ranh giới và đặc điểm của tổn thương hình khối, kỹ thuật vùng áp lực được sử dụng. Theo đó, chỉ một vùng cục bộ của vú tương ứng với tổn thương hình khối bị néo thay cho toàn bộ vú như chụp ảnh X-quang vú sàng lọc. Thiết bị đặc biệt cho kỹ thuật này được minh họa ở hình 1.8(giữa). Vú được đặt trên mặt phẳng (mũi tên kép) và vùng cục bộ mong muốn được néo bằng khung néo đặc biệt (mũi tên đơn). Nhờ đó, tổn thương hình khối được phân lập, tách biệt rõ ràng hơn khỏi các mô bình thường. Thiết bị như trong hình 1.8(phải) được sử dụng để phóng đại tổn thương vôi hóa. Khi đó, vú không được đặt trên mặt phẳng như ở kỹ thuật vùng áp lực mà được đặt trên một bệ phóng đại (mũi tên kép), tiếp cận nguồn phát tia X. Kết quả thu được là sự phóng đại của khu vực chứa tổn thương vôi hóa quan tâm.

### 1.3.3. Trình tự thăm khám chụp ảnh X-quang vú

Quy trình thăm khám chụp ảnh X-quang vú được xếp vào loại không gây đau đớn và bắt đầu bằng việc trao đổi với chuyên gia về lịch sử sinh con, tình trạng mãn kinh, tiền sử gia đình, các kỳ kiểm tra trước, và bất kỳ bất thường được xác định bằng cách sờ nắn vú. Sau đó bệnh nhân được đặt ở phía trước của thiết bị chụp ảnh X-quang vú mà nguyên tắc hoạt động được minh họa trong hình 1.9a.



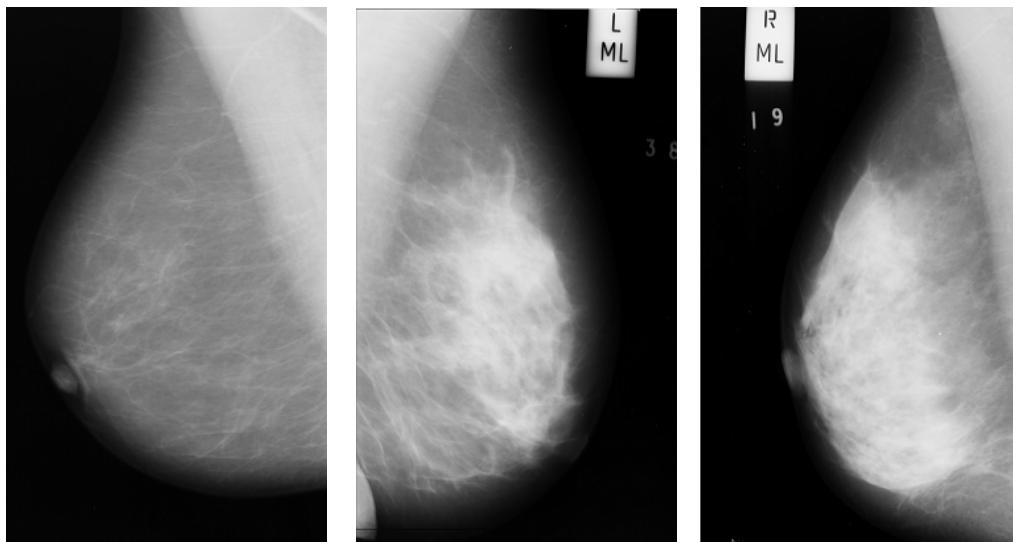
**Hình 1.8.** (trái): chụp ảnh X-quang vú phát hiện khối u và vi vôi hóa. (giữa): dụng cụ đặc biệt cho kỹ thuật vùng áp lực. (phải): dụng cụ đặc biệt cho kỹ thuật phóng đại



**Hình 1.9.** (a) Sơ đồ cấu trúc của máy chụp ảnh X-quang vú, (b) Đặt bệnh nhân. Sử dụng máy chụp X-quang vú MAMMOMAT Novation S của Siemens theo các hướng (c) CC và (d) MLO.

Sau khi hoàn thành quy trình ở trên sẽ tạo ra rất nhiều (thường là 4) hình ảnh sử dụng cho các bác sĩ chẩn đoán hình ảnh. Việc xem xét kỹ lưỡng các ảnh chụp X-quang vú và cố gắng xác định các đặc điểm bệnh lý là một quá trình tương đối phức tạp và không quá khách quan. Bác sĩ có vai trò quan trọng cũng như những lời kể của bệnh nhân, cùng với tiểu sử và những lần thăm khám chụp X-quang vú trước. Bước đầu tiên của bác sĩ chẩn đoán hình ảnh khi đọc ảnh chụp X-quang vú là đặc tả mật độ nhu mô tuyến vú. Nói chung, các mô mỡ mềm và thấm bức xạ, không giống như các tuyến sợi. Do đó trong một ảnh chụp X-quang vú với một khối u mật độ cao thường sẽ xuất hiện là các vùng nhu mô với màu trắng, khiến một khối u hoặc vi mô hóa không thể dễ dàng nhìn thấy. Hình 1.10 minh họa các loại ảnh chụp X-quang vú. Sau đó, các bác sĩ sẽ cố gắng để tìm một ảnh X quang vú bình thường mô tả các cấu trúc. Đầu tiên, những cấu trúc này liên quan đến việc trừ nền và cơ ngực ở vú (vùng ngực), mà chỉ xuất hiện trên ảnh MLO như một khu vực hình tam giác màu trắng ở các cạnh phía trên bên phải hoặc bên trái của hình ảnh. Sau đó, quá trình tiếp tục bên trong vú, nơi các cấu trúc khác có thể nhìn thấy, như núm vú (biên của vú), các mô tuyến, các dây chằng Cooper, mạch máu, tuyến và các vùng mỡ .v.v.

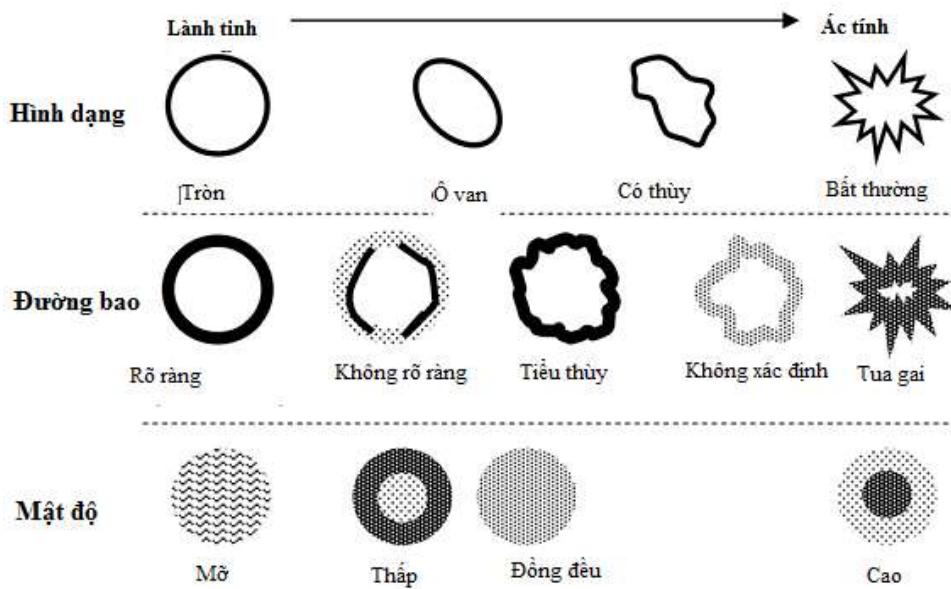
Ngoài ra, theo sau là quá trình xem xét so sánh giữa các ảnh chụp X quang vú phải và vú trái. Mặc dù hai vú hiếm khi có cấu trúc bên trong giống nhau một cách chính xác, một sự bất đối xứng có thể chỉ ra bệnh. Một so sánh tương tự được thực hiện giữa những hình ảnh của lần kiểm tra này và lần chụp ảnh X quang vú trước đó. Điều này cho phép phát hiện những bất thường ở giai đoạn đầu, vì những phát hiện mới dễ thấy hơn. Trong giai đoạn tiếp theo, bác sĩ kiểm tra chi tiết toàn bộ khu vực nhu mô để tìm các đặc điểm bất thường, chẳng hạn như các tổn thương dạng các khối thể tích (các tổn thương hình khối), cấu trúc dạng sao, cấu trúc u hạch bạch huyết (hình thái u hạch bạch huyết), vôi hóa, bất thường về cấu trúc (biến dạng cấu trúc).



**Hình 1.10.** Từ trái sang phải, ảnh chụp X-quang vú hướng MLO được phân loại là mô mỡ, mô tuyến và mô tuyến dày đặc.

### 1.3.4. Các dấu hiệu tồn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú

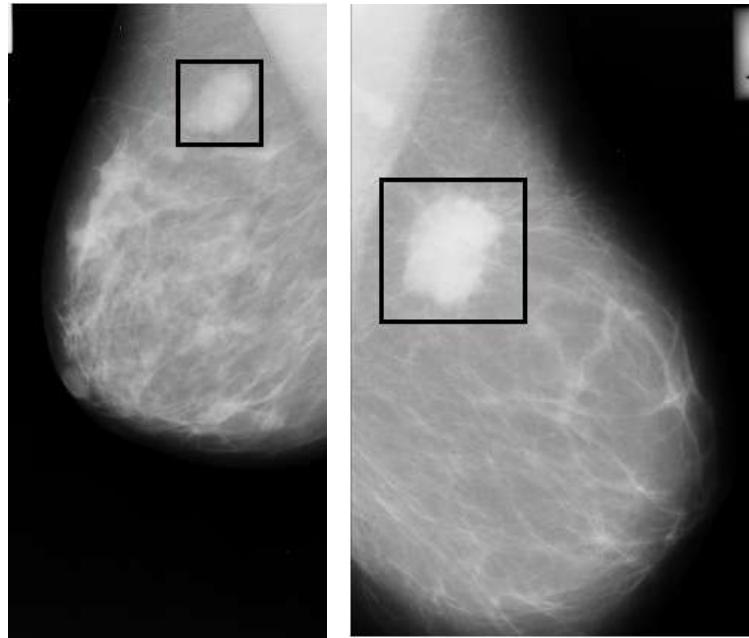
Các dấu hiệu tồn thương ung thư vú chủ yếu được phát hiện trên ảnh chụp X-quang vú là tồn thương hình khối (khối u) và tồn thương vôi hóa (canxi hóa). Phần lớn các ca ung thư vú gắn liền với tồn thương hình khối hoặc tồn thương vôi hóa hoặc kết hợp cả hai. Tồn thương hình khối là hình ảnh tồn thương tạo thành hình khối xuất hiện bất thường trong tổ chức tuyến vú và xuất hiện trong ít nhất 2 ảnh X-quang vú chụp với hướng chụp khác nhau. Đường kính của một tồn thương hình khối hay đổi từ vài mm đến vài cm, trong khi mật độ khác nhau. Tuy nhiên có thể rút ra một số đặc điểm ảnh để kết luận các nguy cơ bệnh. Hình 1.11 mô tả chi tiết hình dạng, đường biên, mật độ, kích thước và hướng của khối u. Nói chung, trường hợp khoanh vùng rõ, hình tròn hoặc hình bầu dục thể hiện sự lành tính, không giống như các cấu trúc hình sao, hoặc gai, những hình dạng có liên quan đến sự xâm nhập của khối u trong các mô xung quanh [12]. Tuy nhiên, ngay cả trong các mô vú bình thường (các mạch máu, các khớp Cooper và những thứ khác) có thể bao gồm các tương tác và tạo ra cấu trúc hình sao rõ ràng trong ảnh, tăng tỷ lệ dương tính giả lên đến 30%. Hình 1.12 minh họa tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.



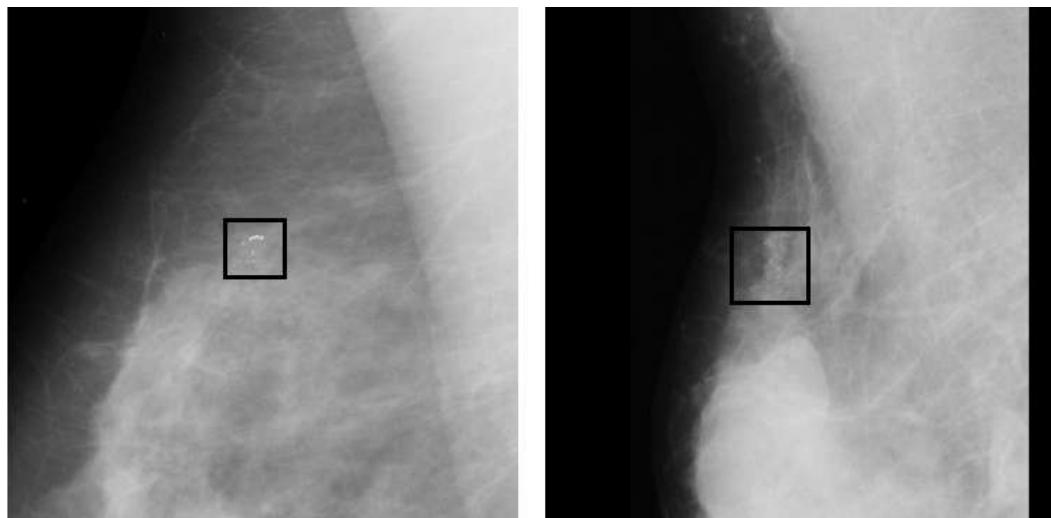
**Hình 1.11.** Các hình dạng, đường biên, mật độ khác nhau của tồn thương hình khối (nguồn [21]).

Các tổ chức vôi hóa là các chất lỏng đọng của các hợp chất canxi. Kích thước của chúng thường được giới hạn tới 3mm, nhưng khi có kích thước rất nhỏ ( $< 1\text{mm}$ ) được gọi là vi vôi hóa. Các vôi hóa hiện lên trong phần lớn các ảnh chụp X-quang vú (86%) và là một dấu hiệu của sự trao đổi chất tế bào cao tại các điểm. Nó thường là lành tính và là một phần của sự phát triển vú bình thường, nhưng đôi khi đi kèm với sự phát triển khối u ở giai đoạn rất sớm. Khi phát hiện vi vôi hóa cá thể và nhóm các vi vôi hóa (cụm vôi hóa), chúng nên được mô tả kích thước, số lượng, hình dạng, phân bố và vị trí, để chẩn đoán. Nói

chung, vôi hóa lành tính là vôi hóa da (nhỏ và tròn), mạch máu (đường ống), các vôi hóa tuyến sợi (bóng ngô), các vôi hóa viêm vú (tuyến tính song phương hoặc hình trụ, có thể phân nhánh và được mô tả như là một u nang vôi nhỏ (hình elíp trong hướng chụp cạnh, hình tròn hướng chụp mặt). Trái lại, nghi ngờ ác tính là các vi vôi hóa không đồng nhất (hạt) hoặc có đốm vôi nhỏ khác nhau, cũng như sự giao nhau, so le, tuyến tính mỏng và phân nhánh. Trong hình 1.13 là ví dụ minh họa các vi vôi hóa lành tính và ác tính.



**Hình 1.12.** Tổn thương hình khối lành tính (trái) và ác tính (phải).



**Hình 1.13.** Tổn thương vi vôi hóa lành tính (trái) và ác tính (phải).

Nhằm hoàn toàn làm rõ một báo cáo chụp ảnh X-quang vú và cải thiện sự giao tiếp giữa các chuyên ngành y tế quan tâm đến bệnh về vú mà đã chấp nhận tiêu chuẩn BI-

RADS (Hệ thống dữ liệu và báo cáo chụp X-quang vú) bởi Hiệp hội X-quang Mỹ [48], trong đó phân loại các phát hiện trong ảnh chụp X-quang vú ra thành các loại riêng biệt. Từ điển BI-RADS bao gồm các thuật ngữ cho việc đánh giá mật độ các vú theo 4 loại, và cũng dùng cho mô tả và đánh giá các vôi hóa, khối u và các phát hiện khác. Ngoài ra, hỗ trợ việc phân loại các kết quả theo 7 loại dựa theo các thuật ngữ và mức độ "nghi ngờ" sự ác tính của các bác sĩ chẩn đoán hình ảnh. Đồng thời, được đưa ra và khuyến nghị để có thể kiểm tra thêm hoặc giám sát (bảng 1.3). Những điểm hạn chế tiềm tàng của từ điển này là một số bác sĩ X-quang tiếp tục sử dụng thuật ngữ của riêng mình để tránh hiện tượng nhầm lẫn.

**Bảng 1.3. Phân loại các kết quả chụp ảnh X-quang vú trong BI-RADS**

| Loại | Mô tả                                                                                                    |
|------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 0    | Kiểm tra chưa đầy đủ. Cần xác nhận với các phương tiện chẩn đoán hình ảnh khác                           |
| 1    | Ảnh âm tính. Khuyến cáo kiểm tra sau 1 năm.                                                              |
| 2    | Các phát hiện lành tính. Khuyến cáo kiểm tra sau 1 năm.                                                  |
| 3    | Có thể là các phát hiện lành tính. Theo dõi và chụp X-quang thường xuyên sau 6 tháng.                    |
| 4    | Nghi ngờ phát hiện là ác tính. Khuyến cáo làm sinh thiết.                                                |
| 5    | Các phát hiện chỉ dẫn là ác tính. Khuyến cáo thực hiện kiểm tra và điều trị chuyên sâu hơn ngay lập tức. |
| 6    | Ung thư đã được xác nhận bằng sinh thiết.                                                                |

### 1.3.5. Chụp ảnh X-quang vú kỹ thuật số

Trong các phần trước, phương pháp chụp ảnh X-quang vú tương tự được giới thiệu. Theo đó các tia X đi xuyên qua ngực và sau đó thể hiện trên film đặc biệt với kích thước  $18 \times 24$  hoặc  $24 \times 30$  cm (hình 1.9a). Phương pháp này sử dụng phim chụp X quang vú SFM (Screen-Film Mammography). Ngày nay, chúng đã gần như được thay thế bằng ảnh chụp tương ứng kỹ thuật số. Trong chụp X-quang vú kỹ thuật số DM (Digital Mammography) [79] các tia X đâm xuyên qua vú, đi tới các đầu dò trạng thái rắn (solid-state) vốn có chức năng tương tự như đầu dò được sử dụng trong máy ảnh kỹ thuật số và do đó hiển thị hình ảnh X-quang vú kỹ thuật số ở toàn diện FFDM (Full-Field Digital Mammography) [103]. Gần đây, sự phát triển của công nghệ trong sản xuất góp phần cải thiện đầu dò trạng thái rắn, nhờ đó dẫn đến việc xây dựng các kỹ thuật số để chụp ảnh X-quang vú phát ra ít bức xạ hơn so với kỹ thuật tương tự [103] và có độ phân giải cao [87]. Ngoài ra, một lợi thế của chụp ảnh X-quang vú kỹ thuật số là sự dễ dàng tránh được các lỗi

như lỗi trong thiết lập ước đoán hoặc việc hiển thị phim liên quan đến việc phơi nhiễm lặp đi lặp lại của bệnh nhân đối với phóng xạ.

Cách lưu trữ ảnh chụp X quang vú kỹ thuật số có một số ưu điểm. Đầu tiên, việc duy trì bản ghi kỹ thuật số của bệnh nhân là dễ dàng hơn. Cùng với các hình ảnh y tế khác, ảnh chụp X quang vú kỹ thuật số có thể được lưu trữ trong hệ thống lưu trữ và truyền tải hình ảnh PACS (Picture Archiving and Communication System) [40]. Ngoài ra, Hơn nữa, bản chất số của các dữ liệu cho phép chuyển hồ sơ điện tử kiểm tra X-quang vú đến bác sĩ chuyên khoa khác nhằm thu được các tính năng chẩn đoán tối ưu như được chỉ ra bởi Hội Ung thư Mỹ [50].

Chụp ảnh X-quang vú kỹ thuật số đã được chứng minh bởi các nghiên cứu là ngang hàng hoặc hiệu quả tốt hơn một chút so với kỹ thuật tương tự, đối với việc xác định và đặc tả các tổn thương trên ảnh. Điểm khác biệt chính nằm trong các thuật toán xử lý hình ảnh nhất định [30], mà chỉ có thể thực hiện trong kỹ thuật chụp X-quang vú kỹ thuật số. Các thuật toán này có khả năng phát triển hoặc thậm chí sửa đổi hình ảnh để cải thiện các đặc điểm đã được chụp ảnh, ví dụ như tăng độ tương phản. Nếu hình ảnh có thể được chỉnh sửa và thiết lập sử dụng cho lần thứ hai, có thể tránh được việc chụp lại không cần thiết, một quá trình tốn kém và đau đớn cho bệnh nhân. Ngoài ra là ưu thế của các trường hợp thấy được ở phụ nữ trẻ có nhu mô khối mật độ cao cũng như trong việc xác định canxi hóa, trong đó việc điều chỉnh độ tương phản của hình ảnh cho kết quả tốt hơn [30].

Nhược điểm chính của chụp ảnh X-quang vú kỹ thuật số so với kỹ thuật tương tự là chi phí khá cao của nó. Mặc dù vậy, những ưu điểm của nó kết hợp với sự phát triển của các giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương ung thư vú hiện đại (giải pháp CAD), dự kiến sẽ chiếm ưu thế trong những năm tới [15].

#### **1.4. Giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khói trên ảnh chụp X-quang vú**

Chụp ảnh X-quang vú hiện nay vẫn là phương pháp tốt nhất để phát hiện các tổn thương ung thư vú. Phát hiện sớm các tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú sẽ tăng khả năng điều trị ung thư vú cũng như tăng tỷ lệ sống [20]. Cùng với việc phát triển của chương trình sàng lọc, tầm soát ung thư vú, các bác sĩ phải đọc một số lượng lớn các ảnh chụp X-quang vú. Công việc này là khó khăn và đòi hỏi bác sĩ phải có nhiều kinh nghiệm. Một số nghiên cứu hồi cứu đã chỉ ra rằng, tỷ lệ bỏ sót, không phát hiện ra các dấu hiệu tổn thương ung thư vú nằm trong khoảng từ 10% đến 30% [95]. Các nguyên nhân là do bác sĩ mệt mỏi, do cấu trúc phức tạp của mô vú trên ảnh hay do sự khó phân biệt của các dấu hiệu tổn thương ung thư vú so với mô bình thường [95]. Thậm chí ngay cả những bác sĩ có kinh nghiệm nhất cũng chỉ phát hiện chuẩn xác ung thư vú từ 85-91% [101]. Một số nghiên cứu khác chỉ ra rằng nếu hai bác sĩ cùng đọc phim chụp X-quang vú thì tỷ lệ

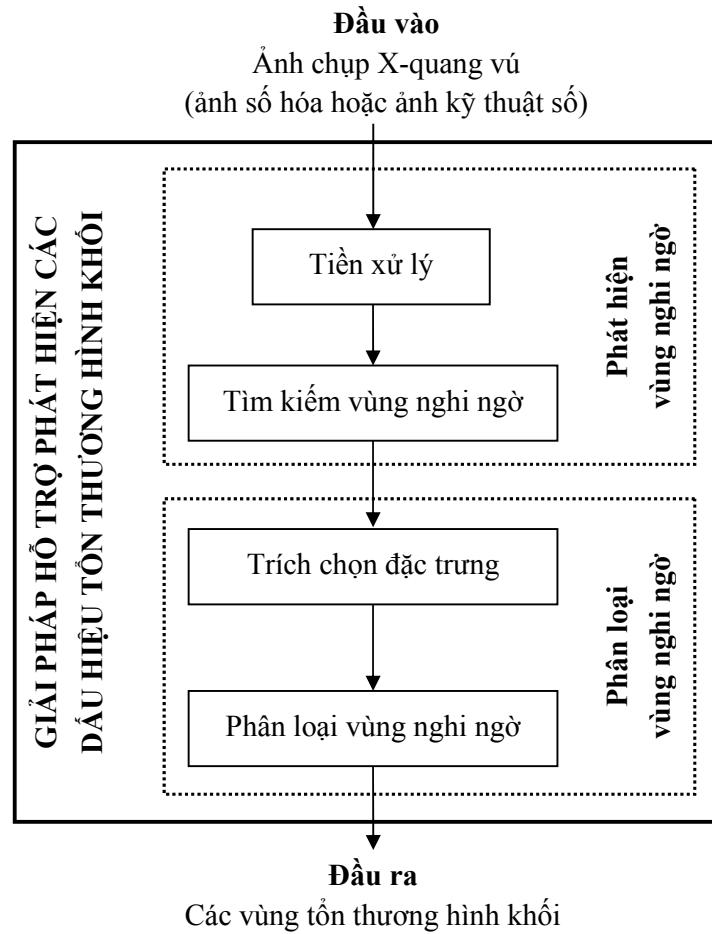
phát hiện phát hiện đúng tăng lên khoảng 10% [73]. Tuy nhiên, thực hiện đọc phim chụp X-quang vú bởi hai bác sĩ là tốn kém, tốn thời gian và khó khăn về mặt chuẩn bị.

Các giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương ung thư vú CAD (Computer Aided Detection) đã được phát triển nhằm trợ giúp bác sĩ trong quá trình tìm kiếm, phát hiện, chỉ ra các dấu hiệu nghi ngờ là tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú. Giải pháp CAD này, được mô tả như một sự kết hợp giữa các kỹ thuật xử lý ảnh, nhận dạng mẫu, trí tuệ nhân tạo, chỉ đóng vai trò như một “người đọc thứ hai”, xác định các dấu hiệu hay các vùng nghi ngờ tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú [99]. Kết luận cuối cùng rằng các vùng nghi ngờ đó có đúng là tổn thương ung thư vú hay không sẽ do bác sĩ quyết định. Khi giải pháp CAD được sử dụng, độ chính xác phát hiện ung thư vú của bác sĩ có thể tăng từ 10-15% [22].

Những khó khăn, thách thức do các tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú có nhiều biểu hiện hình dạng, đường bao khác nhau [21] (xem hình 1.12) và thường bị che bởi các mô tuyến dày đặc cũng chính là động lực thúc đẩy các nghiên cứu về giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.

Hiện nay, một số công ty trên thế giới đã xây dựng các giải pháp hỗ trợ phát hiện dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú. Các giải pháp này đã được tổ chức Quản lý thuốc và Dược phẩm FDA của Mỹ [52] công nhận đủ điều kiện để thương mại hóa. Có thể kể đến ImageChecker của Hologic® [53], MammoReader hay SecondLook của iCAD® [54]. Tuy nhiên gần như không có bất cứ thông tin nào về phương pháp và thuật toán được sử dụng trong các giải pháp này được công bố. Trong khi đó, lại có rất nhiều thông tin mô tả về lợi ích của những giải pháp này.

Nhìn chung, giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú có cấu trúc gồm mô đun phát hiện vùng nghi ngờ và mô đun phân loại vùng nghi ngờ như được minh họa ở hình 1.14. Ảnh chụp X-quang vú đầu vào có thể là ảnh chụp X-quang vú thông thường được số hóa hoặc ảnh chụp X-quang vú kỹ thuật số. Tại mô đun phát hiện vùng nghi ngờ, các vùng trên ảnh chụp X-quang vú nghi ngờ (có khả năng cao) là chứa tổn thương hình khối được tìm kiếm, phát hiện ra. Những vùng nghi ngờ này còn được gọi là vùng quan tâm ROI (Region of Interest). Yêu cầu đối với mô đun này là độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ (tỷ lệ số vùng nghi ngờ được phát hiện đúng là tổn thương hình khối) cần rất cao. Trong mô đun này cần có thêm bước tiền xử lý, tăng cường chất lượng cho ảnh chụp X-quang vú nhằm tăng hiệu quả của bước phát hiện vùng nghi ngờ tiếp sau. Bên cạnh yêu cầu độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ đạt được là rất cao có thể xuất hiện 1 số lượng lớn các vùng dương tính giả (vùng được phát hiện ra nhưng không phải là tổn thương hình khối). Tuy nhiên điều này là có thể chấp nhận được. Bởi vì tại mô đun phân loại, các vùng nghi ngờ này sẽ được phân loại thành vùng chứa tổn thương hình khối hay chứa mô vú bình thường dựa trên những đặc trưng được trích chọn ra của chúng. Nhờ vậy những vùng dương tính giả xuất hiện ở mô đun phát hiện sẽ được giảm thiểu.



**Hình 1.14.** Cấu trúc giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.

### 1.5. Cơ sở dữ liệu ảnh

Việc đánh giá hiệu quả của một giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được khuyến nghị thực hiện trên cơ sở dữ liệu chuẩn. Vì vậy, trong phạm vi của luận án này, giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú đề xuất được đánh giá hiệu quả trên các ảnh chụp X-quang vú số hóa lấy từ cơ sở dữ liệu ảnh chụp X-quang vú mini-MIAS [47].

Cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] là một dạng rút gọn của cơ sở dữ liệu MIAS gốc do tổ chức Phân tích Ảnh chụp X-quang vú MIAS (Mammographic Image Analysis Society) gồm các nhóm nghiên cứu về ảnh chụp X-quang vú của Anh xây dựng. Đây là cơ sở dữ liệu ảnh được sử dụng rộng rãi để việc đánh giá hiệu quả các nghiên cứu xử lý, phân tích ảnh chụp X-quang vú. Các ảnh chụp X-quang vú trong cơ sở dữ liệu này là các ảnh được số hóa 8 bit từ phim chụp X-quang vú lấy từ chương trình kiểm tra vú quốc gia của nước Anh. Kích thước của mỗi ảnh trong cơ sở dữ liệu mini-MIAS là 1024x1024 điểm ảnh. Còn

kích thước của mỗi điểm ảnh là 200 µm Ngoài ra, đi kèm với mỗi ảnh là những thông tin thêm của bác sĩ về tình trạng bệnh nhân (hình 1.15).

```
mdb017 G CIRC B 547 573 48
mdb018 G NORM
mdb019 G CIRC B 653 477 49
mdb020 G NORM
mdb021 G CIRC B 493 125 49
mdb022 G NORM
mdb023 G CIRC M 538 681 29
```

**Hình 1.15.** Các thông số đi kèm mỗi ảnh trong cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47].

Các cột thể hiện thông tin theo thứ tự sau:

- + Cột 1: tên của ảnh trong cơ sở dữ liệu.
- + Cột 2: đặc điểm của mô: F – mô mỡ; G – mô tuyến và D – mô tuyến dày đặc
- + Cột 3: loại tổn thương trên ảnh.

|      |                                                |
|------|------------------------------------------------|
| CALC | Tổn thương vôi hóa                             |
| CIRC | Tổn thương hình khối có hình dạng đẹp, dễ nhìn |
| SPIC | Tổn thương hình khối có tua gai                |
| MISC | Tổn thương hình khối ở các dạng khó xác định   |
| ARCH | Tổn thương hình khối méo cầu trúc              |
| ASYM | Tổn thương hình khối bất đối xứng              |
| NORM | Bình thường                                    |

- + Cột 4: mức độ của tổn thương. B: lành tính; M: ác tính

- + Cột 5, 6, 7: tọa độ tâm và bán kính của của hình tròn bao quanh vùng tổn thương

Tổng thể, cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] bao gồm 322 ảnh chụp tư thế chéo xiên MLO của 116 bệnh nhân, chia thành 07 nhóm. Phân bố cụ thể như sau

- + Nhóm CALC: gồm 23 ảnh với 27 dấu hiệu tổn thương vôi hóa tiêu biểu hay gấp ở tuyến vú.
- + Nhóm CIRC: gồm 23 ảnh có các dấu hiệu tổn thương hình khối dạng tròn, oval, dạng viền lượn sóng (thùy con), đường bao rõ ràng.
- + Nhóm SPIC: gồm 19 ảnh có tổn thương hình khối dạng có tua gai.
- + Nhóm MISC: gao gồm 14 ảnh có tổn thương hình khối dạng không rõ ràng hoặc có hình dạng khác.
- + Nhóm ARCH: gồm 19 ảnh có chứa các tổn thương hình khối dạng méo cầu trúc.
- + Nhóm ASYM: gồm 15 ảnh với các tổn thương hình khối dạng mất đối xứng.
- + Nhóm NORM: gồm 204 ảnh không có dấu hiệu tổn thương ung thư vú.

Tổng cộng trong 322 ảnh của cơ sở dữ liệu ảnh mini-MIAS [47] có 23 ảnh có dấu hiệu tổn thương vôi hóa, 90 ảnh có 92 dấu hiệu tổn thương hình khối và 209 ảnh bình thường. Thống kê về loại ảnh cùng loại mô vú (mô mỡ, mô tuyến hay mô tuyến dày đặc), loại bất thường (lành tính hay ác tính) có trong cơ sở dữ liệu này được liệt kê trong bảng 1.4. Mục đích của luận án là xây dựng giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối nên 23 ảnh có tổn thương vôi hóa không được sử dụng trong nghiên cứu này. Như vậy, có tất cả 299 ảnh với 92 dấu hiệu tổn thương hình khối được sử dụng để đánh giá hiệu quả của giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối được đề xuất.

**Bảng 1.4. Thống kê loại ảnh, loại mô vú, loại bất thường của cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47].**

| <b>Nhóm tổn thương</b> | <b>Loại mô vú</b>            |                              |                              | <b>TỔNG</b>                  |    |
|------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|----|
|                        | Mô mỡ                        | Mô tuyến                     | Mô tuyến dày đặc             |                              |    |
| Calc                   | Lành tính: 02<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 05<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 05<br>Ác tính: 05 | Lành tính: 12<br>Ác tính: 13 | 25 |
| Circ                   | Lành tính: 07<br>Ác tính: 02 | Lành tính: 06<br>Ác tính: 02 | Lành tính: 03<br>Ác tính: 00 | Lành tính: 16<br>Ác tính: 04 | 20 |
| Spic                   | Lành tính: 02<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 04<br>Ác tính: 03 | Lành tính: 06<br>Ác tính: 02 | Lành tính: 12<br>Ác tính: 09 | 21 |
| Misc                   | Lành tính: 04<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 03<br>Ác tính: 02 | Lành tính: 01<br>Ác tính: 01 | Lành tính: 08<br>Ác tính: 07 | 15 |
| Arch                   | Lành tính: 04<br>Ác tính: 02 | Lành tính: 02<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 04<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 10<br>Ác tính: 10 | 20 |
| Asym                   | Lành tính: 02<br>Ác tính: 03 | Lành tính: 03<br>Ác tính: 02 | Lành tính: 03<br>Ác tính: 04 | Lành tính: 08<br>Ác tính: 09 | 17 |
| Norm                   | 66                           | 64                           | 74                           | 209                          |    |
| <b>TỔNG</b>            | <b>106</b>                   | <b>104</b>                   | <b>112</b>                   | <b>322</b>                   |    |

## 1.6. Kết luận

Chương 1 cung cấp các kiến thức cơ sở về giải phẫu, sinh lý vú; bệnh lý ung thư vú và chụp ảnh X-quang vú, các dấu hiệu tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú.

Thông qua việc phân tích những khó khăn, thách thức đối với các bác sĩ khi đọc, tìm các dấu hiệu tổn thương ung thư vú nhất là các tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú, vai trò, tầm quan trọng của giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú đã được đề cập. Cấu trúc và nhiệm vụ chức năng của giải pháp hỗ trợ này cũng được giới thiệu. Bên cạnh đó, cơ sở dữ liệu ảnh chụp X-quang vú được sử dụng để đánh giá hiệu quả của giải pháp hỗ trợ phát hiện các dấu hiệu tổn thương hình khối đề xuất cũng được nhắc đến.

## CHƯƠNG 2. TIỀN XỬ LÝ, TĂNG CƯỜNG CHẤT LƯỢNG ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ

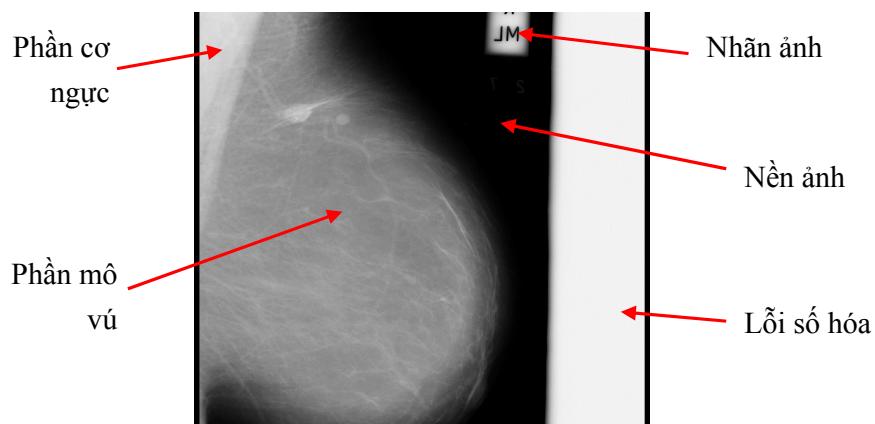
Ảnh chụp X-quang vú thường có độ tương phản thấp. Trên ảnh chụp X-quang vú, các tổn thương hình khối nếu có xuất hiện thì chỉ xuất hiện ở vùng ảnh vú. Chúng thường bị mờ, ẩn dưới lớp mô tuyến và khá giống với vùng u nang hay các vùng mô mật độ cao khác của vú [31]. Như vậy, để tránh những tính toán không cần thiết và tăng hiệu quả của quá trình phát hiện vùng nghi ngờ, việc tách vùng ảnh vú và tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú là cần thiết trong bất kỳ một giải pháp hỗ trợ phát hiện dấu hiệu tổn thương khối trên ảnh chụp X-quang vú nào.

Chương 2 trình bày các bước được sử dụng để tách vùng ảnh vú. Đồng thời phương pháp biến đổi hình thái được đề xuất để tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú bên cạnh phương pháp sử dụng lọc trung bình kết hợp với cân bằng mức xám đồ.

Các kết quả đạt được ở chương 2 này được trình bày tại công trình số 4 trong Danh mục các công trình đã công bố.

### 2.1. Đặt vấn đề

Như đã trình bày ở mục 1.5, được sử dụng trong nghiên cứu này là các ảnh chụp X-quang vú số hóa từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. Các ảnh từ cơ sở dữ liệu này có các thành phần chính như được minh họa ở hình 2.1.



**Hình 2.1.** Các thành phần chính trên ảnh chụp X-quang vú số hóa từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47].

Khi chụp X-quang vú thông thường, các bác sĩ thường sử dụng thêm các miếng chì để chú thích như chụp vú trái hay vú phải, chụp theo hướng trên xuống CC hay chéo xiên MLO. Kết quả là trên phim chụp X-quang vú và ảnh chụp X-quang vú số hóa tương ứng sẽ

có một vùng nhăn ảnh. Vùng này là sáng ở trên ảnh. Ngoài ra, còn xuất hiện thêm một vùng (hoặc một vài vùng) sáng do lỗi số hóa trên ảnh chụp X-quang vú số hóa. Ngoài ra, phần nền ảnh với màu tối cũng chiếm một diện tích khá lớn trên ảnh. Đây là những vùng không phải là vùng ảnh vú nên cần được loại bỏ để giảm thiểu thời gian tính toán, xử lý và tránh ảnh hưởng đến hiệu suất của bước phát hiện vùng nghi ngờ tiếp sau.

Đồng thời nếu chụp theo hướng chéo xiên MLO thì vùng vú trên ảnh chụp X-quang vú sẽ bao gồm phần mô vú và phần cơ ngực. Phần cơ ngực thường xuất hiện có dạng gần như hình tam giác và sáng hơn so với phần mô vú. Các dấu hiệu tổn thương ung thư vú trên ảnh chụp X-quang vú sàng lọc sẽ chỉ xuất hiện trong phần mô vú mà không xuất hiện trong phần cơ ngực. Vì vậy, phần cơ ngực cũng cần được tách bỏ trước khi thực hiện tìm kiếm, phát hiện vùng nghi ngờ ung thư vú.

Ngoài ra, do các dấu hiệu tổn thương thường bị mờ, ẩn dưới lớp mô tuyến [12] nên ảnh chụp X-quang vú cần được lọc nhiễu, tăng cường chất lượng với để tăng độ tương phản của các dấu hiệu tổn thương so với mô tuyến nhằm tăng hiệu quả của bước tìm kiếm, phát hiện vùng nghi ngờ.

Như vậy, về tổng thể, tiền xử lý, tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú bao gồm 3 nhiệm vụ chính:

- Loại bỏ nền ảnh, nhăn ảnh, vùng lỗi số hóa để tách ra vùng ảnh vú
- Loại bỏ phần cơ ngực ra khỏi vùng ảnh vú
- Tăng cường chất lượng ảnh.

## 2.2. Tách vùng ảnh vú

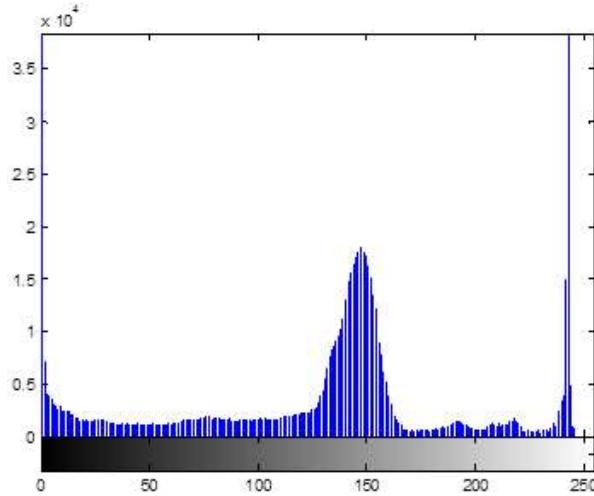
Hình 2.2 biểu diễn mức xám đồ của ảnh mdb132 từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. Có thể nhận thấy mức xám đồ này có 3 đỉnh rõ rệt tương ứng với: (i) vùng nền ảnh, (ii): vùng mô vú (mô mỡ hoặc mô tuyến) và (iii) vùng cơ ngực, nhăn ảnh, lỗi số hóa. Như vậy có thể sử dụng phương pháp lấy ngưỡng [81] để loại bỏ vùng nền ảnh, vùng nhăn ảnh tách lấy vùng ảnh vú. Đa phần các nghiên cứu đều đi theo hướng này.

Để tách vùng ảnh vú, Eltoukhy [66] đưa ra thuật toán gồm 3 bước. Bước 1, loại bỏ nền ảnh bằng cách tính tổng từng hàng và từng cột. Các hàng và cột này sẽ bị loại bỏ nếu tổng của chúng thấp hơn một giá trị xác định trước như trong công thức 2.1

$$\begin{cases} \sum_{m=0}^{m=M-1} I(m, n) \leq \varepsilon_1 \\ \sum_{n=0}^{n=N-1} I(m, n) \leq \varepsilon_2 \end{cases} \quad (2.1)$$

trong đó,  $I(m,n)$  là mức xám của điểm ảnh  $(m,n)$ ;  $M, N$  là kích thước của ảnh còn  $\varepsilon_1$  và  $\varepsilon_2$  là các mức ngưỡng xác định trước. Bước 2, lấy ngưỡng ảnh theo phương pháp Otsu [81]. Giá trị mức ngưỡng là giá trị mức xám tại đó phương sai giữa vùng nền ảnh và phần còn lại của ảnh là lớn nhất. Các điểm ảnh có giá trị nhỏ hơn mức ngưỡng được coi là nền ảnh

và bị loại bỏ. Bước 3, đánh số từng vùng, giữ lại vùng có diện tích lớn nhất. Đó chính là vùng vú.



**Hình 2.2.** Mức xám đồ của ảnh mdb 132.

Belloti [80] trước tiên lật các ảnh chụp vú phải  $90^0$  để giống ảnh chụp vú trái. Sau đó tiến hành tìm kiếm trên từng hàng, đoạn pixel liền kề có giá trị lớn hơn 1 ngưỡng xác định. Tất cả các pixel còn lại trong hàng sẽ được đặt bằng 0. Lặp lại quá trình này cho lần lượt từng hàng sẽ thu được vùng ảnh vú.

Sample [60] đưa ra một phương pháp dùng đa mức ngưỡng tách biệt đồng thời phần cơ ngực, phần mô vú trong vùng ảnh vú và vùng nền ảnh. Ảnh chụp X-quang vú được chia thành các ảnh con (không chồng lấn hoặc chồng lấn lên nhau). Một ảnh mới được gọi là ảnh sai khác mức xám đồ được xây dựng từ tích vô hướng chuẩn hóa của các vectơ phân bố mức xám của từng cặp ảnh con. Các mức ngưỡng này được xác định từ các đỉnh cục bộ của mức xám đồ của ảnh sai khác mức xám đồ.

Ý tưởng mà Masek [67] đưa ra cũng giống với của Sample [60] ở chỗ dùng đa mức ngưỡng để phân tách phần cơ ngực, phần mô vú (mô mỡ hoặc mô tuyến) trong vùng ảnh vú và vùng nền ảnh, vùng nhãn ảnh. Mức ngưỡng thứ nhất được lựa chọn là mức ngưỡng tối thiểu entropy chéo giữa vùng nền ảnh và vùng ảnh vú. Mức ngưỡng thứ hai là mức ngưỡng tối thiểu entropy chéo giữa phần cơ ngực và phần mô vú.

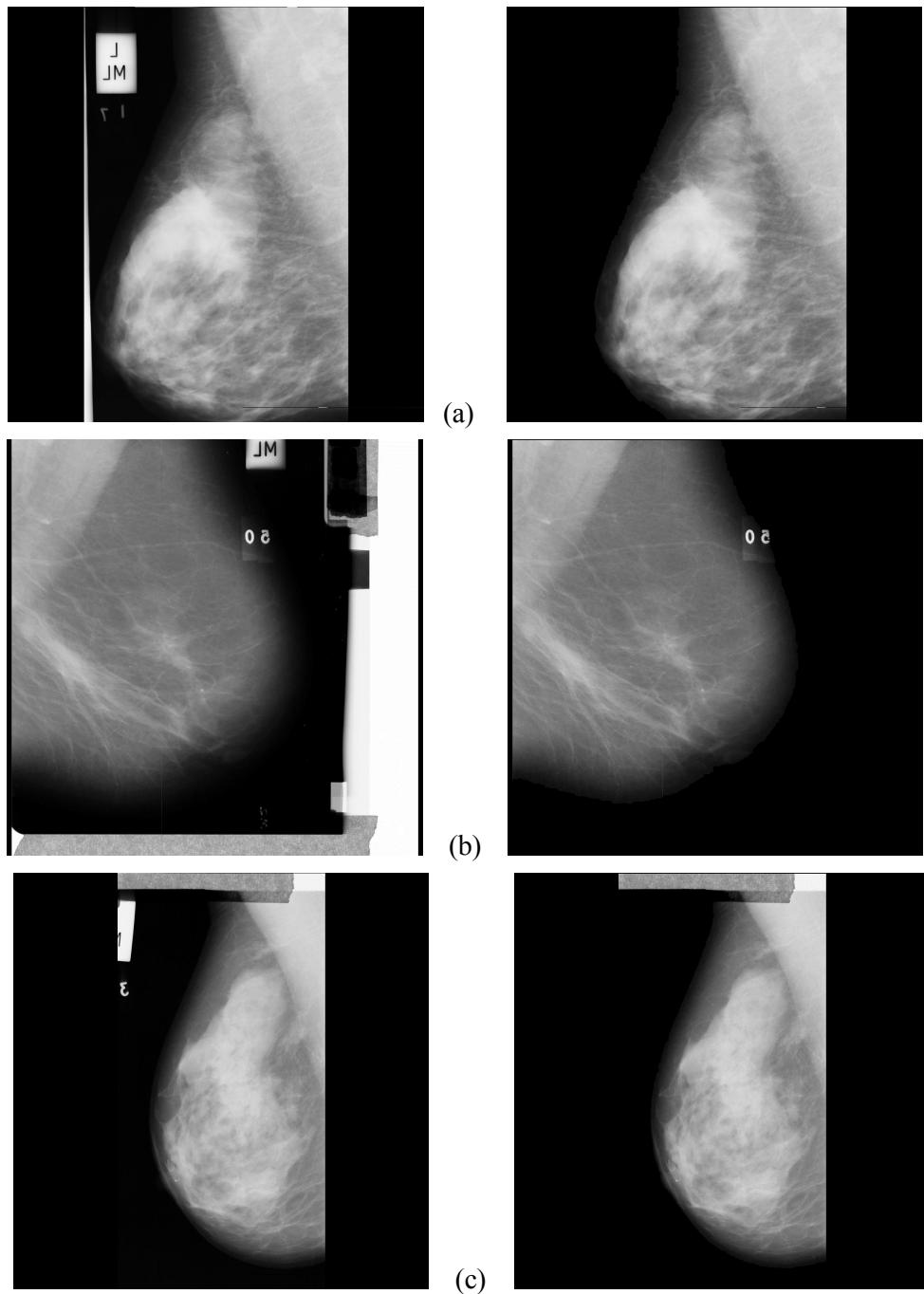
Telebpour [9] thì lại đơn giản chỉ sử dụng bước 2 và 3 giống như trong [66].

Trong luận án này, phương pháp được đề xuất trong [96] được sử dụng để tách vùng ảnh vú[96][96]. Phương pháp này bao gồm các bước sau:

- Dùng một mức ngưỡng xác định trước để phân ảnh chụp X-quang vú thành các vùng khác nhau.
- Đánh số hiệu từng vùng dùng thuật toán đánh số hiệu các phần tử liên kết CCL [81]
- Loại bỏ các vùng có diện tích nhỏ, giữ lại vùng có diện tích lớn nhất.

Thử nghiệm, đánh giá trên cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47], mức ngưỡng tối ưu xác định được là  $T=16$ .

Hiệu quả của phương pháp được minh họa ở hình 2.3.

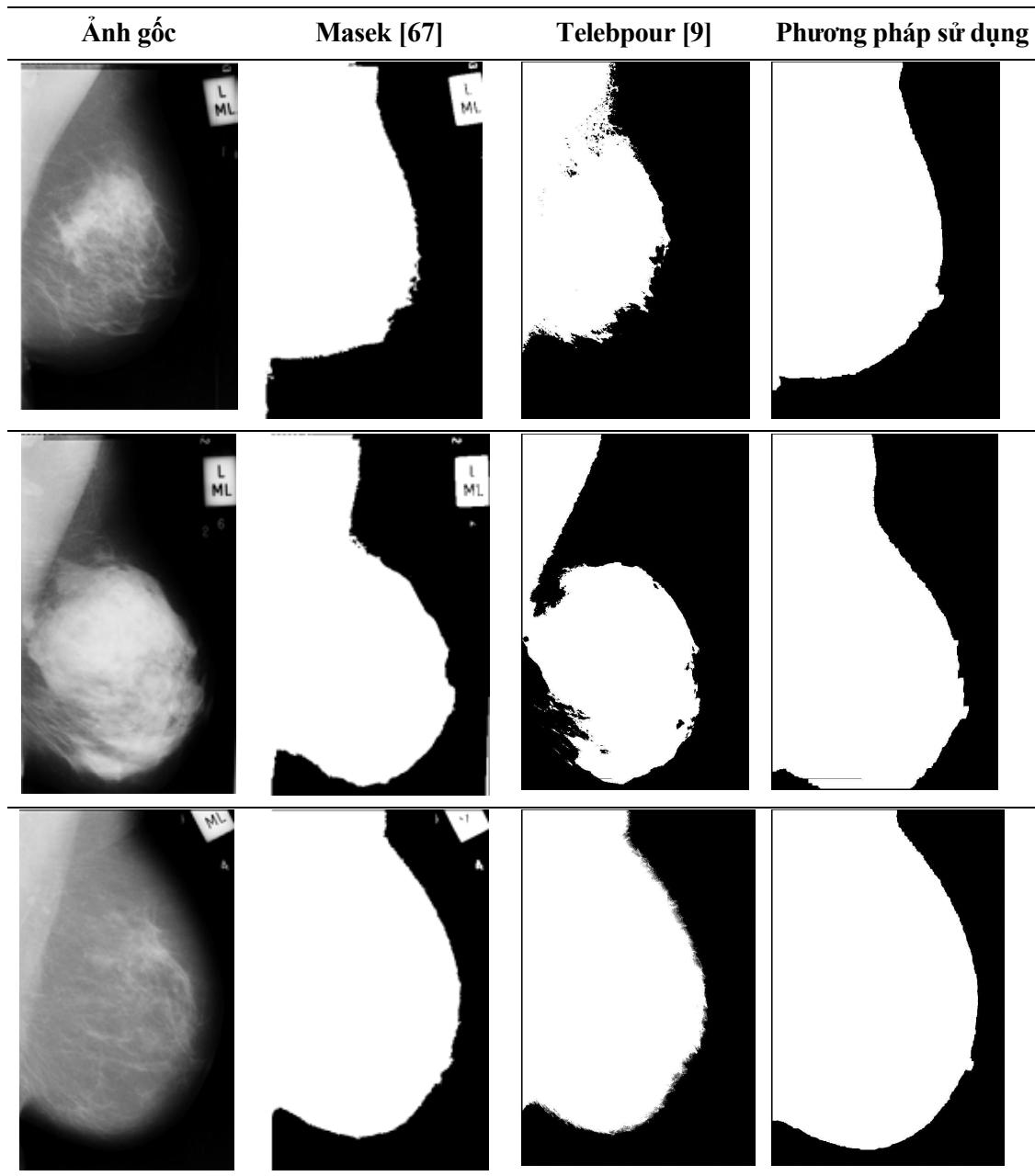


**Hình 2.3.** Ảnh chụp X-quang vú ban đầu (trái) và ảnh vùng vú (phải). (a) Ảnh mdb115.  
(b) Ảnh mdb274. (c) Ảnh mdb283.

Có thể nhận thấy phương pháp đề xuất cho kết quả tách vùng vú là tốt trên phần lớn các ảnh có trong cơ sở dữ liệu (hình 2.3a). Trong một số trường hợp khi trong ảnh gốc,

vùng nhăn ảnh và vùng lõi số hóa chèm lên vùng ảnh vú (như ở hình 2.3b và 2.3c) thì kết quả là chấp nhận được.

Đồng thời so sánh hiệu quả tách vùng ảnh vú của phương pháp được sử dụng với phương pháp của Masek [67] và Telebpour [9] cũng được thực hiện. Kết quả trên hình 2.4 cho thấy, trên cả 3 loại ảnh chụp X-quang vú khác nhau có trong cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] là ảnh mô tuyến, ảnh mô tuyến dày đặc và ảnh mô mỡ thì phương pháp được sử dụng là đơn giản và cho kết quả chính xác hơn so với 2 phương pháp được so sánh.



**Hình 2.4.** So sánh hiệu quả tách vùng ảnh vú của phương pháp được sử dụng với phương pháp của Masek [67] và Telebpour [9]. Hàng trên cùng: ảnh mdb209, ảnh mô tuyến. Hàng giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyến dày đặc. Hàng cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mỡ.

### 2.3. Tách phần cơ ngực ra khỏi vùng ảnh vú

Vùng cơ ngực là vùng có mật độ dễ nhận thấy nhất trong ảnh chụp X-quang vú hướng chéo xiên MLO (hình 2.1). Vùng này có mật độ/độ lớn tương đương như của các mô tuyến dày đặc trong ảnh. Do đó, phần cơ ngực cần được tách ra khỏi vùng ảnh vú nhằm giới hạn việc tìm kiếm, phát hiện các dấu hiệu nghi ngờ ung thư vú chỉ được thực hiện trong phần mô vú mà thôi. Để tách, loại bỏ phần cơ ngực ra khỏi vùng ảnh vú đã có nhiều cách tiếp cận khác nhau.

Karssemrijer [72] đã sử dụng biến đổi Hough để phát hiện phần cơ ngực. Phương pháp này giả thiết rằng đường biên phân cách giữa phần cơ ngực và phần mô vú trên ảnh có thể xấp xỉ bằng một đoạn thẳng theo một hướng nhất định. Để đảm bảo phát hiện đúng đoạn thẳng này, Karssemrijer sử dụng các mức ngưỡng cho độ lớn gradient, hướng gradien, chiều dài đoạn thẳng và diện tích phần cơ ngực tương ứng.

Ferrari [83] đề xuất một phương pháp phát hiện phần cơ ngực cũng dựa trên biến đổi Hough. Điểm khác biệt so với hướng tiếp cận của Karssemrijer [72] là các ràng buộc về hình học và giải phẫu được dùng thay thế cho các mức ngưỡng. Một kỹ thuật phát hiện phần cơ ngực dựa trên bộ lọc sóng con Gabor cũng đã được Ferrari đưa ra trong [83]. Trước tiên lọc vùng ảnh vú bằng các bộ lọc Gabor để tăng cường đường biên phần cơ ngực. Các bộ lọc sóng con được sử dụng để phát hiện phần cơ ngực dựa trên hướng xấp xỉ của phần cơ. Nhờ đó đã vượt qua được giới hạn giả thiết đường biên của phần cơ ngực là đường thẳng như trong [72].

Hướng tiếp cận tách phần cơ ngực của Mirzaalian [41] là dựa trên thuật toán khuếch tán phi tuyến. Trước tiên một vùng ảnh hình chữ nhật được xác định bởi điểm trên cùng bên trái, điểm trên cùng bên phải, điểm giữa điểm trên cùng bên trái và điểm dưới cùng bên trái của đường bao vùng ảnh vú đã được tách ra từ trước. Vùng ảnh chữ nhật này sẽ chứa phần cơ ngực. Thực hiện vòng lặp khuếch tán phi tuyến trên vùng chữ nhật này theo

$$\frac{\partial U(x,t)}{\partial t} = \nabla \cdot (D(x,t) \nabla U(x,t)) \quad (2.2)$$

$$D(x,t) = 1 - \exp \left( -\frac{C_m}{\left( \frac{\nabla U(x,t)}{\lambda} \right)^m} \right) \quad (2.3)$$

trong đó:  $U$  là vùng cơ ngực;  $D$  là hàm khuếch tán;  $C_m$  và  $\lambda$  là các hệ số cố định;  $m$  là hệ số quyết định tốc độ khuếch tán. Sau đó, lấy ngưỡng ảnh.

Trong nghiên cứu của mình, Raba [29] dùng thuật toán phát triển vùng kết hợp với ước lượng mức ngưỡng để phát hiện vùng cơ ngực. Quá trình phát triển vùng được bắt đầu từ một điểm trong vùng cơ ngực. Giới hạn về diện tích vùng phát triển được là tiêu chí

dùng. Khi giới hạn này bị vượt qua thì tiêu chí phát triển vùng sẽ được điều chỉnh giảm dần dựa trên ước lượng từ mức xám đồ của lần phát triển vùng trước đó.

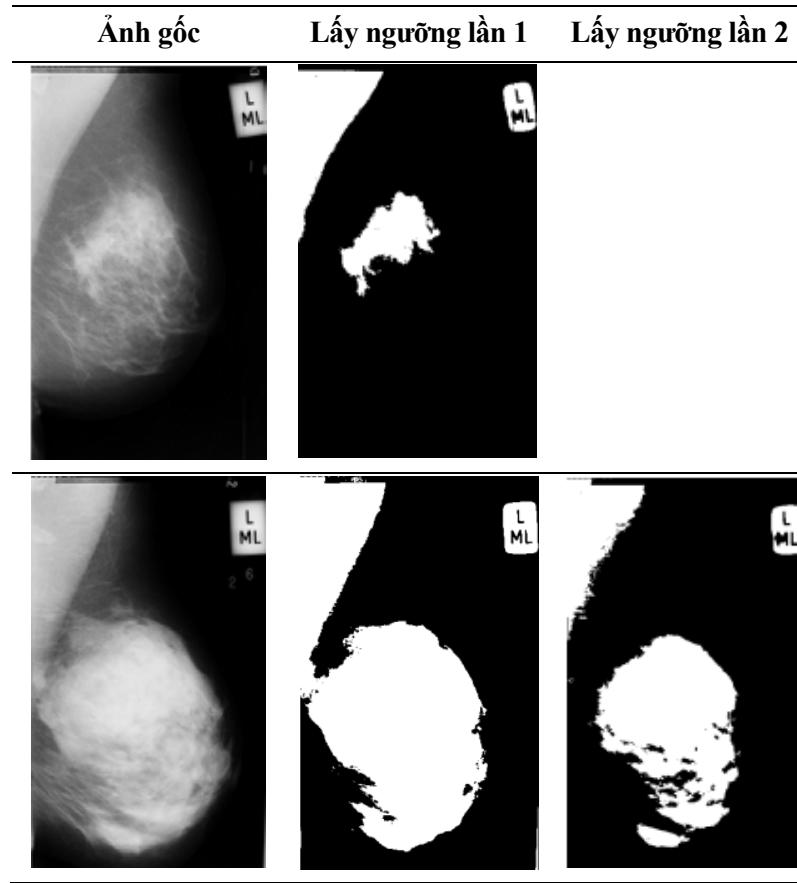
Kwok [93] đã đưa ra một thuật toán thích nghi để phát hiện vùng cơ ngực có sử dụng thông tin về vị trí và hình dạng của vùng cơ ngực. Ban đầu, đường biên của vùng cơ ngực được tạm coi như là đường thẳng và được xác thực vị trí và hướng. Sau đó ước lượng này được tinh chỉnh nhờ vòng lặp “phát hiện mờ” giúp đường biên vùng cơ ngực được xác định chính xác hơn.

Subashini [96] sử dụng thuật toán CCL [81] để phát hiện phần cơ ngực. Trước tiên vị trí phần cơ ngực được xác định nằm ở góc trái trên hay phải trên của ảnh bằng cách đồng thời tìm các pixel khác 0 từ các đỉnh trái trên và phải trên. Từ đỉnh tương ứng, tìm kiếm sự thay đổi về cường độ trên hàng. Tọa độ của pixel mà tại đó có sự thay đổi về cường độ được coi là độ rộng của vùng cơ ngực. Sử dụng độ cao bằng  $\frac{1}{2}$  độ cao của toàn bộ ảnh, thu được 1 vùng ảnh chữ nhật chứa toàn bộ phần cơ ngực. Thực hiện lấy ngưỡng đơn trên vùng ảnh này thu được ảnh nhị phân chứa phần cơ ngực và các mô khác. Quét từng hàng từ trái hoặc phải, tìm sự thay đổi cường độ sẽ thu được phần cơ ngực.

Chen [109] cũng sử dụng phương pháp phát triển vùng để tách phần cơ ngực. Tuy nhiên, khác với phương pháp của Raba [29], điểm gốc ban đầu lại được chọn gần với đường biên của phần cơ ngực với phần mô vú. Dựng đường thẳng với hệ số góc bằng 1 đi qua điểm gốc này. Xác định các điểm đường biên trên đường thẳng này (ở các thang chia khác nhau). Điểm bắt đầu phát triển vùng được chọn là từ các điểm đường biên này dựa trên độ lớn và vị trí của đường biên. Khác với thông thường, khi quá trình phát triển vùng dừng lại khi chênh lệch giữa giá trị trung bình của vùng được phát triển với giá trị điểm ảnh lân cận mới lớn hơn một ngưỡng xác định, ở đây, trong nghiên cứu của mình, mức ngưỡng được tăng dần để tránh phân tách quá chi tiết các vùng không đồng nhất. Quá trình phát triển vùng dừng lại khi vùng phát triển tiến sát với các lề của ảnh.

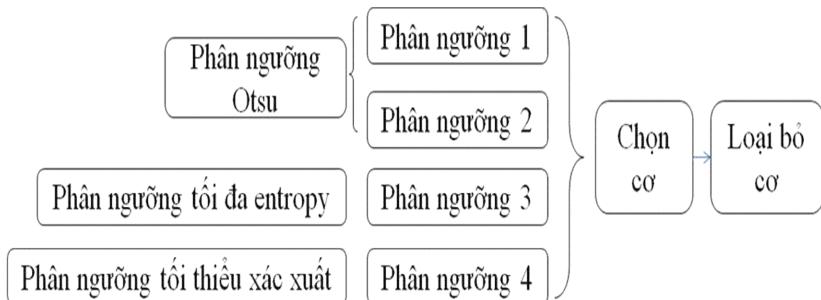
Như đã đề cập ở mục 2.2, Masek [67] dùng đa mức ngưỡng tối thiểu entropy chéo để phân tách phần cơ ngực, phần mô vú (mô mỡ hay mô tuyến) trong vùng ảnh vú và vùng nền ảnh, vùng nhãn ảnh. Phần cơ ngực sẽ được tách ra khỏi phần mô vú nhờ việc tiếp tục lấy ngưỡng tối thiểu hóa entropy chéo trên vùng ảnh vú đã được tách ra trước đó. Tuy nhiên việc lấy ngưỡng này phụ thuộc rất nhiều vào tỷ lệ mô tuyến cũng như mật độ trung bình của mô tuyến trong vùng ảnh vú. Kết quả là phần cơ ngực có thể được tách khỏi phần mô vú sau một hoặc hai thậm chí là ba lần lấy ngưỡng tối thiểu hóa entropy chéo tùy thuộc vào ảnh.

Ví dụ minh họa ở hình 2.5 cho thấy, với ảnh mô tuyến thì chỉ cần lấy ngưỡng một lần để tách phần cơ ngực ra khỏi vùng mô vú. Tuy nhiên, đối với ảnh mô tuyến dày đặc thì sau khi lấy ngưỡng lần thứ nhất, phần cơ ngực và phần mô tuyến bị chồng lên nhau. Thực hiện lấy ngưỡng một lần nữa mới có thể tách được phần cơ ngực. Không những vậy, phần cơ ngực được tách ra là khá thiếu chính xác.



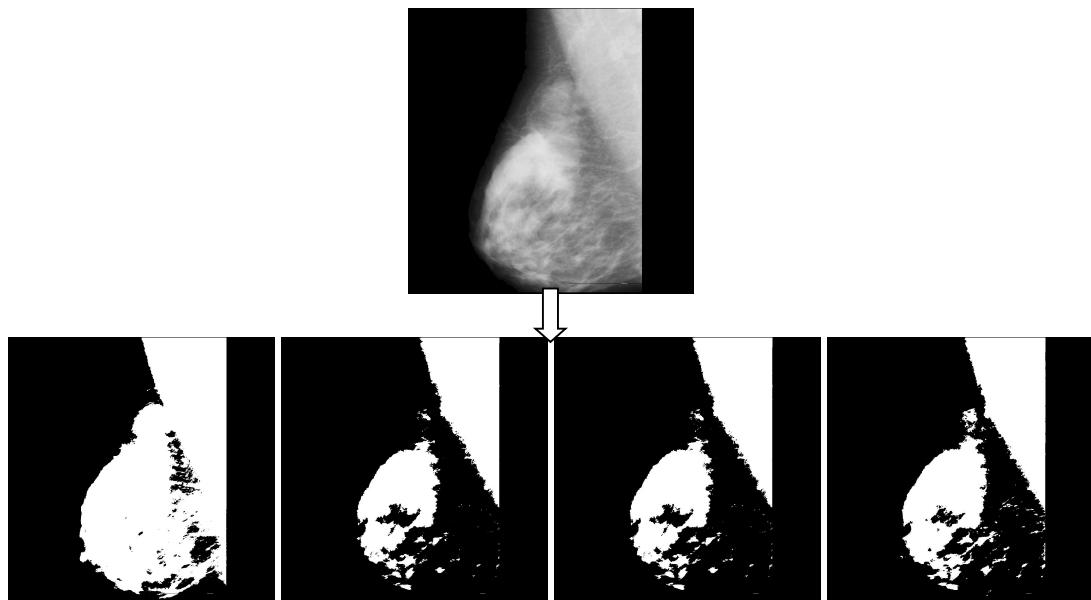
**Hình 2.5.** Kết quả tách phần cơ ngực khỏi phần mô vú dùng đa mức ngưỡng tối thiểu entropy chéo của Masek [67]. Trên: ảnh mdb209, ảnh mô tuyế̄n. Dưới: ảnh mdb163, ảnh mô tuyế̄n dày đặc.

Như vậy, số ngưỡng tối thiểu entropy chéo cần thiết để tách phần cơ ngực là khác nhau đối với các ảnh chụp X-quang vú khác nhau nên việc tự động tách phần cơ ngực từ tất cả các ảnh chụp X-quang vú đang nghiên cứu là ít tin cậy. Để khắc phục nhược điểm này của phương pháp đa mức ngưỡng tối thiểu entropy chéo để tách phần cơ ngực [67], trong luận án này cũng sử dụng đa mức ngưỡng. Cụ thể là 04 mức ngưỡng bao gồm 02 mức ngưỡng Otsu, 01 mức ngưỡng tối đa entropy và 01 mức ngưỡng tối thiểu xác suất sai số [81]. Nguyên lý của phương pháp này được mô tả ở hình 2.6.



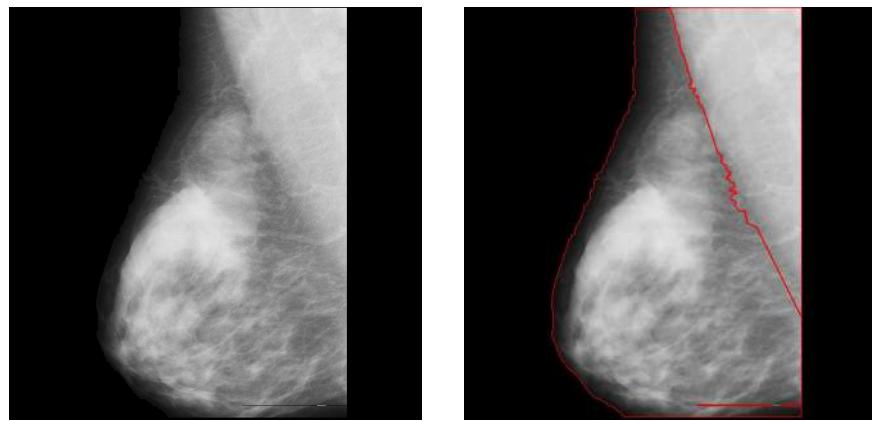
**Hình 2.6.** Nguyên lý thực hiện phương pháp tách phần cơ ngực khỏi vùng ảnh vú được sử dụng.

Điểm khác biệt ở đây là việc phân nguõng được thực hiện đồng thời chứ không phải tuần tự như phương pháp đa mức nguõng tối thiểu entropy chéo [67]. Hình 2.7 minh họa 4 ảnh phân nguõng thu được. Nhờ vậy, có thể luôn luôn tự động chọn được phần cơ ngực là vùng ảnh có diện tích lớn nhất, nằm ở góc trên ảnh và có dạng giống hình tam giác nhất trong số 04 ảnh phân nguõng thu được luôn chọn mà không phụ thuộc vào tỷ lệ và mật độ mô tuyến của ảnh chụp X-quang vú.

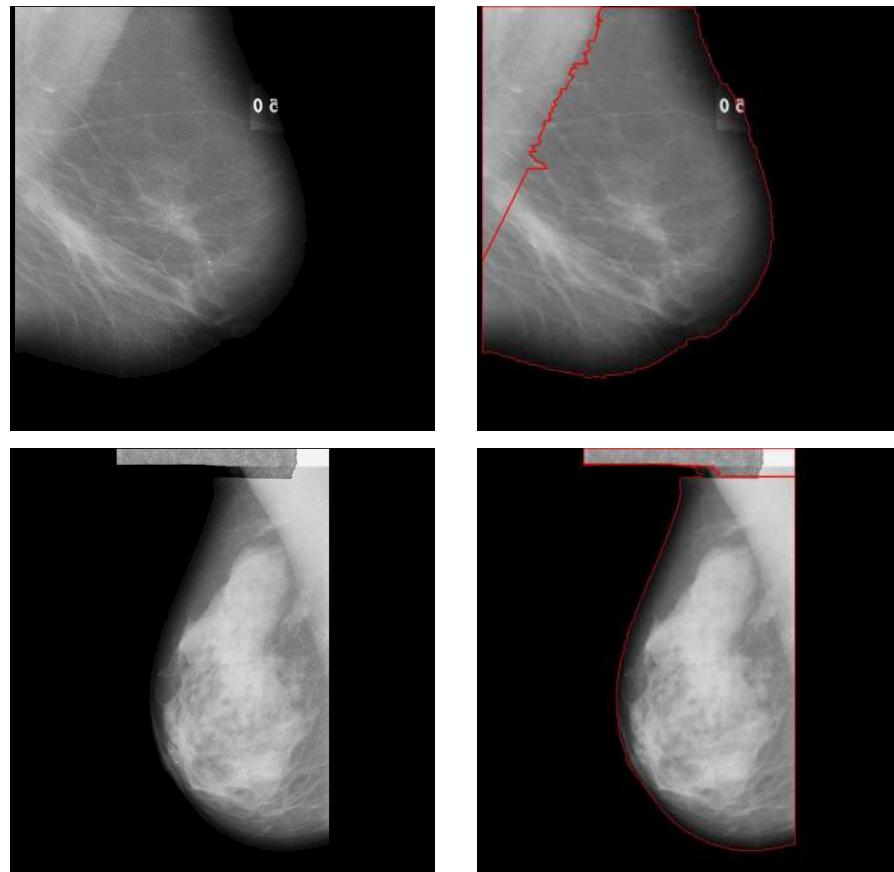


**Hình 2.7.** Minh họa 4 ảnh phân nguõng tương ứng thu được

Đánh giá phương pháp được sử dụng trên cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] thì thấy với hầu hết các ảnh, phần cơ ngực được bóc tách tốt khỏi vùng ảnh vú (hình 2.8). Tuy nhiên, trong một vài trường hợp, phần cơ ngực không được tách khỏi vùng ảnh vú (hình 2.9). Đó là khi lỗi số hóa hay nhãn ảnh chèm vào vùng vú như đã đề cập ở mục 2.2. Trong hình 2.10 là một số kết quả so sánh phương pháp được sử dụng với phương pháp của Masek [67]. Kết quả thu được cho thấy hai phương pháp này là hoàn toàn tương đương nhau.



**Hình 2.8.** Kết quả tách phần cơ ngực của phương pháp được sử dụng



**Hình 2.9.** Kết quả tách phần cơ ngực của phương pháp được sử dụng

Trên: ảnh mdb274, nhãn ảnh chèm vào vùng ảnh vú.

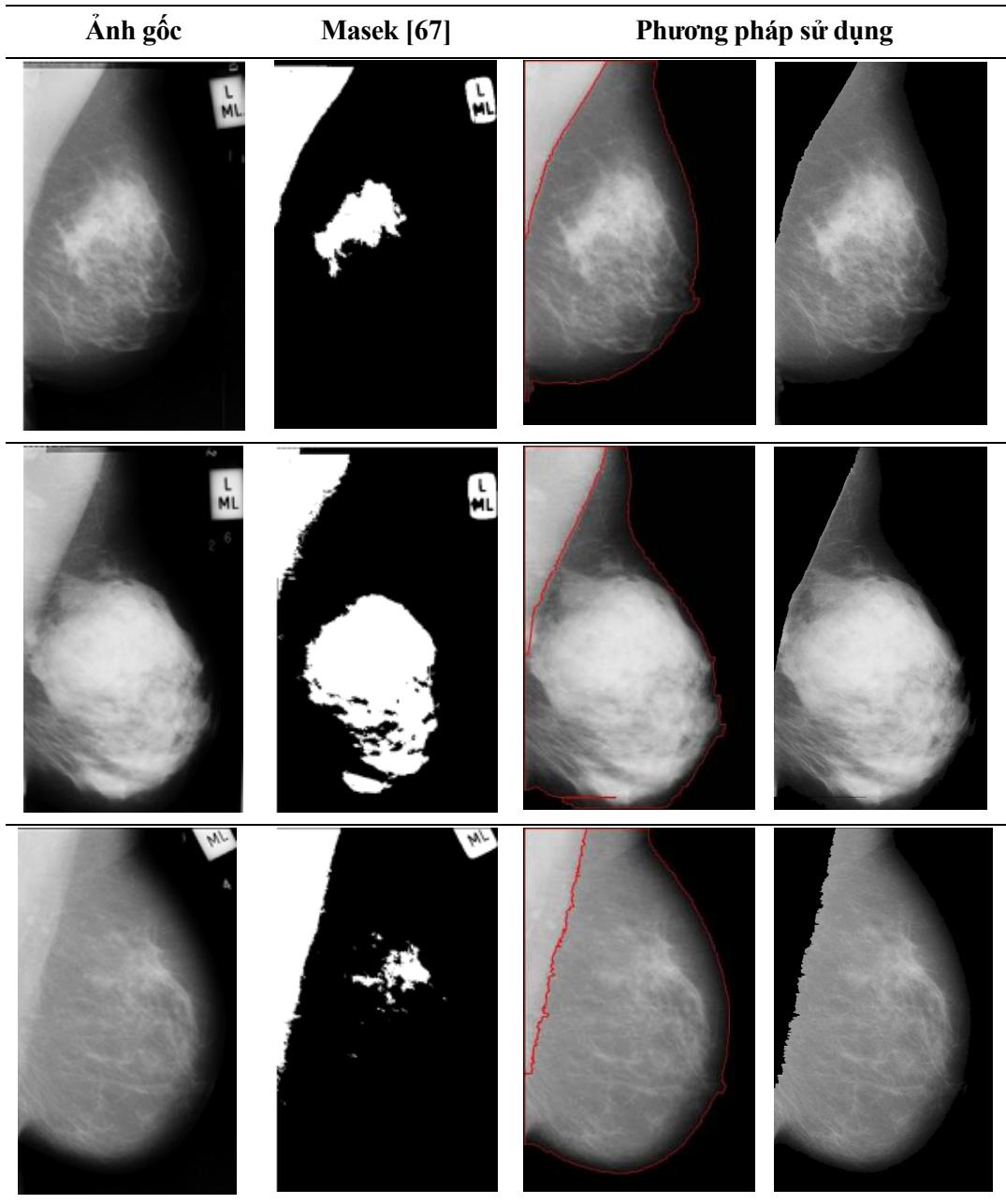
Dưới: ảnh mdb283, lỗi số hóa chèm vào vùng ảnh vú

## 2.4. Tăng cường chất lượng ảnh

Ảnh chụp X-quang vú có độ tương phản kém, các dấu hiệu tổn thương ung thư vú thường bị ẩn dưới lớp mô vú [12]. Việc lọc nhiễu, tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú là cần thiết nhằm giảm nhiễu, tăng độ tương phản, trợ giúp cho quá trình tìm kiếm, phát hiện các vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối.

Các kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú có thể chia thành 4 nhóm chính: kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh thông thường, kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh dựa vào vùng, kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh dựa vào đặc trưng và kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh mờ như ở hình 2.11.

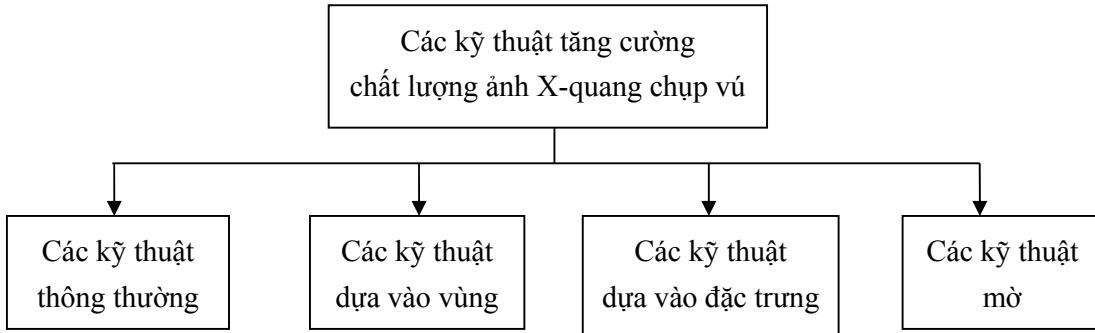
Kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh thông thường là kỹ thuật sử dụng vùng lân cận cố định và các tính chất của tổng thể ảnh. Các kỹ thuật dựa vào vùng được sử dụng để tăng độ tương phản của các đặc tính trên ảnh so với vùng xung quanh. Ngược lại, các kỹ thuật dựa vào đặc trưng là các kỹ thuật dựa trên biến đổi sóng con. Kỹ thuật tăng cường mờ thì sử dụng các toán tử và tính chất mờ.



**Hình 2.10.** So sánh phương pháp tách phần cơ ngực khỏi vùng ảnh vú được sử dụng với phương pháp của Masek [67] trên các ảnh chụp X-quang vú khác nhau từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. Hàng trên cùng: ảnh mdb209, ảnh mô tuyến. Hàng giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyến dày đặc. Hàng cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mờ.

Các kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh thông thường thì được chủ yếu dùng để tăng cường độ tương phản của các dấu hiệu tổn thương khối. Tác giả Bovis [19] và Schiabel [44] đã sử dụng cân bằng mức xám đồ để tăng cường chất lượng ảnh trước khi tìm kiếm, phát hiện dấu hiệu bất thường khối.

Tác giả Yu [108] lại sử dụng hàm biến đổi thích nghi dựa vào các thông tin về độ tương phản cục bộ. Trong nghiên cứu của mình, Kom [37] đề xuất sử dụng hai hàm biến đổi tuyến tính cục bộ với hai hệ số hằng để thay đổi độ tương phản cục bộ của từng điểm ảnh.



**Hình 2.11.** Bốn nhóm kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú.

Tương tự như kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh thông thường, các kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh dựa vào vùng cũng chủ yếu được sử dụng để tăng cường độ tương phản của các dấu hiệu tổn thương khối. Tác giả Sampat [90] kết hợp giữa biến đổi Radon và lọc theo cột để tăng cường độ tương phản cho các tổn thương khối. Tác giả Dominguez [11] sử dụng các đặc trưng thống kê cục bộ của cường độ điểm ảnh để xác định các tham số biến đổi độ tương phản. Để hiệu quả tăng cường cho các dấu hiệu tổn thương khối ở các kích thước khác nhau, quá trình biến đổi được lặp lại ở nhiều mức.

Các kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh dựa vào đặc trưng có thể sử dụng để tăng cường độ tương phản của các tổn thương khối lẫn tổn thương vô hóa. Trong [91], Scharcanski dùng hàm tăng cường chất lượng tuyến tính từng bước, thích nghi sau khi thực hiện biến đổi sóng con dùng sóng con dyadic nhiều mức. Trong khi, Dabour [28] kết hợp biến đổi sóng con và biến đổi hình thái thì Gorgel [78] lại kết hợp biến đổi sóng con với lọc đồng hình để giảm nhiễu và tăng cường chất lượng ảnh.

Để các chi tiết tinh trên ảnh chụp X-quang vú được tăng cường và nhiễu bị loại bỏ, Cheng [38] sử dụng nguyên lý tối đa entropy mờ trước khi tăng cường độ tương phản cục bộ dùng các thông tin cục bộ và toàn cục. Hassanien [5] sử dụng biến đổi mờ mức xám theo dạng hyperbol để tăng cường độ tương phản trên toàn ảnh. Theo đó, giá trị mức xám mới được định nghĩa bởi

$$g'_{mn} = \frac{L-1}{e^{-1}-1} \left( e^{-\mu(g_{mn})^{\beta-1}} \right) \quad (2.4)$$

với: L là giá trị mức xám lớn trong ảnh;

$\mu(g_{mn})$  là giá trị quan hệ của mức xám

$\beta$  là hệ số điều chỉnh hàm quan hệ.

### 2.4.1. Tăng cường chất lượng ảnh kết hợp lọc trung bình với cân bằng mức xám đồ

Trong phần này một kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú được sử dụng. Kỹ thuật này thuộc loại kỹ thuật tăng cường chất lượng ảnh thông thường. Xuất phát từ ý tưởng kết hợp cân bằng mức xám đồ với các phương pháp khác để tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú của Schiabel [44], lọc trung bình được kết hợp với cân bằng mức xám đồ được sử dụng.

#### 2.4.1.1. Lọc trung bình

Ảnh vùng vú sẽ được lọc bằng một bộ lọc không gian tuyến tính. Đáp ứng đầu ra đơn giản là trung bình các giá trị điểm ảnh trong vùng lân cận được xác định bởi cửa sổ lọc [86] theo công thức:

$$J(m,n) = \frac{\sum_{k=-a}^a \sum_{l=-b}^b I(m-k, n-l)}{(2a+1)(2b+1)} \quad (2.5)$$

trong đó:  $(2a+1), (2b+1)$  là kích thước của cửa sổ lọc.  $I(m,n)$  và  $J(m,n)$  là giá trị điểm ảnh đầu vào và ảnh đầu ra tương ứng.

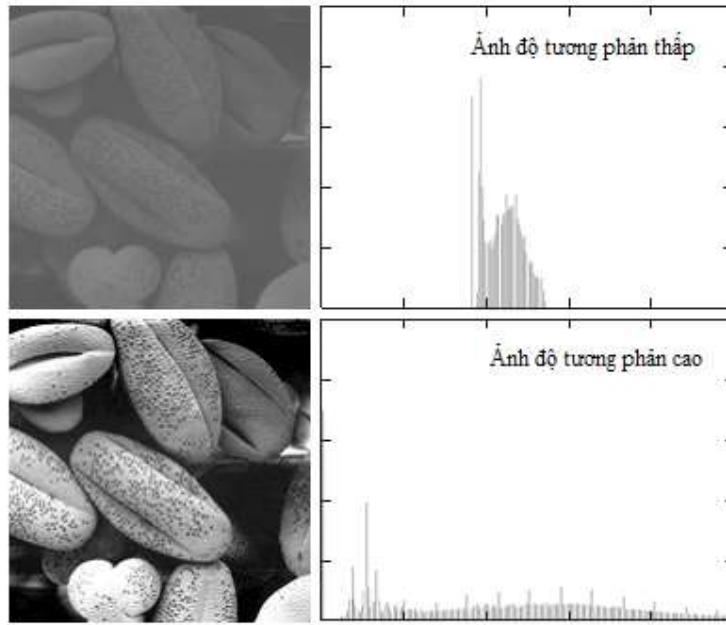
Quá trình lấy trung bình sẽ làm giảm những chuyển tiếp cường độ lớn. Nhiều ngẫu nhiên thường gây nên những chuyển tiếp cường độ lớn trên ảnh chụp X-quang vú nên lọc trung bình sẽ có tác dụng làm giảm nhiễu. Các chi tiết “không liên quan” trên ảnh sẽ được giảm bớt. Mặt nạ lọc trung bình kích thước  $3 \times 3$  như ở hình 2.12 được sử dụng.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |

Hình 2.12. Mặt nạ lọc làm tròn kích thước  $3 \times 3$ .

#### 2.4.1.2. Cân bằng mức xám đồ

Một bức ảnh có độ tương phản thấp thì mức xám đồ của ảnh là hẹp và tập trung về phía giữa dải động [86]. Ngược lại, mức xám đồ của ảnh có độ tương phản cao thì phân bố có xu hướng đồng đều trên dải rộng hơn (hình 2.13). Như vậy, có thể nói rằng, nếu các pixel trong một ảnh có xu hướng chiếm toàn dải động có thể và có xu hướng phân bố đồng đều thì sẽ có độ tương phản cao. Cân bằng mức xám đồ của ảnh tức là ánh xạ các điểm ảnh sang giá trị mới sao cho mức xám đồ của ảnh lúc sau gần nhất với phân bố đồng đều trên toàn dải động. Nhờ đó độ tương phản của ảnh được tăng lên.



**Hình 2.13.** Ảnh có độ tương phản thấp và cao cùng mức xám đồ tương ứng của chúng (nguồn [86]).

Mức xám đồ của một ảnh số với các mức xám nằm trong dải  $[0, L - 1]$  là một hàm rời rạc  $g(r_k) = n_k$  với  $r_k$  là mức xám thứ k và  $n_k$  là số pixel trong ảnh có giá trị mức xám  $r_k$ . Thực tế người ta thường chuẩn hóa mức xám đồ này bằng cách chia từng giá trị của nó cho tổng số pixel có trong ảnh, ký hiệu là  $p$ . Do đó, mức xám đồ chuẩn hóa được cho bởi

$$p(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad k = 0, 1, \dots, L - 1 \quad (2.6)$$

Nhìn chung,  $p(r_k)$  được coi là ước lượng của xác suất xuất hiện mức xám  $r_k$ . Hàm biến đổi  $T(r_k)$  được cho bởi [81].

$$T(r_k) = \sum_{i=0}^k p_r(r_i) = \sum_{i=0}^k \frac{n_i}{n} \quad k = 0, 1, \dots, L - 1 \quad (2.7)$$

Hàm biến đổi  $T(r_k)$  phải đảm bảo 2 điều kiện:  $T(r_k)$  là đơn trị, đơn điệu tăng trong khoảng  $0 \leq r \leq 1$ ; và  $0 \leq T(r_k) \leq 1$  trong khoảng  $0 \leq r \leq 1$ . Điều kiện  $T(r)$  là đơn trị đảm bảo rằng biến đổi ngược là tồn tại.  $T(r)$  đơn điệu tăng đảm bảo sự tăng từ đen tới trắng ở ảnh đầu ra. Điều kiện thứ 2 là cần thiết để đảm bảo dài biến thiên mức xám của ảnh đầu ra là giống với của ảnh đầu vào. Các giá trị chuẩn hóa ở trên có thể ánh xạ về dải  $[0, L - 1]$  theo công thức

$$T' \approx \text{Int} \left[ \frac{T - T_{\min}}{1 - T_{\min}} (L - 1) + 0.5 \right] \quad (2.8)$$

trong đó:  $T_{\min}$  là giá trị nhỏ nhất của hàm mật độ xác suất tích lũy  $T(r_k)$ ,

$T'$  là giá trị biến đổi của từng mức xám.

### 2.4.1.3. Kết quả

Kết quả thử nghiệm trên các ảnh có trong cơ sở dữ liệu ảnh mini-MIAS [47] được thể hiện ở hình 2.14 cho thấy dù là loại ảnh nào: ảnh mô tuyến, ảnh mô tuyến đậm đặc hay ảnh mô mỡ thì phương pháp tăng cường chất lượng ảnh sử dụng kết hợp lọc trung bình và cân bằng mức xám đồ đều cho kết quả tốt.

| Ảnh gốc | Lọc trung bình | Cân bằng<br>mức xám đồ | PSNR (dB)     |
|---------|----------------|------------------------|---------------|
|         |                |                        | <b>65.87</b>  |
|         |                |                        | <b>129.14</b> |
|         |                |                        | <b>66.63</b>  |

**Hình 2.14.** Hiệu quả tăng cường chất lượng ảnh khi kết hợp lọc trung bình và cân bằng mức xám đồ.

Trên: ảnh mdb209, ảnh mô tuyến. Giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyến dày đặc.

Cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mỡ.

### 2.4.2. Tăng cường chất lượng ảnh bằng biến đổi hình thái

Biến đổi hình thái bắt nguồn từ lý thuyết tập hợp. Nó là rất thích hợp khi cần thiết phải thiết lập mối quan hệ giữa tính chất hình học của một hệ vật lý với một số tính chất khác của nó [86]. Và vì thế, biến đổi hình thái học là một hướng tiếp cận trong nhiều bài toán xử lý ảnh khác nhau.

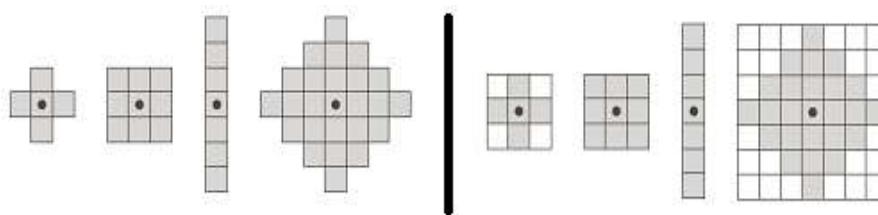
Hai phép biến đổi hình thái học cơ bản nhất là phép co và phép dãn. Kết hợp 2 phép biến đổi này với nhau sẽ thu được các phương pháp xử lý ảnh khác. Phép dãn một ảnh mức xám  $I(m,n)$  bằng một phần tử cấu trúc  $S(i,j)$  được định nghĩa bởi

$$(I \oplus S)(m,n) = \max \{I(m-i, n-j) + S(i, j)\} \quad (2.9)$$

Còn phép co một ảnh mức xám  $I(m,n)$  bởi phần tử cấu trúc  $S(i,j)$  thì được cho bởi

$$(I \otimes \pm S)(m,n) = \min \{I(m+i, n+j) - S(i, j)\} \quad (2.10)$$

Phần tử cấu trúc có thể là có dạng như trong hình 2.15 (trái). Để dễ dàng thực thi trên máy tính, phần tử cấu trúc này cần có dạng hình chữ nhật bằng cách chèn thêm một số ít nhất có thể các phần tử nền như ở hình 2.15 (phải).



**Hình 2.15.** Một số dạng phần tử cấu trúc (trái). Chuyển sang dạng chữ nhật (phải)

Tùy thuộc trật tự kết hợp phép co và dãn mà ta thu được phép mở hay phép đóng. Với phép mở thì phép dãn được thực hiện sau phép co còn với phép đóng thì ngược lại, phép co được thực hiện sau phép dãn.

Phương trình biểu diễn phép mở và phép đóng được thể hiện ở phương trình 2.11 và 2.12 tương ứng.

$$\text{Mở} \quad I \circ S = (I \otimes S) \oplus S \quad (2.11)$$

$$\text{Đóng} \quad I \bullet S = (I \oplus S) \otimes S \quad (2.12)$$

Trong khi phép mở làm mượt đường bao của đối tượng và loại bỏ những đỉnh lồi mảnh thì phép đóng lại có xu hướng lấp đầy những khe hẹp, những hố dài, mảnh và loại bỏ những lỗ nhỏ, lấp đầy những gián đoạn trên đường bao của đối tượng. Như vậy lấy ảnh ban đầu trừ ảnh biến đổi mở sẽ thu được ảnh mới chứa đỉnh có cường độ mức xám vượt trội. Phép biến đổi này được gọi là biến đổi Top-hat. Ảnh biến đổi Bottom-hat là ảnh thu được sau khi lấy ảnh ban đầu trừ đi ảnh biến đổi đóng. Ảnh này sẽ mang thông tin về chênh lệch

mức xám giữa các đối tượng. Phương trình (2.13) và (2.14) thể hiện biến đổi Top-hat và Bottom-hat tương ứng.

$$\text{Top-hat} \quad TO = I - I \circ S \quad (2.13)$$

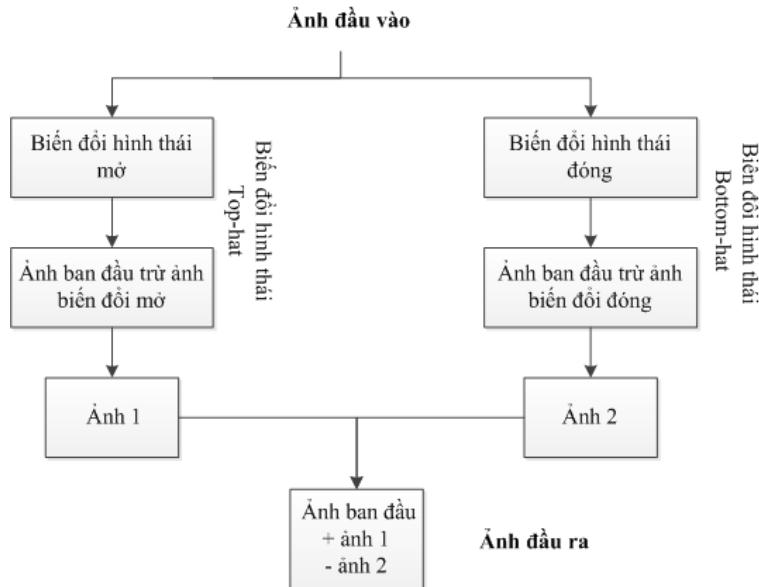
$$\text{Bottom-hat} \quad BC = I \bullet S - I \quad (2.14)$$

Để tăng độ tương phản lấy ảnh ban đầu cộng với ảnh biến đổi Top-hat và trừ đi ảnh biến đổi Bottom-hat. Kết quả thu được ảnh có độ chênh lệch cực đại về cường độ mức xám giữa các đối tượng, các đối tượng được phân tách rõ ràng hơn.

$$J(m, n) = I(m, n) + TO(m, n) - BC(m, n) \quad (2.15)$$

Đây chính là đề xuất sử dụng biến đổi hình thái để tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú. Đề xuất này là tương tự với hướng tiếp cận trong [97]. Tuy nhiên, đối tượng nghiên cứu trong [97] lại là các ảnh chụp tuyến sữa và ảnh chụp X-quang vú chứa vi vô hóa. Đây là các ảnh mà đối tượng (tuyến sữa hay vi vô hóa) biểu hiện khá rõ trên ảnh. Trong khi đó, đối tượng nghiên cứu trong phạm vi luận án này là các ảnh chụp X-quang vú chứa các tổn thương hình khối thường bị che bởi các mô tuyến dày đặc.

Sơ đồ khái thực hiện được minh họa ở hình 2.16. Đề xuất này được trình bày tại công trình số 4 trong Danh mục các công trình đã công bố.

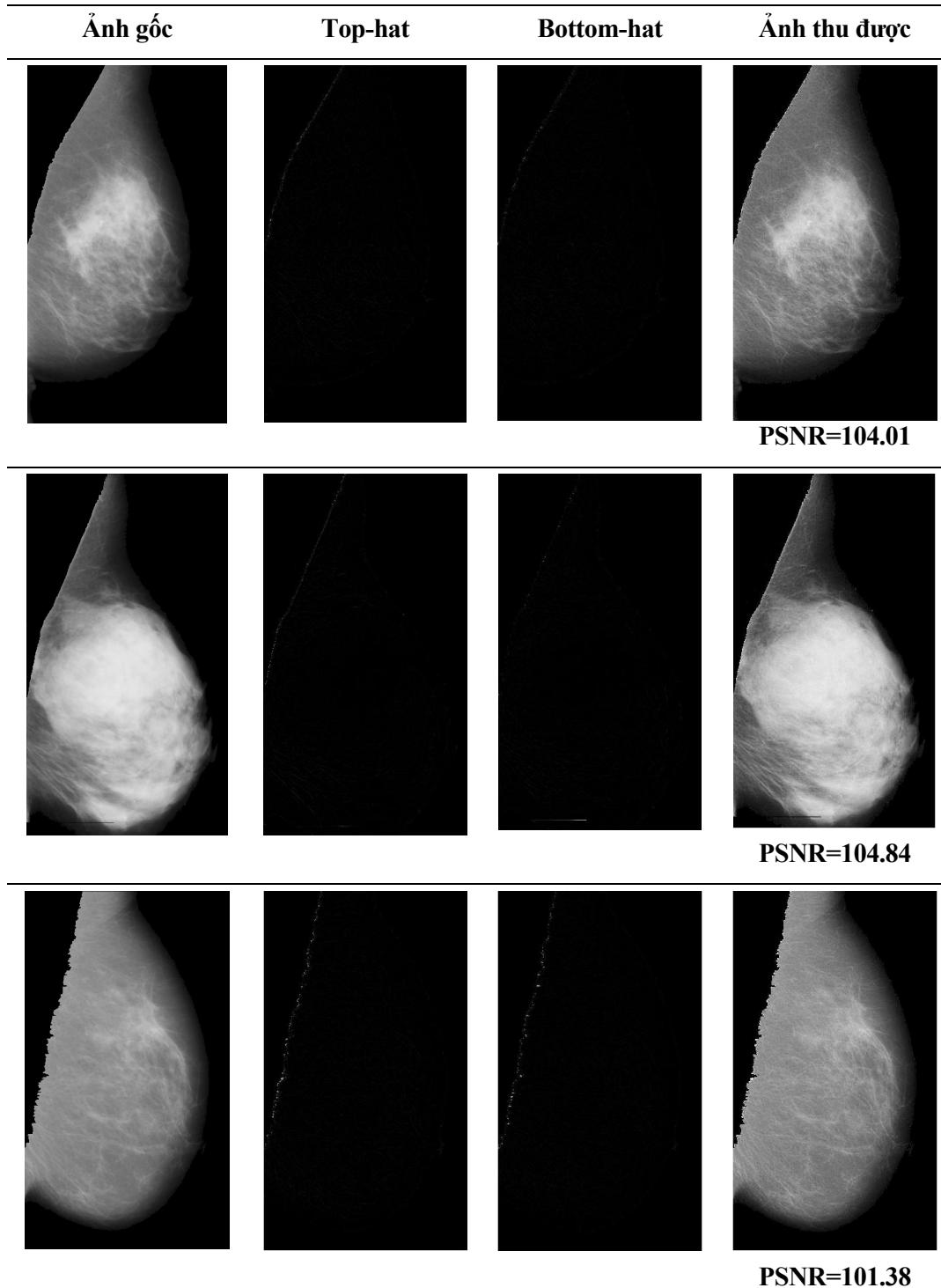


**Hình 2.16.** Nguyên lý tăng cường chất lượng ảnh bằng biến đổi hình thái.

Hình 2.17 minh họa một số kết quả đạt được khi thực hiện tăng cường chất lượng ảnh từ cơ sở dữ liệu ảnh mini-MIAS [47] sử dụng biến đổi hình thái với phần tử cấu trúc dạng hình thoi, kích thước 7x7 (hình 2.14).

So sánh với phương pháp kết hợp lọc trung bình với cân bằng mức xám đòn thì thấy, đối với những ảnh mô tuyến và ảnh mô mỡ thì mức độ tăng PSNR cao hơn hẳn. Riêng với

ảnh mô tuyển đậm đặc thì mức độ tăng PSNR có thấp hơn nhưng nhìn tổng thể thì mức độ tăng PSNR là đồng đều (bảng 2.1).



**Hình 2.17.** Tăng cường chất lượng ảnh sử dụng biến đổi hình thái. Trên: ảnh mdb209, ảnh mô tuyển. Giữa: ảnh mdb163, ảnh mô tuyển dày đặc. Cuối: ảnh mdb205, ảnh mô mờ.

**Bảng 2.1.** So sánh mức độ tăng cường chất lượng ảnh theo phương pháp biến đổi hình thái được đề xuất với phương pháp sử dụng lọc trung bình kết hợp với cân bằng mức xám đồ

| Loại ảnh             | PSNR (dB)                               |                    |
|----------------------|-----------------------------------------|--------------------|
|                      | Lọc trung bình +<br>cân bằng mức xám đồ | Biến đổi hình thái |
| Ảnh mô tuyến         | 65,87                                   | 104,01             |
| Ảnh mô tuyến dày đặc | 129,14                                  | 104,84             |
| Ảnh mô mờ            | 66,63                                   | 101,38             |

Có thể nhận thấy, với các ảnh chụp X-quang vú mô khác nhau thì phương pháp tăng cường chất lượng ảnh bằng biến đổi hình thái đề xuất đều cho một mức độ tăng cường chất lượng gần như tương đương và nhìn chung là tốt hơn so với phương pháp kết hợp lọc trung bình với cân bằng mức xám đồ. Điều này là hoàn toàn phù hợp với lý thuyết. Trong khi biến đổi hình thái cho ảnh có độ chênh lệch cực đại về cường độ mức xám giữa các đối tượng thì lọc trung bình kết hợp với cân bằng mức xám đồ có xu hướng làm phân bố mức xám trên ảnh tiến tới đồng đều. Do đó, mức tăng PSNR khi sử dụng biến đổi hình thái về tổng thể là cao hơn so với sử dụng lọc trung bình kết hợp với cân bằng mức xám đồ.

Ảnh hưởng của 2 phương pháp tăng cường chất lượng ảnh kê trên tới hiệu quả của việc tìm kiếm, phát hiện vùng nghi ngờ sẽ được phân tích thêm ở mục 3.3.2.

## 2.5. Kết luận

Chương 2 đã trình bày về các phương pháp tiền xử lý để loại bỏ phần nhãn ảnh, loại bỏ phần lỗi số hóa; tách phần ảnh vú; loại bỏ phần cơ ngực

Bên cạnh đó, phương pháp tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú sử dụng biến đổi hình thái cũng đã được đề xuất. Kết quả so sánh ở bảng 2.1 cho thấy với phương pháp đã đề xuất, mức tăng cường chất lượng là gần như nhau đối với các ảnh chụp X-quang vú có mô vú khác nhau. Tổng thể với các ảnh được sử dụng trong nghiên cứu thì phương pháp được đề xuất cũng cho kết quả tốt hơn phương pháp kết hợp lọc trung bình với cân bằng mức xám đồ.

## **CHƯƠNG 3. PHÁT HIỆN CÁC VÙNG NGHI NGỜ CHÚA TỒN THƯƠNG HÌNH KHỐI THEO PHƯƠNG PHÁP TÌM KIẾM ĐƯỜNG BIÊN**

Sau khi đã tách và tăng cường chất lượng cho vùng ảnh vú, bước tiếp theo sẽ là tìm kiếm, phát hiện các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối (các vùng có khả năng cao chứa các dấu hiệu tồn thương hình khối) trên vùng ảnh vú này.

Phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được đề xuất trong chương 3 là phương pháp tìm kiếm đường biên động. Bên cạnh đó, phương pháp đối sánh mẫu để phát hiện vùng nghi ngờ tồn thương hình khối cũng được giới thiệu để chứng minh tính đúng đắn của phương pháp được đề xuất. Ảnh hưởng của quá trình tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú tới hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối cũng được xem xét đến.

Các kết quả đạt được ở chương 3 này được trình bày tại công trình số 2, 3 và 4 trong Danh mục các công trình đã công bố.

### **3.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu trên thế giới hiện nay**

Trước khi tìm hiểu tổng quan về các nghiên cứu phát hiện các vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú gần đây trên thế giới, việc xem xét các tiêu chí để đánh giá hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ là cần thiết.

#### **3.1.1. Đánh giá hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ**

Vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối được phát hiện ra trên ảnh chụp X-quang vú cũng là vùng được quan tâm nên thuật ngữ “vùng quan tâm” ROI (Region of Interest) được sử dụng thay cho thuật ngữ “vùng nghi ngờ”.

Một vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối được phát hiện ra trên ảnh chụp X-quang vú được gọi là vùng dương tính thật TP-ROI (True Positive) nếu nó là tương ứng với vùng tồn thương hình khối thật. Tồn thương hình khối này đã được xác nhận bởi các bác sĩ thông qua giải phẫu mô bệnh học). Ngược lại, khi vùng nghi ngờ là không tương ứng với vùng tồn thương hình khối thật thì nó được gọi là vùng dương tính giả FP-ROI (False Positive).

Về cơ bản, bất kỳ một phương pháp phát hiện các vùng nghi ngờ chứa tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được đề xuất nào cũng đều cần được đánh giá hiệu quả trên một tập ảnh chụp X-quang vú. Đánh giá hiệu quả được thực hiện thông qua 2

thông số: độ nhạy và số dương tính giả trên ảnh FPPI (False Positives per Image). Chúng được tính toán theo các công thức sau

$$\text{Độ nhạy} = \frac{\text{Số TP-ROI}}{\text{Số vùng tồn thương hình khói thật}} \quad (3.1)$$

$$\text{FPPI} = \frac{\text{Số FP-ROI}}{\text{Tổng số ảnh}} \quad (3.2)$$

Vậy vùng ROI tương ứng như thế nào với vùng tồn thương hình khói thật để được gọi là vùng TP-ROI? Một cách thức để xác định một vùng ROI là vùng TP-ROI hay vùng FP-ROI được ra bởi Bellotti [80]. Theo đó một vùng ROI được coi là TP-ROI nếu 2 điều kiện sau được thỏa mãn đồng thời

$$|X_{rad} - X_{cad}| < \max(R_{rad}, L_x) \quad (3.3)$$

$$|Y_{rad} - Y_{cad}| < \max(R_{rad}, L_y) \quad (3.4)$$

với:  $X_{rad}$ ,  $Y_{rad}$ ,  $R_{rad}$ : tọa độ tâm và bán kính của đường bao vùng tồn thương hình khói thực do bác sĩ xác nhận.

$X_{cad}$ ,  $Y_{cad}$ : tọa độ tâm của vùng ROI được phát hiện ra

$2L_x$ ,  $2L_y$ : kích thước của hình chữ nhật nhỏ nhất bao trùm toàn bộ vùng ROI được phát hiện ra

Bên cạnh đó, một vùng ROI được coi là TP-ROI nếu hệ số chòng lấn  $f$  giữa nó và vùng tồn thương hình khói thật vượt quá một mức ngưỡng  $\alpha$  [64].

$$f > \alpha \quad (3.5)$$

Hệ số chòng lấn  $f$  có thể tính theo một trong các công thức sau

$$f_D = \frac{s(R \cap D)}{s(D)} \quad (3.6)$$

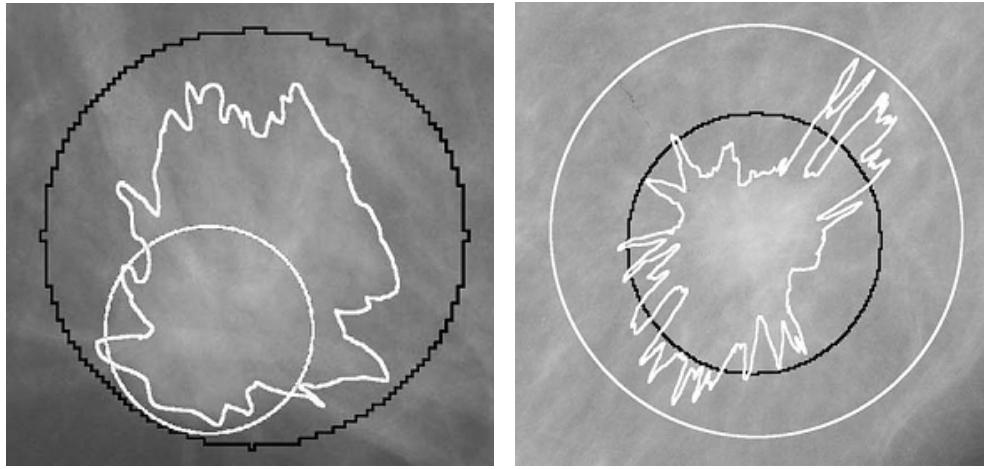
$$f_R = \frac{s(R \cap D)}{s(R)} \quad (3.7)$$

$$f_{RD} = \frac{s(R \cap D)}{s(R \cup D)} \quad (3.8)$$

trong đó,  $R$  vùng tồn thương hình khói thật do bác sĩ xác nhận,  $D$  là vùng ROI phát hiện ra và  $s(\cdot)$  thể hiện diện tích (tính theo điểm ảnh).

Việc chọn mức ngưỡng  $\alpha$  là rất quan trọng. Chọn  $\alpha$  nhỏ thì độ nhạy tăng nhưng FPPI cũng tăng và ngược lại. Về cơ bản  $\alpha=0.5$  là chấp nhận được. Tuy nhiên, hầu hết các nghiên cứu đều không rõ mức ngưỡng được chọn là bao nhiêu.

Hình 3.1 minh họa sự chòng lấn giữa vùng nghi ngờ được phát hiện ra với vùng tồn thương thật do bác sĩ xác nhận.



**Hình 3.1.** Ví dụ mô tả sự chồng lấn giữa vùng tổn thương thật (đường tròn trắng) và vùng nghi ngờ được phát hiện ra (đường tròn đen). Hình tròn trắng là vùng tổn thương chuẩn (ground-truth) cung cấp bởi cơ sở dữ liệu sử dụng còn đường cong trắng là vùng chuẩn do bác sĩ xác định. (nguồn [64]).

### 3.1.2. Một số phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối được đề xuất gần đây trên thế giới.

Đã có nhiều phương pháp tìm kiếm vùng ROI (vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối) đã được đề xuất gần đây trên thế giới. Trong mục này, một số nghiên cứu được đề xuất gần đây trên thế giới cùng với hiệu quả phát hiện vùng ROI của chúng sẽ được khái quát lại.

Bellotti [80] đã đưa ra phương pháp lặp tìm kiếm đường biên để phát hiện vùng ROI. Phương pháp này gồm các bước như sau:

- + Ảnh được chia thành các ảnh con kích thước  $S$ . Xác định giá trị mức xám lớn nhất  $I_M$  trong từng ảnh con bắt đầu từ ảnh con trên cùng bên phải.
- + Xác định đường đồng giá trị (bao gồm cả điểm  $I_M$ ) với mức ngưỡng  $I_{th}=I_M/2$ . Đường này là đường bao của một vùng có diện tích  $A_R$ .
- + Mức ngưỡng  $I_{th}$  được tăng/giảm đi một lượng bằng  $\frac{1}{2}$  lượng tăng trước đó nếu diện tích  $A_R$  tương ứng lớn hơn/nhỏ hơn diện tích giới hạn  $A_L$ . Quá trình dừng lại khi mức thay đổi nhỏ hơn  $I_\Delta$  mức.
- + Tách riêng vùng ROI ra và lặp lại bước 2 và 3 cho các ảnh con tiếp theo.

Thử nghiệm trên 3369 ảnh X-quang vú (cả loại MLO lẫn CC) từ cơ sở dữ liệu MAGIC-5 thì kết quả tốt nhất đạt được độ nhạy là 83.1%; FPPPI = 6.27 ứng với  $S=200$  pixel;  $A_L=500 \times 500$  pixel;  $I_\Delta=4$  mức xám

Cascio [23] cũng sử dụng phương pháp như của Bellotti [80], chạy trên 3762 ảnh từ cơ sở dữ liệu MAGIC-5 thì thu được độ nhạy tốt hơn là 93%. Tuy nhiên FPPPI lại cao hơn, bằng 7.8 ( $S=25 \times 25$  pixel;  $A_L=501 \times 501$  pixel;  $I_\Delta=1$  mức). Điều này có thể lý giải là do tỷ lệ các ảnh mờ tuy vẫn mờ đặc và mờ mờ là khác nhau trong 2 nghiên cứu này.

Trong nghiên cứu của mình, phương pháp lấy ngưỡng thích nghi cục bộ đã được Kom đề xuất [37]. Trước tiên, hai vùng lân cận với tâm là pixel đang xét được thiết lập. Từng điểm ảnh  $SI(m,n)$  sẽ là thuộc về vùng ROI nếu

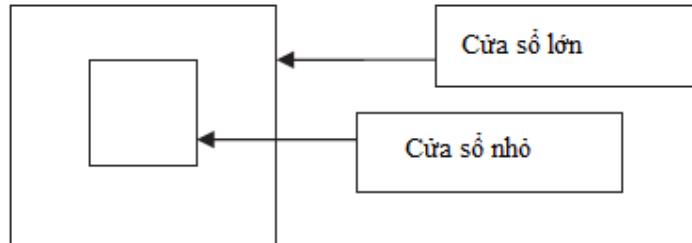
$$\begin{cases} SI(m,n) \geq TH(m,n) \\ SI_{diff} \geq MvoisiP \end{cases} \quad (3.8)$$

trong đó,  $SI_{diff}$  là chênh lệch mức xám trong vùng lân cận lớn,  $MvoisiP$  là mức xám trung bình trong vùng lân cận nhỏ (hình 3.2). Mức ngưỡng thích nghi  $TH(m,n)$  thay đổi theo

$$\begin{cases} TH(m,n) = MvoisiP + \gamma SI_{diff} \\ SI_{diff} = SI_{max}(m,n) - SI_{min}(m,n) \end{cases} \quad (3.9)$$

với  $\gamma$  là hệ số điều chỉnh mức ngưỡng và được chọn theo kinh nghiệm.

Phương pháp này phát hiện được 47 vùng TP-ROI trong tổng số 49 vùng tổn thương khối u trên 61 ảnh chụp X-quang vú. Có nghĩa là độ nhạy là 95,9%. FPPI là 0.47.



**Hình 3.2.** Vùng lân cận lớn và nhỏ để tính mức ngưỡng thích nghi (nguồn [37]).

Valera [24] thì lại sử dụng mức ngưỡng cố định để lấy ngưỡng ảnh đã được lọc bởi lọc mồng mắt. Mức ngưỡng cũng như kích thước bộ lọc được xác định bởi thực nghiệm để đảm bảo độ nhạy phát hiện là cao nhất. Thủ nghiệm trên bộ 120 ảnh với 60 tổn thương khối u thì đạt được độ nhạy 98.33% và FPPI=3.47. Kiểm nghiệm lại trên bộ gồm 264 ảnh với 128 tổn thương khối u thì độ nhạy là 97.82% còn FPPI=3.78. Như vậy là độ nhạy và FPPI có sự thay đổi giữa khi thử nghiệm tìm thông số tối ưu và kiểm nghiệm lại.

Moayed [34] lại thực hiện lấy ngưỡng cho ảnh đã được biến đổi đường bao con (contourlet) – biến đổi đa phân giải, đa hướng dùng các dải lọc không tách được. Nếu khối u xuất hiện trong vùng nghi ngờ, thành phần tần số cao tại vị trí tương ứng sẽ gần 0 và năng lượng tại đường bao của nó là cao. Tất cả các vị trí có các thành phần tần số cao gần 0 sẽ được coi là vùng nghi ngờ. Độ nhạy và FPPI khi thử nghiệm trên cơ sở dữ liệu MIAS [47] không được tác giả đề cập đến.

Phương pháp phát triển vùng được Mencattini được sử dụng [14]. Vị trí tâm phát triển vùng được chọn gần với tâm vùng khối u (từ thông tin cung cấp trong cơ sở dữ liệu DDSM [45]). Để tránh ảnh hưởng tới quá trình phát triển vùng, giá trị của tâm được thiết

lập là giá trị trung bình trong vùng lân cận 15x15. Một điểm ảnh lân cận mới được ghép vào vùng nếu mức xám của nó nằm giữa 2 mức ngưỡng

$$Th_1 = \bar{I} - (0.3 - K)\bar{I} \quad (3.10)$$

$$Th_2 = \bar{I} + (0.3 + K)\bar{I} \quad (3.11)$$

với  $\bar{I}$  là mức xám trung bình trong vùng phân tách được và nó thay đổi tại từng vòng lặp phát triển vùng. K là hệ số phụ thuộc vào mức xám và khoảng cách tới tâm phát triển vùng. Giá trị khởi tạo ban đầu của K được cho bởi công thức thực nghiệm sau:

$$\begin{aligned} K &= 0.097 + 1.330F \\ F &= \frac{d}{N}(I_{\max} - I_{\text{seed}}) \end{aligned} \quad (3.12)$$

trong đó,  $I_{\text{seed}}$  là giá trị của tâm phát triển vùng,  $I_{\max}$  là mức xám lớn nhất trong vùng phát triển. d là khoảng cách từ điểm ảnh có mức xám lớn nhất tới tâm phát triển vùng. Do vị trí tâm phát triển vùng được trích xuất từ thông tin vùng ROI chuẩn có trong cơ sở dữ liệu nên không thể tính được độ nhạy trong trường hợp này.

Dominguez [11] sử dụng kỹ thuật chia nhỏ mật độ. Ảnh X-quang vú sau khi được tiền xử lý sẽ được chuyển thành các ảnh nhị phân nhờ việc lấy ngưỡng ở nhiều mức khác nhau bắt đầu từ mức cao nhất. Quá trình lấy ngưỡng này tiếp diễn cho đến khi cả vùng ảnh vú được phân vùng hoặc khi mức ngưỡng tiến tới giá trị nhỏ nhất chọn trước. Các vùng này tiếp đến sẽ được gán điểm, xếp hạng dựa trên so sánh bộ gồm tối đa 18 thuộc tính của nó với bộ thuộc tính tương ứng của vùng chuẩn cung cấp bởi cơ sở dữ liệu. Các vùng có hạng cao nhất sẽ được lựa chọn. Thử nghiệm trên 57 ảnh từ cơ sở dữ liệu MIAS [47] thì tại mức độ nhạy là 80%, FPPI=0.32.

Thuật toán đối sánh mẫu đa mức được Bator sử dụng trong nghiên cứu của mình [64]. Mẫu là một ảnh phụ thể hiện mô hình phân bố độ sáng của khối u. Hệ số tương quan được sử dụng để đánh giá mức độ giống nhau giữa mẫu và vùng tương ứng trên ảnh khi mẫu được dịch khớp ảnh.

$$c(T, I) = \frac{\sum_{j=1}^N (t_j - \bar{t})(i_j - \bar{i})}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (t_j - \bar{t})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^N (i_j - \bar{i})^2}} \quad (3.13)$$

trong đó, T là mẫu còn I là vùng tương ứng trên ảnh và đều chứa N pixel được đánh số liên tiếp.  $t_j$ ,  $i_j$  lần lượt là mức xám của pixel mẫu và pixel ảnh.  $\bar{t}$ ,  $\bar{i}$  là mức xám trung bình của mẫu và của vùng ảnh tương ứng. Mẫu được chọn là mẫu phân bố độ sáng bán cầu với 8 mức bán kính khác nhau

$$t_R(x, y) = \sqrt{R^2 - x^2 - y^2} \quad (3.14)$$

Thực hiện tương quan trên ảnh ở các tỷ lệ khác nhau 1:1, 1:2, 1:4 và 1:8. Lấy ngưỡng 4 ảnh tương quan thu được ở cùng một mức ngưỡng và kết hợp lại để thu được ảnh vùng

ROI. Thực hiện trên 321 ảnh từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47], độ nhạy đạt được xấp xỉ 95% với  $\text{FPPI} \geq 12.77$ .

Sử dụng thuật toán đối sánh mẫu kết hợp với kỹ thuật lập trình động là hướng tiếp cận của Song [32]. Tuy nhiên, ở đây, mẫu Sech thể hiện các tính chất thị giác và thống kê của khối u được đề xuất thay cho mẫu phân bố độ sáng bán cầu như trong [64]. Mẫu Sech được định nghĩa bởi

$$T(x, y) = \frac{2}{\exp(\beta \times \sqrt{x^2 + y^2}) + \exp(-\beta \times \sqrt{x^2 + y^2})} \quad (3.15)$$

Đường bao thô của khối u thu được nhờ lấy ngưỡng ảnh tương quan theo mức ngưỡng Otsu [81]. Biểu diễn đường bao này ở tọa độ cực và sử dụng kỹ thuật lập trình động để tìm đường di chuyển từ cột thứ nhất tới cột cuối cùng (trong tọa độ cực) tối thiểu hóa hàm chi phí tích lũy

$$CC(r, \theta+1) = \begin{cases} \infty & (r < 3 \text{ or } r > 60) \text{ and } \theta \geq \\ C(r, 0) & 3 \leq r \leq 60 \text{ and } \theta = 0 \\ \min_{-3 \leq l \leq 3} CC(r-l, \theta) + CC(r, \theta) & \end{cases} \quad (3.16)$$

trong đó,  $r, \theta$  là hai biến trong tọa độ cực;  $l$  chỉ hướng dịch chuyển từ cột  $\theta$  tới cột  $\theta+1$  còn  $C(r, \theta)$  là hàm chi phí cục bộ cho bởi

$$C(r, \theta) = \begin{cases} w_S S(r, \theta) + w_G G(r, \theta) + w_I I(r, \theta) & r \leq \hat{r}(\theta) \\ M & \end{cases} \quad (3.17)$$

với  $S, G, I$  tương ứng là đặc trưng dạng, độ lớn đường biên và độ lệch khỏi mức xám mong muốn.  $\hat{r}(\theta)$  là ước lượng bán kính đường bao khối u còn  $w_S, w_G, w_I$  là các trọng số tương ứng. Độ nhạy đạt được là 98% (473 vùng dương tính thật trên tổng số 483 vùng tồn thương của 328 bệnh nhân) với hệ số chòng lân  $f \geq 0.4$ .

Terada [98] đề xuất một phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ bắt đầu bằng việc phân vùng ảnh dùng kỹ thuật dịch trung bình sau đó lọc mồng mắt. Thuật toán dịch trung bình được dùng để phân vùng ảnh trong trường hợp này gồm các bước

- + Giả thiết  $\{\mathbf{x}_j\}_{j=1 \dots n}$  là các điểm ảnh ban đầu,  $\{\mathbf{z}_j\}_{j=1 \dots n}$  là các điểm hội tụ và  $\{\mathbf{L}_j\}_{j=1 \dots n}$  là bộ các số hiệu vùng.
- + Với mỗi  $j$ , thực hiện dịch trung bình cho  $\mathbf{x}_j$  và lưu lại điểm hội tụ  $\mathbf{z}_j$ .
- + Nhóm các điểm hội tụ  $\mathbf{z}_j$  thành từng nhóm nếu chúng cách nhau bé hơn 0.5
- + Với từng  $j$ , gán  $\mathbf{L}_j = \{p \mid \mathbf{x}_j \in \mathbf{C}_p\}$
- + Loại bỏ các vùng diện tích nhỏ hơn M pixel

Các khối u phát triển từ tâm ra ngoài nên chúng có độ lớn của vectơ gradien cao. Bộ lọc mồng mắt là loại bộ lọc thích nghi để thu được thông tin về độ lớn vectơ gradien nên nó là hữu hiệu khi được dùng để phát hiện mà các khối u mà không cần quan tâm đến kích thước hay độ tương phản của chúng. Góc hướng của gradien được xác định bởi

$$\theta = \tan^{-1} \left\{ \frac{f_3 + f_4 + f_5 + f_6 + f_7 - (f_{11} + f_{12} + f_{13} + f_{14} + f_{15})}{f_1 + f_2 + f_3 + f_{15} + f_{16} - (f_7 + f_8 + f_9 + f_{10} + f_{11})} \right\} \quad (3.18)$$

Các thành phần từ  $f_1$  đến  $f_{16}$  tương ứng với giá trị các pixel như trong hình 3.3. Pixel ở trung tâm là pixel đang xem xét. Góc hướng này được tính cho pixel trong ảnh. Độ lớn vectơ gradien C được cho bởi

$$C_j = \max \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{\cos \theta_{ij}}{i} \right\} \quad R_{\max} \leq n \leq R_{\min} \quad (3.19)$$

$$C = \sum_{j=1}^S \frac{C_j}{S} \quad (3.20)$$

với S là số hướng quét;  $R_{\max}$  và  $R_{\min}$  là bán kính max và min của bộ lọc. Các giá trị này được xác định theo thực nghiệm.

| $f_7$    | $f_6$    | $f_5$    | $f_4$    | $f_3$    |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| $f_8$    |          |          |          | $f_2$    |
| $f_9$    |          |          |          | $f_1$    |
| $f_{10}$ |          |          |          | $f_{16}$ |
| $f_{11}$ | $f_{12}$ | $f_{13}$ | $f_{14}$ | $f_{15}$ |

**Hình 3.3.** Lân cận  $5 \times 5$  để xác định góc hướng của vectơ gradien.

Cuối cùng, lấy ngưỡng ảnh độ lớn thu được ở trên để loại bỏ bớt số dương tính giả. Thủ nghiệm trên 398 ảnh chụp X-quang vú (gồm 193 tổn thương hình khối) chọn được  $S = 32$ ;  $R_{\min} = 20$  pixel còn  $R_{\max} = 40$  pixel. Độ nhạy khoảng 93% với  $FPPI > 15.0$ .

Eltoukhy [66] kết hợp thuật toán đối sánh mẫu và biến đổi contourlet để phát hiện các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên 116 ảnh chụp X-quang vú từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47]. Độ nhạy là 89.3% (phát hiện đúng 50 trong tổng số 56 tổn thương hình khối).

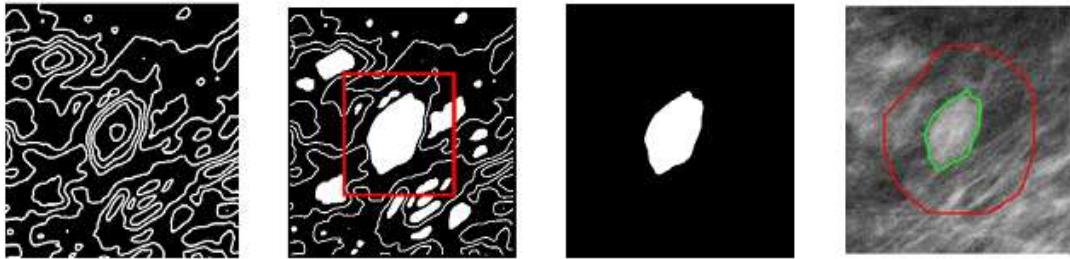
Trong nghiên cứu của mình, Zhang [106] đã đề xuất một phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ dựa trên đường biên. Theo phương pháp này, trước tiên, trích chọn trước vùng ROI chứa tổn thương khối từ cơ sở dữ liệu DDSM [45]. Sau đó, tại mỗi vị trí điểm ảnh, tính ma trận đồng xuất hiện các mức xám GLCM (Gray-Level Coocurrence Matrix) với góc  $\theta=0$  và khoảng cách  $d=1$  trong vùng lân cận kích thước  $7 \times 7$ . Ma trận đồng xuất hiện mức xám GLCM của một ảnh  $I(I,j)$  kích thước  $L \times L$  với phần tử tại hàng  $i$ , cột  $j$  thể hiện tần suất xuất hiện pixel có mức xám  $i$  và trong khi pixel bên phải và/hoặc bên dưới có

mức xám là  $j$ . Đặc trưng năng lượng do Haralick đề xuất [43] là một đại lượng đặc trưng cho tính không đồng nhất của ảnh. Do đó, năng lượng của từng pixel được tính bởi số lần xuất hiện cặp đồng giá trị trong ma trận GLCM

$$\text{Năng lượng} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p_{ij}^2 \quad (3.21)$$

Lấy ngưỡng thích nghi ảnh năng lượng thu được ảnh đường biên (hình 3.4). Vùng nghi ngờ được chọn lựa là vùng có diện tích chòng lân lớn nhất lên vùng trung tâm ROI, vùng chữ nhật viền đỏ có kích thước bằng nửa so với kích thước vùng ROI.

Kết quả đã phát hiện đúng 355 trong số 525 vùng tổn thương tức là độ nhạy đạt 67.6% với hệ số chòng lắp lên vùng trung tâm là 25%.



**Hình 3.4.** Quá trình phân vùng của Zhang [106]. Từ trái sang phải: ảnh đường biên; các vùng nghi ngờ có thể và vùng trung tâm (viền đỏ); vùng nghi ngờ khối u; đường bao của khối u được tách ra (viền xanh).

Phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương khối u bằng cách lấy ngưỡng tối đa entropy dựa trên ma trận đồng xuất hiện mức xám GLCM là hướng tiếp cận của Lee [89]. Lấy ngưỡng ảnh với mức ngưỡng  $T$  thì ma trận đồng xuất hiện mức xám được chia thành 4 phần là phần nền-nền BB, phần nền-đối tượng BO, phần đối tượng-nền OB và phần đối tượng-đối tượng OO. Mức ngưỡng được chọn là mức ngưỡng tối đa entropy cục bộ HLE.

$$\begin{aligned} T_{LE} &= \arg \left\{ \max_T H_{LE}(T) \right\} \\ &= \arg \left\{ \max_T (H_{BB}(T) + H_{OO}(T)) \right\} \end{aligned} \quad (3.22)$$

với

$$\begin{aligned} H_{BB} &= - \sum_{i=0}^T \sum_{j=0}^T p_{BB}(i,j) \cdot \log p_{BB}(i,j) \\ H_{OO} &= - \sum_{i=T+1}^{L-1} \sum_{j=T+1}^{L-1} p_{OO}(i,j) \cdot \log p_{OO}(i,j) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ thư vú cũng như tỷ lệ dương tính giả trên ảnh khi kiểm nghiệm trên 322 ảnh X-quang vú từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] không được tác giả nêu ra.

### 3.2. Phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú

Các phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được phân tích ở phần 3.3 tập trung từ năm 2006 trở lại đây. Có thể thấy nhiều nghiên cứu gần đây còn cho hiệu quả kém hơn các nghiên cứu trước đó.

Trong phần này, phương pháp tìm kiếm đường biên được đề xuất để phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được phân tích chi tiết và so sánh với phương pháp đối sánh mẫu.

#### 3.2.1. Phương pháp đối sánh mẫu

Ở đây, mẫu đối sánh được sử dụng cũng là mẫu sech tương tự như mẫu sech được sử dụng trong [32] (phương trình 3.15). Điểm khác biệt duy nhất là ở đây hệ số điều khiển tốc độ thay đổi mức xám từ tâm của mẫu ra ngoài là 1 chứ không phải là 0.08.

$$T(x, y) = \frac{2}{\exp(\sqrt{x^2 + y^2}) + \exp(-\sqrt{x^2 + y^2})} \quad (3.24)$$

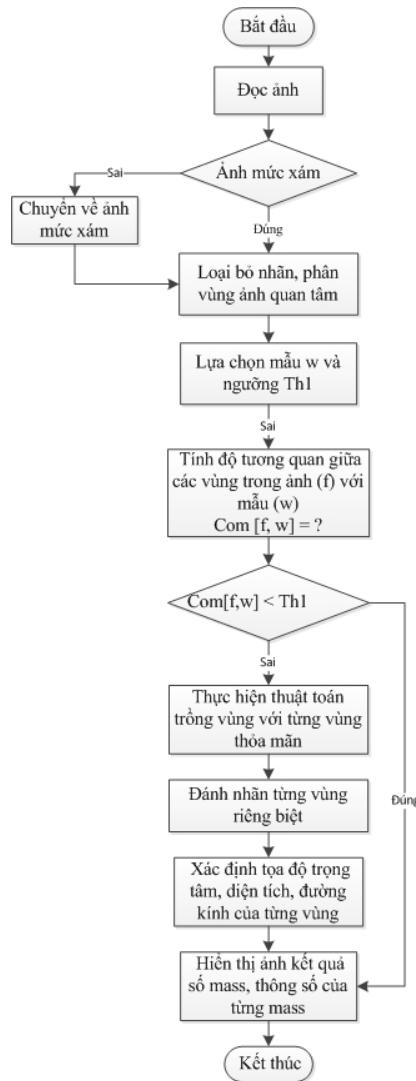
Lưu đồ thuật toán của phương pháp như ở hình 3.5, gồm các bước chính sau:

- + Lựa chọn mẫu và kích thước mẫu
- + Tính hệ số tương quan giữa mẫu với các vùng tương ứng trên ảnh.
- + Lấy ngưỡng ảnh tương quan thu được các vùng thô ban đầu
- + Phát triển vùng từ những vùng thô này thu được vùng nghi ngờ cuối cùng.
- + Đánh số hiệu từng vùng; xác định tọa độ tâm, bán kính, diện tích từng vùng

Mẫu được chọn cần có hình dạng, kích thước và tính thống kê gần giống với tổn thương hình khối nhất. Thực tế cho thấy, khi kích thước mẫu bằng kích thước của tổn thương hình khối thì tương quan giữa chúng là cao nhất. Sample [60] thống kê trên cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] nhận thấy: nếu mẫu nhỏ hơn 2 lần kích thước tổn thương thì giá trị tương quan chúng sẽ giảm đi đáng kể so với khi dùng mẫu có kích thước lớn hơn 2 lần kích thước tổn thương. Tuy nhiên mẫu càng lớn thì thời gian xử lý càng lâu. Mẫu có kích thước tăng gấp 2 thì thời gian cần xử lý tăng gấp 4 lần. Vì vậy, việc lựa chọn mẫu và kích thước mẫu cần phải bù trừ giữa tính tương quan và thời gian xử lý. Một điều cần chú ý nữa là độ tương phản của mẫu (hình 3.6). Độ tương phản của mẫu lớn, phân bố mức sáng trong mẫu đồng đều hơn thì tương quan cao với tổn thương hình khối ở ảnh mô tuyếng dày đặc. Độ tương phản mẫu thấp thì tương quan cao với tổn thương hình khối ở ảnh mô tuyếng. Độ tương phản của mẫu phụ thuộc vào kích thước của mẫu.

Sau khi thực hiện tương quan, thu được ảnh mới có kích thước như ảnh ban đầu. Các điểm ảnh mới này có giá trị nằm trong khoảng [-1, 1]. Giá trị càng gần 1 có nghĩa độ tương

quan giữa mẫu và vùng tương ứng trên ảnh chụp X-quang vú càng cao. Điều đó đồng nghĩa với điểm ảnh trên càng giống với mẫu.

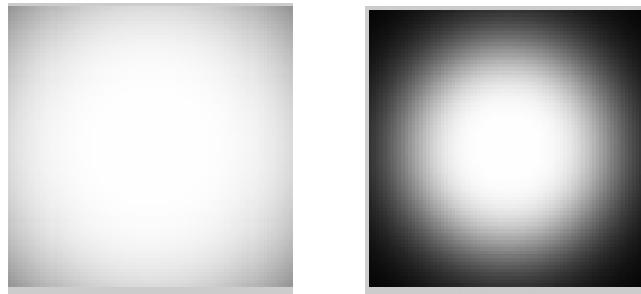


**Hình 3.5. Lưu đồ thuật toán phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương khởi dùng thuật toán đối sánh mẫu**

Lấy ngưỡng ảnh tương quan ta thu được các vùng nghi ngờ tổn thương ban đầu. Chọn ngưỡng  $Th_1$  quá bé thì số vùng nghi ngờ phát hiện ra là cao dẫn đến số vùng dương tính giả là cao. Chọn ngưỡng quá cao thì số dương tính giả thấp nhưng vùng dương tính thật cũng thấp. Như vậy, ngưỡng phải được chọn sao cho hiệu suất phát hiện vùng nghi ngờ là lớn nhất có thể và số vùng dương tính giả thấp có thể. Giá trị ngưỡng thường nằm trong khoảng từ 0.6 đến 1. Hình 3.7 minh họa ảnh hưởng của việc chọn mức ngưỡng.

Tiếp theo, thực hiện phát triển vùng với hạt nhân là những vùng nghi ngờ ban đầu vừa được phát hiện ra. Mục đích là để ghép các vùng nghi ngờ nhỏ thành vùng to hơn, giảm bớt vùng dương tính giả. Tiêu chí phát triển vùng đó là chênh lệch giữa điểm ảnh

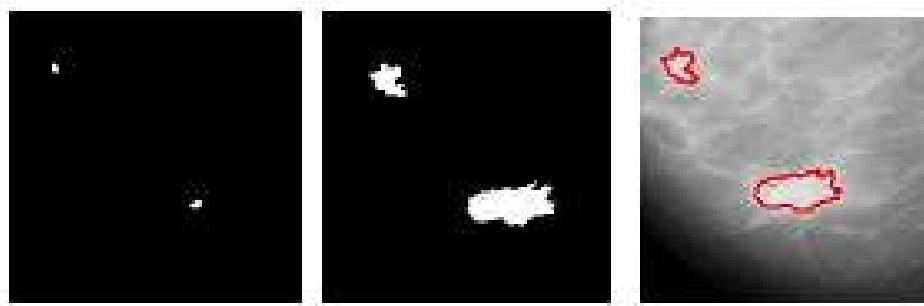
đang xét với hạt nhân phát triển vùng không vượt quá mức Th2. Hình 3.8 minh họa cho quá trình phát triển vùng này.



**Hình 3.6.** Hai mẫu có độ tương phản khác nhau



**Hình 3.7.** Từ trái sang phải: mức ngưỡng  $T=0.7$ ,  $0.65$  và  $0.6$ .  
Số vùng nghi ngờ phát hiện ra lần lượt là  $N=2$ ,  $N=6$ ,  $N=15$



**Hình 3.8.** Trái: vùng nghi ngờ ban đầu. Giữa: vùng đang được phát triển.  
Phải: vùng cuối cùng thu được.

### 3.2.2. Phương pháp tìm kiếm đường biên

Theo phương pháp tìm kiếm đường biên để phát hiện nghi ngờ chứa tồn thương hình khối mà Bellotti [80] (mục 3.1.2) đề xuất thì mức ngưỡng  $I_{th}$  sẽ được tăng hay giảm đi một lượng bằng  $1/2$  lượng tăng trước đó tùy thuộc vào việc diện tích  $A_R$  của vùng ROI (xác định

bởi đường đồng giá trị với mức ngưỡng  $I_{th}$ ) là lớn hơn hay nhỏ hơn một diện tích giới hạn  $A_L$  cho đến khi lượng thay đổi này nhỏ hơn  $I_\Delta$  mức. Xét trường hợp diện tích  $A_R$  của một vùng ROI lớn hơn diện tích giới hạn  $A_L$ , mức ngưỡng  $I_{th}$  lúc này được tăng lên. Đường đồng giá trị với mức ngưỡng  $I_{th}$  mới lúc này có thể tạo ra vùng ROI mới có diện tích lớn hơn diện tích tối hạn  $A_L$ . Khi đó mức ngưỡng  $I_{th}$  lại bị giảm xuống. Hoàn toàn tương tự với trường hợp diện tích  $A_R$  của một vùng ROI nhỏ hơn diện tích giới hạn  $A_L$ , mức ngưỡng  $I_{th}$  đầu tiên được giảm xuống rồi lại được tăng lên. Như vậy, có thể nhận thấy quá trình tìm kiếm đường biên ở đây là quá trình tìm kiếm 2 chiều lồng nhau. Trong tìm kiếm theo chiều thuận (tăng mức ngưỡng) có tìm kiếm theo chiều thuận (giảm mức ngưỡng) và ngược lại. Điều này làm cho phương pháp này chỉ có thể thực hiện được trên hệ thống tính toán có cấu hình mạnh mà cụ thể là hệ thống tính toán phân tán [80].

Để có thể chạy trên máy tính cá nhân cấu hình vừa phải, phù hợp với điều kiện Việt Nam, một phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối mới được đề xuất. Phương pháp này cũng dựa trên việc tìm kiếm đường biên như phương pháp đề xuất bởi Belloti [80]. Phương pháp đề xuất gồm các bước sau:

- Bước 1: tìm mức xám lớn nhất  $I_M$  trong phần ảnh vú
- Bước 2: xác định đường đồng giá trị với mức ngưỡng bắt đầu  $I_{th} = I_M/2$ , thu được các vùng quan tâm ROI có diện tích  $A_R$ .
- Bước 3: nếu  $A_R \geq$  diện tích giới hạn  $A_L$  thì mức ngưỡng  $I_{th}$  được tăng
  - + 1 lượng bằng  $1/8$  chênh lệch giữa  $I_M$  và  $I_{th}$  trước đó nếu  $I_{th} < I_S = 3I_M/4$
  - + 1 lượng bằng  $1/4$  chênh lệch giữa  $I_M$  và  $I_{th}$  trước đó nếu  $I_{th} \geq I_S = 3I_M/4$

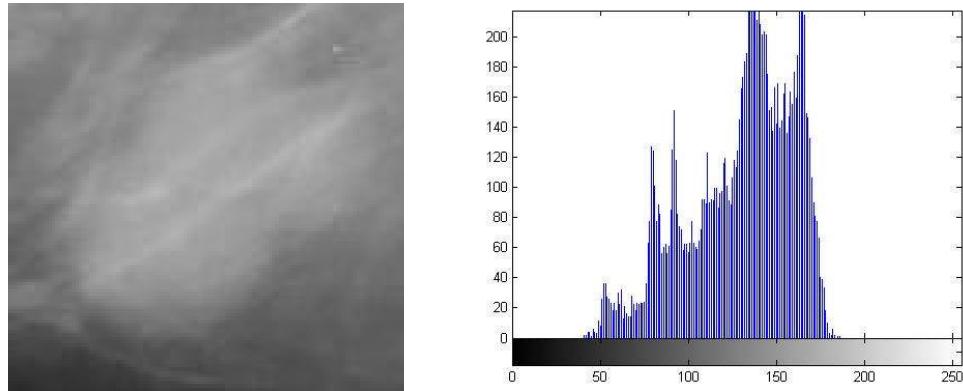
Vòng lặp dừng lại nếu  $A_R < A_L$  và độ tăng  $I_N < I_\Delta$ .

- Bước 4: tách vùng ROI vừa được xử lý khỏi danh sách quan tâm và lưu lại
- Bước 5: lặp lại bước 3 cho từng vùng ROI còn lại.

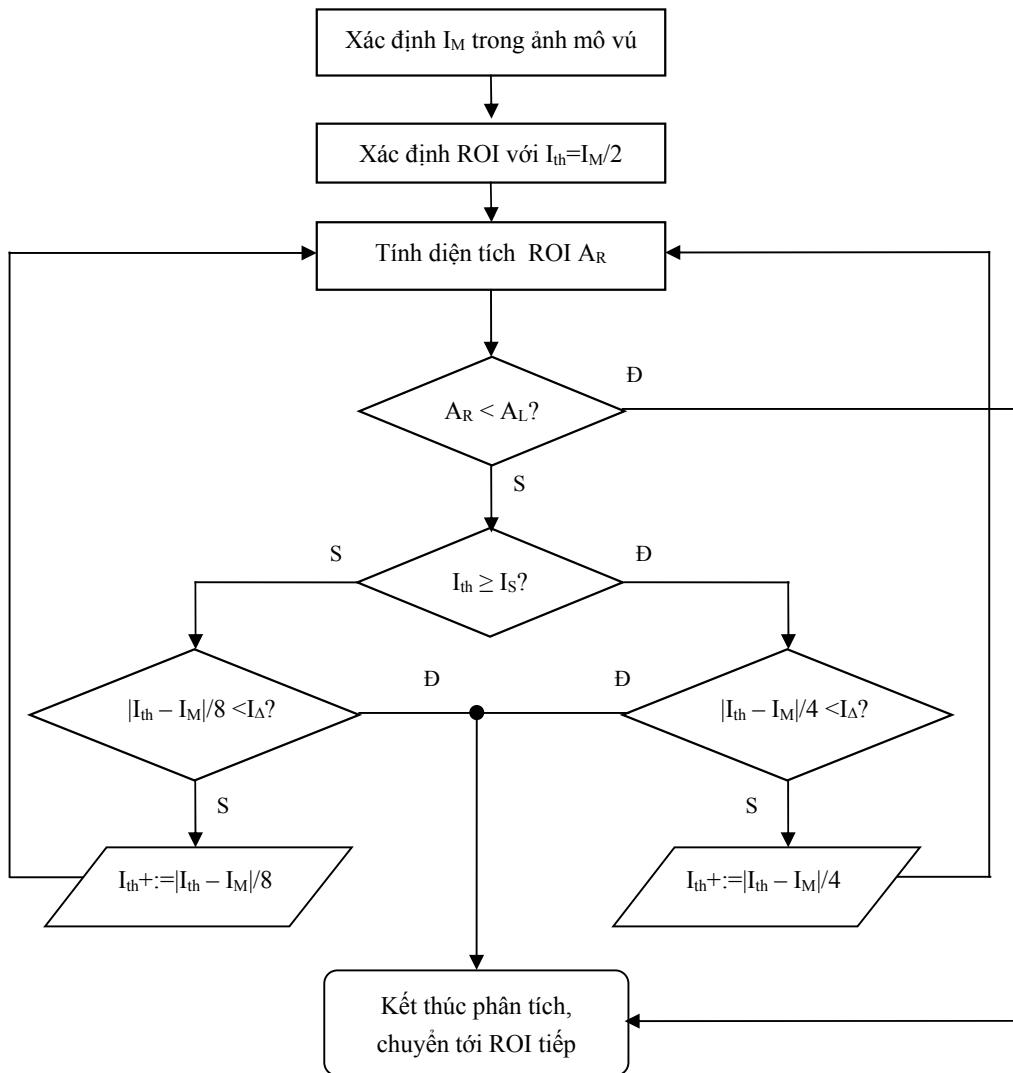
Lưu đồ thuật toán của phương pháp đề xuất được minh họa ở hình 3.10.

Điểm cải tiến của phương pháp được đề xuất so với phương pháp của Belloti [80] là nằm ở bước 3 của thuật toán. Ở bước 3 này, một mức ngưỡng so sánh  $I_S$  được sử dụng và chỉ tìm kiếm theo chiều thuận. Mức ngưỡng  $I_S$  được chọn bằng  $3I_M/4$  là dựa trên phân tích phân bố mức xám của vùng chứa tổn thương hình khối. Trong hình 3.9 là hình ảnh của một vùng có chứa tổn thương hình khối được tách ra từ một ảnh chụp X-quang vú cùng với mức xám đầm của nó. Có thể nhận thấy rằng, các điểm ảnh thuộc tổn thương hình khối có giá trị mức xám phân bố ở nửa trên của dải động. Và nếu xét trên toàn bộ vùng ảnh vú thu được từ chương 2 thì các ảnh này cũng sẽ phân bố ở nửa trên của dải động ảnh. Do đó,  $I_{th}$  được so sánh với  $I_S$ .

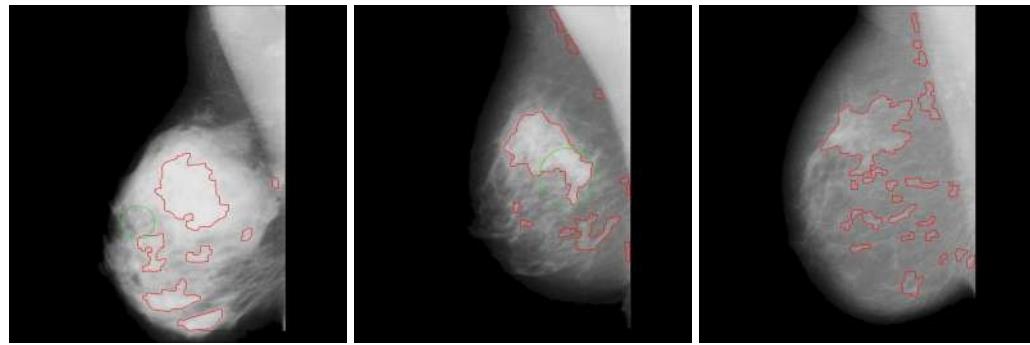
Các tham số  $A_L$  và  $I_\Delta$  được điều chỉnh để độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ của thuật toán là lớn nhất. Hình 3.11 minh họa một số kết quả của phương pháp đề xuất.



**Hình 3.9.** Một vùng tổn thương hình khối và mức xám đồ của nó (nguồn [86]).



**Hình 3.10.** Lưu đồ thuật toán phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ dựa vào tìm kiếm đường biên được đề xuất.



**Hình 3.11.** Một số ví dụ minh họa kết quả của thuật toán đề xuất.

### 3.3. Đánh giá hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối

Hiệu quả của các phương pháp phát hiện các vùng nghi ngờ chứa tổn thương hình khối được đánh giá trên 299 ảnh với 92 dấu hiệu tổn thương hình khối từ cơ sở dữ liệu ảnh mini-MIAS [47].

#### 3.3.1. Hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ của phương pháp đối sánh mẫu

Thay đổi các mức ngưỡng Th1 và Th2 để hiệu suất phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương ung thư vú là cao nhất. Tọa độ tâm và bán kính tương đương của vùng ROI được phát hiện ra sẽ được sử dụng để đánh giá vùng ROI đó là vùng TP-ROI hay FP-ROI. Tiêu chí đánh giá được sử dụng là tiêu chí 3.4 và 3.5. Bảng 3.1 liệt kê một số kết quả thu được.

**Bảng 3.1.** Một số kết quả thu được của phương pháp đối sánh mẫu.

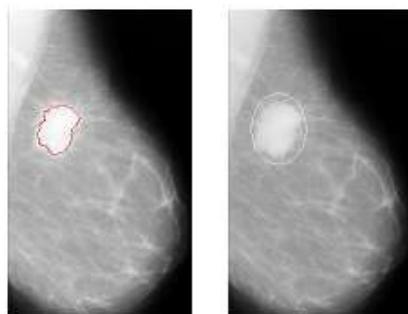
| TT | Tên ảnh | Thông tin chuẩn MIAS cung cấp | Kết quả thu được                        | Nhận xét                                                               |
|----|---------|-------------------------------|-----------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|
| 1  | mdb001  | G CIRC B<br>535 599 197       | Tọa độ tâm: (541, 598)<br>Bán kính: 124 | $ 535-541  < \max(197, 124)$<br>$ 599-598  < \max(197, 124)$<br>TP-ROI |
| 2  | mdb099  | D ASYM B<br>714 684 23        |                                         | Không phát hiện ra                                                     |
| 3  | mdb148  | F SPIC B<br>326 417 174       | Tọa độ tâm: (375, 420)<br>Bán kính: 35  | $ 326-375  < \max(174, 35)$<br>$ 417-420  < \max(174, 35)$<br>TP-ROI   |
|    |         |                               | Tọa độ tâm: (572, 361)<br>Bán kính: 110 | $ 326-572  > \max(174, 35)$<br>$ 417-361  < \max(174, 35)$<br>FP-ROI   |

Trong số 92 vùng tổn thương hình khối của cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47], phương pháp này phát hiện được 64 vùng. Các vùng tổn thương không phát hiện ra được chủ yếu là những tổn thương thuộc loại SPIC và ASYM, mô tuyến dày đặc. Có thể lý giải đó là vì mẫu có dạng tròn nên phát hiện tổn thương khối dạng tua gai hay bát đái xứng là khó khăn nhất là khi chúng lại bị ẩn bởi mô tuyến dày đặc.

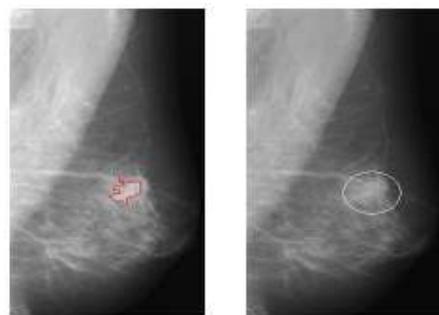
Hiệu suất phát hiện là  $64/92=0.7$ . Kết quả này là cao hơn so với kết quả công bố bởi [106]. Số dương tính giả trên trung bình trên ảnh: FPpI <1 thấp hơn rất nhiều so với FPpI > 5 mà Sample [60] đạt được cũng ứng với độ nhạy = 0.7.

Kết quả đạt được được công bố tại công trình số 2 trong Danh mục các công trình đã công bố.

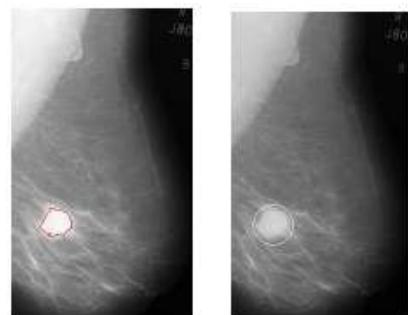
Một số kết quả khác được đưa ra từ hình 3.12 đến 3.14.



**Hình 3.12.** Kết quả thực hiện với ảnh thuộc thư mục SPIC.



**Hình 3.13.** Kết quả thực hiện với ảnh thuộc thư mục SPIC.



**Hình 3.14.** Kết quả thực hiện với ảnh thuộc thư mục CIRC.

### 3.3.2. Hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ của phương pháp tìm kiếm đường biên

Các tham số  $A_L$ ,  $I_\Delta$  cũng như độ tăng mức ngưỡng  $I_{th}$  sẽ được điều chỉnh để độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ là cao nhất có thể.

Bảng 3.2 tổng hợp kết quả thu được với các tham số  $A_L$  và  $I_\Delta$  cũng như độ tăng  $I_{th}$  khác nhau. Tiêu chí để xác định vùng ROI là vùng dương tính thật thể hiện ở phương trình 3.3 và 3.4 tương tự như trong nghiên cứu của Bellotti [80]. Như vậy, giá trị  $A_L$  và  $I_\Delta$  tối ưu là  $A_L=192\times 192$  còn  $I_\Delta=1$  tương ứng với cách tăng mức ngưỡng  $I_{th}$  như đã trình bày ở mục 3.2.2.

**Bảng 3.2.** Kết quả thực nghiệm phương pháp tìm kiếm đường biên để phát hiện vùng nghi ngờ

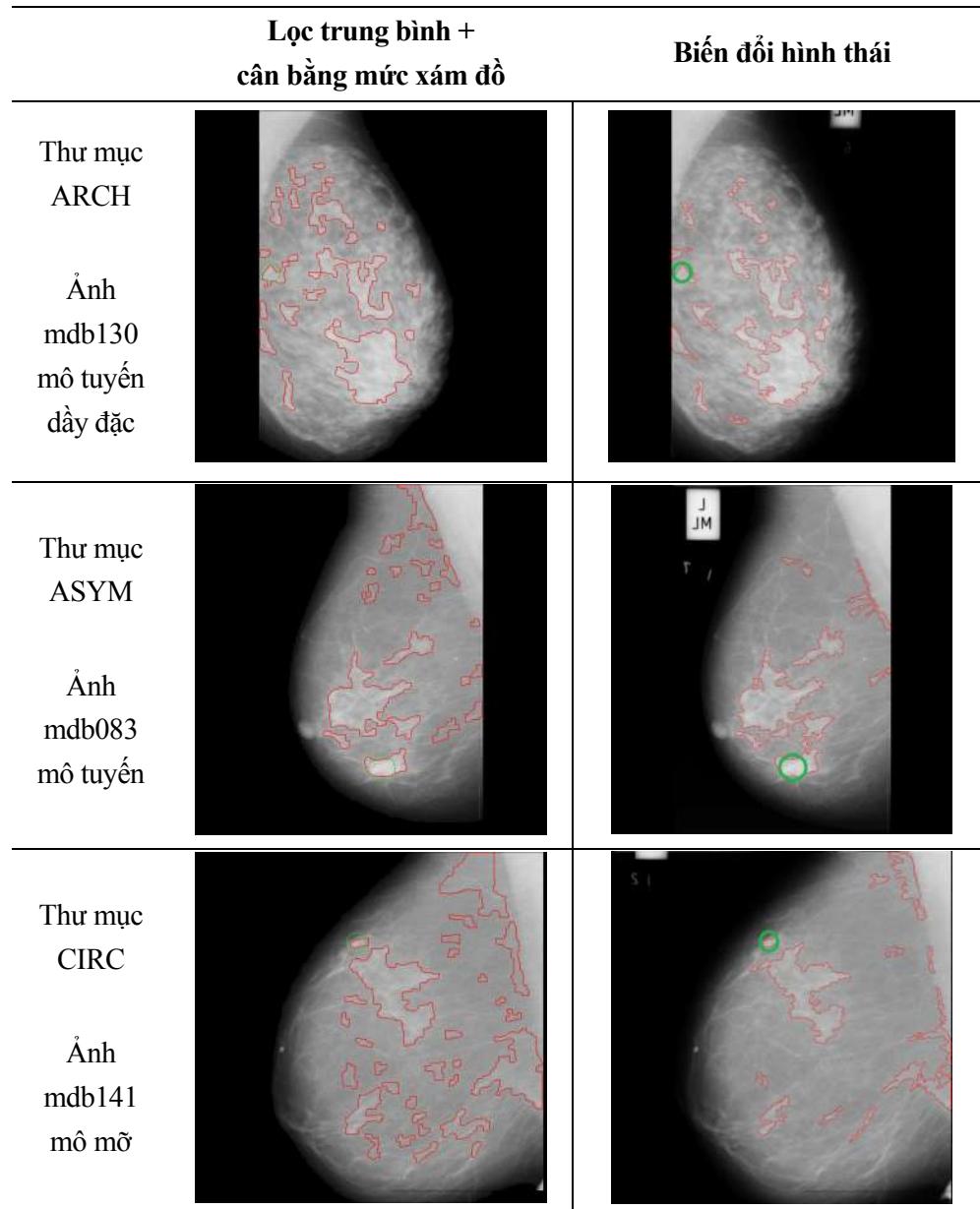
| $I_\Delta$ | $A_L$          | Mức độ tăng $I_{th}$ | Số vùng tổn thương | TP-ROI    | FP-ROI      | Độ nhạy (%)  | FPPI        |
|------------|----------------|----------------------|--------------------|-----------|-------------|--------------|-------------|
| 1          | 192x192        | 1/4                  | 92                 | 83        | 1953        | 90.2         | 6.53        |
| 1          | 192x192        | 1/2                  | 92                 | 67        | 1159        | 72.8         | 3.87        |
| 4          | 192x192        | 1/4                  | 92                 | 83        | 1953        | 90.2         | 6.53        |
| 1          | 140x140        | 1/4                  | 92                 | 80        | 2143        | 86.9         | 7.16        |
| 1          | 250x250        | 1/4                  | 92                 | 84        | 1713        | 91.4         | 5.78        |
| 1          | <b>192x192</b> | <b>1/8 và 1/4</b>    | <b>92</b>          | <b>86</b> | <b>2616</b> | <b>93.48</b> | <b>8.75</b> |

**Bảng 3.3.** Kết quả phát hiện thu được ứng với 2 phương pháp tăng cường chất lượng ảnh khác nhau

|                |                    | Phát hiện vùng nghi ngờ dựa theo đường biên |                           |                          |                           |
|----------------|--------------------|---------------------------------------------|---------------------------|--------------------------|---------------------------|
| Loại ảnh       | Số vùng tổn thương | Lọc trung bình + cân bằng mức xám đồ        |                           | Biến đổi hình thái       |                           |
|                |                    | TP-ROI                                      | FP-ROI                    | TP-ROI                   | FP-ROI                    |
| ARCH           | 19                 | 17                                          | 233                       | 16                       | 210                       |
| ASYM           | 15                 | 15                                          | 131                       | 14                       | 106                       |
| SPIC           | 19                 | 18                                          | 200                       | 18                       | 128                       |
| MISC           | 15                 | 14                                          | 225                       | 14                       | 137                       |
| CIRC           | 24                 | 23                                          | 318                       | 24                       | 206                       |
| NORM           |                    |                                             | 2271                      |                          | 1832                      |
| <b>Tổng</b>    | <b>92</b>          | <b>87</b>                                   | <b>3378</b>               | <b>86</b>                | <b>2616</b>               |
| <b>Độ nhạy</b> |                    | <b>94.56%</b><br>(87/92)                    |                           | <b>93.48%</b><br>(86/92) |                           |
| <b>FPPI</b>    |                    |                                             | <b>11.3</b><br>(3378/299) |                          | <b>8.75</b><br>(2616/299) |

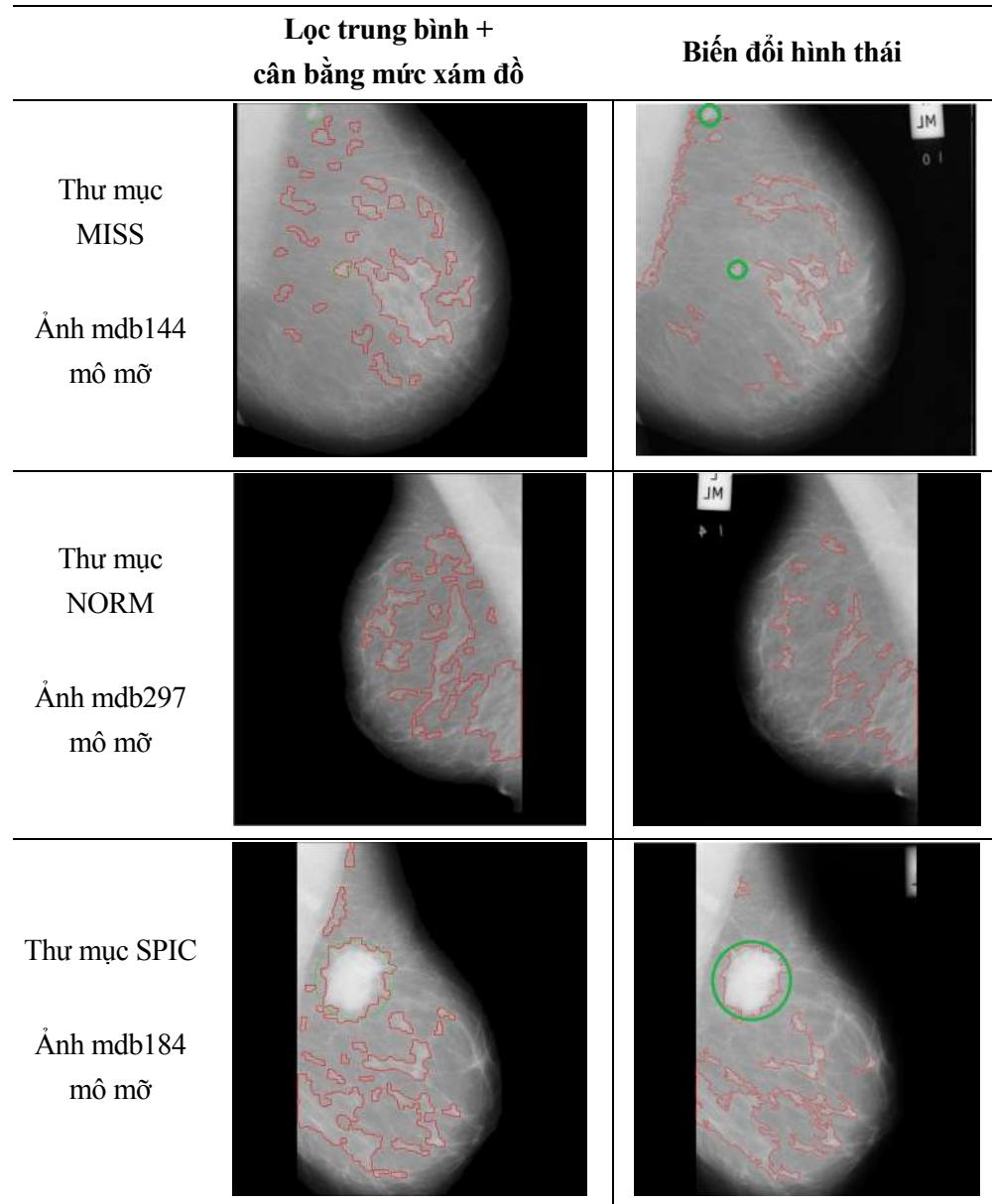
Hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ tồn thương hình khối khi tăng cường chất lượng ảnh bằng lọc trung bình kết hợp cân bằng mức xám đồ và bằng biến đổi hình thái tương ứng được trình bày tại công trình số 3 và số 4 trong Danh mục các công trình đã công bố. Được liệt kê chi tiết trong bảng 3.3 là kết quả phát hiện các loại tồn thương hình khối khác nhau có trong cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] được sử dụng.

Hình 3.15 và 3.16 thể hiện các vùng ROI được phát hiện trên các loại ảnh khác nhau có trong cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47].



**Hình 3.15.** Các vùng nghi ngờ phát hiện được (đường bao màu đỏ).

Vùng tồn thương thực (đường bao màu xanh)



**Hình 3.16.** Các vùng nghi ngờ phát hiện được (đường bao màu đỏ).

Vùng tổn thương thực (đường bao màu xanh) (tiếp)

Như vậy, nếu ảnh chụp X-quang vú được tăng cường chất lượng bằng lọc trung bình và cân bằng mức xám đồ thì độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ là 94.56% (phát hiện đúng 87 trong số 92 vùng tổn thương thực). Còn nếu ảnh chụp X-quang vú được tăng cường chất lượng bằng biến đổi hình thái đã đề xuất thì độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ là 93.48% (phát hiện đúng 86 trong số 92 vùng tổn thương thực). Có thể nói, độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối thay đổi không đáng kể. Tuy nhiên khi xét đến chỉ số FPPI thì thấy có sự khác biệt đáng kể. Trường hợp sử dụng biến đổi hình thái cho FPPI=8.75 là nhỏ hơn rất nhiều so với FPPI=11.3 khi sử dụng lọc trung bình kết hợp với cân bằng mức xám đồ. Điều này được lý giải như sau. Sử dụng biến đổi hình thái cho ảnh có độ chênh lệch cực đại về cường độ mức

xám giữa các đối tượng, đường biên giữa các đối tượng được nhấn mạnh hơn, các đối tượng được phân tách rõ ràng hơn. Trong khi đó, sử dụng lọc trung bình kết hợp cân bằng mức xám đồ tuy làm giảm nhiễu trên ảnh nhưng lại làm mờ đường biên. Dẫn đến số vùng tìm kiếm, phát hiện sai là lớn hơn đáng kể so với sử dụng biến đổi hình thái.

Kết quả này cũng là phù hợp với các kết quả thu được ở chương 2. Theo đó, đề xuất tăng cường chất lượng ảnh bằng biến đổi hình thái cho ảnh có độ tương phản cao hơn so với khi sử dụng lọc trung bình kết hợp cân bằng mức xám đồ.

Bên cạnh đó, mức độ chòng lán giữa vùng ROI và vùng tổn thương thực tế theo phương trình 3.6 cũng được tính toán. Kết quả thu được  $f_D > 0.5$ .

So sánh với các nghiên cứu khác ở bảng 3.4 cho thấy phương pháp đề xuất phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú cho hiệu quả phát hiện (độ nhạy) là cao hơn so với các nghiên cứu của các tác giả khác gần đây như Belloti [80], Cascio [23], Domiguez [11], Terada [98], Eltoukhy [66], Zhang [106]. Kết quả tuy có hơi thấp một chút so với kết quả của Bator [64] nhưng tỷ lệ FPPI lại nhỏ hơn đáng kể

**Bảng 3.4.** So sánh phương pháp tìm kiếm vùng nghi ngờ được đề xuất với các nghiên cứu gần đây trên thế giới

| Nghiên cứu          | Năm  | Độ nhạy (%)  | FPPI        |
|---------------------|------|--------------|-------------|
| Belloti [80]        | 2006 | 83.1         | 6.27        |
| Cascio [23]         | 2006 | 93           | 7.8         |
| Domiguez [11]       | 2008 | 80           | 0.32        |
| Bator [64]          | 2010 | ~95          | 12.77       |
| Terada [98]         | 2010 | 93           | 15          |
| Eltokhy [66]        | 2010 | 89.3         | -           |
| Zhang [106]         | 2012 | 67.6         | -           |
| Phương pháp đề xuất |      | <b>93.48</b> | <b>8.75</b> |

### 3.4. Kết luận

Chương 3 đề xuất một phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú. Đó là phương pháp tìm kiếm đường biên.

Phương pháp tìm kiếm đường biên sử dụng mức ngưỡng động để xác định đường biên quanh vùng nghi ngờ. Mức độ thay đổi mức ngưỡng này thay đổi tùy thuộc vào diện tích của vùng và độ chênh lệch giữa bản thân mức ngưỡng với mức ngưỡng so sánh. Kết thúc tìm kiếm khi độ chênh lệch này là đủ nhỏ. So sánh trực tiếp với phương pháp đối sánh mẫu tìm vùng nghi ngờ tổn thương hình khối thì phương pháp này phát hiện tốt với hầu hết các loại tổn thương hình khối. Độ nhạy phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối 93.48% là cao hơn so với các nghiên cứu gần đây (bảng 3.4). Nhược điểm của phương

pháp này cũng như của hầu hết các phương pháp phát hiện vùng nghi ngờ tồn thương hình khối khác là lượng dương tính giả còn cao. Tuy nhiên, lượng dương tính giả này sẽ được loại bỏ nhờ quá trình phân loại tiếp theo (sẽ được trình bày ở chương 4). Thông qua quá trình này vùng nghi ngờ được phân loại thành vùng tồn thương hình khối hoặc vùng mô vú bình thường. Nhờ đó, lượng dương tính giả sẽ giảm xuống.

## **CHƯƠNG 4. GIẢM LƯỢNG DƯƠNG TÍNH GIẢ SỬ DỤNG MÁY VECTƠ HỖ TRỢ SVM VÀ CÁC ĐẶC TRƯNG ĐA MỨC**

Tổng cộng có 2702 vùng nghi ngờ tồn thương hình khối (86 vùng TP-ROI và 2616 vùng FP-ROI) được phát hiện ra nhờ phương pháp tìm kiếm vùng nghi ngờ dựa vào đường biên được đề xuất ở chương 3. Các vùng nghi ngờ này sẽ được phân loại thành vùng thực chứa tồn thương hình khối hay vùng chứa mô vú bình thường dựa trên các đặc điểm đặc trưng cho từng vùng. Việc phân loại này thực chất là để giảm lượng dương tính giả lớn thu được từ bước phát hiện vùng nghi ngờ trước mà vẫn giữ được độ nhạy cao.

Trong chương 4 này, một phương pháp phân loại nhằm làm giảm số lượng dương tính giả được đề xuất. Phương pháp được đề xuất này sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM (Support Vector Machine) để phân loại các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối dựa trên các đặc trưng sai khác xác suất ngược khối BDIP (Block Difference Inverse Probability) và các đặc trưng biến thiên hệ số tương quan cục bộ khối BVLC (Block Variance of Local Correlation coefficients) đa mức của chúng. Bên cạnh đó, mạng nơron NN (Neural Network) và các đặc trưng khác của vùng nghi ngờ như các đặc trưng dựa trên ma trận đồng xuất hiện mức xám GLCM (Gray Level Cooccurrence Matrix) hay các đặc trưng thống kê bậc nhất FOS (First Order Statistics) cũng được sử dụng với mục đích để chứng minh tính đúng đắn của phương pháp phân loại được đề xuất.

Các kết quả đạt được trong chương 4 được trình bày công trình số 1 và từ số 4-8 trong Danh mục các công trình đã công bố.

### **4.1. Tổng quan tình hình nghiên cứu hiện nay**

Trước khi trình bày khái quát về một số phương pháp phân loại các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú thành vùng chứa tồn thương hình khối hay vùng mô vú bình thường được đề xuất trên thế giới trong khoảng vài năm gần đây, các tiêu chí để đánh giá hiệu quả của phương pháp phân loại sẽ được giới thiệu.

#### **4.1.1. Các tiêu chí đánh giá hiệu quả phân loại**

Các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối (gồm các TP-ROI và FP-ROI như đã được đánh giá ở chương 3) sẽ được phân loại thành vùng chứa tồn thương hình khối hay vùng mô vú bình thường dựa trên các đặc trưng của từng vùng. Như vậy phân loại một vùng nghi ngờ có thể là phân loại đúng hoặc phân loại sai. Bốn khả năng phân loại có thể được thể hiện ở bảng 4.1. Cụ thể như sau

- Dương tính thật TP (True Positive):

TP-ROI được phân loại đúng thành vùng chứa tổn thương hình khối

- Âm tính thật TN (True Negative):

FP-ROI được phân loại đúng thành vùng chứa mô vú bình thường

- Dương tính giả FP (False Positive)

FP-ROI bị phân loại sai thành vùng chứa tổn thương hình khối

- Âm tính giả FN (False Negative)

TP-ROI bị phân loại sai thành vùng chứa mô vú bình thường

**Bảng 4.1.** Bốn trường hợp phân loại có thể

|         |        | Phân loại                      |                             |
|---------|--------|--------------------------------|-----------------------------|
|         |        | Vùng chứa tổn thương hình khối | Vùng chứa mô vú bình thường |
| Thực tế | TP-ROI | TP                             | FN                          |
|         | FP-ROI | FP                             | TN                          |

Để đánh giá hiệu quả của một phương pháp phân loại có thể dựa trên một số tiêu chí như tỷ lệ dương tính thật, tỷ lệ âm tính thật, tỷ lệ dương tính giả, tỷ lệ âm tính giả được cho bởi

- Độ nhạy hay tỷ lệ dương tính thật TPF (True Positive Fraction):

$$\text{Độ nhạy} = \text{TPF} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (4.1)$$

- Độ đặc hiệu hay tỷ lệ âm tính thật TNF (True Negative Fraction):

$$\text{Độ đặc hiệu TNF} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (4.2)$$

- Tỷ lệ dương tính giả FPF (False Positive Fraction)

$$\text{FPF} = \frac{\text{FP}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (4.3)$$

- Tỷ lệ âm tính giả FNF (False Negative Fraction)

$$\text{FNF} = \frac{\text{FN}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (4.4)$$

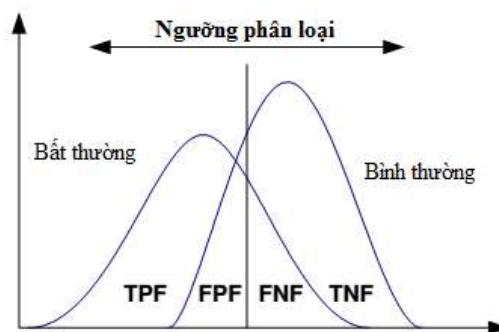
Có thể dễ dàng nhận thấy, các tỷ lệ này là không độc lập với nhau. Ta luôn có

$$\text{TPF} + \text{FNF} = 1$$

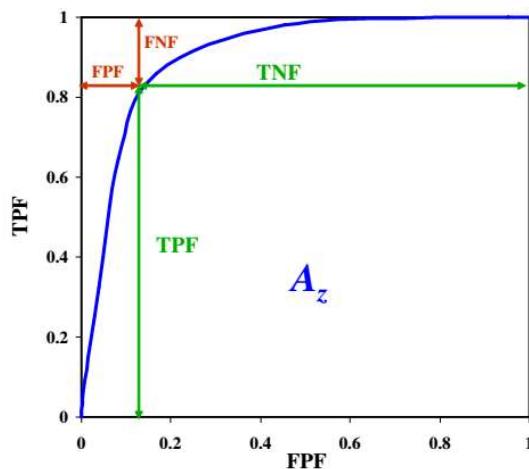
$$\text{TNF} + \text{FPF} = 1$$

Mục đích của việc phân loại này như đã nêu ở trên là làm giảm số lượng dương tính giả mà vẫn giữ được độ nhạy cao tức là tỷ lệ FPF cần được giảm thiểu trong khi đó tỷ lệ TPF vẫn cao. Như vậy, có thể đánh giá hiệu quả của phương pháp phân loại chỉ dựa vào 2 chỉ tiêu TPF và FPF. Tuy nhiên, khi sử dụng cặp 2 chỉ tiêu này để so sánh hiệu quả của các phương pháp phân loại khác nhau sẽ gặp khó khăn. Nhất là trong trường hợp một phương pháp phân loại có TPF cao hơn và FPF thấp hơn một phương pháp khác. Tức là một phương pháp cho hiệu quả tốt hơn với những người thực tế bị bệnh còn một phương pháp lại cho hiệu quả tốt hơn với những người thực tế không bị bệnh. Khi đó rất khó để chỉ ra phương pháp nào là tốt hơn phương pháp nào. Vấn đề này được giải quyết bằng cách sử dụng đường cong đặc tính nhận ROC (Receiver Operating Characteristic) [42].

Được thể hiện ở hình 4.1 là mô tả cách hình thành đường cong ROC. Người phân loại được thay đổi để thu được các cặp giá trị (TPF, FPF) khác nhau. Đường cong ROC biểu diễn sự thay đổi của TPF theo FPF.



**Hình 4.1.** Cách tính các cặp giá trị (TPF, FPF) khác nhau để xây dựng đường cong ROC.



**Hình 4.2.** Ví dụ minh họa đường cong ROC.

Hình 4.2 minh họa một đường cong ROC thu được. Đường cong ROC được sử dụng để lựa chọn điểm làm việc bù trừ giữa TPF và FPF. Diện tích dưới đường cong ROC  $A_z$

được sử dụng để đánh giá hiệu quả phân loại tổng thể của phương pháp phân loại. Giá trị của  $Az$  nằm trong dải từ 0 tới 1. Giá trị  $Az$  càng lớn, hiệu quả phân loại càng cao. Nếu  $0.8 \leq Az < 0.9$  thì hiệu quả phân loại là tốt. Còn nếu  $Az \geq 0.9$  thì hiệu quả phân loại là xuất sắc [59].

#### **4.1.2. Tổng quan tình hình nghiên cứu gần đây trên thế giới**

Tác giả Martins trong nghiên cứu của mình [63] đã đề xuất sử dụng các đặc trưng GLCM [43] và các đặc trưng hình dạng để mô tả vùng nghi ngờ tồn thương hình khối. Bốn đặc trưng GLCM bao gồm: tương phản, năng lượng, entropy, momen sai khác ngược được trích xuất từ các ma trận GLCM (theo 4 góc, 3 khoảng cách, 6 mức lượng tử hóa mức xám) cùng ba đặc trưng hình dạng: độ lệch tâm, độ tròn, độ lồi tạo thành vectơ đặc trưng 363 phần tử để mô tả vùng nghi ngờ. Máy vectơ hỗ trợ SVM [71] được sử dụng để phân loại vùng nghi ngờ. 1177 vùng nghi ngờ ban đầu được chia ngẫu nhiên thành 2 tập. Tập thứ nhất gồm 960 vùng trong đó có 200 vùng chứa tồn thương hình khối và 760 vùng chứa mô bình thường được dùng để huấn luyện. Tập còn lại gồm 217 vùng với 50 vùng chứa tồn thương khối và 167 vùng chứa mô bình thường được dùng để kiểm tra. Độ nhạy đạt được là 86% còn độ đặc hiệu là 94,61%.

Zheng [107] sử dụng các đặc trưng Gabor để biểu diễn vùng nghi ngờ và sử dụng phân loại k phần tử lân cận gần nhất KNN (K-Nearest Neighbor) để phân loại các vùng nghi ngờ. Mỗi vùng nghi ngờ được lọc bằng lọc Gabor ở 5 tần số và 4 hướng khác nhau thu được 20 vùng nghi ngờ được lọc Gabor. Các mô tả mức xám đồ đường biên EHD (Edge Histogram Descriptor) được tính trên các vùng đã lọc Gabor theo 4 hướng ứng với từng tần số. Kết hợp các mô tả EHD của cả 5 tần số lại thu được một vectơ đặc trưng gồm 20 phần tử cho vùng nghi ngờ. Để thu được kết quả tin cậy, kỹ thuật xác nhận chéo 10 phần [84] được sử dụng để chia 3600 vùng nghi ngờ thành 10 tập con độc lập. Từng tập con sẽ đóng vai trò là tập kiểm tra trong khi 9 tập con còn lại sẽ đóng vai trò là tập huấn luyện. Độ nhạy phân loại đạt được là 90%.

Trong nghiên cứu của Moayedi [70], vùng nghi ngờ sau khi được phát hiện ra sẽ được thực hiện biến đổi contourlet. Các đặc trưng contourlet bao gồm các đặc trưng giá trị lớn nhất, giá trị trung bình, giá trị độ lệch chuẩn; năng lượng; entropy; độ lệch (skewness) được trích chọn từ biến đổi contourlet 4 mức. Đồng thời các đặc trưng GLCM (năng lượng, tương quan, quán tính, entropy, momen sai khác ngược, trung bình tổng, phương sai tổng, entropy tổng, trung bình sai khác, phương sai sai khác, entropy sai khác và tương quan thông tin) cũng được trích xuất từ các ma trận GLCM (theo 4 hướng và 2 khoảng cách). Ngoài ra 3 đặc trưng hình học gồm hướng, diện tích và trọng tâm của vùng nghi ngờ cũng được sử dụng. Độ chính xác phân loại các vùng nghi ngờ phát hiện được trên 90 ảnh từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] (gồm 60 ảnh bình thường và 30 ảnh bất thường) thì đạt được lần lượt là 0.823, 0.859 và 0.915 khi sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM, máy vectơ hỗ trợ SVM có trọng số và mạng nơron mờ dựa trên vectơ hỗ trợ.

Nunes [8] cũng sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM để phân loại các vùng nghi ngờ tồn thương hình khồi. Các vùng nghi ngờ này được mô tả bởi các đặc trưng hình học bao gồm độ lệch tâm, độ tròn, độ nén, mật độ tròn và tỷ lệ nghịch tròn và đặc trưng chỉ số đa dạng D do Simpson đưa ra.

$$D = \frac{\sum_{i=1}^S n_i(n_i - 1)}{N(N-1)} \quad (4.5)$$

trong đó S là số mức xám có trong vùng nghi ngờ,  $n_i$  là số pixel có mức xám là i, N là tổng số pixel trong vùng. Chỉ số đa dạng D được tính trên cả vùng nghi ngờ, trên từng vòng tròn có tâm trùng tâm vùng nghi ngờ và có bán kính khác nhau, và trên từng vành tròn. Tổng cộng có 2679 vùng nghi ngờ trong đó 603 vùng chứa tồn thương hình khồi và 2076 vùng chứa mô bình thường. Sáu tỷ lệ lượng mẫu để huấn luyện so với lượng để kiểm tra khác nhau được sử dụng là 30/70, 40/60, 50/50, 60/40, 70/20 và 80/20. Độ chính xác đạt được trung bình là 83.94%.

Amroabadi [13] sử dụng mạng nơron NN đa lớp [51] để phân loại vùng nghi ngờ dựa trên các đặc trưng GLCM và đặc trưng phân tích thành phần chính PCA (Principal Component Analysis). Tổng số có 13 đặc trưng GLCM bao gồm đặc trưng năng lượng, entropy, độ tương phản, momen sai khác ngược, độ đồng nhất, trung bình tổng, phương sai, tương quan, xác suất lớn nhất, xu hướng nhóm, xác suất cấu trúc, quán tính và cường độ được trích xuất từ 15 ma trận GLCM. Dẫn đến số đặc trưng GLCM dùng để biểu diễn vùng nghi ngờ là 195. Số vùng nghi ngờ được sử dụng là 50 với 20 vùng chứa tồn thương hình khồi và 30 vùng chứa mô bình thường. Vì vậy số đặc trưng PCA là 50. Kết quả là có 245 đặc trưng biểu diễn cho từng vùng nghi ngờ. Giá trị diện tích dưới đường cong ROC đạt được là  $Az = 0.911$ .

Trong nghiên cứu của Buciu [56], các vùng nghi ngờ kích thước 140x140 pixel được lựa chọn bằng tay và được giảm kích thước xuống 60x60 hoặc 30x30 pixel nhằm giảm khồi lượng tính toán. Các ảnh vùng nghi ngờ này sau đó được lọc bằng bộ lọc Gabor wavelet ở 8 hướng và 2 dải tần số (mỗi dải bao gồm 3 tần số). Ghép giá trị độ lớn của các điểm trong ảnh đã lọc theo từng hàng và từng ảnh được lọc thu được vectơ đặc trưng cho từng vùng nghi ngờ gồm 86400 phần tử (ứng với vùng nghi ngờ kích thước 60x60 pixel). Để giảm kích thước vectơ đặc trưng, phân tích PCA được sử dụng. Kết quả tốt nhất thu được khi sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM để phân loại 64 vùng nghi ngờ là độ chính xác 84.37%; độ nhạy 97.56%; độ đặc hiệu 60.86% và  $Az = 0.79$ .

Silva [102] sử dụng mạng vectơ hỗ trợ SVM để phân loại 3871 vùng nghi ngờ tồn thương hình khồi. Trong đó thực tế có 566 vùng chứa tồn thương hình khồi còn 3305 vùng chứa mô bình thường. Số mức xám để biểu diễn mỗi vùng nghi ngờ được xem xét lần lượt là 256, 128, 64, 32, 16 và 8 tức là có 6 mức lượng tử hóa. Đặc trưng mô tả vùng nghi ngờ gồm các đặc trưng hàm K Ripley, đặc trưng chỉ số Moran, đặc trưng chỉ số Geary và 5

đặc trưng hình học (gồm độ lệch tâm, độ tròn, độ nén, mật độ tròn và tỷ lệ nghịch tròn). Đặc trưng hàm K Ripley được tính trên 2 đường tròn đồng tâm là tâm vùng nghi ngờ. Một đường tròn bán kính R nhỏ nhất bao trùm vùng nghi ngờ và một đường tròn bán kính R/2. Số đặc trưng hàm K Ripley được tính ra tương đương với số mức xám. Vì vậy tổng số sẽ có  $(256 + 128 + 64 + 32 + 16 + 8) \times 2 = 1008$  đặc trưng hàm K Ripley. Đặc trưng chỉ số Moran và chỉ số Geary được tính theo 4 hướng trên 10 dài lân cận. Số đặc trưng chỉ số Moran và số đặc trưng chỉ số Geary được trích xuất ra là như nhau và bằng 6 (mức lượng tử hóa)  $\times 4$  (hướng)  $\times 10$  (dài lân cận) = 240 đặc trưng. Giá trị Az thu được lần lượt là 0.753, 0.738, 0.698, 0.704 ứng với đặc trưng hình học, hàm K Ripley, chỉ số Moran, chỉ số Geary. Khi áp dụng phương pháp giảm biến từng bước thì kết quả thu được nhìn chung có cải thiện nhưng không đáng kể. Tuy nhiên, khi kết hợp cả 4 loại đặc trưng trên thì Az = 0.87

Lee [89] sử dụng 212 đặc trưng từ 6 nhóm đặc trưng là nhóm đặc trưng kích thước fractal, nhóm đặc trưng độ nén, nhóm đặc trưng mức xám đồ, nhóm đặc trưng GLCM, nhóm đặc trưng phổ kết cấu và nhóm đặc trưng mã hóa đặc trưng kết cấu để mô tả vùng nghi ngờ. Các đặc trưng trong nhóm đặc trưng mức xám đồ gồm trung bình, phương sai, độ lệch và độ nhọn (kurtosis). Mười một đặc trưng GLCM gồm năng lượng, quán tính, cường độ, entropy, tương phản, tương quan, momen sai khác ngược, phương sai tổng bình phương, trung bình tổng, entropy tổng, entropy sai khác được tính trên 16 ma trận GLCM (tương ứng với 4 giá trị hướng và 4 giá trị khoảng). Do đó sẽ có 176 đặc trưng thuộc nhóm đặc trưng GLCM. Tâm đặc trưng phổ kết cấu gồm đối xứng đen trắng, đối xứng hình học, góc, vi cấu trúc ngang, vi cấu trúc dọc, vi cấu trúc chéo 1, vi cấu trúc chéo 2 và đối xứng trung tâm được tính với 2 cách mã hóa phổ kết cấu khác nhau tạo thành 16 đặc trưng phổ cấu trúc. Bảy đặc trưng mã hóa đặc trưng kết cấu gồm độ thô, độ đồng nhất, độ hội tụ trung bình, phương sai, entropy, độ giống nhau và độ đều đặn được tính cho từng cách mã hóa đặc trưng kết cấu tạo thành 14 đặc trưng mã hóa đặc trưng kết cấu. Các vùng nghi ngờ được tách ra bằng tay trong đó vùng nghi ngờ chứa mô vú bình thường được tách ra từ ảnh bình thường lẫn ảnh chứa bất thường hình khối. Mạng nơron NN được sử dụng để phân loại các vùng nghi ngờ thu được độ chính xác khoảng 90%.

Để mô tả vùng nghi ngờ, Berbar [17] sử dụng kết hợp các đặc trưng thống kê gồm trung bình, độ lệch chuẩn, độ phẳng, độ lệch, năng lượng, entropy cùng đặc trưng mẫu nhị phân cục bộ LBP (Local Binary Pattern). Mỗi pixel sẽ được gán một mẫu nhị phân tùy thuộc sai khác giá trị giữa nó với P pixel lân cận cách nó một khoảng cách là R. Mẫu nhị phân cục bộ này được tính bởi

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (4.6)$$

với

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

trong đó  $g_c$  là giá trị pixel đang xét còn  $g_p$  là giá trị của pixel lân cận. Mỗi mảng nhị phân này chính là một phần tử của vectơ đặc trưng LBP của vùng nghi ngờ. Vùng nghi ngờ được chia thành NxN vùng con với N thay đổi từ 1 tới 6. Đặc trưng thống kê và đặc trưng LBP được tính xuất cho từng vùng con và được ghép lại thành vectơ đặc trưng cho cả vùng nghi ngờ. Máy vectơ hỗ trợ SVM và phân loại k phần tử lân cận gần nhất KNN được sử dụng để phân loại các vùng nghi ngờ. Số vùng nghi ngờ được sử dụng trong nghiên cứu này là 512 vùng trong đó 256 vùng chứa tổn thương hình khói. Tất cả các vùng nghi ngờ này đều được giảm kích thước xuống còn 256x256 pixel. Độ chính xác phân loại lớn nhất đạt được là 98.63% khi dùng máy vectơ hỗ trợ SVM và 97.25 khi dùng phân loại k phần tử lân cận gần nhất KNN đều với N=4. Độ nhạy và độ đặc hiệu tương ứng là (98.44%, 98.82%) và (96.37%, 98.01%).

Ramos [85] trong nghiên cứu của mình lại đánh giá hiệu quả phân loại khi sử dụng thuật toán phân loại rừng ngẫu nhiên (Random Forest) để phân loại các vùng nghi ngờ được mô tả bởi các đặc trưng ridgelet, wavelet và đặc trưng GLCM. Năm đặc trưng GLCM gồm đặc trưng entropy, năng lượng, trung bình tổng, phương sai tổng và xu hướng nhóm được tính cho 16 ma trận GLCM (tương ứng với 4 giá trị hướng và 4 giá trị khoảng cách) tạo thành 80 đặc trưng GLCM. Một cách tương tự, năm đặc trưng entropy, năng lượng, trung bình tổng, phương sai tổng và xu hướng nhóm được tính cho 6 ma trận hệ số chi tiết thu được sau khi thực hiện biến đổi wavelet 3 mức phân giải vùng nghi ngờ. Như vậy sẽ có 30 đặc trưng wavelet. Cũng giống như biến đổi wavelet, biến đổi ridgelet 3 mức phân giải được tiến hành cho từng vùng nghi ngờ để thu được hai ma trận hệ số chi tiết gồm 62 cột. Mỗi cột biểu diễn một chiều. Một lần nữa năm đặc trưng kể trên được tính trên từng cột của từng ma trận. Kết quả thu được 620 đặc trưng ridgelet. Thuật toán phân loại Random Forest được sử dụng để phân loại 120 vùng nghi ngờ (60 vùng chứa tổn thương hình khói và 60 vùng không có tổn thương). Kết quả phân loại lớn nhất thu được lần lượt là  $Az = 0.82; 0.84; 0.66$  tương ứng với đặc trưng GLCM, đặc trưng wavelet và đặc trưng ridgelet. Trong trường hợp kết hợp lựa chọn đặc trưng thì thu được kết quả lần lượt là  $Az = 0.89; 0.90; 0.81$ .

Wong [69] sử dụng phân loại k phần tử lân cận gần nhất KNN để phân loại 50 vùng nghi ngờ (25 vùng thực tế chứa tổn thương khói) dựa trên 12 đặc trưng GLCM (6 đặc trưng momen góc bậc 2, quán tính, entropy, momen sai khác ngược, phương sai, tương quan được tính trên 2 ma trận GLCM tương ứng với 2 hướng và 1 khoảng cách). Độ chính xác đạt được là 86%.

Li [104] đề xuất sử dụng các đặc trưng texton để phân biệt vùng tổn thương hình khói ác tính với vùng mô vú bình thường. Sau khi được tách từ các ảnh lọc bởi 8 băng lọc đáp ứng lớn nhất, các vùng tổn thương hình khói ác tính và vùng mô vú bình thường được

sắp xếp lại theo cột và nhóm lại riêng rẽ. Tiếp theo, phương pháp nhóm K-means được sử dụng để nhóm các pixel lại thành K nhóm hay còn gọi là K texton (từ điển texton). Sau đó, từng pixel trong mỗi vùng nghi ngờ ban đầu được gán một nhãn là số thứ tự của texton gần nhau nhất. Bằng cách này, mỗi vùng nghi ngờ có thể biểu diễn bởi phân bố texton của nó. Cuối cùng, các vùng nghi ngờ sẽ được phân loại thành vùng chứa tổn thương hình khói ác tính hay vùng chứa mô vú bình thường dùng phương pháp phân loại Fisher và phân bố texton đã chuẩn hóa của từng vùng. Để xây dựng từ điển texton và bộ phân loại Fisher, 98 vùng tổn thương hình khói ác tính và 98 vùng mô vú bình thường được sử dụng. Đánh giá hiệu quả phân loại trên 92 vùng tổn thương hình khói ác tính và 92 vùng mô vú bình thường thì kết quả tốt nhất đạt được là  $Az = 0.853$  với số texton sử dụng là 40.

Choi [25] đề xuất sử dụng kết hợp phương pháp biểu diễn đa đặc trưng và phương pháp học tổng thể AdaBoost để giảm thiểu các vùng dương tính giả được phát hiện trên ảnh chụp X-quang vú. Theo đề xuất này thì vùng nghi ngờ được biểu diễn bởi 312 đặc trưng GLCM (13 đặc trưng cơ bản tính trên 24 ma trận GLCM ở 4 góc hướng và 6 khoảng cách), 118 đặc trưng mẫu nhị phân cục bộ LBP (với 2 bộ tham số là 8 phần tử lân cận ở khoảng cách 1 pixel và 8 phần tử lân cận ở khoảng cách 2 pixel), 96 đặc trưng GLDS, 13 đặc trưng hình thái, 256 đặc trưng RBST. Để giảm số lượng đặc trưng sử dụng thì phương pháp học AdaBoost được dùng. Bước cải tiến ở đây là mỗi đặc trưng khi được chọn sẽ có một trọng số khác nhau. Phương pháp đề xuất được đánh giá hiệu quả trên 2742 vùng nghi ngờ. Tỷ lệ dữ liệu dùng để huấn luyện và dùng để kiểm tra là 1:1. Máy vectơ hỗ trợ SVM và mạng nơron NN được chọn là bộ phân loại gốc. Kết quả phân loại cuối cùng là trung bình kết quả thu được từ 20 lần thực hiện. Giá trị Az lớn nhất đạt được là 0.917 khi sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM.

Theo hướng tiếp cận của Ro [26], từng vùng nghi ngờ sẽ được chia thành 2 vùng con: vùng lõi và vùng rìa. Vùng rìa thu được bằng cách thực hiện toán tử hình thái giãn trên đường bao của vùng nghi ngờ. Mẫu cục bộ nhị phân LBP của từng điểm ảnh trong vùng lõi và vùng rìa được tính toán ở 3 mức khác nhau: đều là xét 8 vị trí lân cận nhưng ở các khoảng cách từ 1 tới 3 pixel. Phân bố mẫu cục bộ nhị phân của từng vùng con được xây dựng ở từng mức được xây dựng. Đó chính là vectơ đặc trưng của từng vùng con. Ghép vectơ đặc trưng của 2 vùng con lại thành vectơ đặc trưng của vùng nghi ngờ tại tại từng mức. Ghép cả 3 vectơ đặc trưng này lại sẽ thu được vectơ đặc trưng cuối cùng của vùng nghi ngờ. Máy vectơ hỗ trợ SVM được sử dụng để phân loại các vùng nghi ngờ được biểu diễn bởi vectơ đặc trưng gồm tổng cộng 357 đặc trưng này. Bên cạnh đó, để lựa chọn các đặc trưng tối ưu, phương pháp giảm đặc trưng hồi quy RFE (Recursive Feature Elimination) được áp dụng. Kết quả thu được khi phân loại 1693 vùng nghi ngờ (72 vùng chứa tổn thương hình khói) được phát hiện từ cơ sở dữ liệu mini-MIAS [47] là  $Az = 0.963$  và 0.988 tương ứng với trường hợp không sử dụng và có sử dụng giảm đặc trưng hồi quy RFE. Tuy nhiên khi phân loại 2743 vùng nghi ngờ (263 vùng chứa tổn thương hình khói)

được phát hiện từ cơ sở dữ liệu DDSM [45] thì kết quả thu được có sự khác biệt lớn. Cụ thể là  $Az = 0.874$  và  $0.921$  tương ứng với trường hợp không sử dụng và có sử dụng giảm đặc trưng hồi quy RFE.

Hướng tiếp cận sử dụng biến đổi wavelet được Kumar đề xuất trong nghiên cứu của mình [62]. Theo đó, các vùng nghi ngờ được thực hiện biến đổi wavelet rồi rạc với các mức phân tách từ 2 tới 6. Vectơ đặc trưng cho từng vùng được hình thành từ các hệ số của biến đổi wavelet. Để giảm thiểu số lượng đặc trưng, tác giả đã sử dụng phương pháp nhúng phân tử lân cận ngẫu nhiên SNE (Stochastic Neighbor Embedding). Máy vectơ hỗ trợ SVM được dùng để phân loại 155 vùng nghi ngờ trong đó có 56 vùng chứa tổn thương hình khối. Độ chính xác phân loại lớn nhất đạt được là 93.39% tương ứng với mức phân tách là 6.

Arias [58] sử dụng 63 đặc trưng thuộc 3 nhóm: đặc trưng cường độ, đặc trưng hình dạng, đặc trưng kết cấu để biểu diễn vùng nghi ngờ. Nhóm đặc trưng kết cấu gồm các đặc trưng GLCM, các đặc trưng dựa trên thống kê sai khác mức xám GLDS (Gray-Level Difference Statistic) và các đặc trưng thống kê loạt dài mức xám GRLS (Gray-level Run Length Statistic). Tác giả cũng sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM để phân loại 278 vùng nghi ngờ trong đó có 50 vùng chứa tổn thương hình khối. Các vùng này được chia ngẫu nhiên thành tập huấn luyện và tập kiểm tra bằng nhau và đều gồm 25 vùng chứa tổn thương hình khối. Độ chính xác phân loại lớn nhất đạt được là 84.18%.

Yuvaraj [61] thì mô tả vùng nghi ngờ bằng 16 đặc trưng GLCM (độ tương phản, tương quan, tính không giống nhau, năng lượng, entropy, tính đồng nhất, xác suất lớn nhất, trung bình tổng, phương sai tổng, entropy tổng, phương sai sai khác, entropy sai khác, tương quan thông tin, sai khác ngược chuẩn hóa, momen sai khác ngược chuẩn hóa, tự tương quan). Phân loại hệ thống suy luận mờ nơron thích nghi ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) được sử dụng để phân loại các vùng nghi ngờ theo bốn đặc trưng có phương sai lớn nhất. Số vùng dùng để huấn luyện là 33 còn để kiểm tra là 22. Độ chính xác đạt được là 91.3%.

Chen [92] thì sử dụng các đặc trưng kết cấu và đặc trưng mật độ quang để mô tả vùng nghi ngờ được phát hiện ra. Số lượng đặc trưng kết cấu được dùng là 14 đặc trưng GLCM được trích chọn từ ma trận GLCM của vùng nghi ngờ. Để có thể tính toán được các đặc trưng mật độ quang, trước tiên biến đổi mật độ quang cho từng điểm ảnh trong vùng nghi ngờ được thực hiện. Biến đổi này được biểu diễn bởi công thức

$$OD_{ij} = \log\left(\frac{I_{ij}}{I_o}\right) \quad (4.7)$$

trong đó  $I_{ij}$  là mức xám của điểm ảnh,  $I_o$  là mức xám trung bình của vùng nền. Vùng nền này là một vùng được mở rộng bao quanh vùng nghi ngờ. Sau khi biến đổi thu được ảnh mật độ quang của vùng nghi ngờ. Từ ảnh mật độ quang này 62 đặc trưng mật độ quang được trích chọn ra. Các đặc trưng này thuộc 5 nhóm: đặc trưng rời rạc, đặc trưng Markov,

đặc trưng phi Markov, đặc trưng kết cấu độ dài chạy và đặc trưng fractal. Bên cạnh đó, Chen cũng đưa ra khái niệm ma trận đồng xuất hiện mật độ quang ODCM (Optical Density Cooccurrence Matrix). Theo đó, dải giá trị mật độ quang của vùng nghi ngờ được ánh xạ thành dải các giá trị nguyên từ 0 tới 255. Nhờ vậy mà ma trận ODCM được xây dựng giống như xây dựng ma trận GLCM. Từ ma trận ODCM mới này, 14 đặc trưng GLCM tương tự như trên cũng được trích chọn ra. Tổng cộng có 76 đặc trưng được sử dụng để mô tả vùng nghi ngờ. Để phân tách vùng nghi ngờ thành vùng chứa tổn thương hình khối hay vùng chứa mô vú bình thường, phân tích biệt số tuyến tính LDA (Linear Discriminant Analysis) được sử dụng. Đồng thời, phương pháp lựa chọn đặc trưng từng bước cũng được áp dụng. Số vùng nghi ngờ được sử dụng để xây dựng mô hình biệt số tuyến tính LDA là 100 vùng gồm 50 vùng chứa tổn thương hình khối. Đánh giá mô hình biệt số tuyến tính này trên khoảng 15000 vùng nghi ngờ nhận thấy các đặc trưng kết cấu dựa trên ma trận ODCM và các đặc trưng mật độ khi được kết hợp với nhau sẽ cho kết quả tốt hơn khi đứng riêng biệt. Kết quả tốt nhất đạt được là  $A_Z = 0.981$ .

Trong nghiên cứu của mình Ganesan [35] đã chứng minh phương pháp phân loại dựa trên cây quyết định cho độ chính xác phân loại các vùng nghi ngờ tổn thương hình khối tốt hơn các phương pháp phân loại khác như máy vectơ hỗ trợ SVM, phân tích biệt số tuyến tính LDA, phân loại trung bình gần nhất NM (Nearest Mean) và phân loại Parzen. Mỗi vùng nghi ngờ được biểu diễn bởi tổng cộng 103 đặc trưng biểu diễn cho vùng nghi ngờ gồm các đặc trưng thống kê bậc cao HOS (High Order Statistic), các đặc trưng dựa trên biến đổi wavelet rời rạc, các đặc trưng năng lượng kết cấu Law LTE (Laws Texture Energy) và các đặc trưng mẫu nhị phân cục bộ LBP. Năm phương pháp lựa chọn đặc trưng gồm phương pháp tiến, lui, thêm 1 bỏ 1, đơn lẻ, nhánh và cận. Hiệu suất phân loại lớn nhất đạt được là 91,36%.

Ali [57] trước tiên thực hiện biến đổi shearlet rời rạc DST (Discrete Shearlet Transform) các vùng nghi ngờ theo 3 mức phân tách từ 2 tới 4 và các hướng khác nhau từ 2, 4, 8,... tới 64. Các vùng nghi ngờ này thực chất được cắt các ảnh chụp X-quang vú ban đầu. Đặc trưng năng lượng của từng dải theo từng hướng của vùng nghi ngờ đã biến đổi được sử dụng để biểu diễn vùng nghi ngờ. Máy vectơ hỗ trợ SVM được sử dụng để phân loại 126 vùng nghi ngờ trong đó có 56 vùng chứa tổn thương hình khối. Kết quả tốt nhất thu được là khi biến đổi DST mức 4 ở 64 hướng. Độ nhạy, độ đặc hiệu và độ chính xác tương ứng là 94.64%, 88.57% và 91.26%.

Gorgel [78] sử dụng 17 đặc trưng liên quan đến kích thước tổn thương, hình dạng hình học và đường bao để mô tả vùng nghi ngờ. Không những được trích chọn trên bản thân vùng nghi ngờ, các đặc trưng này còn được trích chọn trên vùng nghi ngờ sau khi đã được thực hiện biến đổi wavelet cầu SWT (Spherical Wavelet Transform) ở 5 mức phân giải khác nhau. Vectơ đặc trưng cuối cùng sẽ bao gồm 119 thành phần. Số lượng vùng nghi ngờ được phát hiện ra từ 60 ảnh chụp X-quang vú là 269 vùng trong đó có 78 vùng chứa

tồn thương hình khối. Máy vectơ hỗ trợ SVM được sử dụng để phân loại các vùng nghi ngờ trên. Kết quả tốt nhất thu được là độ chính xác phân loại bằng 96% và  $Az = 0.971$ .

Nascimento [68] sử dụng phương pháp phân loại đa thức và các đặc trưng trong miền wavelet để phân loại 360 vùng nghi ngờ kích thước 128x128 pixel được tách thủ công (120 vùng bình thường, 120 vùng có tồn thương khối ác tính và 120 vùng có tồn thương khối lành tính). Thực hiện biến đổi wavelet rời rạc cho các vùng nghi ngờ nay ở các mức phân giải khác nhau. Ảnh con hệ số biến đổi được đổi kích cỡ về 64x64 và 32x32 pixel. Các hệ số biến đổi này được ghép lại tạo thành vectơ đặc trưng cho vùng nghi ngờ gồm tổng cộng 15360 thành phần. Biến đổi giá trị đơn nhất SVD (Singular Value Decomposition) được sử dụng để lựa chọn các đặc trưng có tỷ lệ biến thiên lớn. Phân loại đa thức một vùng nghi ngờ sẽ cho kết quả như sau

$$y_i = \mathbf{a}_i^T \cdot \mathbf{p}_n(\mathbf{x}) \quad (4.8)$$

trong đó,  $\mathbf{a}_i$  là vectơ hệ số của đa thức đối với nhóm thứ  $i$ ,  $\mathbf{p}_n(\mathbf{x})$  là đa thức vectơ còn  $n$  là bậc của đa thức. Kỹ thuật xác nhận chéo 10 phần [84] được sử dụng để đánh giá hiệu quả phân loại 2 nhóm vùng nghi ngờ. Nhóm thứ nhất gồm các vùng chứa tồn thương hình khối lành tính và vùng chứa mô vú bình thường. Nhóm còn lại gồm các vùng chứa tồn thương hình khối ác tính và vùng chứa mô vú bình thường. Kết quả phân loại đạt được đối với 2 nhóm lần lượt là  $Az = 0.95$  và  $Az = 0.98$ . Nascimento cũng thử sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM. Tuy nhiên, hiệu quả phân loại giảm rõ rệt. Giá trị  $Az$  thu được tương ứng là 0.64 và 0.78.

Manso [6] trong nghiên cứu của mình sử dụng phương pháp phân tích thành phần độc lập ICA (Independent Component Analysis) để trích chọn các đặc trưng của vùng nghi ngờ. Máy vectơ hỗ trợ SVM và mạng nơron NN được sử dụng để phân loại 5052 vùng nghi ngờ trong đó có 2722 vùng chứa mô vú bình thường, 1197 vùng chứa tồn thương ác tính và 1133 vùng chứa tồn thương lành tính). Các vùng này được tách thủ công và được thay đổi kích cỡ về 64x64 pixel để giảm khói lượng tính toán. Thông qua phân tích ICA, mỗi vùng nghi ngờ được biểu diễn

$$I = \sum_{j=1}^p a_j \cdot s_j \quad (4.9)$$

với  $s_j$  là các ảnh cơ bản,  $a_j$  là các hệ số và tạo thành vectơ đặc trưng cho vùng nghi ngờ.

Kỹ thuật xác nhận chéo 10 phần [84] được sử dụng để đánh giá hiệu quả phân loại 2 nhóm vùng nghi ngờ. Kết quả đạt được khi sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM là  $Az = 0.937$  (số đặc trưng là 10) còn khi sử dụng mạng nơron NN thì  $Az = 0.925$  (số đặc trưng là 15).

Để thuận tiện cho việc so sánh, các kết quả đạt được của các nghiên cứu gần đây được tổng hợp ở bảng 4.2. Bên cạnh đó, thông tin về số lượng vùng nghi ngờ được sử dụng, số lượng đặc trưng để biểu diễn vùng nghi ngờ cũng được đưa ra.

**Bảng 4.2.** Tổng hợp các kết quả đạt được của các nghiên cứu gần đây

| Tác giả           | Số vùng ROI<br>(TP-ROI/FP-<br>ROI) | Số đặc<br>trưng | Nhóm đặc trưng                                                | Bộ phân<br>loại | Độ<br>nhạy<br>(%) | Độ đặc<br>hiệu<br>(%) | Độ<br>chính<br>xác<br>(%) | Az    | Chú<br>thích |
|-------------------|------------------------------------|-----------------|---------------------------------------------------------------|-----------------|-------------------|-----------------------|---------------------------|-------|--------------|
| Martins [63]      | 1177 (250/927)                     | 363             | GLCM                                                          | SVM             | 86.00             | 94.61                 | 92.63                     | -     |              |
| Zheng [107]       | 3600                               | 20              | Gabor                                                         | K-NN            | 90.00             | -                     | -                         | -     |              |
| Moayedi [70]      | 90<br>(30/60)                      | 99              | Contourlet                                                    | SVM             |                   |                       | 85.90                     |       |              |
|                   |                                    |                 | GLCM                                                          | Fuzzy NN        |                   |                       | 91.50                     |       |              |
| Nunes [8]         | 2679 (603/2076)                    | 10              | Hình học<br>Simpson Index                                     | SVM             |                   |                       | 83.94                     | -     |              |
| Amroabadi<br>[13] | 50<br>(20/30)                      | 245             | GLCM<br>PCA                                                   | NN              |                   |                       |                           | 0.911 |              |
| Buciu [56]        | 64                                 | 86400           | Gabor wavelet                                                 | SVM             | 97.56             | 60.86                 | 84.37                     | 0.790 | PCA          |
| Silva [102]       | 3871 (566/3305)                    | 5               | Hình học                                                      | SVM             |                   |                       |                           | 0.753 |              |
|                   |                                    | 1008            | Ripley K                                                      |                 |                   |                       |                           | 0.738 |              |
|                   |                                    | 240             | Moran                                                         |                 |                   |                       |                           | 0.698 |              |
|                   |                                    | 240             | Geary                                                         |                 |                   |                       |                           | 0.704 |              |
|                   |                                    | 1488            | Ripley,<br>Moran,<br>Geary                                    |                 |                   |                       |                           | 0.870 |              |
| Lee [89]          |                                    | 212             | GLCM,<br>histogram,<br>spectrum,<br>texture<br>feature coding | NN              |                   |                       | 90.00                     |       |              |
| Bebar [17]        | 512 (256/256)                      | -               | Thống kê                                                      | SVM             | 98.44             | 98.82                 | 98.63                     |       |              |

|                    |                     |       | LBP                                                                      | K-NN               | 96.37 | 98.01 | 97.25 |           |          |
|--------------------|---------------------|-------|--------------------------------------------------------------------------|--------------------|-------|-------|-------|-----------|----------|
| Ramos [85]         | 120 (60/60)         | 80    | GLCM                                                                     | Random Forest      |       |       |       | 0.89      |          |
|                    |                     | 30    | Wavelet                                                                  |                    |       |       |       | 0.90      |          |
|                    |                     | 620   | Ridgelet                                                                 |                    |       |       |       | 0.81      |          |
| Wong [69]          | 50 (25/25)          | 12    | GLCM                                                                     | K-NN               |       |       | 86.00 |           |          |
| Li [104]           | 380 (190/190)       | 40    | Texton                                                                   | Fisher             |       |       |       | 0.853     | K-means  |
| Choi [25]          | 2742                | 795   | GLCM, LBP,<br>GLDS, Hình thái<br>RBST                                    | SVM                |       |       |       | 0.917     | AdaBoost |
| Ro [26]            | 1693 (72/1621)      | 357   | Phân bố của LBP                                                          | SVM                |       |       |       | 0.921     | RFE      |
| Kumar [62]         | 155 (56/99)         |       | Wavelet                                                                  | SVM                |       |       | 93.39 |           | SNE      |
| Arias [58]         | 278 (50/228)        | 63    | GLCM, GLDS,<br>GRLS                                                      | SVM                |       |       | 84.18 |           |          |
| Yuvaraj [61]       | 55                  | 16    | GLCM                                                                     | ANFIS              |       |       | 91.30 |           |          |
| Chen [92]          | 15000               | 76    | GLCM, rời rạc,<br>Markov, phi Markov,<br>kết cấu độ dài chạy,<br>fractal | LDA                |       |       |       | 0.981     |          |
| Ganesan [35]       | -                   | 103   | HOS, wavelet, Law,<br>LBP                                                | SVM,<br>Parzen, NM |       |       | 91.36 |           |          |
| Ali [57]           | 126 (56/70)         | -     | DST                                                                      | SVM                | 94.64 | 88.57 | 91.26 |           |          |
| Gorgel [78]        | 269 (78/191)        | 119   | SWT                                                                      | SVM                |       |       | 96%   | 0.971     |          |
| Narcimento<br>[68] | 360 (240/120)       | 15360 | DWT                                                                      | Đa thức            |       |       |       | 0.95/0.98 |          |
|                    |                     |       |                                                                          | SVM                |       |       |       | 0.64/0.78 |          |
| Manso [6]          | 5052<br>(2330/2722) | 10    | ICA                                                                      | SVM                |       |       |       | 0.937     |          |
|                    |                     | 15    |                                                                          | NN                 |       |       |       | 0.925     |          |

## 4.2. Trích chọn đặc trưng của vùng nghi ngờ

### 4.2.1. Các đặc trưng thống kê bậc nhất FOS

Kết cấu của một vùng ảnh phụ thuộc vào phân bố các mức xám của các điểm ảnh có trong vùng. Do đó, các đặc trưng thống kê dựa trên phân bố các mức xám trong một vùng ảnh có thể có tác dụng giúp phân biệt vùng ảnh này với vùng ảnh khác. Trong phạm vi quyển luận án này, 6 đặc trưng thống kê bậc nhất FOS [74] được sử dụng để mô tả, biểu diễn vùng nghi ngờ tổn thương hình khối bao gồm

- Mức xám trung bình  $\mu_f$

$$\mu_f = \sum_{l=0}^{L-1} l \cdot p(l) \quad (4.10)$$

- Độ lệch chuẩn  $\sigma_f$

$$\sigma_f = \sqrt{\sum_{l=0}^{L-1} (l - \mu_f)^2 \cdot p(l)} \quad (4.11)$$

- Hệ số phân tán  $cv$

$$cv = \frac{\sigma_f}{\mu_f} \quad (4.12)$$

- Entropy  $ent$

$$ent = - \sum_{l=0}^{L-1} p(l) \cdot \log[p(l)] \quad (4.13)$$

- Độ bất đối xứng  $sk$  (Skewness)

$$sk = \frac{m_3}{(m_2)^{3/2}} \quad (4.14)$$

- Độ nhọn  $kur$  (Kurtosis)

$$kur = \frac{m_4}{(m_2)^2} \quad (4.15)$$

trong đó:  $p(l)$  là xác suất xuất hiện của mức xám  $l$  trong vùng ảnh và  $m_k$  là mômen bậc  $k$  của vùng ảnh.

$$p(l) = \frac{N(l)}{\sum N(l)} \quad m_k = \sum_{l=0}^{L-1} (l - \mu_f)^k \cdot p(l)$$

và  $N(l)$  là số lần xuất hiện giá trị mức xám  $l$  trong vùng ảnh.

### 4.2.2. Các đặc trưng dựa trên ma trận đồng xuất hiện mức xám GLCM

Các đặc trưng GLCM được Haralick đề xuất năm 1969 [43]. Do đó, chúng còn được gọi là các đặc trưng Haralick. Các đặc trưng này được xây dựng dựa trên ma trận đồng xuất hiện các mức xám GLCM (Gray Level Coocurrence Matrix).

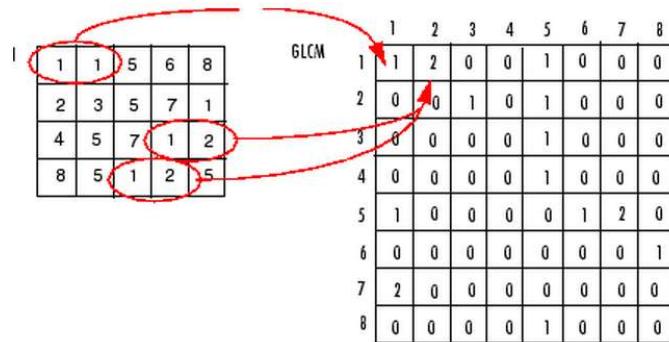
Ma trận GLCM là một ma trận thể hiện xác suất xuất hiện cặp điểm ảnh có giá trị mức xám lần lượt là a và b, cách nhau 1 khoảng cách d và góc  $\theta$ . Nếu kết cấu của vùng ảnh là thô và khoảng cách d là nhỏ so với kích thước của phần tử kết cấu thì cặp điểm ảnh cách nhau khoảng cách d này sẽ có giá trị mức xám là tương đương. Ngược lại, đối với kết cấu vùng mịn và khoảng cách d là đáng kể so với kích thước phần tử kết cấu thì giá trị của cặp điểm ảnh này sẽ khá khác nhau. Vì vậy, các giá trị của ma trận GLCM phân bố tương đối đều.

Thông thường, các ma trận GLCM thường được tính với những khoảng cách d khác nhau và góc  $\theta$  là  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  hay  $135^\circ$ . Các ma trận này có thể được biểu diễn dưới dạng:

$$\begin{aligned} P_{0^\circ,d}(a,b) &= \left| \left\{ (k,l), (m,n) \right\} \in D : (k-m, l-n) = (0, d) \right| \\ P_{45^\circ,d}(a,b) &= \left| \left\{ (k,l), (m,n) \right\} \in D : (k-m, l-n) = (d, d) \right| \\ P_{90^\circ,d}(a,b) &= \left| \left\{ (k,l), (m,n) \right\} \in D : (k-m, l-n) = (d, 0) \right| \\ P_{135^\circ,d}(a,b) &= \left| \left\{ (k,l), (m,n) \right\} \in D : (k-m, l-n) = (d, -d) \right| \end{aligned} \quad (4.16)$$

với  $(k,l)$  và  $(m,n)$  là tọa độ tương ứng của hai pixel có giá trị mức xám là a và b.

Hình 4.3 minh họa cách xây dựng ma trận GLCM với d là 1 pixel,  $\theta$  là  $0^\circ$



**Hình 4.3. Cách xây dựng ma trận GLCM.**

Ma trận GLCM có thể được chuẩn hóa bằng cách chia giá trị của từng phần tử trong ma trận cho tổng giá trị các phần tử trong ma trận (phương trình 4.14). Kết quả thu được có ý nghĩa giống như xác suất xuất hiện của cặp giá trị mức xám cho trước cách nhau 1 khoảng cách xác định.

$$p(l_1, l_2) = \frac{P(l_1, l_2)}{\sum_{l_1}^L \sum_{l_2}^L P(l_1, l_2)} \quad (4.17)$$

Haralick đưa ra 13 đặc trưng thống kê để mô tả một vùng ảnh dựa trên ma trận GLCM đã được chuẩn hóa theo phương trình 4.11. Các đặc trưng này bao gồm:

- Năng lượng

$$F_1 = \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} p^2(l_1, l_2) \quad (4.18)$$

• Độ tương phản

$$F_2 = \sum_{k=0}^{L-1} k^2 \underbrace{\sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1}}_{|l_1-l_2|=k} p(l_1, l_2) \quad (4.19)$$

• Độ tương quan

$$F_3 = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \left[ \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} l_1 l_2 p(l_1, l_2) - \mu_x \mu_y \right] \quad (4.20)$$

• Bình phương tổng

$$F_4 = \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} (l_1 - \mu_f)^2 p(l_1, l_2) \quad (4.21)$$

• Mômen sai khác ngược

$$F_5 = \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} \frac{1}{1 + (l_1 - l_2)^2} p(l_1, l_2) \quad (4.22)$$

• Trung bình tổng

$$F_6 = \sum_{k=0}^{2(L-1)} k \cdot p_{x+y}(k) \quad (4.23)$$

• Phương sai tổng

$$F_7 = \sum_{k=0}^{2(L-1)} (k - F_6)^2 \cdot p_{x+y}(k) \quad (4.24)$$

• Entropy tổng

$$F_8 = - \sum_{k=0}^{2(L-1)} p_{x+y}(k) \cdot \log_2 [p_{x+y}(k)] \quad (4.25)$$

• Entropy

$$F_9 = - \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} p(l_1, l_2) \cdot \log_2 [p(l_1, l_2)] \quad (4.26)$$

• Phương sai hiệu  $F_{10}$ : là phương sai của  $p_{x-y}$ , được tính tương tự như tính  $F_6$  và  $F_7$ .

• Entropy hiệu

$$F_{11} = - \sum_{k=0}^{L-1} p_{x-y}(k) \cdot \log_2 [p_{x-y}(k)] \quad (4.27)$$

• Độ tương quan dựa trên lý thuyết thông tin

$$F_{12} = \frac{H_{xy} - H_{xy1}}{\max\{H_x, H_y\}} \quad (4.28)$$

$$F_{13} = \left\{ 1 - \exp \left[ -2 \left( H_{xy2} - H_{xy} \right) \right] \right\}^2 \quad (4.29)$$

với:  $p_{x+y}(k) = \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} P(l_1, l_2) \quad l_1 + l_2 = k$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} P(l_1, l_2) \quad |l_1 - l_2| = k$$

$H_{xy} = F_g$ ,  $H_x$  và  $H_y$  tương ứng là entropy của  $p_x$  và  $p_y$

$$H_{xy1} = -\sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} p(l_1, l_2) \cdot \log_2 [p_x(l_1) \cdot p_y(l_2)]$$

$$H_{xy2} = -\sum_{l_1=0}^{L-1} \sum_{l_2=0}^{L-1} p_x(l_1) \cdot p_y(l_2) \cdot \log_2 [p_x(l_1) \cdot p_y(l_2)]$$

#### 4.2.3. Các đặc trưng sai khác xác suất ngược khói BDIP

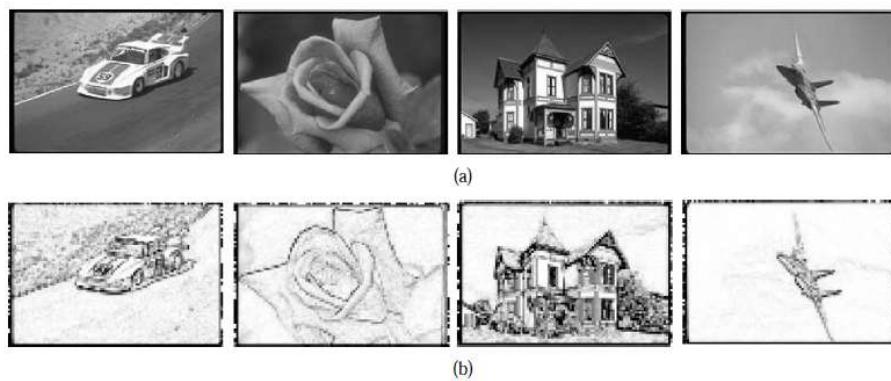
Toán tử sai khác xác suất ngược DIP (Difference of Inverse Probability) là toán tử để trích chọn đặc trưng của các vùng trũng và các đường viền tùy thuộc vào cường độ cục bộ [81]. Trong toán tử DIP, tỷ lệ cường độ một điểm ảnh trong một vùng ảnh so với tổng giá trị điểm ảnh có trong vùng đó là một xác suất. Vì vậy, DIP đồng nghĩa với sự chênh lệch giữa nghịch đảo của xác suất điểm ảnh trung tâm trong một vùng ảnh so với điểm ảnh có cường độ lớn nhất trong vùng ảnh đó. Toán tử sai khác xác suất ngược khói BDIP là một phiên bản dạng khói dựa trên DIP, thể hiện các đặc trưng cấu trúc của khói ảnh.

Trong miền không gian, BDIP của 1 ảnh I được cho bởi

$$BDIP = M^2 - \frac{\sum_{i,j \in B} I(i,j)}{\sum_{i,j \in B} I_{\max}(i,j)} \quad (4.30)$$

với  $I(i, j)$  là giá trị mức xám của pixel  $(i, j)$  và  $B$  là khói, vùng cục bộ có tâm tại  $(I, j)$  và kích thước  $M \times M$ .  $I_{\max}(i,j)$  là giá trị mức xám lớn nhất trong vùng  $B$ .

Trong hình 4.4 là các ảnh BDIP thu được bằng cách dịch khói B trên khắp ảnh ban đầu. Có thể nhận thấy rằng, các đường bao của đối tượng được phát hiện tốt. Đồng thời các biến thiên mức xám trong các vùng tối được nhấn mạnh [94].



**Hình 4.4.** Ảnh gốc (a) và ảnh BDIP (b).

#### 4.2.4. Các đặc trưng biến thiên hệ số tương quan cục bộ khói BVLC

Các đặc trưng biến thiên hệ số tương quan cục bộ khói BVLC được tính toán dựa trên các hệ số tương quan trong một vùng cục bộ. Các hệ số tương quan cục bộ này được định nghĩa bởi

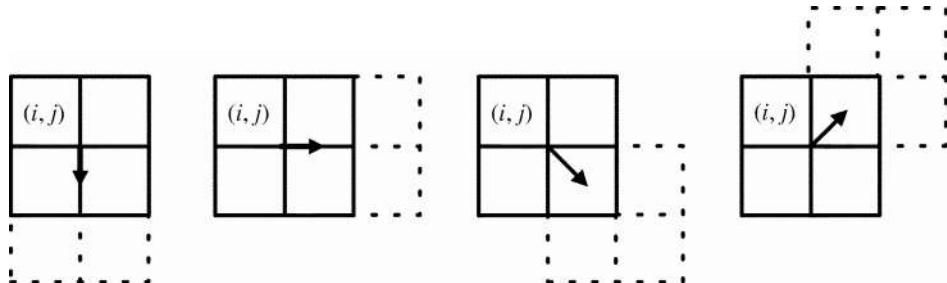
$$\rho(x, y, r) = \frac{1}{\sigma(x, y)\sigma((x, y)+r)} \times \left[ \frac{1}{|R(x, y)|} \times \sum_{(p, q) \in R(x, y)} I(p, q)I((p, q)+r) - \mu(x, y)\mu((x, y)+r) \right] \quad (4.31)$$

trong đó,  $r$  thể hiện độ dịch.  $\mu(x, y)$  và  $\sigma(x, y)$  là kỳ vọng và độ lệch chuẩn của vùng cục bộ  $R(x, y)$  tương ứng.  $\mu((x, y)+r)$  và  $\sigma((x, y)+r)$  tương ứng là kỳ vọng và độ lệch chuẩn của vùng cục bộ  $R(x, y)$  bị dịch một khoảng cách  $r$  so với  $(x, y)$ .

Đặc trưng BVLC được định nghĩa bởi

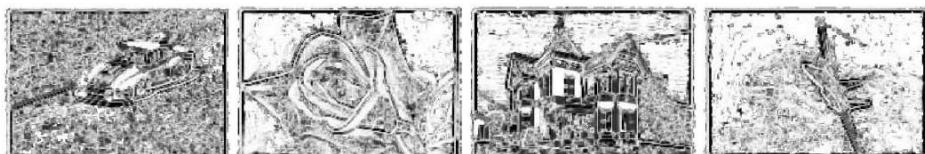
$$BVLC(x, y) = \max_{r \in O_k} [\rho(x, y, r)] - \min_{r \in O_k} [\rho(x, y, r)] \quad (4.32)$$

trong đó,  $O_k$  thể hiện bộ các hướng dịch 1 khoảng  $k$ . Lấy ví dụ  $O_k$  có thể chọn là  $\{(-k, 0), (0, -k), (0, k), (k, 0)\}$ . Hình 4.4 minh họa vùng  $R(x, y)$  bị dịch đi 1 pixel theo 4 hướng dịch.



**Hình 4.5.** Vùng  $R(x, y)$  ban đầu (hình vuông nét liền) và vùng  $R(x, y)$  bị dịch (hình vuông nét đứt).

Theo (4.32) thì giá trị đặc trưng BVLC là chênh lệch giữa hệ số tương quan cục bộ lớn nhất và nhỏ nhất tương ứng với các hướng. Do đó, nếu biến thiên kết cấu của vùng cục bộ càng lớn thì giá trị đặc trưng BVLC càng lớn [39]. Các ảnh BVLC thu được trong hình 4.6 là minh chứng rõ rệt cho điều này.



**Hình 4.6.** Ảnh BVLC của các ảnh gốc ở hình 4.4(a).

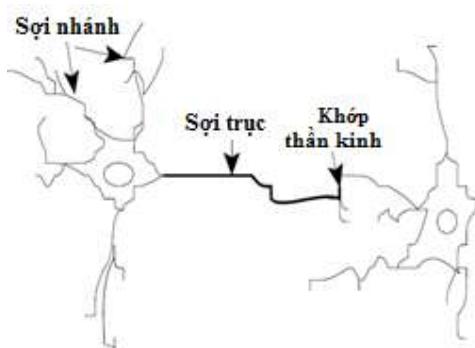
### 4.3. Mạng nơron NN và máy vectơ hỗ trợ SVM

Như đã đề cập ở đầu chương, máy vectơ hỗ trợ SVM được sử dụng làm bộ phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối. Đồng thời máy vectơ hỗ trợ SVM được so sánh với mạng nơron NN về hiệu quả phân loại. Vì vậy, trước khi trình bày chi tiết về hiệu quả khi sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM để phân loại các vùng nghi ngờ dựa trên các đặc trưng của chúng, phần 4.3 này sẽ giới thiệu khái quát về mạng nơron NN và máy vectơ hỗ trợ SVM.

### 4.3.1. Mạng nơron NN

Mạng nơron NN [46] là tên gọi thông dụng của mạng nơron nhân tạo ANN (Artificial Neural Network). Mạng NN bao gồm nhiều nơron nhân tạo (phản tử xử lý hay node) hoạt động song song và được sắp xếp theo mạng nơron tự nhiên.

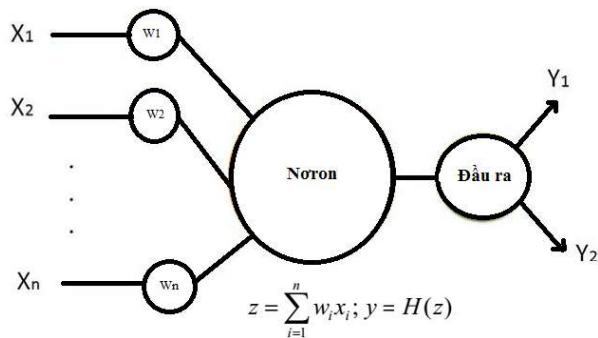
Tế bào thần kinh hay nơron tự nhiên nhận được tín hiệu thông qua các khớp thần kinh nằm trên nhánh hoặc màng của tế bào thần kinh (hình 4.7). Khi các tín hiệu nhận được đủ mạnh (vượt qua một ngưỡng nhất định), các tế bào thần kinh được kích hoạt và phát ra một tín hiệu qua các sợi thần kinh. Tín hiệu này có thể được gửi đến khớp thần kinh khác, và có thể kích hoạt tế bào thần kinh khác.



**Hình 4.7. Mạng nơron tự nhiên.**

Mô hình tính toán của nơron nhân tạo của mạng NN được thể hiện ở hình 4.8. Có thể nhận thấy rằng, các dây dẫn các tín hiệu  $x_1 \dots x_n$  đi đến và đi ra khỏi nơron nhân tạo đóng vai trò như sợi trực và các sợi nhánh. Các trọng số  $w_1 \dots w_n$  thể hiện mức độ liên kết giữa các nơron nhân tạo với nhau và đóng vai trò như các khớp thần kinh. Nơron nhân tạo nhận các tín hiệu thông qua các liên kết. Nếu tín hiệu tổng hợp nhận được là đủ lớn, xuất hiện tín hiệu tại đầu ra của nơron nhân tạo. Hay nói cách khác, nơron nhân tạo đã được kích hoạt.

Cũng giống như mạng nơron tự nhiên, mạng NN được học, huấn luyện bởi kinh nghiệm, lưu những kinh nghiệm đó và sử dụng trong những tình huống phù hợp.



**Hình 4.8. Mô hình tính toán của nơron nhân tạo.**

#### 4.3.1.1. Các phương pháp huấn luyện mạng NN

Huấn luyện trong mạng NN thực chất là việc thay đổi cấu trúc mạng và các trọng số liên kết để mạng NN có thể thực hiện có hiệu quả một nhiệm vụ.

Có ba phương pháp huấn luyện phổ biến là huấn luyện có giám sát (supervised learning), huấn luyện không có giám sát (unsupervised learning) và huấn luyện tăng cường (reinforcement learning)

- Huấn luyện có giám sát

Huấn luyện có giám sát là quá trình cung cấp cho mạng chuỗi các tín hiệu đầu vào mẫu và so sánh đầu ra với các đầu ra mong muốn. Các trọng số được thay đổi điều chỉnh dựa theo thuật toán huấn luyện. Quá trình huấn luyện được tiếp tục cho đến khi mạng cho kết quả đầu ra như mong muốn.

- Huấn luyện không có giám sát

Đối huấn luyện một mạng NN mà các đầu ra mong muốn là không biết thì quá trình huấn luyện được gọi là không có giám sát. Khi đó các trọng số được điều chỉnh sao cho các đầu vào giống nhau nhất được gán cho cùng một đầu ra. Huấn luyện không giám sát mạng NN là phức tạp và khó thực thi. Nó đòi hỏi phải có các liên kết ngược về các lớp trước và lặp lại quá trình cho đến khi đạt được một độ chính xác ổn định.

Mạng NN huấn luyện không giám sát còn được gọi là mạng tự học hay mạng tự tổ chức vì nó

- Huấn luyện tăng cường

Trong cách huấn luyện này, các đầu ra mong muốn giả thiết là có nhưng không được cung cấp cho mạng. Thay vào đó, mạng sẽ chỉ được cho biết là đầu ra là đúng hay sai. Thông tin này sau đó được sử dụng để huấn luyện mạng, tăng hiệu quả của mạng.

Huấn luyện tăng cường có quan hệ với huấn luyện có giám sát. Đầu ra trong trường hợp này không được chỉ ra là đầu ra mong muốn mà chỉ là đúng (+1) hay sai (0). Dựa vào đó có thể tính được sai khác và quá trình huấn luyện lại tiếp tục.

#### 4.3.1.2. Kiến trúc mạng NN

Cách thức bố trí các nơron vào từng lớp và các liên kết trong và giữa các lớp thường được gọi là kiến trúc của mạng NN. Số lớp trong một mạng NN có thể được định nghĩa là số bộ liên kết trọng số giữa các dải nơron. Tùy vào việc liên kết các nơron trong và giữa các lớp mà ta có thể phân mạng NN thành mạng NN truyền thẳng hay mạng NN hồi quy. Khác với mạng NN truyền thẳng nơi tín hiệu được truyền thẳng, lần lượt từ lớp đầu vào, qua các lớp ẩn rồi đến lớp đầu ra, trong mạng NN hồi quy, tín hiệu có thể bị đưa ngược trở về các lớp trước hoặc thậm chí là đưa ngược về đầu vào của bản thân nơron.

Có thể kể đến các kiến trúc mạng NN như mạng Perceptron 1 lớp, mạng Perceptron nhiều lớp MLP (Multi Layer Perceptron), mạng hàm cơ sở xuyên tâm RBF (Radial Basic

Function), mạng cạnh tranh, mạng Kohonen hay mạng tự tổ chức SOM (Self Organizing Map), mạng Hopfield hay mạng lý thuyết cộng hưởng thích nghi ART (Adaptive Resonance Theory). Tuy nhiên, trong số các kiến trúc trên, mạng MLP là kiến trúc mạng được sử dụng rộng rãi nhất để giải quyết bài toán phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.

- **Mạng MLP**

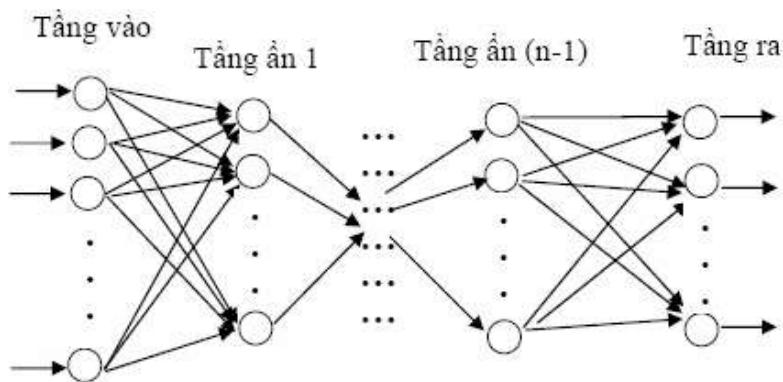
Một mạng MLP tổng quát là mạng có  $n$  lớp với  $n \geq 2$ . Thông thường lớp đầu vào không được tính đến. Trong đó duy nhất lớp thứ  $n$  là tầng đầu ra còn  $(n-1)$  lớp còn lại được gọi là lớp ẩn (hình 4.9).

Hoạt động của mạng MLP như sau: tại tầng đầu vào các nơron nhận tín hiệu vào xử lý (tính tổng trọng số, gửi tới hàm truyền) rồi cho ra kết quả (là kết quả của hàm truyền); kết quả này sẽ được truyền tới các nơron thuộc tầng ẩn thứ nhất; các nơron tại đây tiếp nhận như là tín hiệu đầu vào, xử lý và gửi kết quả đến tầng ẩn thứ 2;.... Quá trình tiếp tục cho đến khi các nơron thuộc tầng ra cho kết quả.

Việc huấn luyện mạng MLP theo thuật toán lan truyền ngược bao gồm 4 công đoạn sau:

- Khởi tạo các trọng số liên kết
- Truyền thẳng tín hiệu
- Truyền ngược sai số giữa đầu ra thực tế và đầu ra mong muốn
- Cập nhật lại các trọng số.

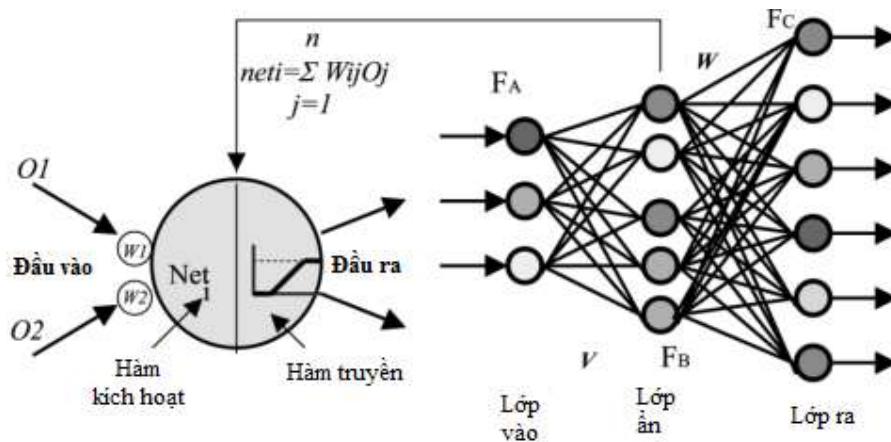
Các công đoạn từ 2 đến 4 sẽ được lặp đi lặp lại cho đến khi đạt được mục tiêu là sai số đạt đến mức yêu cầu hoặc đến khi số lần lặp đạt tới giá trị cho trước.



**Hình 4.9. Mạng MLP tổng quát.**

Để minh họa cho quá trình huấn luyện này, mạng MLP 2 lớp như ở hình 4.10 được lấy làm ví dụ. Giả thiết tín hiệu đầu vào gồm  $n$  phần tử biểu diễn bởi vectơ  $X = [x_1 \ x_2 \ x_n]$ , đầu ra của lớp ẩn có  $p$  phần tử biểu diễn bởi vectơ  $Z = [z_1 \ z_2 \dots \ z_p]$  và lớp đầu ra

có m phần tử biểu diễn bởi vecto  $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]$ . Bộ trọng số liên kết giữa đầu vào và lớp ẩn là V kích thước  $pxn$  và bộ trọng số liên kết giữa lớp ẩn và lớp đầu ra là W kích thước  $mxp$ . Giả thiết tập dữ liệu dùng để huấn luyện mạng gồm có s cặp mẫu huấn luyện  $(X_1, d_1), (X_2, d_2) \dots (X_s, d_s)$  với  $X_s$  là mẫu đầu vào và  $d_s$  là mẫu đầu ra mong muốn.



**Hình 4.10. Mạng MLP 2 lớp.**

Quá trình huấn luyện mạng MLP 2 lớp ở hình 4.10 gồm các bước chi tiết sau:

- Công đoạn 1: khởi tạo trọng số

Bước 1: các bộ trọng số V và W được khởi tạo với giá trị tùy ý, nhỏ

Bước 2: kiểm tra điều kiện kết thúc huấn luyện.

Nếu không đạt thì thực hiện bước 3-10.

Bước 3: với từng cặp mẫu huấn luyện, thực hiện bước 4-9

- Công đoạn 2: truyền thẳng tín hiệu

Bước 4: truyền thẳng tín hiệu từ đầu vào tới từng node của lớp ẩn

Bước 5: kích hoạt node ẩn theo tổng tín hiệu tới nó.

Gửi tín hiệu kích hoạt này trực tiếp tới từng node của lớp đầu ra

$$NET_Z = X_k \cdot V_k^T$$

$$Z = f(NET_Z)$$

Bước 6: kích hoạt node đầu ra theo tổng tín hiệu tới nó. Tín hiệu kích hoạt chính là đầu ra thực tế

$$NET_Y = Z \cdot W^T$$

$$Y = f(NET_Y)$$

- Công đoạn 3: truyền ngược sai số giữa đầu ra thực tế và đầu ra mong muốn

Bước 7: tính sai số giữa đầu ra thực tế và đầu ra mong muốn

$$\Delta Y_k = (d_k - y_k) \cdot f'(NET_{Y_k})$$

Bước 8: sai số này được truyền ngược trở về lớp ẩn. Tính sai số tại lớp ẩn theo

$$\Delta z_j = \sum_k (\Delta y_k \cdot w_{jk}) \cdot f(\text{NET}_{zj})$$

- Công đoạn 4: Cập nhật lại các trọng số

Bước 9: cập nhật các trọng số

$$w_{jk} (\text{mới}) = w_{jk} (\text{cũ}) + \alpha \cdot \Delta y_k \cdot z_j$$

$$v_{ij} (\text{mới}) = v_{ij} (\text{cũ}) + \alpha \cdot \Delta z_j \cdot x_i$$

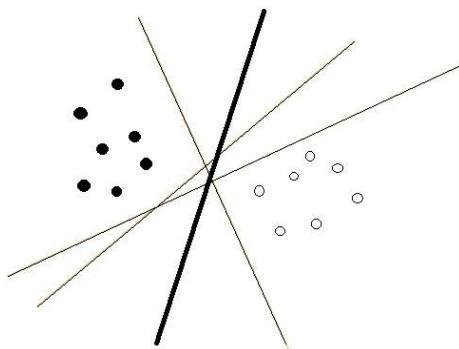
Bước 10: kiểm tra điều kiện kết thúc huấn luyện.

Kết thúc huấn luyện khi sai số là nhỏ nhất hay sau một số lần nhất định

#### 4.3.2. Máy vector hỗ trợ SVM

Máy vector hỗ trợ SVM ra đời từ lý thuyết học thống kê do Vapnik [100] xây dựng năm 1995. Ban đầu SVM được phát triển để giải quyết các bài toán phân loại. Hiện nay nó đã được mở rộng để giải quyết các bài toán hồi quy. Tuy nhiên, được đề xuất trong chương này là phương pháp sử dụng SVM để phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối nên ở đây chỉ giới thiệu các khái niệm tổng quan về SVM dùng cho phân loại.

Bất kỳ một bài toán nào đều có thể quy về bài toán phân loại 2 lớp mà không mất đi tính tổng quát. Mục đích của bài toán phân loại 2 lớp là quyết định lớp nào mà một mẫu p chiều mới sẽ thuộc về bằng cách tạo ra siêu mặt trong không gian nhiều hoặc vô số chiều. Nếu siêu mặt có (p-1) chiều thì khi đó SVM được gọi là tuyến tính. Hình 4.11 cho thấy có thể có nhiều siêu mặt giúp phân loại dữ liệu tốt. Tuy nhiên chỉ có một siêu mặt có biên (khoảng cách từ nó tới mẫu gần nhất của từng lớp) là lớn nhất.



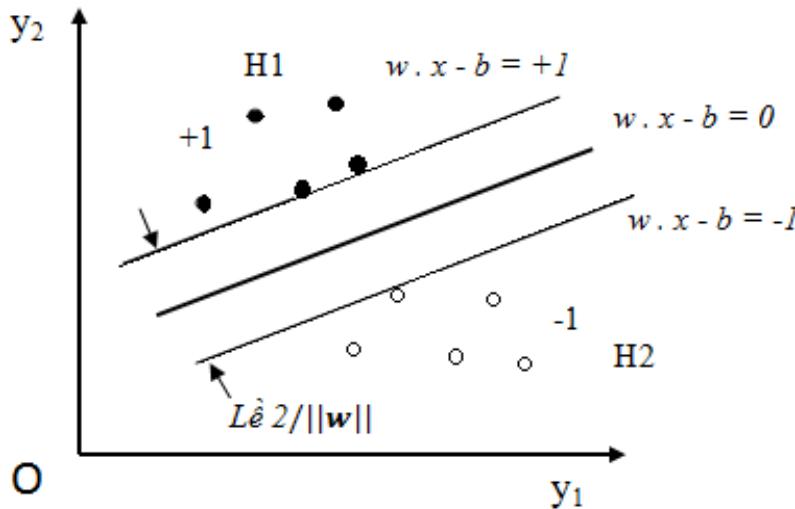
Hình 4.11. Các siêu mặt phân loại dữ liệu.

##### 4.3.2.1. SVM tuyến tính

Giả thiết có 1 tập D gồm n mẫu dùng để huấn luyện SVM:  $(y_1, x_1), \dots, (y_n, x_n)$ . Trong đó  $y_i \in \{-1, +1\}$  thể hiện lớp mà mẫu  $x_i \in \mathbb{R}^p$  thuộc về. Vấn đề là cần tìm một siêu mặt phẳng có biên lớn nhất phân tách các mẫu có  $y=+1$  khỏi các mẫu có  $y=-1$ .

Bất kỳ một siêu mặt phẳng nào đều có thể biểu diễn dưới dạng một tập  $x$  thỏa mãn  $w \cdot x + b = 0$ . Trong đó  $w$  là vectơ pháp tuyến của siêu mặt phẳng. Nếu tập dữ liệu D đã

cho là tách được tuyênlínhì có thể chọn 2 siêumặt phẳng phân tách được 2 lớp và không có mẫu nào lọt vào giữa 2 siêumặt này (hình 4.12). Sau đó tìm cách tối ưu biên hay khoảng cách giữa các siêumặt phẳng.



**Hình 4.12.** Siêu mặt phẳng có biên lớn nhất của SVM.

Hai siêu mặt phẳng này có thể biểu diễn bởi các phương trình  $w \cdot x + b = 1$  và  $w \cdot x + b = -1$ . Để đảm bảo không có mẫu huấn luyện  $x_i$  nào lọt vào biên giữa 2 siêu mặt phẳng, cần có các ràng buộc sau

$$\begin{aligned} w \cdot x_i + b &\geq 1 & +1 \text{ class} \\ w \cdot x_i + b &\leq -1 & -1 \text{ class} \end{aligned} \quad (4.33)$$

Các ràng buộc trên có thể viết lại thành

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad 1 \leq i \leq n \quad (4.34)$$

Biên giữa 2 siêu mặt phẳng này là  $2/\|w\|$ . Do đó bài toán ưu biên trở thành bài toán tối thiểu  $\|w\|$  với ràng buộc (4.34). Việc giải bài toán tối thiểu  $\|w\|$  là hoàn toàn không dễ dàng vì nó phụ thuộc vào  $\|w\|$  (tức là vào phép toán căn bậc hai). Tuy nhiên, có một điều may mắn là có thể thay thế  $\|w\|$  bằng  $\|w\|^2/2$  mà không làm thay đổi nghiệm của phương trình. Bài toán tối ưu khi đó trở thành

$$\begin{aligned} \arg \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad 1 \leq i \leq n \end{aligned} \quad (4.35)$$

Sử dụng toán tử nhân Lagrangian \$\alpha\$, phương trình (4.35) có thể viết lại thành

$$\arg \min_{w,b} \max_{\alpha \geq 0} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(w \cdot x_i + b) - 1] \right\} \quad (4.36)$$

Kết quả thu được ở phương trình (4.36) là dựa trên giả thiết các lớp trong tập dữ liệu huấn luyện là tách được tuyến tính. Tuy nhiên, nhìn chung thì trường hợp như vậy là hiếm khi xảy ra. Khi đó có 2 hướng để giải quyết phụ thuộc vào hiểu biết đã có về vấn đề và phụ thuộc vào ước lượng của nhiễu trong dữ liệu. Trong trường hợp một siêu mặt được mong muốn, chờ đợi là có thể phân tách chính xác dữ liệu thì việc xem xét thêm hàm chi phí cho phân loại nhầm là phù hợp. Cortes và Vapnik năm 1995 đưa ra một biến không âm  $\xi$  thể hiện độ phân loại nhầm [27]. Ràng buộc ở phương trình (4.34) trở thành

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi \quad 1 \leq i \leq n \quad (4.37)$$

Nếu giả thiết hàm chi phí do phân loại nhầm là tuyến tính, phương trình (4.35) lúc này trở thành

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\mathbf{w}, \xi, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ & y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad 1 \leq i \leq n \end{aligned} \quad (4.38)$$

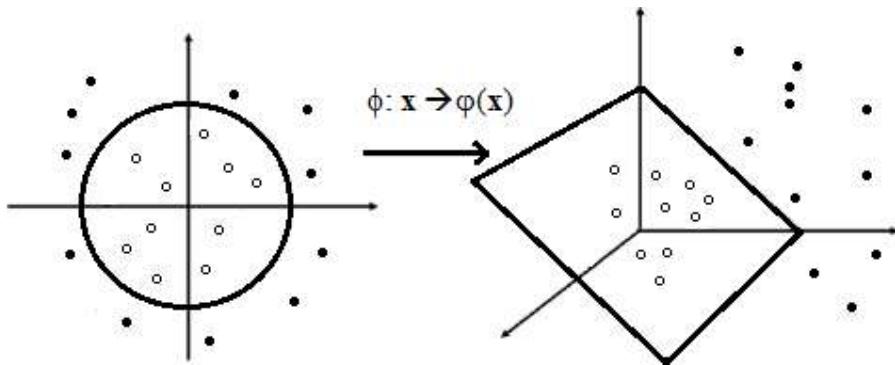
trong đó  $C$  là giá trị cho trước.

Sử dụng các toán tử nhân Lagrangian  $\alpha$  và  $\beta$ , phương trình (4.38) có thể viết lại thành

$$\arg \min_{\mathbf{w}, \xi, b} \max_{(\alpha, \beta) \geq 0} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i \right\} \quad (4.39)$$

#### 4.3.2.2. SVM phi tuyến

Về mặt thực tế, siêu mặt phân lớp có thể không phải tuyến tính mà là một siêu mặt phi tuyến bất kì. Năm 1992, Vapnik, Guyon, Boser đã đề xuất một phương pháp để tạo ra SVM phi tuyến [18]. Theo đó, các mẫu  $\mathbf{x}_i$  thuộc không gian  $R^n$  ban đầu được ánh xạ tới một không gian khác  $R^d$  với ( $d > n$ ) như ở hình 4.13. Tiếp đến sử dụng SVM tuyến tính để tìm siêu mặt phẳng phân lớp trong không gian  $R^d$ . Siêu mặt phẳng phân lớp này tương ứng với siêu mặt phi tuyến trong không gian  $R^n$ .



Hình 4.13. Ánh xạ từ miền  $R^n$  sang miền  $R^d$ .

Các phép ánh xạ được sử dụng phổ biến là

- Ánh xạ đa thức đồng nhất

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)^d \quad (4.40)$$

- Ánh xạ đa thức không đồng nhất

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + 1)^d \quad (4.41)$$

- Ánh xạ hàm gốc xuyên tâm RBF (Radial Basic Function)

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (4.42)$$

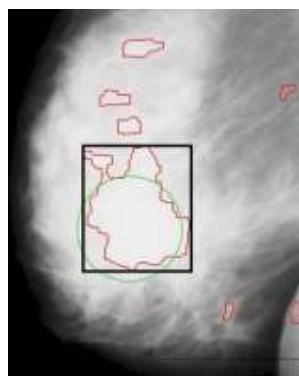
- Ánh xạ sigma

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(\kappa \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + c) \quad (4.43)$$

## 4.4. Phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối

### 4.4.1. Tính toán các đặc trưng

Hình 4.14 biểu diễn các vùng nghi ngờ được phát hiện ra trên ảnh chụp X-quang vú sử dụng phương pháp tìm kiếm đường biên đã được bàn luận ở chương 3. Trong thực tế, các bác sĩ khi đưa ra chẩn đoán về vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú không chỉ dựa vào bản thân vùng đó mà còn dựa vào vùng mô nền bao quanh nó. Xuất phát từ thực tế này, thay cho việc tính toán trên vùng nghi ngờ, 4 nhóm đặc trưng được nêu ở mục 4.2 được tính toán trên hình chữ nhật nhỏ nhất bao trùm nó. Không những bám sát theo thực tế, việc tính toán như vậy còn mang lại lợi ích là đảm bảo khối lượng tính toán là nhỏ nhất có thể.



**Hình 4.14.** Vùng nghi ngờ được phát hiện ra (màu đỏ). Mô tả vùng nghi ngờ bằng hình chữ nhật nhỏ nhất bao trùm nó (màu đen).

#### 4.4.1.1. Tính toán các đặc trưng FOS

Sáu đặc trưng FOS được tính toán bao gồm  $\mu_f$ ,  $\sigma_f$ ,  $cv$ ,  $ent$ ,  $sk$ ,  $kur$ . Bảng 4.3 liệt kê giá trị tính toán của sáu đặc trưng này tương ứng với một số vùng nghi ngờ.

**Bảng 4.3.** Một số giá trị đặc trưng FOS.

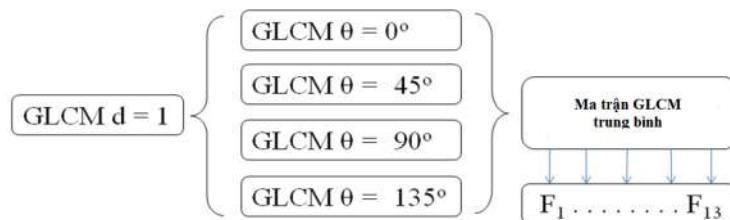
| $\mu_f$  | $ent$    | $\sigma_f$ | $cv$    | $sk$     | $kur$    | Chú thích |
|----------|----------|------------|---------|----------|----------|-----------|
| 153.9153 | -1.22229 | 4.22805    | 0.02747 | -0.15007 | 2.481547 | TP-ROI    |
| 181.7634 | -1.1229  | 3.43774    | 0.01891 | 0.45229  | 2.557500 | TP-ROI    |
| 178.8642 | -1.05336 | 2.80347    | 0.01567 | 0.28196  | 3.249674 | TP-ROI    |
| 130.5503 | -1.23243 | 4.30283    | 0.03295 | 0.32571  | 2.442334 | TP-ROI    |
| 162.9180 | -1.37353 | 6.18172    | 0.03794 | 0.66177  | 3.069244 | TP-ROI    |
| 172.7503 | -1.69353 | 16.75670   | 0.09700 | 0.25457  | 1.554173 | TP-ROI    |
| 253.0377 | -0.18390 | 0.43187    | 0.00170 | -13.4549 | 647.5031 | FP-ROI    |
| 225.8012 | -0.63617 | 1.05407    | 0.00466 | 0.20215  | 2.802248 | FP-ROI    |
| 223.2659 | -0.91724 | 2.29876    | 0.01029 | 0.61716  | 2.391407 | FP-ROI    |
| 190.3116 | -1.21756 | 4.47462    | 0.02351 | 0.85919  | 3.409863 | FP-ROI    |
| 153.9153 | -1.22229 | 4.22805    | 0.02747 | -0.15007 | 2.481547 | FP-ROI    |
| 171.7399 | -1.16271 | 3.79730    | 0.02211 | 0.776625 | 3.652186 | FP-ROI    |

#### 4.4.1.2. Tính toán các đặc trưng GLCM

Ở đây, 2 bộ đặc trưng GLCM được tính. Hai bộ đặc trưng này được đặt tên lần lượt là GLCM13 và GLCM12. Con số 13 và 12 thể hiện cho số lượng đặc trưng GLCM có trong từng bộ.

- Bộ đặc trưng GLCM13

Hình 4.15 mô tả cách thức tính bộ đặc trưng GLCM13 tương ứng với khoảng cách  $d=1$  pixel. Đầu tiên xác định 4 ma trận GLCM tương ứng với góc  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  và  $135^\circ$ . Tính ma trận GLCM trung bình tổng của 4 ma trận GLCM trên. Tính tất cả 13 đặc trưng GLCM (xem mục 4.2.2) trên ma trận GLCM trung bình này. Bảng 4.4 minh họa một số giá trị của bộ đặc trưng GLCM13 tính toán được với  $d=1$ . Với  $d=2$  hay 3 pixel là hoàn toàn tương tự.

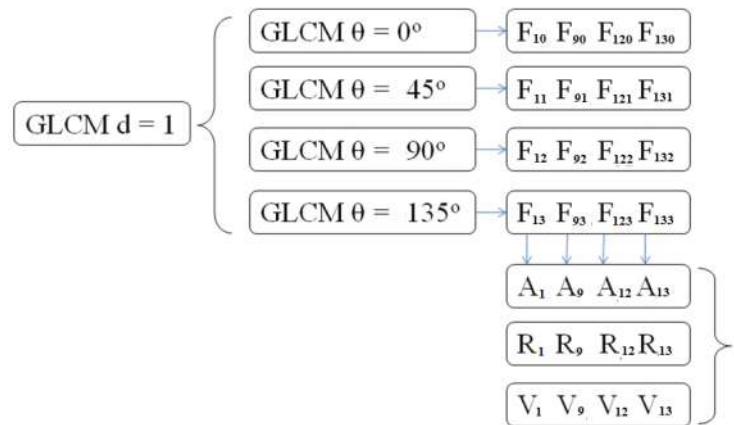
**Hình 4.15.** Cách tính bộ đặc trưng GLCM13.

- Bộ đặc trưng GLCM12

Kết cấu ảnh phụ thuộc vào giá trị mức xám của điểm ảnh nên các đặc trưng bắt biến với biến đổi mức xám đơn điệu có thể giúp phân loại các vùng. Trong số 13 đặc trưng GLCM giới thiệu ở mục 4.2.2 thì chỉ có 4 đặc trưng năng lượng  $F_1$ , entropy  $F_9$  và hai đặc trưng  $F_{12}$ ,  $F_{13}$  là bắt biến với biến đổi mức xám đơn điệu. Khi đó, thực hiện tính 4 đặc

trung này trên từng ma trận GLCM ứng với các góc  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  và  $135^\circ$ . Sau đó tính giá trị trung bình, dài và phương sai của từng đặc trưng. Kết quả thu được bộ gồm 12 đặc trưng.

Hình 4.16 mô tả quá trình tính toán này với  $d=1$ . Bảng 4.5 minh họa một số giá trị của bộ đặc trưng GLCM12 thu được với  $d=1$ . Với  $d=2$  hay 3 pixel là hoàn toàn tương tự.

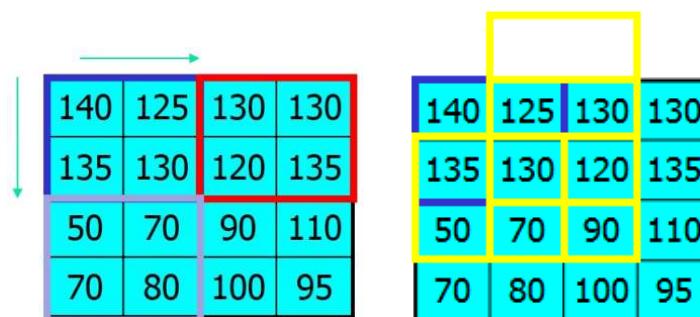


**Hình 4.16.** Cách tính bộ đặc trưng GLCM12.

#### 4.4.1.3. Tính toán các đặc trưng BDIP đa mức

Khi tính toán các đặc trưng BDIP, hình chữ nhật nhỏ nhất bao quanh vùng nghi ngờ được chia thành các khối nhỏ bằng nhau dựa trên ý tưởng trong [39]. Tuy nhiên, do kích thước của các hình chữ nhật là khác nhau nên thay cho việc chia thành các khối bằng nhau như trong [39], tiến hành chia mỗi cạnh của hình chữ nhật thành k phần bằng nhau. Điều đó đảm bảo số lượng khối trong mỗi hình chữ nhật là như nhau. Thuật ngữ “đa mức” được hiểu là có nhiều mức chia tương ứng với các giá trị k khác nhau. Hình 4.17 (trái) minh họa cho việc chia và tính đặc trưng các BDIP đa mức này.

Với mỗi giá trị k, kỳ vọng và phương sai của đặc trưng BDIP của tất cả các khối được dùng làm đặc trưng cho vùng nghi ngờ. Chúng lần lượt được gọi là BDIP $k \times k$  mean và BDIP var. Với k chạy từ 1 tới 4 thu được 7 đặc trưng là BDIP, BDIP $2 \times 2$  mean, BDIP $2 \times 2$  var, BDIP $3 \times 3$  mean, BDIP $3 \times 3$  var, BDIP $4 \times 4$  mean và BDIP $4 \times 4$  var. Khi k=1 thì chỉ thu được BDIP $1 \times 1$  mean nên gọi là BDIP.



**Hình 4.17.** Chia hình chữ nhật bao quanh vùng nghi ngờ thành các khối nhỏ để tính đặc trưng BDIP (trái) và BVLC (phải).

**Bảng 4.4.** Một số giá trị đặc trưng GLCM13.

| F1     | F2      | F3                 | F4        | F5     | F6     | F7       | F8     | F9     | F10     | F11   | F12   | F13    |
|--------|---------|--------------------|-----------|--------|--------|----------|--------|--------|---------|-------|-------|--------|
| 0.5257 | 1520.50 | $1.39 \cdot 10^6$  | 4242.3703 | 0.7930 | 73.470 | 15385.29 | 2.3165 | 2.8579 | 1408.94 | 1.723 | 0.844 | 0.835  |
| 0.3024 | 1344.73 | $9.10 \cdot 10^6$  | 8817.5304 | 0.7184 | 164.38 | 33916.01 | 3.2628 | 3.8620 | 1279.42 | 1.860 | 0.479 | 0.955  |
| 0.3681 | 1273.09 | $4.49 \cdot 10^6$  | 6491.3863 | 0.7303 | 123.23 | 24671.20 | 3.1766 | 3.8207 | 1196.79 | 1.955 | 0.451 | 0.944  |
| 0.3401 | 2353.31 | $7.46 \cdot 10^6$  | 9239.6892 | 0.7410 | 153.03 | 34569.20 | 2.9447 | 3.6137 | 2193.04 | 1.851 | 0.401 | 0.915  |
| 0.2097 | 2058.86 | $10.21 \cdot 10^6$ | 7451.3444 | 0.6387 | 176.19 | 27749.18 | 3.7792 | 4.6689 | 1887.91 | 2.374 | 0.360 | 0.934  |
| 0.5626 | 1011.48 | $1.3 \cdot 10^6$   | 4019.9885 | 0.8162 | 68.807 | 15071.21 | 2.1237 | 2.6443 | 958.611 | 1.523 | 0.395 | 0.853  |
| 0.3126 | 1450.73 | $6.77 \cdot 10^6$  | 7488.7558 | 0.7109 | 146.45 | 28490.83 | 3.3962 | 4.1173 | 1362.88 | 2.055 | 0.435 | 0.9481 |
| 0.1627 | 2373.11 | $16.34 \cdot 10^6$ | 8198.6644 | 0.6234 | 208.06 | 30468.86 | 4.0562 | 4.8131 | 2167.15 | 2.413 | 1.403 | 0.955  |
| 0.4485 | 953.236 | $2.54 \cdot 10^6$  | 5159.8441 | 0.7608 | 96.018 | 19658.58 | 2.8202 | 3.5067 | 902.284 | 1.870 | 1.430 | 0.924  |

**Bảng 4.5.** Một số giá trị đặc trưng GLCM12.

| F1mean   | F1range  | F1var    | F9mean   | F9range  | F9var    | F12mean  | F12range | F12var   | F13mean  | F13range | F13var   |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1.401681 | 5.463628 | 4.680878 | 1.459034 | 5.576935 | 4.963369 | 1.424418 | 5.507973 | 4.790862 | 1.447286 | 5.536724 | 4.883521 |
| 1.416185 | 5.403488 | 4.646421 | 1.49271  | 5.579647 | 5.084151 | 1.441506 | 5.459512 | 4.782342 | 1.456218 | 5.490331 | 4.862443 |
| 1.460618 | 5.58911  | 4.982908 | 1.534426 | 5.764878 | 5.418153 | 1.456299 | 5.579822 | 4.960285 | 1.455844 | 5.571034 | 4.949391 |
| 1.378248 | 5.168491 | 4.293591 | 1.398923 | 5.217543 | 4.411182 | 1.399387 | 5.222116 | 4.416083 | 1.448331 | 5.348985 | 4.734754 |
| 1.509948 | 5.930671 | 5.551626 | 1.537597 | 5.99466  | 5.708755 | 1.527141 | 5.972999 | 5.652236 | 1.598511 | 6.141061 | 6.075652 |
| 1.592841 | 6.319534 | 6.316859 | 1.654857 | 6.470242 | 6.705304 | 1.615914 | 6.373849 | 6.456891 | 1.664886 | 6.494279 | 6.769189 |
| 0.876707 | 3.197361 | 1.548259 | 0.905229 | 3.259999 | 1.649036 | 0.870358 | 3.174207 | 1.523805 | 0.902816 | 3.254547 | 1.639914 |
| 1.12562  | 4.39131  | 2.920811 | 1.169504 | 4.477062 | 3.08649  | 1.096097 | 4.335665 | 2.815961 | 1.145686 | 4.436533 | 3.000241 |
| 1.303531 | 5.031321 | 3.9486   | 1.352761 | 5.139259 | 4.186431 | 1.325268 | 5.078466 | 4.051116 | 1.37386  | 5.189622 | 4.296748 |
| 1.401681 | 5.463628 | 4.680878 | 1.459034 | 5.576935 | 4.963369 | 1.424418 | 5.507973 | 4.790862 | 1.447286 | 5.536724 | 4.883521 |
| 1.408064 | 5.470454 | 4.705156 | 1.455974 | 5.578757 | 4.958628 | 1.453771 | 5.573502 | 4.94629  | 1.498416 | 5.672832 | 5.194026 |

#### 4.4.1.4. Tính toán các đặc trưng BVLC đa mức

Hình chữ nhật nhỏ nhất bao quanh vùng nghi ngờ cũng được chia thành các khối nhỏ như khi tính toán đặc trưng BDIP. Hình 4.17 (phải) minh họa việc chia và tính đặc trưng BVLC đa mức này.

Tương tự như khi tính đặc trưng BDIP đa mức, với mỗi giá trị k, kỳ vọng và phương sai của đặc trưng BVLC của tất cả các khối được sử dụng làm đặc trưng cho vùng nghi ngờ. Chúng lần lượt được gọi là BVLC<sub>kxk</sub> mean và BVLC<sub>kxk</sub> var. Với k chạy từ 2 tới 4 thu được 6 đặc trưng BVLC là BVLC<sub>2x2</sub> mean, BVLC<sub>2x2</sub> var, BVLC<sub>3x3</sub> mean, BVLC<sub>3x3</sub> var, BVLC<sub>4x4</sub> mean và BVLC<sub>4x4</sub> var.

Bảng 4.7 đưa ra giá trị của một số bộ 6 đặc trưng BVLC tính được.

**Bảng 4.6.** Một số giá trị của bộ 7 đặc trưng BDIP đa mức.

| BDIP     | BDIP2x2  |          | BDIP3x3  |          | BDIP4x4  |          |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|          | mean     | var      | mean     | var      | mean     | var      |
| 0.896911 | 0.930318 | 0.003171 | 0.940595 | 0.002559 | 0.93009  | 0.008248 |
| 0.912291 | 0.93003  | 0.000147 | 0.941344 | 0.000947 | 0.950785 | 0.000218 |
| 0.919113 | 0.931725 | 0.000358 | 0.942188 | 0.002057 | 0.948878 | 0.005797 |
| 0.901342 | 0.927006 | 0.001125 | 0.939638 | 0.001833 | 0.954946 | 0.001933 |
| 0.841144 | 0.894341 | 0.001668 | 0.885019 | 0.002168 | 0.90347  | 0.001991 |
| 0.75702  | 0.794788 | 0.001537 | 0.843455 | 0.002896 | 0.869228 | 0.002668 |
| 0.979415 | 0.988769 | 0.000362 | 0.984012 | 0.00091  | 0.974419 | 0.002489 |
| 0.982111 | 0.986834 | 0.000004 | 0.99821  | 0.000782 | 0.989776 | 0.000008 |
| 0.960938 | 0.971953 | 0.000041 | 0.986846 | 0.003023 | 0.992129 | 0.005779 |
| 0.905159 | 0.917103 | 0.001421 | 0.936557 | 0.001894 | 0.976296 | 0.007278 |

**Bảng 4.7.** Một số giá trị của bộ 6 đặc trưng BVLC đa mức.

| BVLC2x2  |          | BVLC3x3  |          | BVLC4x4  |          |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| mean     | var      | mean     | var      | mean     | var      |
| 0.074192 | 0.001805 | 0.118333 | 0.003067 | 0.219980 | 0.047585 |
| 0.125874 | 0.003093 | 0.118671 | 0.004303 | 0.493944 | 0.184438 |
| 0.12054  | 0.004586 | 0.180588 | 0.003561 | 0.222588 | 0.063887 |
| 0.212553 | 0.004366 | 0.270322 | 0.008428 | 0.120282 | 0.029371 |
| 0.051299 | 0.000515 | 0.068862 | 0.001599 | 0.341096 | 0.092827 |
| 0.005273 | 0.000003 | 0.009625 | 0.000077 | 0.287672 | 0.136402 |
| 0.266537 | 0.063136 | 0.16604  | 0.023351 | 0.506043 | 0.200578 |
| 0.100876 | 0.001103 | 0.161062 | 0.004037 | 0.338137 | 0.018811 |
| 0.031917 | 0.000368 | 0.053167 | 0.001142 | 0.238555 | 0.037417 |
| 0.068475 | 0.000937 | 0.107714 | 0.005236 | 0.073851 | 0.010771 |

## 4.4.2. Huấn luyện mạng NN và máy vectơ hỗ trợ SVM

### 4.4.2.1. Huấn luyện mạng NN

Kiến trúc mạng NN được sử dụng là mạng MLP 2 lớp. Số đầu vào  $N_i$  bằng với số lượng đặc trưng. Với mục đích phân loại một vùng nghi ngờ thành vùng chứa tổn thương hình khối hoặc vùng mô bình thường nên số node trong lớp đầu ra  $N_o=1$ . Số node trong lớp ẩn có thể thay đổi trong khoảng  $[N_i - 1, 2N_i + 1]$  để đảm bảo đạt được hiệu quả phân loại tốt nhất. Hàm kích hoạt dạng sigma  $f(x) = 1 / (1 + e^{-\beta x})$  với  $\beta=1$ .

Mạng được huấn luyện theo luật học giảm gradient. Theo đó biến thiên trọng số liên kết  $\omega$  tại vòng lặp thứ  $\tau$  được cho bởi

$$\Delta \omega(\tau) = -\eta \frac{\partial E(\tau)}{\partial \omega} + \alpha \Delta \omega(\tau-1)$$

với  $E(\tau) = \frac{1}{2} \sum_{\mu} (t^{\mu} - y^{\mu})^2$  là sai số tại đầu ra của mạng,  $\alpha$  được gọi là môment, thể hiện độ quan tính được thêm vào nhằm mục đích tăng tốc độ học của mạng, từ đó sẽ giảm thời gian tính toán. Giá trị  $\alpha$  nằm trong khoảng  $0.1 \div 0.2$  sẽ thỏa mãn được cả yêu cầu về hiệu suất lẫn thời gian tính toán. Tốc độ học  $\eta$  chọn bằng 0,01.

Dữ liệu các vectơ đặc trưng của 2702 vùng nghi ngờ (86 vùng TP-ROI và 2616 vùng FP-ROI) được chia thành 2 phần bằng nhau. Hai phần này lần lượt được dùng để huấn luyện và kiểm tra mạng. Số vectơ đặc trưng của vùng TP-ROI cũng như của vùng FP-ROI là bằng nhau trong 2 phần để đảm bảo mạng NN được huấn luyện và kiểm tra một cách toàn diện và chính xác nhất.

### 4.4.2.2. Huấn luyện máy vectơ hỗ trợ SVM

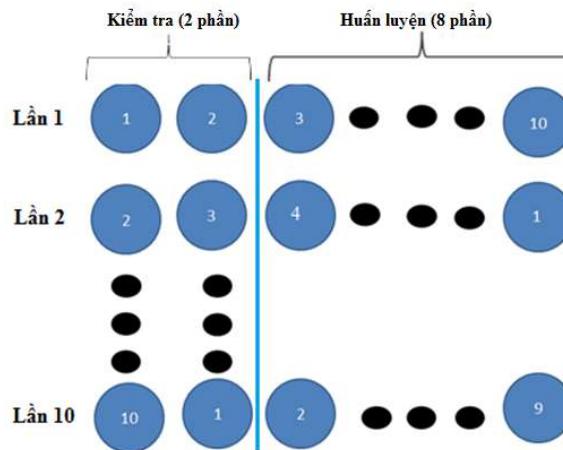
Do dữ liệu đặc trưng thường không phải là tuyến tính tách được nên SVM được sử dụng ở đây là SVM phi tuyến. Hàm gốc xuyên tâm RBF (phương trình 4.42) được dùng để ánh xạ không gian đặc trưng ban đầu về một không gian mới.

Hai thông số  $C$  (phương trình 4.39) và  $\gamma$  (phương trình 4.42) phải được chọn một cách phù hợp. Việc lựa chọn  $C$  sẽ ảnh hưởng đến độ chính xác phân loại. Nếu  $C$  quá lớn thì độ chính xác phân loại là rất lớn khi huấn luyện nhưng lại rất bé khi kiểm tra hay còn gọi là quá ăn khớp, học quá (over-fitting). Nếu  $C$  quá nhỏ thì độ chính xác phân loại không thỏa mãn yêu cầu đặt ra. Hệ số  $\gamma$  ảnh hưởng đến phân bố trong không gian đặc trưng mới. Do đó nó sẽ có tác động mạnh hơn tới độ chính xác phân loại so với  $C$ .  $\gamma$  quá lớn có thể gây ra quá ăn khớp hay học quá. Ngược lại,  $\gamma$  quá nhỏ không tương xứng thì gây ra dưới ăn khớp (under-fitting).

Để huấn luyện máy vectơ hỗ trợ SVM, tập dữ liệu đặc trưng gồm 2702 vectơ đặc trưng ban đầu được chia thành 10 phần bằng nhau. Trong đó,  $i$  phần được dùng để kiểm tra mô hình SVM được huấn luyện bởi  $(10-i)$  phần còn lại. Tỷ lệ giữa tập huấn luyện và tập kiểm tra sẽ là  $(10-i):i$ . Giá trị  $i$  thay đổi từ 1 tới 9. Việc thay đổi giá trị nhằm 2 mục đích.

Một là để có thể đánh giá được hiệu quả phân loại ở các mức độ khó khác nhau. Thứ hai là có thể so sánh được với các phương pháp phân loại đã có.

Với mỗi giá trị  $i$ , lặp lại việc huấn luyện máy vectơ hỗ trợ SVM 10 lần sao cho mỗi phần dữ liệu kể trên đều được sử dụng trong tập huấn luyện ( $10-i$ ) lần và trong tập kiểm tra là  $i$  lần. Hình 4.18 minh họa quá trình huấn luyện máy vectơ hỗ trợ SVM ứng với  $i=2$ . Kết quả kiểm tra thu được cuối cùng là trung bình cộng kết quả của 10 lần kiểm tra.



**Hình 4.18.** Huấn luyện máy vectơ hỗ trợ SVM với  $i=2$ .

Để tránh hiện tượng quá ăn khớp (over-fitting) và chọn được giá trị  $C$  và  $\gamma$  tối ưu, kỹ thuật xác nhận chéo 10 phần [84] được sử dụng. Cụ thể như sau:

- + Xét không gian  $(C, \gamma)$  với  $\log_2 C \in \{-5, -3 \dots 15\}$ ,  $\log_2 \gamma \in \{-15, -13 \dots 3\}$
- + Thực hiện xác nhận chéo 10 phần [84] trên tập huấn luyện. Xác định cặp giá trị  $(C, \gamma)$  thô tốt nhất
- + Tìm kiểm tinh xung quanh cặp giá trị  $(C, \gamma)$  thô vừa tìm được
- + Xác nhận chéo 10 phần trên [84] trên tập huấn luyện. Xác định cặp giá trị  $(C, \gamma)$  tinh tốt nhất.

#### 4.4.3. Kết quả phân loại đạt được

##### 4.4.3.1. Phân loại dùng mạng NN

Trước tiên, các bộ đặc trưng GLCM12 và bộ đặc trưng GLCM13 ứng  $d=1, 2$  và  $3$  pixel được sử dụng phân loại các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối. Bảng 4.8 cho thấy hiệu quả phân loại lớn nhất là  $Az=0.876$  khi sử dụng bộ đặc trưng GLCM12 (ứng với  $d=1$ ).

Như đã đề cập ở chương 2, tiền xử lý, tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú là cần thiết để tăng hiệu quả phát hiện vùng nghi ngờ. Một câu hỏi đặt ra là tăng cường chất lượng ảnh liệu có ảnh hưởng đến quá trình phân loại vùng nghi ngờ hay không? Vì vậy, ảnh hưởng của 2 phương pháp tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú là lọc trung bình cùng cân bằng mức xám đồ và biến đổi hình thái (xem mục 2.4) tới hiệu quả

phân loại vùng nghi ngờ cũng được xem xét. Giá trị Az tương ứng trong bảng 4.9 một lần nữa chứng minh rằng tăng cường chất lượng ảnh X-quang vú bằng biến đổi hình thái có hiệu quả hơn so với sử dụng lọc trung bình kết hợp cùng cân bằng mức xám đồ.

**Bảng 4.8.** Hiệu quả phân loại khi sử dụng mạng NN cùng bộ đặc trưng GLCM12 và GLCM13

| Nhóm đặc trưng | Khoảng cách (pixel) | Az lớn nhất |
|----------------|---------------------|-------------|
| GLCM12         | d=1                 | 0.876       |
| GLCM13         | d=2                 | 0.875       |

**Bảng 4.9.** Giá trị Az thu được ứng với các phương pháp tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú khác nhau.

| Phương pháp tăng cường chất lượng ảnh   | Số vùng nghi ngờ (TP-ROI/FP-ROI) | Bộ đặc trưng | Az    |
|-----------------------------------------|----------------------------------|--------------|-------|
| Lọc trung bình cùng cân bằng mức xám đồ | 3465 (87/3378)                   | GLCM12       | 0.817 |
| Biến đổi hình thái                      | 2702 (86/2616)                   | GLCM12       | 0.876 |

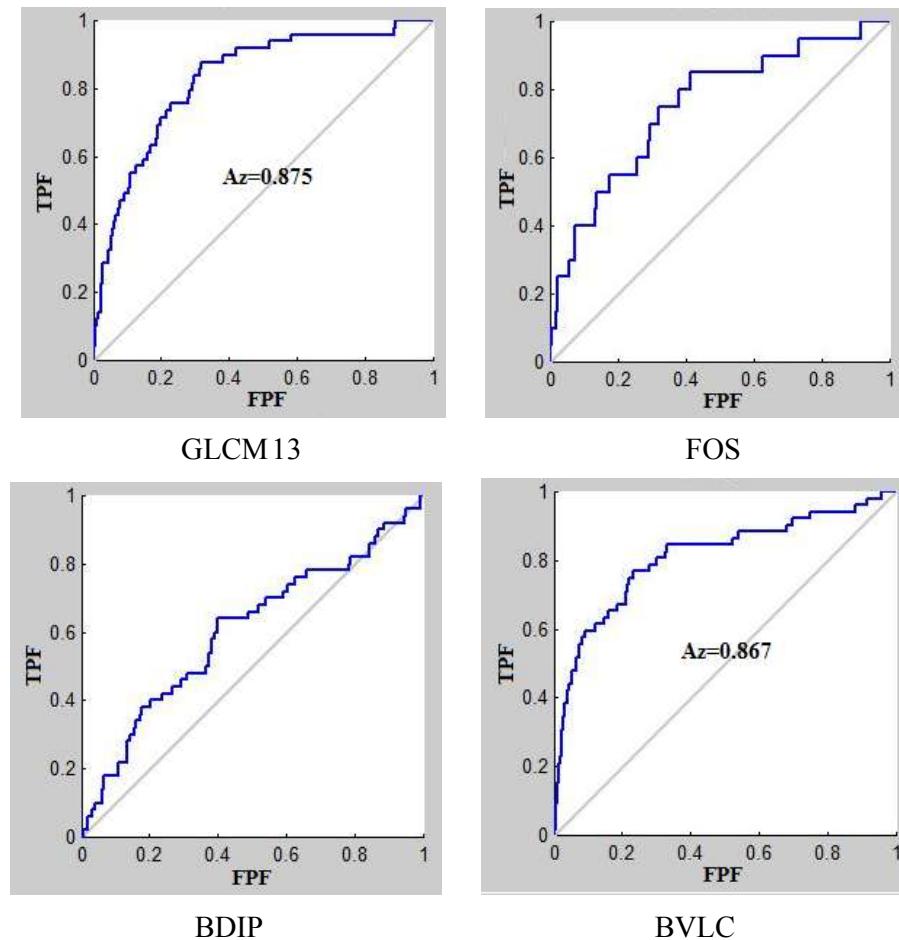
Như được liệt kê trong bảng 4.8 thì hiệu quả phân loại đạt được với bộ đặc trưng GLCM12 (ứng với d=2) Az=0.875 có thể coi là tương đương so với Az=0.876 khi sử dụng bộ đặc trưng GLCM12 (ứng với d=1). Tuy nhiên, qua phân tích ở mục 4.4.1.2 có thể nhận thấy thời gian cần thiết để trích xuất GLCM13 thì nhỏ hơn so với GLCM12. Vì vậy bộ đặc trưng GLCM13 được lựa chọn.

Các kết quả trong bảng 4.8 và 4.9 được công bố tại công trình số 1, 4 và 5 trong Danh mục Các công trình đã công bố.

Bên cạnh đó, hiệu quả phân loại khi sử dụng bộ đặc trưng GLCM13 cũng được so sánh với các bộ đặc trưng FOS, BDIP và BVLC. Giá trị Az tốt nhất thu được là 0.875 ứng với bộ đặc trưng GLCM13. Hình 4.19 minh họa các đường cong ROC thu được tương ứng. Có thể nhận thấy bộ đặc trưng BVLC cho kết quả xấp xỉ với bộ đặc trưng GLCM trong khi bộ đặc trưng FOS và BDIP cho kết quả kém hơn.

Giá trị  $0.8 \leq Az = 0.875 < 0.9$  chỉ ra rằng, mạng NN cùng bộ đặc trưng GLCM13 cho hiệu quả tốt khi phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối [59]. So sánh với các kết quả đạt được trong các nghiên cứu gần đây của Biuciu Az=0.79 [56], Silva Az=0.87 [102], Ramos Az=0.81 [85], Li Az=0.853 [104] hay Narcimento Az=0.78 [68] càng củng cố cho luận điểm này. Một điểm nữa cũng cần được nhấn mạnh qua so sánh này là số lượng đặc trưng được sử dụng chỉ là 13. Số lượng các đặc trưng sử dụng trong các nghiên cứu được đưa ra để so sánh ít nhất là 40 và nhiều nhất là 86400 tức là lớn gấp nhiều lần so với lượng 13 đặc trưng. Đi sâu vào phân tích việc tính toán các đặc trưng thì thấy việc tính toán các

đặc trưng GLCM là đơn giản hơn so với việc tính toán các đặc trưng như Gabor wavelet trong [56], ridgelet trong [85] hay wavelet rời rạc trong [68].



**Hình 4.19.** Các đường cong ROC thu được khi dùng mạng NN để phân loại các vùng nghi ngờ.

#### 4.4.3.2. Phân loại dùng máy vectơ hổ trợ SVM

Việc sử dụng máy vectơ hổ trợ SVM với các đặc trưng BDIP và BVLC đã được áp dụng có hiệu quả cho ảnh thông thường [39] và một số loại ảnh y tế như ảnh siêu âm thai [94], ảnh siêu âm vú [105] nhưng chưa được áp dụng cho ảnh chụp X-quang vú. Trong mục này, kết quả của đề xuất đầu tiên sử dụng máy vectơ hổ trợ SVM với các đặc trưng BDIP và BVLC cho ảnh chụp X-quang vú được trình bày.

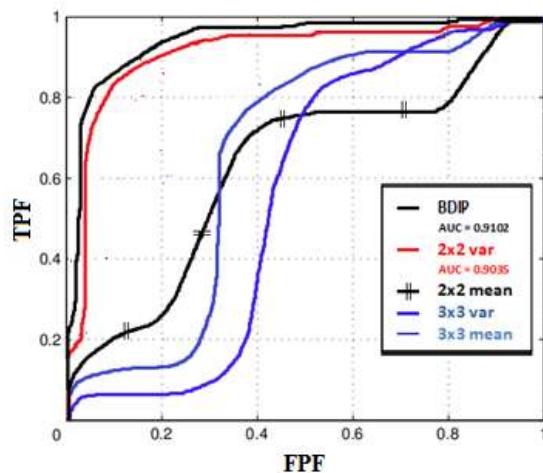
Như đã trình bày ở mục 4.4.2.2, máy vectơ hổ trợ SVM được huấn luyện 10 lần trên tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra 10 lần bằng tập dữ liệu kiểm tra. Kết quả thu được cuối cùng là trung bình cộng kết quả của 10 lần kiểm tra.

- Đặc trưng BDIP đa mức

Sử dụng SVM và bộ đặc trưng BDIP đa mức để phân loại vùng nghi ngờ tồn thương hình khối với  $i$  chạy từ 1 tới 9 thì kết quả đạt được là cao hơn cả với  $i=6$  và  $i=7$  (bảng 4.10). Các đường cong ROC thu được trong trường hợp  $i=6$  được minh họa ở hình 4.20.

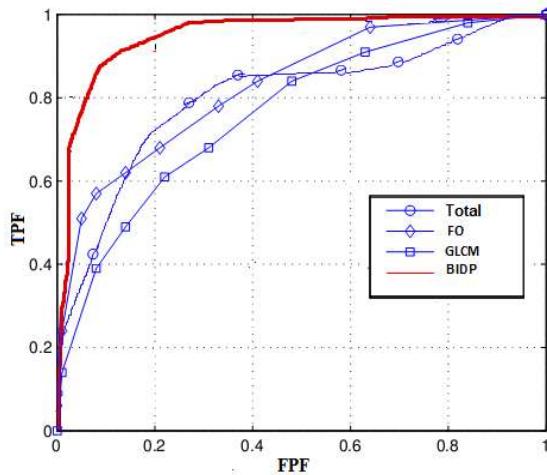
**Bảng 4.10.** Các giá trị  $Az$  thu được khi sử dụng đặc trưng BDIP đa mức

| Tỷ lệ tập huấn luyện và tập kiểm tra | Đặc trưng      | $Az$          |
|--------------------------------------|----------------|---------------|
| 4:6<br>(i=6)                         | <b>BDIP1x1</b> | <b>0.9102</b> |
|                                      | BDIP2x2var     | 0.9035        |
|                                      | BDIP2x2mean    | 0.7213        |
|                                      | BDIP3x3var     | 0.7662        |
|                                      | BDIP3x3mean    | 0.5668        |
| 3:7<br>(i=7)                         | <b>BDIP1x1</b> | <b>0.8156</b> |
|                                      | BDIP2x2var     | 0.8223        |
|                                      | BDIP2x2mean    | 0.6855        |
|                                      | BDIP3x3var     | 0.7933        |
|                                      | BDIP3x3mean    | 0.7204        |

**Hình 4.20.** Đường cong ROC tương ứng với các đặc trưng BDIP ( $i=6$ )

Từ các kết quả trong bảng 4.10 có thể nhận thấy, mức chia càng tăng thì kết quả thu được lại giảm. Điều này là phù hợp với lý thuyết. Khi mức chia càng tăng, kích thước các khối sẽ càng nhỏ đi. Khả năng kết cấu của khối đồng nhất là càng cao. Khi đó, đặc trưng BDIP tính theo công thức (4.30) sẽ càng xấp xỉ nhau nên càng khó để phân tách hơn. Ngoài ra, với cùng một mức độ chia k thì khả năng phân loại của đặc trưng BDIPkxk var là cao hơn so với của đặc trưng BDIPkxk mean. Điều này cũng là hợp lý nếu xem xét đến phân bố giá trị của hai đặc trưng này (bảng 4.6).

Các kết quả trong bảng 4.10 được trình bày tại công trình số 6 và 8 trong Danh mục Các công trình đã công bố.



**Hình 4.21.** Hiệu quả của đặc trưng BDIP so với bộ đặc trưng FOS và GLCM13.

Giá trị Az lớn nhất thu được là Az=0.9102 chứng tỏ sử dụng SVM cùng 1 đặc trưng BDIP1x1 cho kết quả xuất sắc khi phân loại vùng nghi ngờ [59]. Đồng thời nó là vượt trội so với Az=0.875 thu được khi dùng mạng NN và bộ đặc trưng GLCM13. Kết quả minh họa ở hình 4.21 khi sử dụng các đặc trưng FOS hay GLCM13 thay cho BDIP cho thấy rằng khi sử dụng SVM thì đặc trưng BDIP có hiệu quả hơn hẳn so với đặc trưng GLCM13 hay FOS. Kết hợp tất cả các đặc trưng cũng không làm tăng hiệu quả phân loại.

Kết quả Az=0.9102 là tốt hơn so với các kết quả của Buciu [56], Silva [102], Ramos [85], Li [104] và có thể coi là tương đương với kết quả Az=0.911 của Ambroabadi [13] như liệt kê bảng 4.2. Điểm lợi thế ở đây là chỉ cần một đặc trưng BDIP duy nhất để mô tả vùng nghi ngờ. Việc tính toán đặc trưng BDIP này cũng là đơn giản hơn so với tính toán các đặc trưng trong các nghiên cứu kể trên.

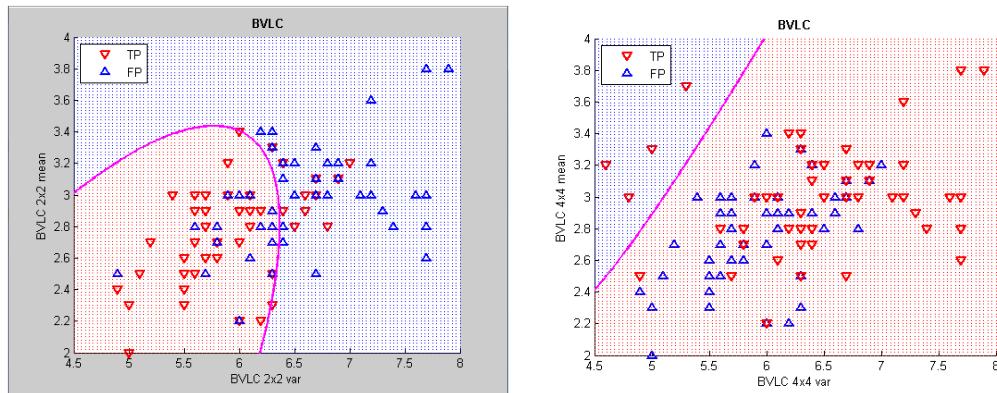
- Đặc trưng BVLC đa mức

Như đã trình bày ở mục 4.2.4, đặc trưng BVLC thể hiện biến thiên hệ số tương quan của khối cục bộ khi bị dịch đi các hướng. Nếu biến thiên kết cấu của vùng cục bộ càng lớn thì giá trị đặc trưng BVLC càng lớn.

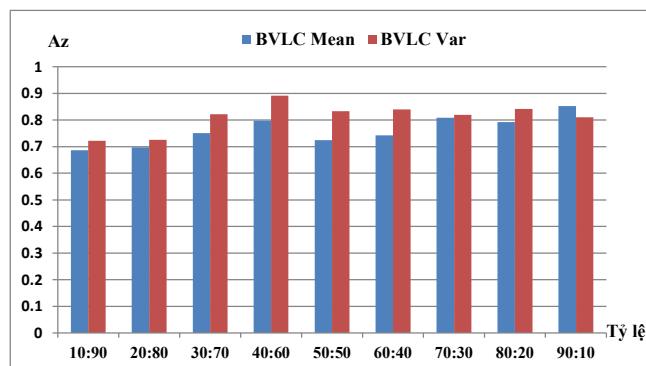
Với cơ chế tạo ảnh dựa trên sự hấp thụ tia X của mô vú, ảnh chụp X-quang vú là khác biệt so với ảnh siêu âm thai hay siêu âm vú (dựa vào sự phản xạ, hấp thụ sóng siêu âm). Các tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú thì có nhiều hình dạng, đường bao, mật độ khác nhau và thường bị ẩn dưới lớp mô tuyến. Vì vậy, nhìn chung, biến thiên kết cấu và dẫn đến là đặc trưng BVLC của vùng tổn thương hình khối có phân bố khác biệt so với của vùng mô vú bình thường. Do đó có thể dựa trên đặc trưng BVLC để phân loại vùng nghi ngờ tổn thương hình khối.

Tiến hành phân tích phân bố của cặp đặc trưng (BVLC<sub>kxk</sub> var, BVLC<sub>kxk</sub> mean) như được minh họa ở hình 4.22. Có thể thấy rằng đặc trưng BVLC của vùng chứa tổn thương hình khối (TP-ROI) có phân bố khác biệt so với vùng chứa mô vú bình thường (FP-ROI).

Điều này là phù hợp với phân tích ở trên. Ngoài ra, có thể nhận xét rằng BVLC<sub>kxk</sub> var có xu hướng phân bố rộng hơn nên có khả năng cho hiệu suất phân loại cao hơn BVLC<sub>kxk</sub> mean. Từ nhận xét này, 6 đặc trưng BVLC đa mức được chia thành 2 nhóm. Nhóm thứ nhất được đặt tên là BVLC Var gồm chỉ bao gồm các đặc trưng BVLC<sub>kxk</sub> var. Nhóm 3 đặc trưng BVLC<sub>kxk</sub> mean còn lại được gọi là nhóm BVLC Mean.



**Hình 4.22.** Phân bố của cặp đặc trưng (BVLC<sub>kxk</sub> mean, BVLC<sub>kxk</sub> var).



**Hình 4.23.** Giá trị Az thu được khi sử dụng 2 nhóm đặc trưng BVLC Mean và BVLC Var.

Hình 4.23 tổng hợp giá trị Az thu được với 2 nhóm đặc trưng BVLC kể trên với các tỷ lệ giữa tập huấn luyện và tập kiểm tra (10-i):i khác nhau tương ứng với i chạy từ 1 tới 9. Có thể dễ dàng nhận thấy rằng, trong hầu hết các trường hợp, nhóm đặc trưng BVLC Var cho kết quả tốt hơn so với nhóm đặc trưng BVLC Mean. Trường hợp duy nhất BVLC Mean cho kết quả tốt hơn BVLC Var đó là khi i=1. Giá trị Az tốt nhất đạt được khi i=6 là Az=0.8915 với nhóm đặc trưng BVLC Var. Giá trị Az tương ứng với nhóm đặc trưng BVLC Mean là Az=0.7975.

Được liệt kê trong bảng 4.11 là các giá trị Az thu được khi đánh giá riêng biệt từng đặc trưng BVLC ở các mức độ chia khác nhau trong trường hợp i=6. Có thể nhận thấy rằng, ở cùng một mức chia k thì đặc trưng BVLC<sub>kxk</sub> var luôn cho kết quả tốt hơn so với

BVLCkxk mean. Điều này xác thực lại nhận xét rằng BVLCkxk var có xu hướng cho kết quả tốt hơn BVLCkxk mean khi phân tích phân bố dữ liệu ở hình 4.22.

**Bảng 4.11.** Các giá trị Az thu được với các đặc trưng BVLC khác nhau với  $i=6$ .

| Hiệu quả | BVLC<br>Mean  | BVLCkxk mean               |        |        |
|----------|---------------|----------------------------|--------|--------|
|          |               | k=2                        | k=3    | k=4    |
| Az       | 0.7975        | 0.7390                     | 0.7288 | 0.6527 |
|          | BVLC<br>Var   | BVLC var                   |        |        |
|          |               | k=2                        | k=3    | k=4    |
| Az       | <b>0.8915</b> | 0.8404                     | 0.8033 | 0.7955 |
|          |               | BVLC var + BVLC mean       |        |        |
|          |               | k=2                        | k=3    | k=4    |
| Az       |               | 0.8745                     | 0.8015 | 0.6772 |
|          |               | All BVLC var + BVLC2x2mean |        |        |
|          |               | 0.9325 ( $\pm 0.0005$ )    |        |        |

Đồng thời, khi xét xét đặc trưng BVLCkxk var hay BVLCkxk mean ở các mức chia k khác nhau thì thấy, mức chia k là càng lớn thì hiệu quả càng nhỏ. Điều này có thể giải thích như sau. Mức chia k càng lớn có nghĩa là hình chữ nhật bao quanh vùng ROI được chia thành nhiều khối càng nhỏ. Khối càng nhỏ thì khả năng biến thiên kết cấu trong khối càng nhỏ, đặc trưng BVLC của khối cũng càng nhỏ.

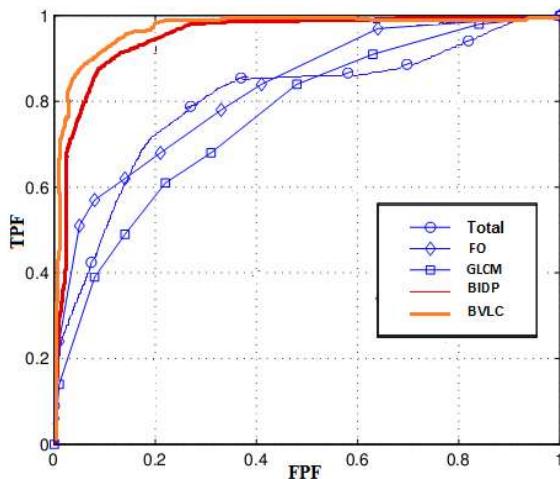
Nhận xét trên cũng đúng khi kết hợp đồng thời 2 đặc trưng BVLCkxk var và BVLCkxk mean. Giá trị Az lớn nhất được được trong trường hợp này là Az=0.8745 với k=2. Tuy nhiên việc kết hợp này không phải lúc nào cũng dẫn đến việc tăng giá trị Az so với khi sử dụng riêng rẽ 2 đặc trưng này. Cụ thể là {BVLCkxk var và BVLCkxk mean} với k=3 và 4 thì cho kết quả tốt hơn so với BVLCkxk mean nhưng lại nhỏ hơn so với BVLCkxk var tương ứng. Chỉ duy nhất với k=2 là có kết quả khả quan hơn so với khi sử dụng riêng rẽ (0.8745 so với 0.7390 và 0.8404). Phát hiện này cho thấy, sự phụ thuộc của các đặc trưng BVLC3x3 mean và BVLC4x4 vào các đặc trưng BVLC3x3 var và BVLC4x4 var là lớn hơn so với sự phụ thuộc của BVLC2x2 mean vào BVLC2x2 var.

Kết hợp với việc giá trị Az lớn nhất thu được Az=0.8745 khi dùng (BVLC2x2 var và BVLC2x2 mean) nhỏ hơn so với Az=0.8915 khi dùng bộ đặc trưng BVLC Var, có thể kết luận rằng sử dụng kết hợp nhóm đặc trưng BVLC Var với nhóm đặc trưng BVLC Mean (sử dụng toàn bộ các đặc trưng BVLC đa mức) sẽ không hiệu quả bằng kết hợp nhóm đặc trưng BVLC Var với một trong số các đặc trưng BVLC mean. Và rõ ràng là kết quả đạt được sẽ tốt nhất khi kết hợp với đặc trưng BVLC2x2 mean. Kết quả tốt nhất đạt được khi đó là Az=0.9325 > 0.9 cho thấy phương pháp đề xuất có hiệu quả phân loại xuất sắc [59].

Kết quả  $Az=0.9325$  này chính là trung bình cộng các kết quả thu được khi thực hiện kiểm tra 10 mô hình SVM đã được huấn luyện (xem phần 4.4.2.2). Giá trị  $\pm 0,0005$  được đưa ra ở bảng 4.11 chính là độ lệch chuẩn của giá trị Az thu được. Độ lệch chuẩn trong trường hợp này là rất nhỏ chứng tỏ hiệu quả phân loại của phương pháp đề xuất là rất ổn định.

Hình 4.24 và bảng 4.12 biểu diễn hiệu quả phân loại của SVM khi sử dụng nhóm đặc trưng BVLC Var cùng BVLC2x2 mean so với các bộ đặc trưng khác như FOS, GLCM và BDIP đa mức. Kết quả thu được cho thấy, khi sử dụng SVM cùng nhóm đặc trưng BVLC Var và BVLC2x2 mean cho kết quả  $Az=0.9325$  là tốt hơn nhiều so với sử dụng SVM cùng bộ đặc trưng BDIP hay GLCM13 hay FOS. Kết hợp tất cả các đặc trưng này cũng không đem lại sự cải thiện về hiệu quả.

Kết quả này được trình bày tại công trình số 7 trong Danh mục Các công trình đã công bố.



**Hình 4.24.** Đường cong ROC thu được khi so sánh nhóm đặc trưng BVLC Var cùng BVLC2x2 mean với các bộ đặc trưng FOS, GLCM13 và BDIP đa mức.

**Bảng 4.12.** So sánh nhóm đặc trưng BVLC Var cùng BVLC2x2 mean với bộ đặc trưng FOS, GLCM13 và BDIP đa mức

| Bộ đặc trưng           | Az            |
|------------------------|---------------|
| FOS                    | 0.6935        |
| GLCM13                 | 0.7839        |
| BDIP                   | 0.9102        |
| BVLC Var + BVLC2x2mean | <b>0.9325</b> |

So sánh với kết quả của một số nghiên cứu gần đây được liệt kê ở bảng 4.13 thì nhận thấy phương pháp đề xuất sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM để phân loại vùng nghi ngờ dựa

trên các đặc trưng BVLC đa mức của chúng cho kết quả vượt trội so với các nghiên cứu này. Đồng thời, số lượng đặc trưng đề xuất sử dụng chỉ là 4 so với hàng chục, thậm chí là hàng trăm đặc trưng trong các nghiên cứu đó. Việc tính toán các đặc trưng BVLC là tương đối đơn giản hơn so với việc tính toán các đặc trưng như Gabor wavelet trong [56], ridgelet trong [85] hay wavelet rời rạc trong [68]. Nghiên cứu của Manso [6] cho Az=0.937 chỉ lớn hơn 1 chút so với Az=0.9325 của phương pháp đề xuất. Số lượng đặc trưng được sử dụng trong [6] là 10 cũng không quá lớn so với 4 trong phương pháp đề xuất. Tuy nhiên việc tính toán 10 đặc trưng ICA này là phức tạp hơn so với việc tính toán 4 đặc trưng BVLC.

**Bảng 4.13.** So sánh phương pháp đề xuất với một số nghiên cứu gần đây trên thế giới

| Tác giả             | Năm  | Số ROI | Số đặc trưng | Loại đặc trưng                  | Az            |
|---------------------|------|--------|--------------|---------------------------------|---------------|
| Amroabadi [13]      | 2011 | 50     | 245          | GLCM, PCA                       | 0.9110        |
| Buciu [56]          | 2011 | 64     | 86400        | Gabor wavelet                   | 0.7900        |
| Silva [102]         | 2011 | 3871   | 1488         | Ripley, Moran, Geary            | 0.8700        |
| Ramos [85]          | 2012 | 120    | 30           | Wavelet                         | 0.9000        |
| Choi [25]           | 2012 | 2742   | 795          | GLCM, LBP, GLDS, Hình thái RBST | 0.9170        |
| Ro [26]             | 2012 | 1293   | 357          | Phân bố LBP                     | 0.9210        |
| Manso [6]           | 2013 | 5052   | 10           | ICA                             | 0.9370        |
| Phương pháp đề xuất |      | 2702   | 4            | BVLC                            | <b>0.9325</b> |

**Bảng 4.14.** So sánh phương pháp đề xuất với các phương pháp có Az lớn hơn

|                     | Số ROI | Số đặc trưng | Loại đặc trưng                                                              | Az     |
|---------------------|--------|--------------|-----------------------------------------------------------------------------|--------|
| Gorgel [78]         | 269    | 119          | SWT                                                                         | 0.970  |
| Narcimento [68]     | 360    | 15360        | DWT                                                                         | 0.980  |
| Chen [92]           | 15000  | 76           | GLCM, rời rạc, Markov, phi Markov, kết cấu độ dài chạy, fractal, GLCM quang | 0.981  |
| Phương pháp đề xuất | 2702   | 4            | BVLC                                                                        | 0.9325 |

Số liệu thống kê ở bảng 4.14 cho thấy, phương pháp phân loại vùng nghi ngờ được đề xuất cho hiệu quả là còn kém hơn với một vài nghiên cứu khác như nghiên cứu của Gorgel [78], của Narcimento [68] hay của Chen [92]. Tuy nhiên số lượng 4 đặc trưng được sử dụng ở đây là nhỏ hơn rất nhiều lần so với số đặc trưng lần lượt là 119, 15360 và 76 được sử dụng trong các nghiên cứu đó. Ngoài ra, có thể thấy rằng tính toán các đặc trưng biến đổi wavelet cầu SWT trong [78], đặc trưng biến đổi wavelet rời rạc DWT trong [68]

hay nhóm các đặc trưng GLCM, rời rạc, Markov, phi Markov, kết cấu độ dài chạy, fractal, GLCM quang thì phức tạp hơn nhiều so với tính toán đặc trưng BVLC. Như vậy, phương pháp đề xuất là có khả năng tiềm tàng để nghiên cứu sâu hơn.

#### **4.5. Kết luận**

Số lượng dương tính giả lớn khi yêu cầu độ nhạy cao là nhược điểm chính của các công cụ hỗ trợ phát hiện các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú. Do đó, đòi hỏi cần phải có biện pháp để giảm số lượng dương tính giả này xuống.

Chương 4 này đề xuất một phương pháp giảm số lượng dương tính giả. Đó là sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM để phân loại các vùng nghi ngờ tồn thương hình khối thành vùng chứa tồn thương hình khối hay vùng chứa mô bình thường dựa trên các đặc trưng BVLC đa mức của chúng. Đây cũng là đề xuất đầu tiên sử dụng BVLC để biểu diễn vùng nghi ngờ tồn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú.

Kết quả đạt được cho thấy, phương pháp đề xuất là đơn giản (số lượng đặc trưng chỉ là 4), cho hiệu quả xuất sắc và ổn định ( $Az=0.9325 \pm 0.0005$ ), là tương đương với hầu hết các nghiên cứu gần đây trên thế giới (bảng 4.13) và có khả năng tiềm tàng để nghiên cứu sâu hơn. Đồng thời chứng minh được một số điểm sau:

- Máy vectơ hỗ trợ SVM cho kết quả phân loại tốt hơn và ổn định hơn so với mạng nơron NN.
- Các đặc trưng BVLC là những đặc trưng mô tả vùng nghi ngờ tồn thương hình khối tốt hơn so với các đặc trưng BDIP, GLCM hay FOS.
- Sử dụng đặc trưng BVLC là tốt hơn đặc trưng BDIP

## KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

### Kết luận

Mục tiêu nghiên cứu của luận án là xây dựng, phát triển một giải pháp hỗ trợ phát hiện dấu hiệu tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú. Luận án đã kiến nghị sử dụng và đề xuất một loạt các phương pháp có hiệu quả cao để giải quyết các vấn đề cần giải quyết của luận án bao gồm: tiền xử lý, nâng cao chất lượng của ảnh chụp X-quang vú; phát hiện các vùng nghi ngờ tổn thương hình khối và giảm số lượng dương tính giả. Các kết quả thực nghiệm đã được đưa ra để chứng minh hiệu quả của các giải pháp được đề xuất. Như vậy là luận án đã hoàn thành mục tiêu đặt ra.

Các đóng góp chính của luận án bao gồm

1) Đề xuất tăng cường chất lượng ảnh chụp X-quang vú bằng biến đổi hình thái Top-hat kết hợp với Bottom-hat. Ảnh ban đầu công với ảnh biến đổi Top-hat và trừ đi ảnh biến đổi Bottom-hat. Kết quả thu được ảnh có độ chênh lệch cực đại về cường độ mức xám giữa các đối tượng, các đối tượng được phân tách rõ ràng hơn.

2) Đề xuất phương pháp tìm kiếm theo đường biên động để phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối cải tiến từ phương pháp của Belloti [80]. Cải tiến của phương pháp đề xuất so với phương pháp ban đầu đó là sử dụng thêm một mức ngưỡng để so sánh và chỉ tìm kiếm theo 1 chiều.

Cải tiến này đã đem lại sự cải thiện mạnh về độ nhạy (93.48% so với 83.1%).

3) Đề xuất dùng máy vector hỗ trợ SVM cùng các đặc trưng biến thiên hệ số tương quan cục bộ khối BVLC đa mức của vùng nghi ngờ tổn thương hình khối để phân loại chúng thành vùng thực chứa tổn thương hình khối hay vùng chứa mô vú bình thường.

Kết quả đạt được  $Az=0.9325\pm0.0005$  cùng số đặc trưng BVLC cần thiết chỉ là 4 cho thấy, phương pháp đề xuất là đơn giản, cho hiệu quả xuất sắc và ổn định.

### Hướng phát triển

Trên cơ sở các kết quả mà luận án đã đạt được, nội dung nghiên cứu của luận án có thể được tiếp tục nghiên cứu và phát triển theo các hướng sau

- Nghiên cứu, phát triển giải pháp hỗ trợ chẩn đoán vùng chứa tổn thương hình khối là ác tính hay lành tính
- Nghiên cứu, phát triển giải pháp hỗ trợ phát hiện vùng chứa tổn thương vôi hóa (canxi hóa)

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

### TIẾNG VIỆT

- [1]. Bích Thủy, Hải Yến (1997) *Cẩm nang vú và bệnh ung thư vú*. Nhà Xuất bản Y học.
- [2]. Bộ Y tế - Bệnh viện K (2008) *Dự án Quốc gia về phòng chống ung thư* (<http://benhvienk.com/pcut/du-an-quoc-gia-ve-pcut>). Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [3]. Nguyễn Chấn Hùng (2000) *Ung thư học nội khoa*. Nhà xuất bản Y Học Thành phố Hồ Chí Minh.
- [4]. Nguyễn Thái Hà, Nguyễn Đức Thuận, Phạm Mạnh Hùng, Đào Trang Linh, Trần Thanh Minh (2009) *Phân vùng ảnh X-quang vú bằng phương pháp chênh lệch mức xám đồ*. Tạp chí Khoa học và Công nghệ Các trường Đại học Kỹ thuật, số 74, 2009.

### TIẾNG ANH

- [5]. A. E. Hassanein, A. Bard (2003) *A comparative study on digital, enhancement algorithm based on fuzzy theory*. Studies in Informatics and Control, vol. 12(1), 2003, pp. 21-31.
- [6]. A. G. Manso, C. G. Orellana, H. G. Velasco, R. G. Caballero, M. M. Macías (2013) *Consistent performance measurement of a system to detect masses in mammograms based on blind feature extraction*. Biomedical Engineering Online, vol. 12(2), 2013.
- [7]. A. Halim (2009) *Human Anatomy: Female Pelvis and Breast*. I. K. International Publishing House.
- [8]. A. P. Nunes, A. C. Silva, A. C. de Paiva (2009) *Detection of Masses in Mammographic Images Using Simpson's Diversity Index in Circular Regions and SVM*. Springer Lecture Notes in Computer Science, vol. 5632, 2009, pp. 540-553.
- [9]. A. Talebpour, D. Arefan, H. Mohamadlou (2013) *Automated Abnormal Mass Detection in the Mammogram Images Using Chebyshev Moments*. Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology vol. 5(2), 2013, pp. 513-518.
- [10]. A. Van Steen, R. Van Tiggelen, *Short history of mammography: a Belgian perspective*, JBR BTR, vol. 90(3), 2007, pp. 151-153.
- [11]. Alfonso Rojas Domínguez, Asoke K. Nandi (2008) *Detection of masses in mammograms via statistically based enhancement multilevel - thresholding segmentation, and region selection*. Comput. Med. Imaging and Graphics, vol. 32(4), 2008, pp. 304–315.
- [12]. American College of Radiology (2003) *ACR BI-RADS - Breast Imaging Reporting and Data System*. ACR, 4th Edition, 2003.
- [13]. Amroabadi S. H., Ahmadzadeh M. R., Hekmatnia A. (2011) *Mass Detection in Mammograms Using GA based PCA and Haralick Features Selection*. 19<sup>th</sup> Iranian Conference on Electrical Engineering, 2011, pp. 1-4.

- [14]. Arianna Mencattini, Giulia Rabottino, Marcello Salmeri, Roberto Lojacono, Emanuele Colini (2008) *Breast Mass Segmentation in Mammographic Images by an Effective Region Growing Algorithm*. Springer Lecture Notes in Computer Science, vol. 5259, 2008, pp. 948-957.
- [15]. B. Hemdal, I. Andersson, A. Thilander Klang, G. Bengtsson, W. Leitz, N. Bjurstam, O. Jarlman, S. Mattsson (2002) *Mammography - recent technical developments and their clinical potential*. SSI report, vol. 8, 2002.
- [16]. B. S. Hulka, P. G. Moorman (2001) *Breast cancer: hormones and other risk factors*. Maturitas, vol. 38, 2001, pp.103–106.
- [17]. Berbar M. A., Reyad Y.A., Hussain M. (2012) *Breast Mass Classification using Statistical and Local Binary Pattern Features*. 16<sup>th</sup> International Conference on Information Visualisation, pp. 486-490, 2012.
- [18]. Boser B. E., Guyon I. M., Vapnik V. N. (1992) *A training algorithm for optimal margin classifier*. 5<sup>th</sup> Annual Workshop on Computational Learning Theory, 1992, pp. 144-152.
- [19]. Bovis K., Singh S. (2000) *Detection of masses in mammograms using texture features*. 15<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition (ICPR'00), 2000, pp. 267-269.
- [20]. C. H. Lee (2002) *Screening mammography: proven benefit, continued controversy*. Radiologic Clinics of North America, vol. 40, 2002, pp. 395-407.
- [21]. C. H. Wei, S. Y. Chen, X. Liu (2012) *Mammogram retrieval on similar mass lesions*. Comput. Methods Prog. Biomed, vol. 106(3), 2012, pp. 234–248
- [22]. C. J. Vyborny, M. L. Giger, and R. M. Nishikawa (2000) *Computer-aided detection and diagnosis of breast cancer*. Radiologic Clinics of North America, vol. 38, 2000, pp. 725-740.
- [23]. Cascio D., Fauci F., Magro R., Raso G. et all (2004) *Mammogram Segmentation by Contour Searching and Massive Lesion Classification with Neural Network*. 2004 IEEE Nuclear Science Symposium Conference, pp.2695-2699.
- [24]. Celia Varela, Pablo G. Tahoces, Arturo J. Méndez, Miguel Souto (2007) *Computerized detection of breast masses in digitized mammograms*. Computer in Biology and Medicine, vol. 37, 2007, pp.214-226.
- [25]. Choi J. Y., Kim D. H., Plataniotis K. N., Ro Y. M. (2012) *Combining Multiple Feature Representations and Ada-Boost Ensemble Learning for Reducing False - Positive Detection in Computer-aided Detection of Masses in Mammograms*. 34<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology (EMBC'12), 2012, pp. 4394-4397.
- [26]. Choi J. Y., Ro Y. M (2012) *Multiresolution local binary pattern texture analysis combined with variable selection for application to false - positive reduction in computer - aided detection of breast masses on mammograms*. Physics in Medicine and Biology, vol. 57(21), 2012, pp. 7029-7052.
- [27]. Corinna Cortes, Vladimir Vapnik (1995) *Support-vector networks*. Machine Learning, vol. 20(3), 1995, pp. 273-297.
- [28]. Dabour W. (2008) *Improved Wavelet Based Thresholding for Contrast*

- Enhancement of Digital Mammograms.* 2008 International Conference on Computer Science and Software, pp. 948-951.
- [29]. David Raba, Arnau Oliver, Joan Martí, Marta Peracaula, Joan Espunya (2005) *Breast Segmentation with Pectoral Muscle Suppression on Digital Mammograms*. Springer Lecture Notes in Computer Science, vol. 3523, 2005, pp. 471-478.
  - [30]. E. D. Pisano, C. Gatsonis, E. Hendrick, M. Yaffe, J. K. Baum et all (2005) *Diagnostic performance of digital versus film mammography for breast-cancer Screening*, The New England Journal of Medicine, vol. 353(17), 2005, pp.1773–1783.
  - [31]. E. S. de Paredas (1994) *Radiographic breast anatomy: Radiologic signs of breast cancer*, RSNA Categorical Course Phys, 1994, pp. 35-46.
  - [32]. E. Song, S. Xu, X. Xu, J. Zeng et all (2010) *Hybrid Segmentation of Mass in Mammograms Using Template Matching and Dynamic Programming*. Acad. Radiol, vol. 17, 2010, pp. 1414-1424.
  - [33]. F. J. Esteva and G. N. Hortobagyi (2008) *New breast cancer treatments help sufferers gain ground*. Scientific American Magazine, May 27, 2008.
  - [34]. Fatemeh Moayedi, Zohreh Azimifar, Reza Boostani (2007) *Contourlet-Based Mammography Masses Classification*. Springer Lecture Notes in Computer Science, vol. 4633, 2007, pp. 923-934.
  - [35]. Ganesan K., Acharya R. U., Chua C. K., Min L. C., Mathew B., Thomas A. K. (2013) *Decision support system for breast cancer detection using mammograms*. Proc. Inst. Mech. Eng. H., vol. 227(7), 2013, pp. 721-732.
  - [36]. Gary J. Whitman, Anne C. Kushwaha (2008) *Breast cancer*, chapter Mammography, Magnetic Resonance Imaging of the Breast, and Radionuclide Imaging of the Breast,. M. D. Anderson Cancer Care Series, 2<sup>nd</sup> Edition, 2008, pp. 83–120.
  - [37]. Guillaume Kom, Alain Tiedeu, Martin Kom (2007) *Automated detection of masses in mammograms by local adaptivethresholding*. Computers in Biology and Medicine, vol. 37(1), 2007, pp. 37–48.
  - [38]. H. D. Cheng, Huijuan Xu (2002) *A novel fuzzy logic approach to mammogram contrast enhancement*, Information Sciences, vol. 148(1–4), 2002, pp. 167–184.
  - [39]. H. J. So, M. H. Kim, N. C. Kim (2009) *Texture classification using wavelet-domain BDIP and BVLC features*. 17<sup>th</sup> European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2009), 2009, pp. 1117-1120.
  - [40]. H. K. Huang (2010) *PACS and imaging informatics: basic principles and applications*. WileyBlackwell.
  - [41]. H. Mirzaalian, M.R. Ahmadzadeh, S. Sadri, M. Jafari (2007) *Pre-processing Algorithms on Digital Mammograms*. IAPR Conference on Machine Vision Applications, 2007, pp. 118-121.
  - [42]. Hanley J. A., McNeil B. J. (1982) *The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve*. Radiology, vol. 143(1), 1982, pp. 29-36.

- [43]. Haralick R. M. (1979) *Statistical and Structural Approaches to Texture*. Proceeding of IEEE, vol. 67, 1979, pp. 786-804.
- [44]. Homero Schiabel, Vivian T. Santos, Michele F. Angelo (2008) *Segmentation technique for detecting suspect masses in dense breast digitized images as a tool for mammography*. 2008 ACM symposium on Applied computing (SAC '08), pp. 1333-1337.
- [45]. <http://marathon.csee.usf.edu/Mammography/Database.html>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [46]. <http://pages.cs.wisc.edu/~bolo/shipyard/neural/local.html>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [47]. <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [48]. <http://www.acr.org/quality-safety/resources/birads/mammography>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [49]. <http://www.breastcancer.org/pictures/types>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [50]. <http://www.cancer.org>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [51]. <http://www.doc.ic.ac.uk/~sgc/teaching/pre2012/v231/lecture13.html>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [52]. <http://www.fda.gov/>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [53]. <http://www.hologic.com/products/imaging/mammography/digitizing-solutions>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [54]. <http://www.icadmed.com/products/mammography/mammography.htm>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [55]. <http://www.imaginis.com/mammography/how-mammography-is-performed-imaging-and-positioning-1>. Lần truy cập cuối: 10/12/2014
- [56]. I. Buciu, A. Gaesadi (2011) *Directional features for automatic tumor classification of mammogram in images*. Biomedical Signal Processing and Control, vol. 6, 2011, pp. 370-378.
- [57]. J. A. Ali, J. Janet (2013) *Mass Classification in Digital Mammograms based on Discrete Shearlet transform*. Journal of Computer Science, vol. 9(6), 2013, pp. 726-732.
- [58]. J. A. Arias, V. Rodriguez, R. Miranda (2013) *Meaningful Features for Computerized Detection of Breast Cancer*, Springer Lecture Notes in Computer Science, vol. 8259, 2013, pp. 198-205.
- [59]. J. A. Swets (1988) *Measuring the accuracy of diagnostic systems*. Science, vol. 240, 1988, pp. 1285–1293.
- [60]. J. T. Sample (2003) *Computer Assisted Screening of Digital Mammogram Images*. PhD Dissertation, Louisiana State University, 2003.
- [61]. K. Yuvaraj, U. S. Ragupathy (2013) *Computer Aided Segmentation and Classification of Mass in Mammographic Images using ANFIS*, European Journal for Biomedical Information, vol. 9(2), 2013, pp. 37-41.
- [62]. Kumar S. M., Balakrishnan G. (2013) *Multi Resolution Analysis for Mass Classification in Digital Mammogram using Stochastic Neighbor Embedding*,

- 2013 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP), pp. 101-105.
- [63]. L. O. Martins, L. O. Junior, A. C. Silva, A. C. Paiva, M. Gattass (2009) *Detection of Masses in Digital Mammograms using K-mean and Support Vector Machine*, Electronic Letters on Comput. Vision and Image Anal., vol. 8(2), 2009, pp. 39-50.
  - [64]. M. Bator, L. J. Chmielewski (2009) *Finding regions of interest for cancerous masses enhanced by elimination of linear structures and considerations on detection correctness measures in mammography*. Pattern Anal. Applic., vol.12, 2009, pp.377-390.
  - [65]. M. H. Swartz (2004) *Textbook of Physical Diagnosis: History and Examination*. WB Saunders Co.
  - [66]. M. M. Eltoukhy, I. Faye, B. B. Samir (2010) *Automatic Detection of Breast Masses in Digital Mammograms Using pattern Matching*. 2010 IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), pp. 73-76.
  - [67]. M. Masek (2004) *Hierarchical Segmentation of Mammograms Based on Pixel Intensity*, PhD Dissertation, The University of Western Australia, 2004.
  - [68]. M. Z. do Nascimento, A. S. Martins , L. A. Neves, R. P. Ramos et all (2013) *Classification of masses in mammographic image using wavelet domain features and polynomial classifier*. Expert Systems with Applications, vol. 40, 2013, pp. 6213-6221.
  - [69]. Man To Wong, Xiangjian He, Hung Nguyen, Wei-Chang Yeh (2012) *Mass Classification in Digitized Mammograms Using Texture Features and Artificial Neural Network*, Springer Lecture Note in Computer Science, vol. 7667, 2012, pp. 151-158.
  - [70]. Moayedi F., Azimifar Z., Boostani R., Katebi S. (2010) *Computer - based mammography mass classification using SVM family*. Computer in Biology and Medicine, vol. 40, 2010, pp. 373-383.
  - [71]. N. Cristianini, J. Shawe-Taylor (2010) *An Introduction to Support Vector Machines*. Cambridge University Press.
  - [72]. N. Karssemeijer (1998) *Automated classification of parenchymal patterns in mammograms*, Phys. Med. Biol., vol. 43(2), 1998, pp. 365–378.
  - [73]. N. Karssemeijer, J. D. Otten, A. L. Verbeek, J. H. Groenewoud, H. J. de Koning, J. H. Hendriks and R. Holland (2003) *Computer-aided detection versus independent double reading of masses in mammograms*. Radiology, vol. 227, 2003, pp. 192–200.
  - [74]. Namita Aggarwal, R. K. Agrawal (2012) *First and Second Order Statistics Features for Classification of Magnetic Resonance Brain Images*. Journal of Signal and Information Processing, vol. 3, 2012, pp. 146-153.
  - [75]. National Cancer Institute (2007) *Recommendations on screening, prevention and treatment of breast cancer*. US National Institutes of Health.
  - [76]. Nguyen Thai Ha, Nguyen Duc Thuan, Pham Manh Hung, Doan Dinh Nhan (2009) *Gray Level Cooccurrence Matrix Application of Abnormalities on Mammograms*.

- Journal of Science and Technology Technical University, vol. 73B, 2009.
- [77]. P. P. Osin, R. Anbazhagan, J. Bartkova, B. Nathan, B.A. Gusterson (1998) *Breast development gives insights into breast disease*. Histopathology, vol. 33(3), 1998, pp. 275–283.
- [78]. Pelin Görgel, Ahmet Sertbas, Osman N. Ucan (2013) *Mammographical mass detection and classification using Local Seed Region Growing–Spherical Wavelet Transform (LSRG–SWT) hybrid scheme*. Computers in Biology and Medicine, vol. 43(6), 2013, pp. 765–774.
- [79]. R. A. Jong, M. J. Jaffe (2005) *Digital mammography*, Can Assoc Radiol J, 2005, pp. 319–323.
- [80]. R. Bellotti, F. De Carlo, S. Tangaro, G. Gargano, G. Maggipinto et all (2006) *A completely automated CAD system for mass detection in a large mammographic database*, Med. Phys. vol. 33(8), 2006, pp. 3066-75.
- [81]. R. C. Gonzales, R. Woods (2008) *Digital Image Processing*, Prentice Hall.
- [82]. R. E. Lenhard, R. T. Osteen, T. Gansler (2002) *Clinical oncology*. American Cancer Society, Atlanta, 2001. American Joint Committee on Cancer, editor. AJCC cancer staging manual. Springer-Verlag, New York, 6th edition.
- [83]. R. J. Ferrari, R. M. Rangayyan, J. E. L. Desautels, R. A. Borges, A. F. Frère (2004) *Automatic Identification of the Pectoral Muscle in Mammograms*. IEEE Trans. Med. Imag, vol. 23(2), 2004, pp. 232-245.
- [84]. R. Kohavi (1995) *A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection*, 14<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial intelligence (IJCAI'95), 1995, pp. 1137-43.
- [85]. R. P. Ramos, M. Z de Nascimento, D.C. Pereira (2012) *Texture extraction: An evaluation of ridgelet, wavelet and co-occurrence based methods*. Expert Systems with Applications, vol. 39, 2012, pp. 11036-11047.
- [86]. Rangaraj M. Rangayyan (2005) *Biomedical Image Analysis*. CRC Press.
- [87]. S. A. Feig, M. J. Yaffe (1996) *Current status of digital mammography*. Semin Ultrasound CT MR, vol. 17(5), 1996, pp. 424–443.
- [88]. S. Campleman, R. Curtis, C. Morris, S. L Kwong (2004) *Breast Cancer in California*, 2003, volume Chapter 9: Laterality, Detailed Site, and Histology of Female Breast Cancer, California, 1988–1999. California Department of Health Services, Cancer Surveillance Section Sacramento, California, 2004.
- [89]. S. K. Lee, P.S. Liao, S.M. Guo, N.S. Yu, L.C. Chen, C.I. Chang (2012) *Mass detection in Mammograms*. International Journal on Computer, Consumer and Control, vol. 1(1), 2012, pp. 8-16.
- [90]. Sampat M. P., Bovik A. C. (2003) *Detection of Spiculated Lesions in Mammograms*. 25<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC'03), 2003, pp. 810-813.
- [91]. Scharcanski J., Jung C. R. (2006) *Denoising and enhancing digital mammographic images for visual screening*. Comput. Med. Imaging Graphics, vol. 30, 2006, pp 243-254.

- [92]. Shen-Chuan Tai, Zih-Siou Chen, Wei-Ting Tsai (2014) *An Automatic Mass Detection System in Mammograms based on Complex Texture Features*. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 18(2), 2014, pp. 618-627.
- [93]. Sze Man Kwok, Chandrasekhar R. A., Attikiouzel Y., Rickard M. T. (2004) *Automatic pectoral muscle segmentation on mediolateral oblique view mammograms*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23(9), 2004, pp. 1129-1140.
- [94]. T. D. Nguyen, S. H. Kim and N. C. Kim (2006) *Surface extraction using SVM-based texture classification for 3D fetal ultrasound image*. 1<sup>st</sup> International Conference on Communications and Electronics (ICCE2006), 2006, pp. 285-290.
- [95]. T. M. Kolb, J. Lichy, J. H. Newhouse (2002) *Comparison of the performance of screening mammography, physical examination, and breast us and evaluation of factors that influence them: an analysis of 27,825 patient evaluations*. Radiology, vol. 225, 2002, pp. 165-175.
- [96]. T. S. Subashini, V. Ramalingam, S. Palanivel (2010) *Automated assessment of breast tissue density in digital mammogram*, Computer Vision and Image Understanding, vol. 114(1), 2010, pp. 33–43.
- [97]. T. Stojic, I. Reljin, B. Reljin (2005) *Local Contrast Enhancement in Digital Mammography by Using Mathematical Morphology*. 2005 IEEE International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS), pp. 609-612.
- [98]. Terada T., Fukumizu Y. , Yamauchi H., Chou H., Kurumi Y. (2010) *Detecting Mass and Its Region in Mammograms Using Mean Shift Segmentation and Iris Filter*. 2010 International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT), pp. 1176-1179.
- [99]. U. Bick, K. Doi (2000) *Tutorial on Computer Aided-Diagnosis - Computer Aided Diagnosis Tutorial*. CARS 2000.
- [100]. Vladimir Vapnik (1995) *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag.
- [101]. W. A. Murph, J. M. Destouet, B. S. Monsees (1990) *Professional quality assurance for mammography screening programs*. Radiology, vol. 175, 1990, pp. 319-320.
- [102]. W. B. Sampaio, E. M. Diniz, A. C. Silva, A. C. de Paiva, M. G. (2011) *Detection of masses in mammogram images using CNN, geostatistic functions and SVM*. Computer in Biology and Medicine, vol. 41, 2011, pp. 653-664.
- [103]. Wei Zhao, W. G. Ji, A. Debrie, J. A Rowlands (2003) *Imaging performance of amorphous selenium based flat-panel detectors for digital mammography: Characterization of a small area prototype detector*. Medical Physics, vol. 30(2), 2003, pp. 254–263.
- [104]. Xi-Zhao Li, Williams S., Lee G., Min Deng (2012) *Computer - Aided Mammography Classification Of Malignant Mass Regions And Normal Regions Based On Novel Texton Features*, 12<sup>th</sup> International Conference on Control, Automation, Robotics & Vision, 2012, pp. 1431-1436.

- [105]. Y. L. Huang, K. L. Wang, D. R. Chen (2006) *Diagnosis of breast tumors with ultrasonic texture analysis using support vector machines*, Neural Computing & Applications, vol. 15(2), 2006, pp. 164-169.
- [106]. Y. Zhang, N. Tomuro, J. Furst, D. S. Raicu (2010) *Image Enhancement and Edge-based Mass Segmentation in Mammogram*, Proc. SPIE 7623, Medical Imaging 2010: Image Processing, 2010.
- [107]. Y. Zheng (2010) *Breast Cancer Detection with Gabor Features from Digital Mammograms*. Algorithms, vol. 3(1), 2010, pp. 44-62.
- [108]. Zeyun Yu, Bajaj C. (2004) *A fast and adaptive method for image contrast enhancement*. 2004 International Conference on Image Processing (ICIP '04), pp. 1001-1004.
- [109]. Zhili Chen, Reyer Zwiggelaar. *Segmentation of the Breast Region with Pectoral Muscle Removal in Mammograms*. Medical Image Understanding and Analysis, 2010, pp. 71-76.

## DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ CỦA LUẬN ÁN

- [1]. *An Automated Method to Segment and Classify Masses in Mammograms.* International Journal of Electrical and Computer Engineering vol 4(8), 2009, ISSN: 2010-3956.
- [2]. *A Program For Locating Possible Breast Masses On Mammograms.* Proceedings of the Third International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam, Vietnam Jan 2010
- [3]. *Automatically contour-based detection of suspicious massive lesions in mammograms.* Journal of Science and Technology No 79B, 2010, ISSN: 0868-3980.
- [4]. *Application of Neural Network in Classifying Massive Lesions in Mammogram.* Proceedings of the 4<sup>th</sup> International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam, Vietnam, Jan 2012
- [5]. *Automatic identification of massive lesions in digitalized mammograms.* Proceedings of the Fourth International Conference on Communications and Electronics (ICCE2012), Vietnam, Aug 2012
- [6]. *Feature Extraction and Support Vector Machine Based Classification for False Positive Reduction in Mammographic Images.* Springer Lecture Notes in Electrical Engineering, vol. 269, 2013, ISSN: 1876-1100.
- [7]. *An Alternative Approach to Reduce Massive False Positives in Mammograms Using Block Variance of Local Coefficients Features and Support Vector Machine.* Elsevier Procedia of Computer Science, vol. 20, 2013, ISSN: 1877-0509.
- [8]. *Combination of Block Difference Inverse Probability Features and Support Vector Machine to Reduce False Positives in Computer-Aided Detection for Massive Lesions in Mammographic Images.* Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI2013), China, Dec 2013.

## PHỤ LỤC

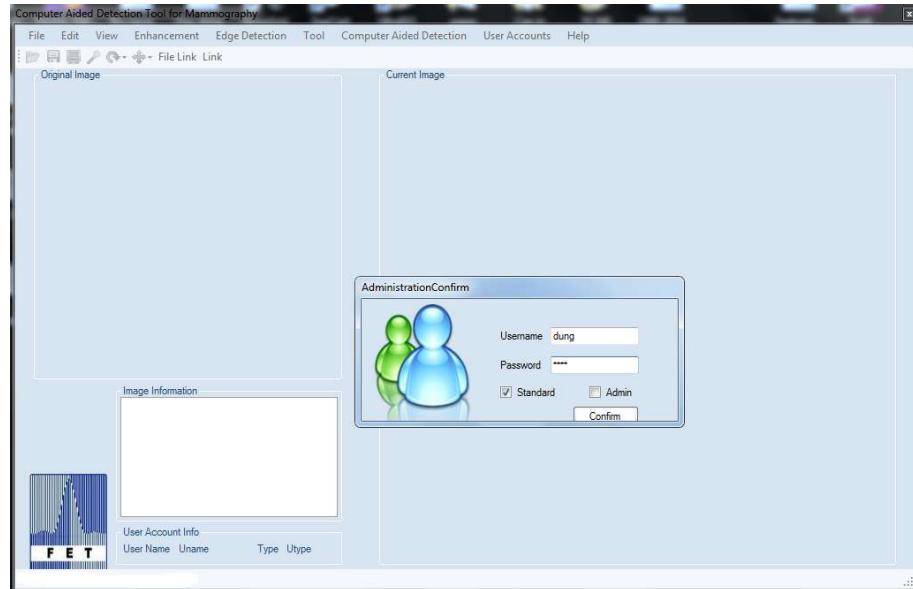
### **GIẢI PHÁP HỖ TRỢ PHÁT HIỆN VÙNG NGHI NGỜ TỔN THƯƠNG HÌNH KHỐI TRÊN ẢNH CHỤP X-QUANG VÚ**

Giải pháp hỗ trợ phát hiện vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú được viết bằng ngôn ngữ lập trình C# thuộc gói phần mềm hỗ trợ lập trình Microsoft® Visual Studio kết hợp với nền tảng Microsoft®.Net Framework.

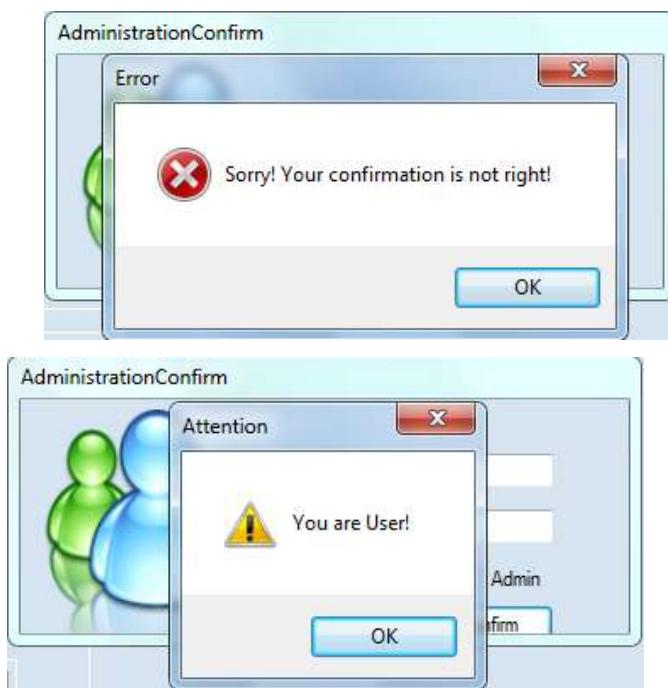
Ngoài tính năng chính là phát hiện các vùng nghi ngờ tổn thương hình khối trên ảnh chụp X-quang vú, giải pháp này còn có một số tính năng xử lý và quản lý khác. Các tính năng này được phân vào các menu như sau:

- Menu File: mở ảnh, lưu ảnh với nhiều định dạng khác nhau như jpeg, bmp, png, tiff, dicom.
- Menu Edit: hủy bỏ lệnh vừa thực hiện, khôi phục lệnh vừa hủy bỏ.
- Menu View: xem mức xám đồ của ảnh
- Menu Enhancement: gồm các tính năng tăng cường chất lượng của ảnh như cân bằng mức xám đồ, lọc trung vị, biến đổi hình thái.
- Menu Edge Detection: tìm đường biên sử dụng toán tử Sobel, theo phương pháp Canny, sai khác đường biên
- Menu Tool: loại bỏ nhăn ảnh, loại bỏ cơ ngực, co ảnh; biến đổi âm bản, phân vùng ảnh bằng lấy ngưỡng Otsu, biến đổi hình thái (phát triển, ăn mòn)
- Menu Computer Aided Detection: đây chính là tính năng chính của công cụ, gồm nhiều bước như loại bỏ nhăn ảnh, loại bỏ cơ ngực, tăng cường chất lượng ảnh, tìm kiếm vùng nghi ngờ tổn thương hình khối, phân loại tổn thương hình khối.
- Menu User Account: thoát khỏi phiên làm việc hoặc khởi tạo người dùng mới.
- Menu Help: thông tin về công cụ.

Một số hình ảnh thể hiện các giao diện khi sử dụng của giao diện được nghiên cứu, phát triển được đưa ra dưới đây.

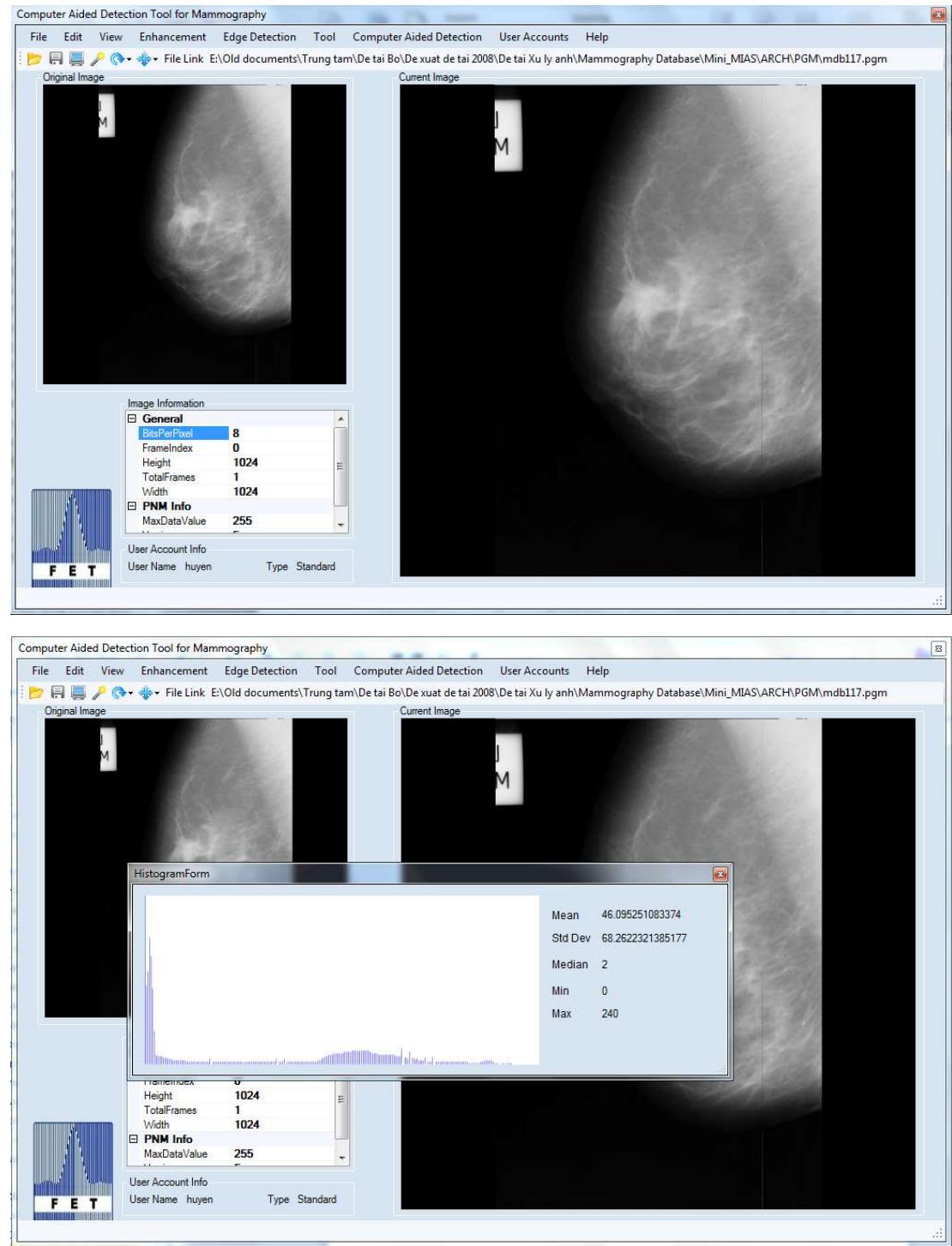


**Hình 1.** Giao diện khi bắt đầu khởi động

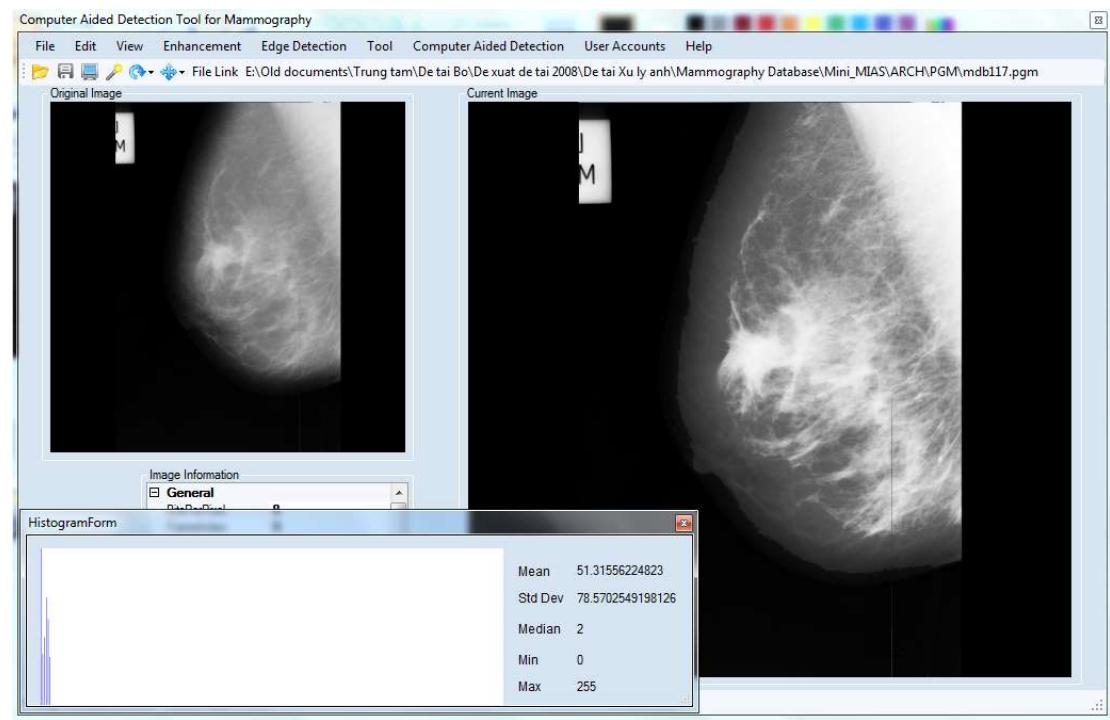
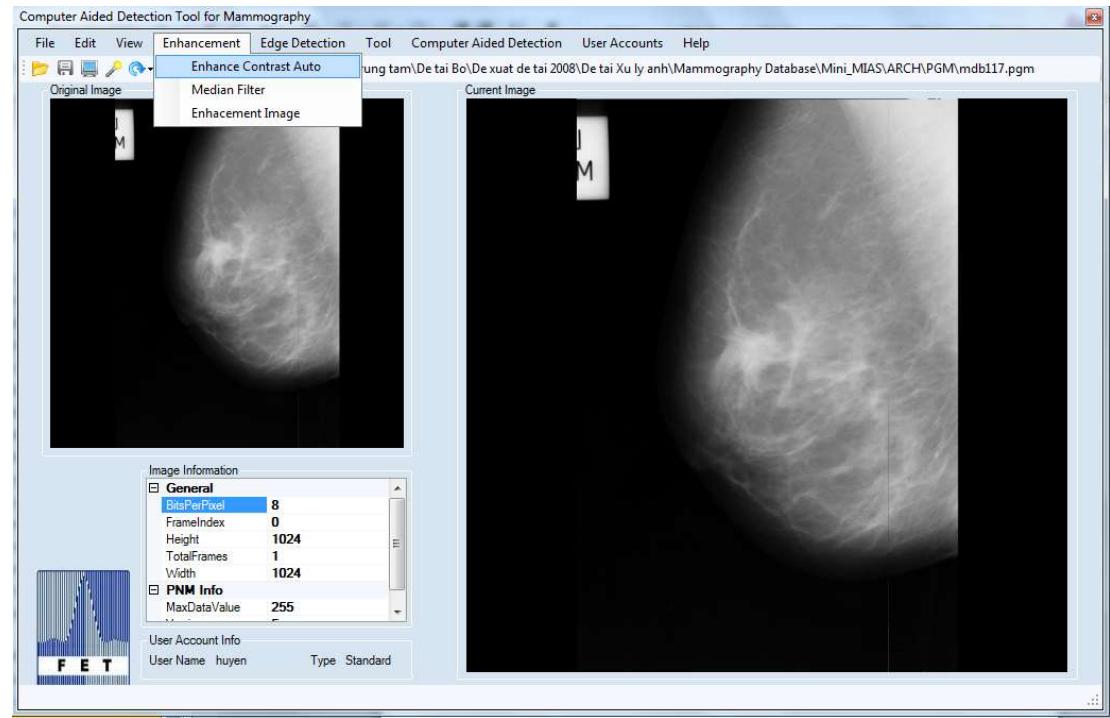


**Hình 2.** Giao diện khi đăng nhập. Trên: đăng nhập sai. Dưới: đăng nhập đúng

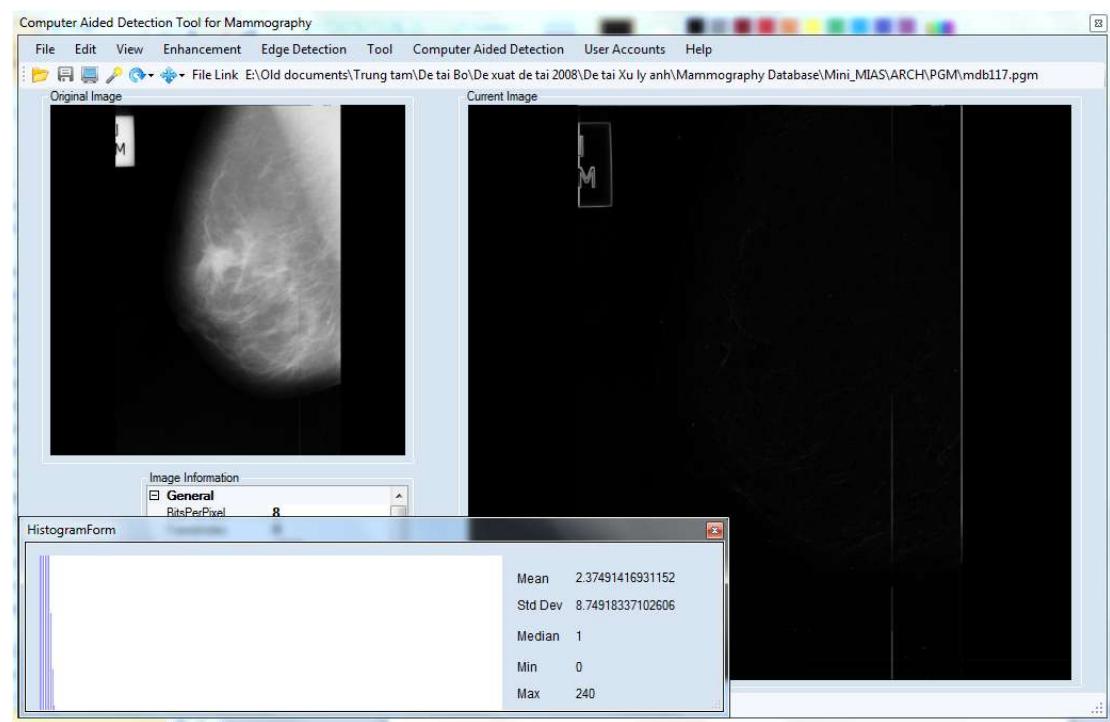
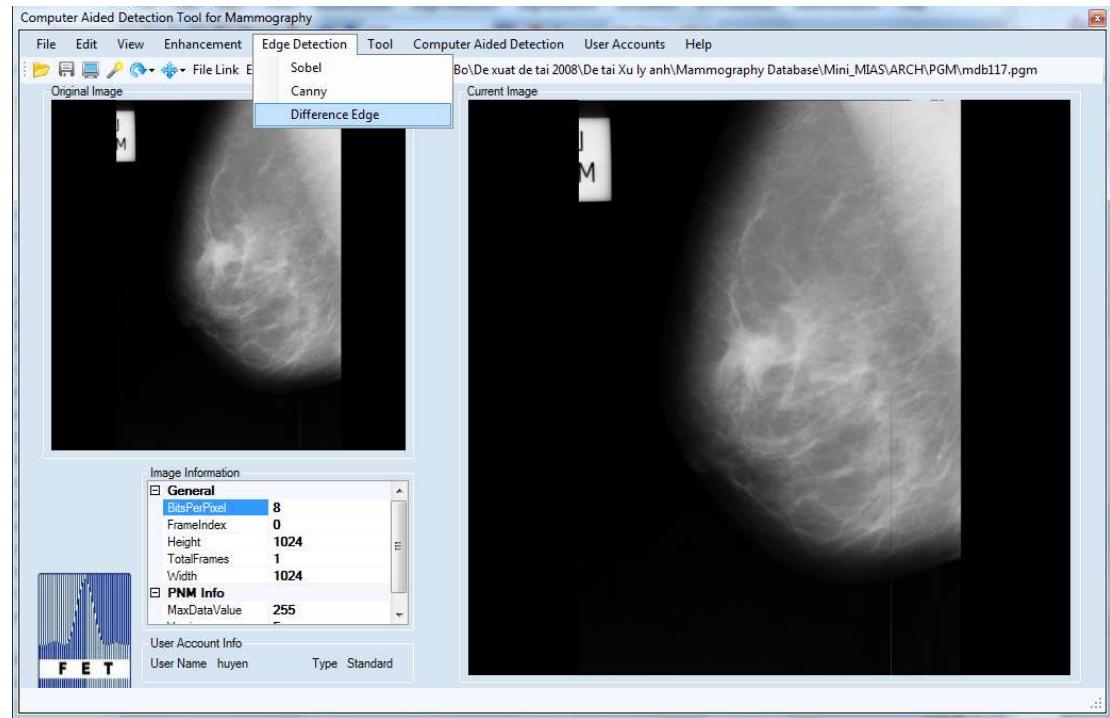
Giao diện ban đầu khi khởi động giải pháp (hình 1). Người sử dụng phải nhập tên tài khoản và mật khẩu (hình 2). Nếu nhập sai thì có cảnh báo và quay trở về màn hình nhập tên tài khoản và mật khẩu. Nếu nhập đúng sẽ có thông báo và người dùng bắt đầu phiên làm việc của mình.



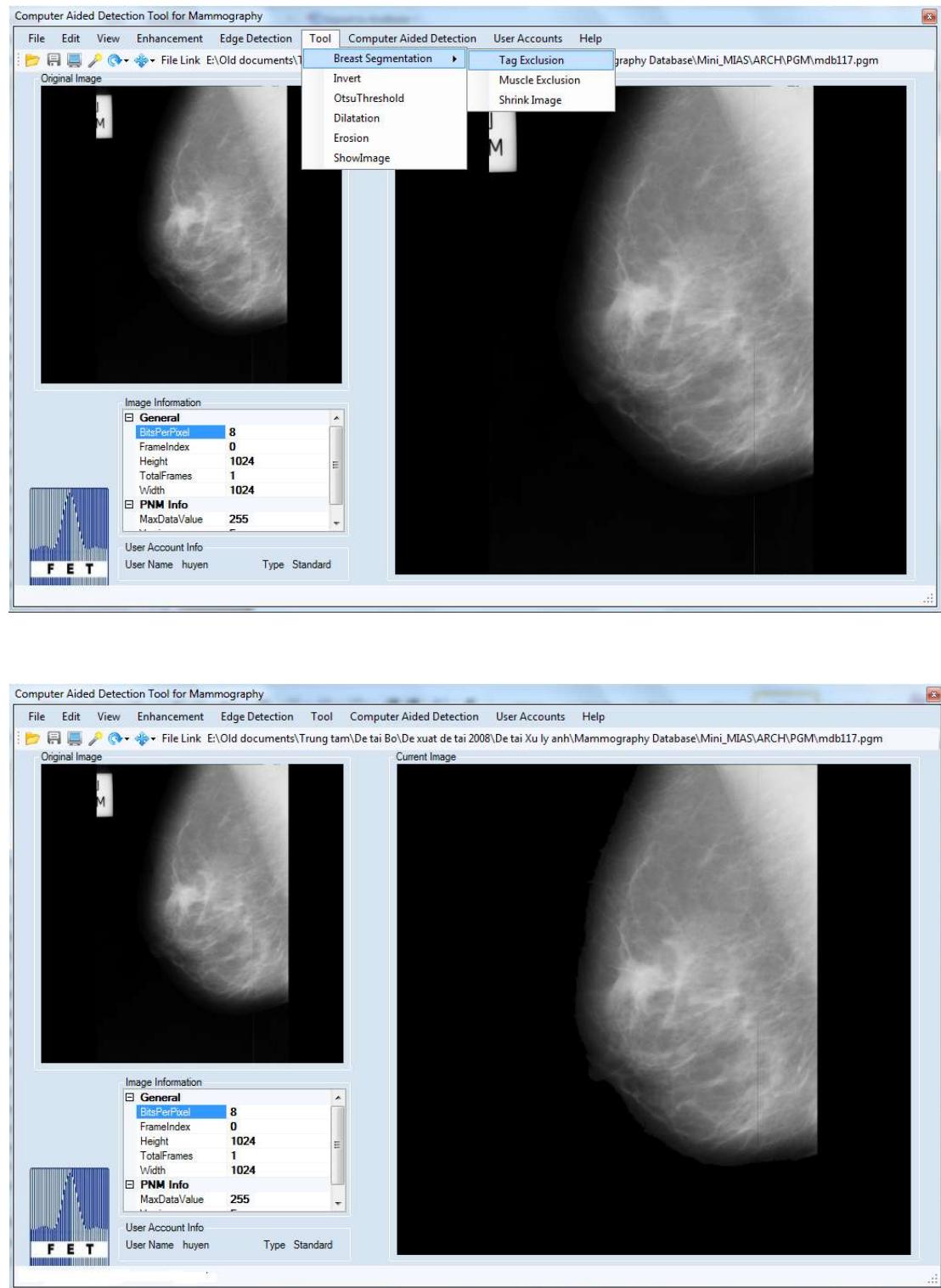
**Hình 3.** Ảnh gốc được hiển thị phía bên trái và ảnh sau xử lý được hiển thị phía bên phải. Các thông tin của ảnh ban đầu cũng được hiển thị (mức xám đồ cùng một vài số liệu thống kê mức xám của ảnh)



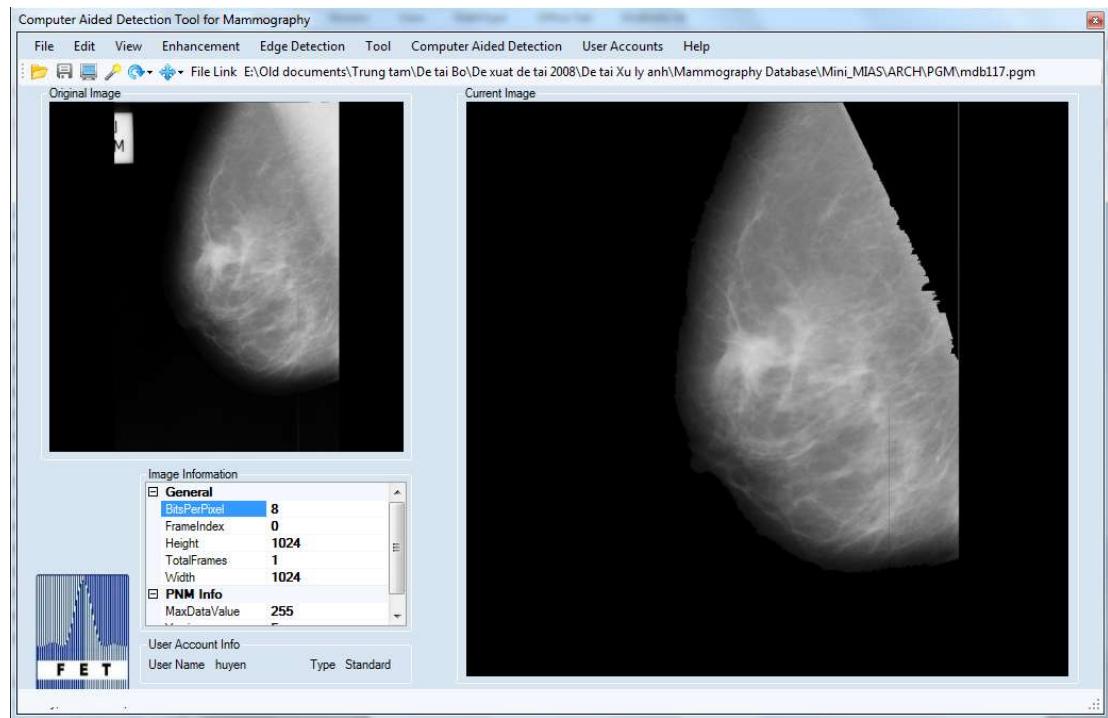
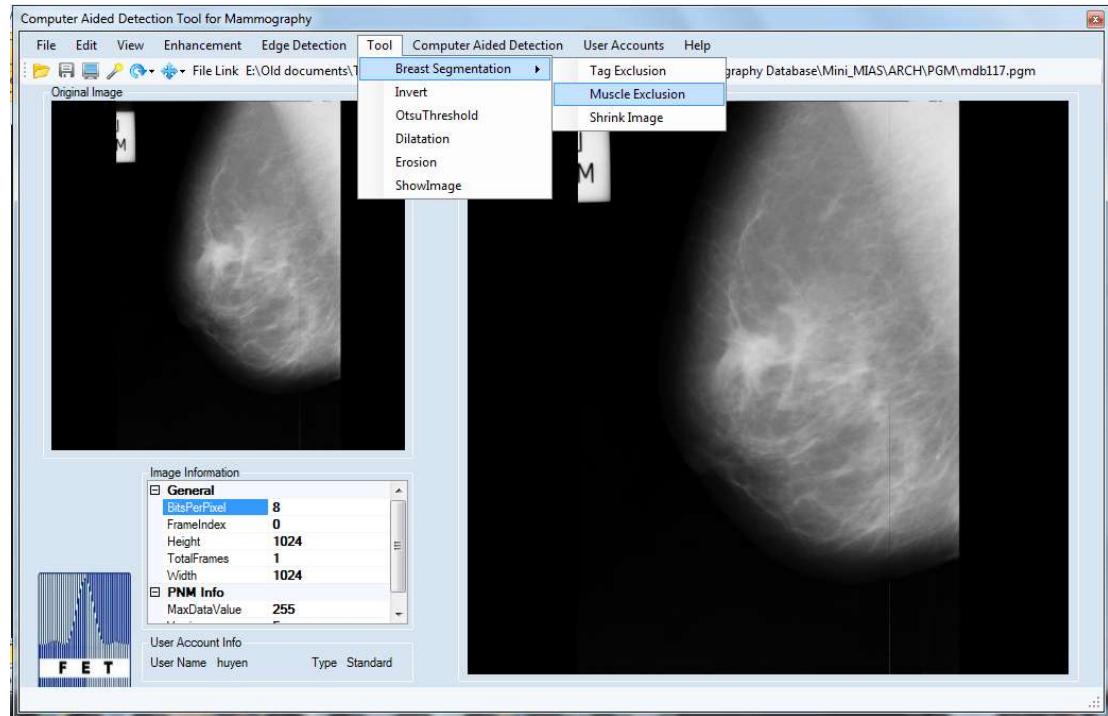
**Hình 4.** Thực hiện tính năng tăng cường chất lượng ảnh (trên). Ảnh thu được cùng phân bố mức xám đồ của nó (dưới)



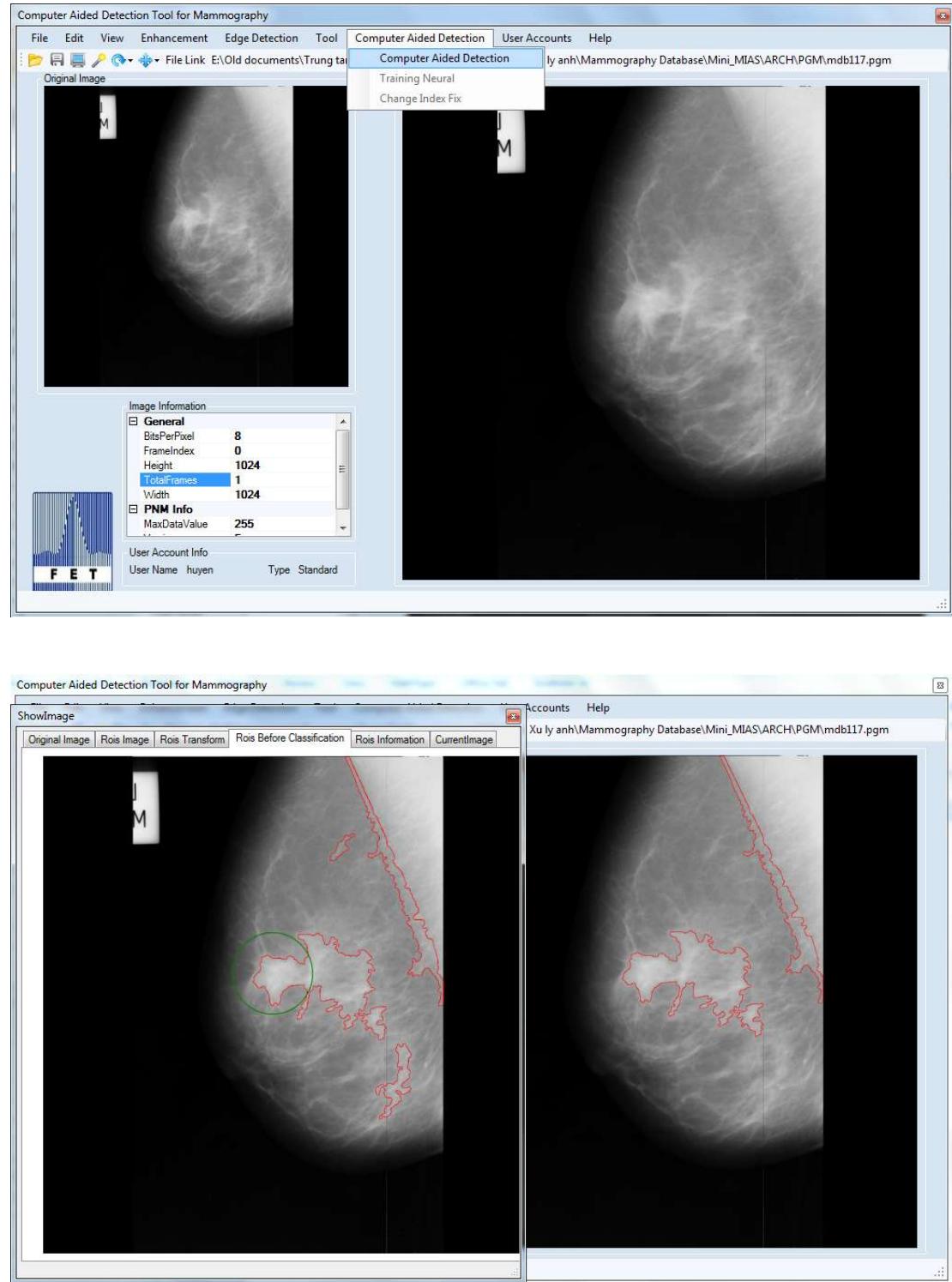
**Hình 5.** Thực hiện phát hiện đường biên trên ảnh (trên). Ảnh thu được cùng phân bố mức xám đồ của nó (dưới)



Hình 6. Thực hiện tách nhãn ảnh (trên). Ảnh thu được (dưới)



**Hình 7.** Thực hiện tách vùng cơ ngực (trên). Ảnh thu được (dưới).



**Hình 8.** Thực hiện phát hiện vùng nghi ngờ tồn thương hình khối (trên). Các vùng nghi ngờ được phát hiện ra (dưới trái) và sau khi phân loại bằng máy vectơ hỗ trợ SVM và đặc trưng BVLC đa mức (dưới phải)