

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ



NGUYỄN HỮU NAM

NGHIÊN CỨU PHÂN LOẠI U TRONG SIÊU ÂM SÓNG  
BIẾN DẠNG SỬ DỤNG LỘC TỐI ƯU VÀ THUẬT TOÁN  
CÂY QUYẾT ĐỊNH

LUẬN VĂN THẠC SĨ  
CÔNG NGHỆ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ, TRUYỀN THÔNG

HÀ NỘI – 2017

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**



**NGUYỄN HỮU NAM**

**NGHIÊN CỨU PHÂN LOẠI U TRONG SIÊU ÂM SÓNG  
BIẾN DẠNG SỬ DỤNG LỌC TỐI ƯU VÀ THUẬT TOÁN  
CÂY QUYẾT ĐỊNH**

Ngành: Công Nghệ Kỹ thuật Điện tử, Truyền thông

Chuyên ngành: Kỹ thuật Điện tử

Mã số: 60520203

**LUẬN VĂN THẠC SĨ  
CÔNG NGHỆ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ, TRUYỀN THÔNG**

**NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: PGS.TS. TRẦN ĐỨC TÂN**

**HÀ NỘI – 2017**

# LỜI NÓI ĐẦU

Nhiều bệnh lý trong các mô của cơ thể có thể được nhận biết bởi sự thay đổi về hình thái, tính chất cơ học của mô mềm. Hình ảnh siêu âm tạo bởi sóng biến dạng có thể cung cấp thông tin định lượng về các tính chất cơ học của mô mềm, cụ thể là sử dụng phương pháp modun shear phức (CSM). Những tiến bộ trong lĩnh vực này rất tiềm năng để làm cầu nối giữa sinh học phân tử, sinh học mô mềm và chẩn đoán điều trị cho bệnh nhân. Luận văn này thực hiện việc nghiên cứu, đề xuất một thuật toán cho phép mô phỏng, phân loại độ đàn hồi và độ nhớt trong một vùng khảo sát của gan. Nâng cao chất lượng hình ảnh siêu âm. Thứ nhất, tạo ra các kịch bản như trong thực tế để nhận được hình ảnh siêu âm và sau đó thêm nhiễu để làm cho nó giống như hình ảnh siêu âm trong thực tế. Thứ hai, sử dụng phương pháp khác để loại bỏ nhiễu và tìm ra cách tốt nhất để có hình ảnh tương tự nhất so với hình ảnh ban đầu (không có nhiễu), đồng thời dùng sóng biến dạng và thuật toán cây để phân loại ra các vùng gan bị bệnh và gan bình thường. Kết quả từ nghiên cứu này là tiền đề quan trọng trong việc sử dụng sóng biến dạng có thể được sử dụng để phát hiện và phân loại một số trạng thái quan trọng của mô phục vụ cho xét nghiệm tầm soát bệnh. Trong tương lai, có thể nâng cao hiệu suất phân loại và phát triển thêm bằng mô phỏng, thử nghiệm trên mô hình 3D.

## LỜI CẢM ƠN

Luận văn này được thực hiện tại trường Đại học Công Nghệ - Đại học Quốc Gia Hà Nội dưới sự hướng dẫn tận tình của PGS.TS Trần Đức Tân.

Trước hết tôi muốn gửi lời cảm ơn tới PGS.TS Trần Đức Tân, người luôn hướng dẫn tôi, chỉ ra những sai sót và đưa ra các ý kiến trong thời gian tôi thực hiện nghiên cứu này. Nếu không có sự chỉ bảo của thầy, tôi sẽ gặp rất nhiều khó khăn để hoàn thành luận văn này.

Luận văn được hỗ trợ một phần từ đề tài mã số CA.17.6A do trung tâm Hỗ trợ Nghiên cứu châu Á tài trợ.

Tôi cũng xin gửi lời cảm ơn đến các thầy và các bạn khóa cao học K22, Khoa Điện Tử - Viễn Thông đã có những góp ý, nhận xét thẳng thắn cho luận văn của tôi.

Cuối cùng, tôi xin gửi lời cảm ơn đến gia đình tôi, cơ quan tôi đang làm việc đã động viên, tạo điều kiện, nuôi dưỡng tôi bằng tình yêu khoa học và ủng hộ tôi hoàn thành luận văn này.

## **LỜI CAM ĐOAN**

Tôi xin cam đoan nội dung trong luận văn này là sản phẩm của quá trình học tập, nghiên cứu cá nhân dưới sự hướng dẫn và chỉ bảo của thầy hướng dẫn trong bộ môn. Luận văn không chứa bất kỳ tài liệu được xuất bản hoặc viết bởi người khác mà không ghi rõ nguồn tham khảo hoặc trích dẫn.

Nếu vi phạm, tôi xin chịu mọi trách nhiệm.

*Hà Nội, ngày 28 tháng 10 năm 2017*

Người thực hiện

**Nguyễn Hữu Nam**

# MỤC LỤC

## DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

## DANH MỤC CÁC BẢNG

## DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ

|  |           |
|--|-----------|
| <b>CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ LÝ THUYẾT .....</b>        | <b>1</b>  |
| 1.1. Giới thiệu chung.....                           | 1         |
| 1.2. Hiệu ứng Doppler.....                           | 4         |
| 1.3. Siêu âm Doppler.....                            | 4         |
| 1.3.1. Siêu âm Doppler sóng liên tục .....           | 5         |
| 1.3.2. Siêu âm Doppler xung.....                     | 6         |
| 1.3.3. Siêu âm Doppler màu.....                      | 8         |
| 1.3.4. Siêu âm Doppler năng lượng.....               | 10        |
| 1.4. Ứng dụng.....                                   | 11        |
| 1.5. Đóng góp và tổng quan luận án .....             | 12        |
| <b>CHƯƠNG 2: NGUYÊN LÝ HOẠT ĐỘNG.....</b>            | <b>13</b> |
| 2.1. Sóng biến dạng.....                             | 13        |
| 2.1.1. Định nghĩa về sóng biến dạng.....             | 13        |
| 2.1.2. Đặc tính của sóng biến dạng .....             | 13        |
| 2.2. Module shear phức (CSM).....                    | 13        |
| 2.3. Ước lượng modun shear phức.....                 | 15        |
| 2.4. Giới thiệu về MLEF .....                        | 18        |
| <b>CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT VÀ KẾT QUẢ.....</b> | <b>23</b> |
| 3.1. Phương pháp đề xuất.....                        | 23        |
| 3.2. Mô phỏng và kết quả.....                        | 25        |
| <b>KẾT LUẬN .....</b>                                | <b>38</b> |
| <b>TÀI LIỆU THAM KHẢO.....</b>                       | <b>39</b> |

## DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

| Ký hiệu        | Đơn vị            | Tiếng Anh                          | Tiếng Việt                        |
|----------------|-------------------|------------------------------------|-----------------------------------|
| MLEF           |                   | Maximum Likelihood Ensemble Filter | Bộ lọc tối đa hóa khả năng xảy ra |
| CSM            |                   | Complex Shear Modulus              | Modun Shear phức                  |
| SNR            |                   | Signal – To- Noise Ratio           | Tỷ số tín hiệu trên nhiễu         |
| MRI            |                   | Magnetic Resonance Imaging         | Chụp cộng hưởng từ                |
| OCT            |                   | Optical coherence tomography       | Chụp cắt lớp quang học kết hợp    |
| ROI            |                   | Region of Interest                 | Vùng khảo sát                     |
| DT             |                   | Decision – Tree                    | Thuật toán cây quyết định         |
| EVD            |                   | Eigenvalue Decomposition           | Giá trị riêng                     |
| $\rho$         | kg/m <sup>3</sup> |                                    | Mật độ khối lượng                 |
| $\omega_0$     | rad/s             |                                    | Tần số dao động                   |
| $\mu$          | kPa               |                                    | Độ đàn hồi                        |
| $\eta$         | Pa.s              |                                    | Độ nhớt của môi trường            |
| $O_1(\vec{r})$ |                   |                                    | Hàm mục tiêu                      |
| $k_s$          |                   |                                    | Số sóng phức                      |
| $\alpha$       |                   |                                    | Hệ số suy giảm                    |
| $\phi$         |                   |                                    | Pha thời gian ban đầu             |

## DANH MỤC CÁC BẢNG

|   |    |
|---|----|
| Bảng 3.1: Các thông số của một vài trạng thái điển hình của gan ..... | 25 |
|---|----|

## DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ

|   |    |
|---|----|
| Hình 1.1: Hiệu ứng Doppler .....  | 4  |
| Hình 1.2: Nguyên lý Doppler liên tục .....  | 6  |
| Hình 1.3: Sơ đồ siêu âm Doppler xung .....  | 7  |
| Hình 1.4: Sơ đồ cửa ghi Doppler .....   | 8  |
| Hình 1.5: Đánh giá dòng chảy tĩnh mạch gan bằng Doppler màu .....   | 10 |
| Hình 1.6: Siêu âm Doppler năng lượng cho thấy các vị trí viêm .....   | 11 |
| Hình 2.1: Hệ thống tạo dao động và ước lượng sóng biến dạng thu được .....  | 15 |
| Hình 2.2: Tia quét trong vùng khảo sát (ROI) .....  | 17 |
| Hình 3.1: Phân loại u sử dụng thuật toán cây (DC) .....   | 24 |
| Hình 3.2: Vận tốc lý tưởng (không nhiễu) .....  | 27 |
| Hình 3.3: Vận tốc theo thời gian .....  | 27 |
| Hình 3.4: Ảnh quét tia của độ đàn hồi và độ nhớt .....  | 28 |
| Hình 3.5: Ảnh ước lượng độ đàn hồi nhờ sử dụng MLEF .....   | 28 |
| Hình 3.6: Ảnh ước lượng độ nhớt nhờ sử dụng MLEF .....  | 29 |
| Hình 3.7: Độ đàn hồi lý tưởng của $O1(r)$ .....   | 30 |
| Hình 3.8: Độ nhớt lý tưởng của $O2(r)$ .....  | 31 |
| Hình 3.9: Mô hình độ đàn hồi hàm $O1(r)$ được bổ sung độ đàn hồi của gan bình thường (tại 2.08 kPa) để cho thấy các mô trong và ngoài ROI .....                                       | 32 |
| Hình 3.10: Ước lượng $ks$ dọc theo tia thứ 20 .....   | 33 |
| Hình 3.11: Ước lượng $ks$ dọc theo tia thứ 40 .....   | 33 |
| Hình 3.12: Ước lượng $ks$ dọc theo tia thứ 60 .....   | 34 |
| Hình 3.13: Ước lượng $\alpha$ dọc theo tia thứ 20 .....   | 34 |
| Hình 3.14: Ước lượng $\alpha$ dọc theo tia thứ 40 .....   | 35 |
| Hình 3.15: Ước lượng $\alpha$ dọc theo tia thứ 60 .....   | 35 |
| Hình 3.16: Độ đàn hồi sau khi khôi phục .....   | 36 |
| Hình 3.17: Độ nhớt sau khi khôi phục .....  | 36 |
| Hình 3.18: Ảnh mô phỏng CSM thể hiện ba loại khác nhau của mô mềm ( xơ gan một phần, xơ gan toàn phần và mô bình thường) trong vùng khảo sát (ROI) sau khi sử dụng lọc trung vị ..... | 37 |



# CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ LÝ THUYẾT

## 1.1. Giới thiệu chung

Hiện nay, việc sử dụng các nguồn phóng xạ trong lĩnh vực y tế khá phổ biến nhằm phục vụ công tác chẩn đoán và điều trị bệnh như chụp X quang, các máy xạ trị. Tuy nhiên, mỗi loại đều có ưu nhược điểm và đôi khi gây tác hại rất nguy hiểm cho các chuyên gia y tế, bệnh nhân và môi trường [10].

Theo các nhà nghiên cứu tại Đại học Oxford - Anh, họ tin rằng 0.6% nguy cơ ung thư xuất phát từ tia X. Bằng cách sử dụng "Hình ảnh cộng hưởng từ", một bài kiểm tra sử dụng từ trường và xung năng lượng sóng vô tuyến để tạo ra các bức ảnh về các cơ quan và cấu trúc bên trong cơ thể không sử dụng X-quang [10].

Phương pháp chụp hình ảnh không đàn hồi thường sử dụng là siêu âm (US), chụp cộng hưởng từ (MRI) và chụp cắt lớp quang học kết hợp (OCT). Những kỹ thuật này hứa hẹn cho thấy sự khác nhau giữa tổn thương vú lành tính và ác tính, xác định tình trạng viêm gan, đánh giá độ co giãn của cơ tim, kiểm tra ung thư tuyến tiền liệt và khảo sát các đặc tính lưu biến của não người để chẩn đoán các quá trình thoái hóa thần kinh. Khi theo dõi tiến triển của bệnh, môi trường của tế bào có vai trò quan trọng trong sử dụng phương pháp chẩn đoán hình ảnh đàn hồi như sự phát triển của khối u và từ sự khác biệt trong môi trường tế bào có thể chẩn đoán, phân biệt giữa mô bình thường và mô bị bệnh [6].

Sử dụng MRI chúng ta có thể biết được hình ảnh của cấu trúc mô mềm bên trong cơ thể, chẳng hạn như tim, phổi và nhiều vùng khác với độ chi tiết cao hơn một số phương pháp khác. Điều này có thể giúp bác sĩ phân tích các chức năng và cấu trúc của nhiều cơ quan nội tạng, nó không ảnh hưởng nhiều đến sức khoẻ như X-quang. Giúp chẩn đoán nhanh và chính xác bệnh.

Tuy nhiên, có một số bất lợi ở phương pháp này đó là:

- Thời gian chẩn đoán tốn nhiều thời gian.
- Khó sử dụng trong trường hợp khẩn cấp.

- Các bệnh nhân sử dụng thiết bị hỗ trợ bằng kim loại có thể là nguyên nhân gây nhiễu ảnh hoặc không thể sử dụng RMI.
- Các bệnh nhân có thai trước 3 tháng không được phép sử dụng.

Siêu âm đàn hồi (Elastography) được sử dụng để giảm sự đồng nhất bề mặt trên cơ thể có biến dạng mô [14]. Đàn hồi tĩnh (Strain Elastography) dựa vào các kết quả kiểm tra để hiệu chỉnh nhằm có được kết quả tốt nhất. Các máy siêu âm thực hiện tính toán và hiệu chỉnh biến dạng của hình ảnh và tính đàn hồi của mô thường không chính xác. Kỹ thuật này không định lượng, phụ thuộc nhiều vào người vận hành [14].

Với siêu âm đàn hồi tiêu chuẩn, mẫu cố định (gọi là Stress) và đàn hồi (gọi là Strain). Mặc dù có nhiều phương pháp khác nhau để kiểm tra độ đàn hồi hoặc đàn hồi tĩnh nhưng thông thường ta dùng máy siêu âm ở vùng mô cần khảo sát để xem hình ảnh siêu âm [14].

Chuyển động của mô được đo bằng cách theo dõi tại vị trí A hoặc so sánh các hình ảnh tại vị trí B trước và sau khi nhấn và giữ hoặc đẩy đi, đây là cách dễ nhất để đo độ biến dạng. Đàn hồi tĩnh trong thời gian thực được thực hiện theo phương pháp trượt 2 chiều để đo phần bên trong của vùng khảo sát. Với đàn hồi tĩnh được đo trong thời gian thực, tính đàn hồi được xác định chính xác khi người bệnh đến khám.

Thường có nhiều biến dạng khi thu thập thông tin trong thời gian thực, nên quá trình lấy mẫu được thực hiện nhiều lần. Hình ảnh chất lượng nhất sẽ do bác sĩ lựa chọn, lựa chọn tối ưu của bác sĩ phụ thuộc vào sự biến dạng về hình dạng đối tượng khảo sát.

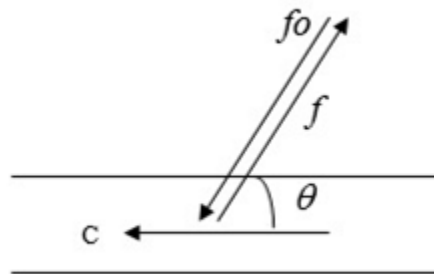
Đặc biệt liên quan đến chẩn đoán y khoa, độ đàn hồi (Viscoelasticity) có liên quan đến thay đổi bệnh lý trong mô mềm [14]. Ước lượng các thông số của modun shear phức (CSM) hay ước lượng số sóng và sự suy giảm truyền sóng của sóng biến dạng (ShearWave), có thể được ước lượng bằng cách sử dụng hình ảnh sóng siêu âm [14].

Khi sử dụng sóng biến dạng để tái tạo hình ảnh siêu âm, ta sẽ có kết quả tốt và chính xác hơn, không phụ thuộc vào xét nghiệm của bác sĩ hoặc hình dáng bất thường

của mô. Chúng ta có thể biết chính xác trạng thái của mô, chi tiết của khối u, kích cỡ khối u và các chi tiết khác của khối u [20].

## 1.2. Hiệu ứng Doppler

Năm 1842, Johan Christian Doppler nhà vật lý học người Áo đã phát biểu hiệu ứng mang tên ông trong lĩnh vực ánh sáng. Sau này các nhà vật lý đã chứng minh hiệu ứng này còn xảy ra và đúng ở các môi trường vật chất dạng sóng khác như sóng Radio, sóng âm thanh. Trong lĩnh vực sóng âm, nguyên lý của hiệu ứng Doppler được hiểu như sau: “Khi một chùm siêu âm được phát đi gặp một vật thì sẽ có hiện tượng phản hồi âm, tần số của chùm siêu âm phản hồi về sẽ thay đổi so với tần số của chùm phát đi nếu khoảng cách tương đối giữa nguồn phát và vật thay đổi, tần số tăng nếu khoảng cách giảm và ngược lại” [8].



Hình 1.1: Hiệu ứng Doppler<sup>1</sup>

Sự thay đổi tần số:

$$\Delta f = f - f_0 = \frac{2f_0 V \cdot \cos \theta}{c}, \quad (1.1)$$

trong đó  $\Delta f$  tần số thay số,  $f_0$  tần số phát xạ,  $f$  tần số phản xạ,  $V$  tốc độ vật di chuyển,  $\theta$  góc giữa chùm siêu âm và mạch máu,  $C$  tốc độ của siêu âm trong cơ thể (1540 m/s).

## 1.3. Siêu âm Doppler

Siêu âm Doppler là phương pháp ứng dụng hiệu ứng Doppler [8]. Người ta phát sóng siêu âm tới bộ phận cần khảo sát chức năng và thu hồi sóng phản xạ. Từ sự khác biệt tần số tới và phản hồi ta sẽ có các thiết bị xử lý và hiển thị lên màn ảnh. Ảnh này cho biết chức năng hoạt động của các cơ quan ra sao.

<sup>1</sup> <http://virad.org/wp-content/uploads/2017/03/sadoppler1.jpg>

Về khía cạnh kỹ thuật ta quan tâm tới hai vấn đề: Một là phân tích sóng phản hồi để tính tần số Doppler, nhờ đó khảo sát được sự chuyển động của vật cần khảo sát; hai là hiển thị lên màn ảnh sự phân bố của vật chuyển động đó.

Khi đánh giá tín hiệu phản hồi của dòng chảy, các vận tốc của dòng chảy hướng về phía đầu dò được mã màu đỏ trên Doppler màu, còn các vận tốc của dòng chảy hướng ra xa đầu dò sẽ được mã màu xanh [8].

Siêu âm Doppler có 4 loại:

- Doppler sóng liên tục (Continuous wave doppler).
- Doppler xung (Pulse doppler).
- Doppler màu (Color doppler).
- Doppler năng lượng (Power Doppler).

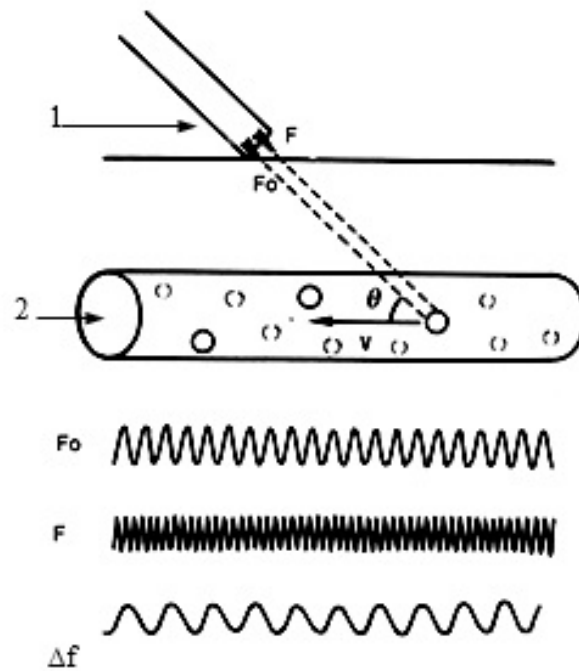
### **1.3.1. Siêu âm Doppler sóng liên tục**

Đây là kiểu siêu âm Doppler đòi hỏi cấu trúc máy đơn giản nhất. Đầu dò của máy có chứa hai tinh thể gốm áp điện: một tinh thể có chức năng phát liên tục chùm sóng siêu âm và tinh thể kia có nhiệm vụ thu sóng phản hồi về.

So sánh giữa tần số của chùm siêu âm phát và chùm siêu âm thu về là cơ sở để tính tốc độ di chuyển của vật. Trong cơ thể thì vật di chuyển để tạo nên tín hiệu Doppler chính là các tế bào máu di chuyển trong lòng mạch, trong đó chủ yếu là các hồng cầu. Tín hiệu Doppler có thể được biểu diễn dưới dạng âm thanh, đường ghi hoặc phổ [8].

Kiểu siêu âm Doppler liên tục có các ưu điểm như cấu tạo của máy đơn giản, giá thành thấp, cho phép ghi được các dòng chảy có tốc độ cao, không có hiện tượng “Aliasing” (cắt cụt đỉnh).

Ngược lại, kiểu Doppler này có các nhược điểm như: không cho phép ghi chọn lọc ở một vùng, máy ghi lại tất cả các tín hiệu dòng chảy mà chùm siêu âm đi qua [8].



Hình 1.2: Nguyên lý Doppler liên tục <sup>2</sup>

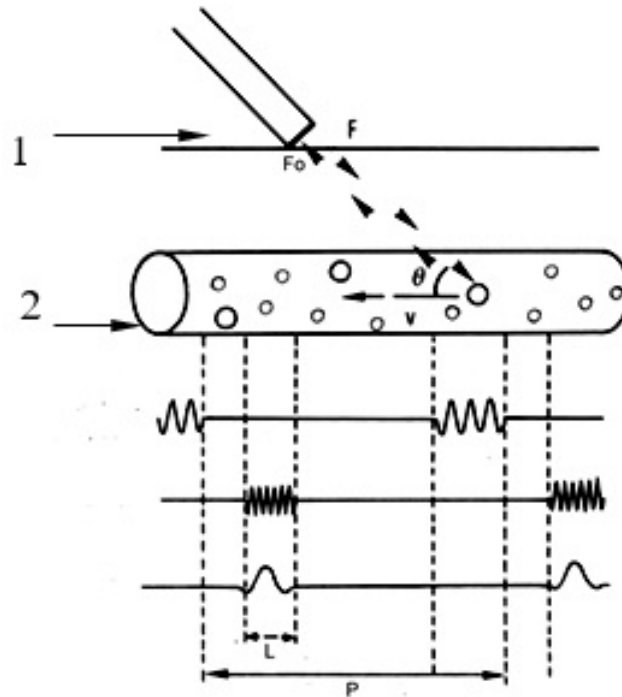
trong đó 1 là đầu dò, 2 là mạch máu,  $f_0$  tần số sóng phát,  $f$  tần số sóng thu,  $\Delta f = f - f_0$  tần số Doppler [8].

### 1.3.2. Siêu âm Doppler xung

Trong kiểu Doppler xung thì đầu dò chỉ có một tinh thể gốm áp điện, sóng âm được phát ra ngắt quãng được gọi là xung siêu âm, xen giữa các xung siêu âm là thời gian nghỉ để các tinh thể gốm áp điện thu tín hiệu của chùm siêu âm phản hồi về.

Siêu âm Doppler xung đã giúp giải quyết được vấn đề khó khăn thăm khám mạch liên quan đến chiều sâu và kích thước mạch do siêu âm Doppler xung luôn gắn cùng với siêu âm hai bình diện [8].

<sup>2</sup> <http://virad.org/wp-content/uploads/2017/03/sadoppler2.jpg>



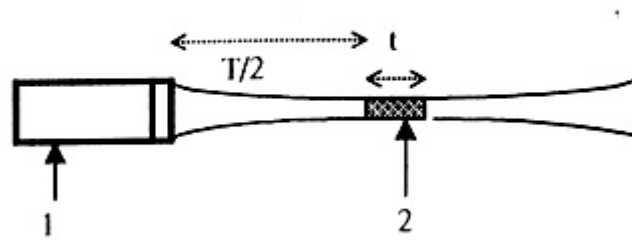
Hình 1.3: Sơ đồ siêu âm Doppler xung<sup>3</sup>

trong đó 1 là đầu dò, 2 là mạch máu,  $f_0$  tần số sóng phát,  $f$  tần số sóng phản hồi,  $\Delta f = f - f_0$  tần số Doppler,  $P$  độ sâu của cửa ghi Doppler,  $L$  kích thước cửa ghi Doppler [8].

Trong kiểu siêu âm Doppler xung thì chỉ có tín hiệu dòng chảy ở một vùng nhất định được ghi lại.

Vị trí và thể tích vùng ghi tín hiệu Doppler (còn gọi là cửa ghi Doppler) có thể thay đổi được. Vị trí cửa ghi Doppler được xác định bởi khoảng thời gian từ lúc phát đến lúc thu chùm siêu âm phản hồi về. Kích thước của cửa ghi Doppler phụ thuộc vào chiều rộng của chùm siêu âm và khoảng thời gian thu sóng phản hồi ( $t$ ) [8].

<sup>3</sup> <http://virad.org/wp-content/uploads/2017/03/sadoppler3.jpg>



Hình 1.4: Sơ đồ cửa ghi Doppler <sup>4</sup>

Thăm khám siêu âm Doppler dễ dàng nhờ gắn cùng hệ thống siêu âm cắt lớp và hiện nay tất cả các máy siêu âm Doppler xung đều được cấu tạo như vậy. Nhờ có hệ thống siêu âm cắt lớp mà mạch máu được dễ dàng nhận thấy để đặt cửa sổ ghi Doppler cũng như độ rộng của nó chính xác phù hợp với kích thước của mạch cần thăm khám. PRF cũng có thể được tự động điều chỉnh hay điều chỉnh tùy theo ý muốn phù hợp với từng mạch máu cần thăm khám cũng như góc thăm khám  $\theta$  phù hợp.

Hình phổ Doppler được biểu hiện trên màn hình đồng thời với hình 2D hay riêng biệt để dễ dàng phân tích [8].

### 1.3.3. Siêu âm Doppler màu

Người ta áp dụng nguyên lý siêu âm Doppler xung nhiều cửa (Multigate Pulse Doppler) để thu tín hiệu Doppler trên một vùng trong một mặt cắt.

Tín hiệu từ các cửa ghi Doppler này được mã hoá dưới dạng màu và thể hiện chồng lên hình ảnh siêu âm hai chiều tạo thành hình Doppler màu còn được gọi là bản đồ màu của dòng chảy (Color Flow Mapping- CFM) [8].

Trong cách thức thể hiện Doppler màu, thì tín hiệu Doppler được dùng để tạo ra màu sắc phủ lên hình ảnh siêu âm hai chiều. Để tạo ra điều này người ta cần phải có

<sup>4</sup> <http://virad.org/wp-content/uploads/2017/03/sadoppler4.jpg>

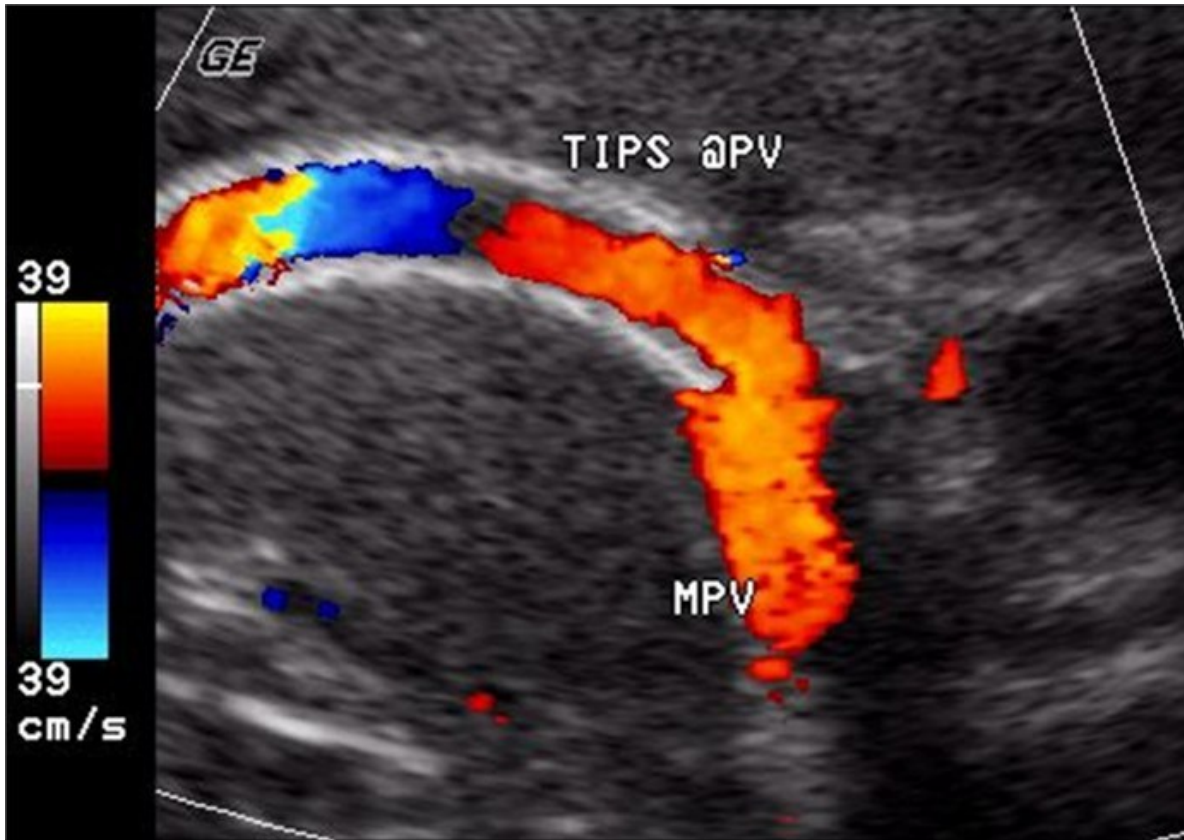


được thông tin Doppler ở rất nhiều vị trí lấy mẫu trên vùng khảo sát, bởi vậy cần phải xử lý một khối lượng lớn các dữ liệu (cần có phần cứng và phần mềm thích ứng).

Thay vì phát hiện dòng chảy ở một thể tích mẫu đơn độc thì ở đây một số rất lớn các thể tích mẫu kề cận nhau dọc theo mỗi đường tạo ảnh để thu nhận thông tin Doppler [9].

Số lượng, vị trí lấy mẫu để thu nhận tín hiệu Doppler thay đổi tùy thiết bị và cách điều khiển khác nhau. Thông tin Doppler nhận được từ mỗi cổng thu được phân tích để xác định hướng dòng chảy và đánh giá tốc độ trung bình ( $V_{mean}$ ), những thông tin này chuyển đổi thành tín hiệu màu chồng lên tín hiệu hình ảnh tương ứng trên hình siêu âm hai chiều. Dòng chảy hướng về đầu dò được mã hóa màu đỏ và dòng chảy rời ra đầu dò được mã hóa màu xanh.

Thông thường thì trên mỗi đường (line) tạo ảnh B mode có khoảng 32 đến 128 vị trí lấy mẫu và tương ứng cần khoảng 32 đến 128 xung khảo sát Doppler cho mỗi vị trí, điều này đòi hỏi thời gian cho sự tính toán và xử lý; đây là nhược điểm của thiết bị siêu âm màu – tốc độ hình ảnh (Frame rate) thường chậm hơn so với thiết bị siêu âm thông thường vì muốn có được chất lượng màu chi tiết thì tốc độ tạo ảnh phải chậm lại và muốn có tốc độ tạo ảnh cao thì chất lượng màu lại suy giảm [9].



Hình 1.5: Đánh giá dòng chảy tĩnh mạch gan bằng Doppler màu <sup>5</sup>

#### 1.3.4. Siêu âm Doppler năng lượng

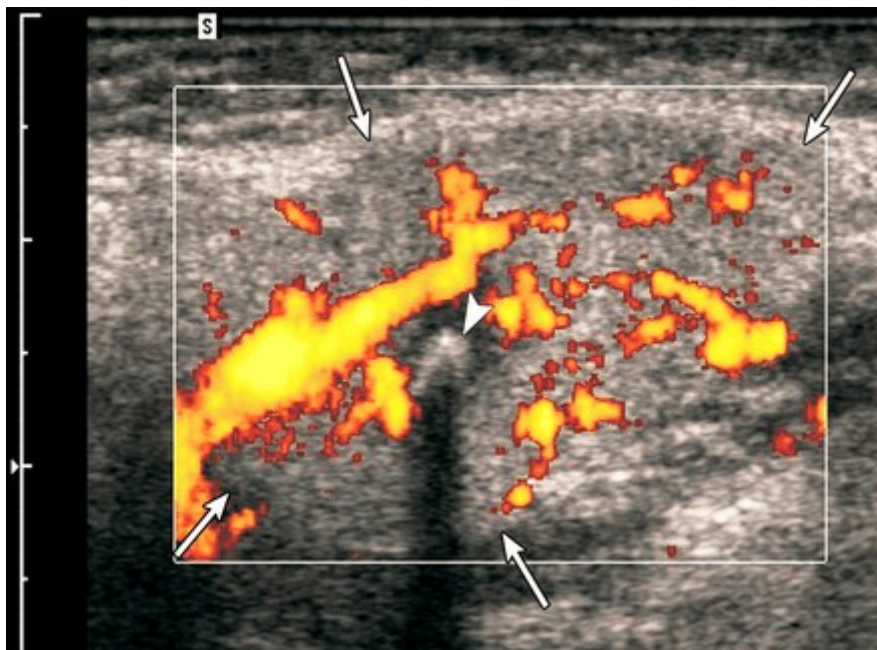
Do tín hiệu Doppler thấp nên tín hiệu Doppler ( $\Delta f$ ) được biến đổi mã hoá năng lượng. Hình ảnh này được gọi là siêu âm năng lượng hay siêu âm màu mã hoá năng lượng.

Hình ảnh mới này không còn là hình siêu âm Doppler màu nữa và có nhiều điểm khác so với siêu âm Doppler màu [8]:

- Không nhận biết được chiều của dòng chảy về phía đầu dò hay đi xa đầu dò.
- Toàn bộ lòng mạch được lấp đầy các pixel màu vì Doppler năng lượng có độ nhạy gấp 3 lần Doppler màu và có hình ảnh chụp mạch trên siêu âm Doppler năng lượng (Angio Doppler). Các mạch máu nhỏ cũng được nhìn thấy (các động mạch liên thùy thận).
- Hình ảnh chụp nhu mô có thể được thấy.

<sup>5</sup> [http://files.benhvien108.vn/2015-10-12-143812\\_thumb\\_690.jpg](http://files.benhvien108.vn/2015-10-12-143812_thumb_690.jpg)

- Bằng siêu âm Doppler năng lượng có thể phát hiện tụ máu trong u, các mạch mới tạo hoặc mạch viêm cũng có thể được phát hiện.
- Không có hiện tượng “Aliasing” màu, không còn phải phụ thuộc vào góc  $\theta$ .
- Siêu âm Doppler năng lượng được ứng dụng chủ yếu trong thăm khám các mạch máu nhỏ và nhất là có tốc độ dòng chảy thấp mà siêu âm Doppler màu thông thường không đủ độ nhạy để phát hiện [8].



Hình 1.6: Siêu âm Doppler năng lượng cho thấy các vị trí viêm <sup>6</sup>

#### 1.4. Ứng dụng

Như vậy ta đã biết các đặc tính của siêu âm Doppler, kỹ thuật này được ứng dụng trong khá nhiều trường hợp, thường gặp nhất là khảo sát mạch máu. Trong khảo sát mạch máu, thông tin từ siêu âm Doppler có thể cho ta các thông số về:

- Hướng dòng chảy.
- Sự phân bố vận tốc dòng chảy.
- Đặc tính nhịp đập.
- Động mạch hay tĩnh mạch.
- Vận tốc và lưu lượng dòng chảy.

<sup>6</sup> <http://thanhanmed.com/wp-content/uploads/2017/06/hinh-anh-sieu-am-doppler-nang-luong.gif>

Ngoài ra siêu âm Doppler còn được ứng dụng trong sản phụ khoa để xem xét tình hình phát triển của thai nhi, cung cấp các thông tin hữu ích về sinh lý tử cung trong thời kỳ mang thai của người mẹ.

Các ứng dụng khác của siêu âm cũng được ứng dụng khá rộng rãi như:

- Khảo sát hoạt động và các thông số chức năng của tim.
- Khảo sát hệ thống tĩnh mạch cửa, tĩnh mạch trên của gan.
- Khảo sát bệnh lý động mạch thận.
- Khảo sát bệnh lý của động mạch chủ bụng.

### **1.5. Đóng góp và tổng quan luận án**

Mục đích của luận án này là tìm hiểu về nguyên tắc hoạt động của siêu âm sóng biến dạng, phương thức đo độ đàn hồi – độ nhớt và áp dụng phát hiện u cũng như tạo ảnh siêu âm sóng biến dạng. Luận văn đã đề xuất việc sử dụng thuật toán cây quyết định kết hợp lọc tối ưu để phân loại u trong một tình huống cụ thể. Các kịch bản mô phỏng phục dựng độ đàn hồi và độ nhớt của đối tượng mô phỏng để chứng minh hiệu năng tốt của phương pháp này. Thứ nhất, ta tạo ra các kịch bản như trong thực tế để nhận được hình ảnh siêu âm và sau đó thêm nhiễu để làm cho nó giống như hình ảnh siêu âm trong thực tế. Thứ hai, tôi sử dụng phương pháp khác để loại bỏ nhiễu và tìm ra cách tốt nhất để có hình ảnh tương tự nhất với hình ảnh ban đầu (không có nhiễu).

*Phần còn lại của luận văn này được tổ chức như sau.*

Chương 2 cung cấp nền tảng lý thuyết, tập trung vào các kiến thức trong lý thuyết để đưa ra phương pháp. Trước tiên, ta nói về sóng biến dạng và về Modun Shear Phức (CSM). Thứ hai, ta nói về bộ lọc Maximum Likelihood (MLEF) một phương pháp tốt để giải quyết vấn đề ước tính.

Trong chương 3 trình bày phương pháp thuật toán cây quyết định. Tôi sử dụng để tìm và giải quyết các vấn đề trong phân loại mô, phân loại vùng bị bệnh sử dụng mô phỏng Matlab. Cuối cùng là kết luận.

## CHƯƠNG 2: NGUYÊN LÝ HOẠT ĐỘNG

### 2.1. Sóng biến dạng

#### 2.1.1. Định nghĩa về sóng biến dạng

Sóng biến dạng là sóng dịch chuyển bao gồm các dao động xảy ra vuông góc (hoặc góc phải) so với bộ tạo tạo dao động. Nếu sóng biến dạng có hướng theo trục  $x$  thì biên độ của nó sẽ nhấp nhô theo trục  $y$  và  $z$ . Ánh sáng là một ví dụ về sóng biến dạng. Trong vật chất sóng biến dạng có hướng lan truyền vuông góc với sự dịch chuyển của môi trường. Giống như một gợn sóng trên mặt nước hay sóng được tạo thành từ một chuỗi đều có thể coi là sóng biến dạng.

#### 2.1.2. Đặc tính của sóng biến dạng

Sóng biến dạng là dạng sóng dao động theo hướng vuông góc với hướng lan truyền. Nếu mỗi tay ta cầm một đầu của sợi dây, bằng cách di chuyển hai tay lên và xuống sẽ tạo ra sóng biến dạng. Ta cũng có thể tạo sóng biến dạng bằng cách di chuyển hai tay qua lại. Đây là điểm mấu chốt, chuyển động của sóng có thể xảy ra theo hai hướng độc lập. Trong trường hợp này, đây chính là hướng  $y$  và  $z$  đã đề cập phía trên. Ngoài ra còn xuất hiện các đỉnh sóng và bụng sóng trên các sóng khảo sát.

### 2.2. Module shear phức (CSM)

Sự lan truyền của sóng cơ học ở các mô được điều chỉnh bởi các thông số mô trong môi trường không giới hạn. Cụ thể, sự truyền sóng cơ học của sóng hài được điều chỉnh bởi số sóng phức, phụ thuộc vào tần số, mật độ và modun shear phức (CSM). Sự thay đổi về mật độ khối lượng và CSM ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng truyền sóng.

Để định lượng số sóng phức của mô mềm thường đòi hỏi phải ước lượng được mật độ khối và modun shear phức. Mật độ khối lượng của mô mềm nằm trong phạm vi ước lượng  $\rho = 971 - 1220$  [kg/m<sup>3</sup>]. Với mô mỡ, mật độ thấp hơn,  $\rho = 920 - 970$

[kg/m<sup>3</sup>]; với vùng mô collagen, mật độ cao hơn một chút,  $\rho = 1020 - 1100$  [kg/m<sup>3</sup>]. Các giá trị này được tổng hợp từ các kết quả sử dụng các phương pháp ước lượng khác nhau. Do đó, trong thực tế sự biến thiên về mật độ giữa các mô có thể thấp hơn. Thông tin cung cấp dựa vào cấu trúc mô sau khi cắt có thể không cung cấp đầy đủ sự khác biệt giữa các loại mô khác nhau. Do vậy, thông thường trong điều chế modun shear phức có mật độ khối lượng không đều và bằng mật độ nước,  $\rho = 1000$  [kg/m<sup>3</sup>]. Vậy nên, ước lượng số sóng phức được giảm xuống để ước lượng modun shear phức. Trong báo cáo này, tôi sẽ tập trung vào việc xây dựng lại định lượng modun shear phức cơ học.

Theo lí thuyết sóng, sự lan truyền sóng trong môi trường đàn hồi đặc trưng bởi modun shear phức, hầu hết các kết quả thu được dựa trên sự tái hiện của thành phần thực của modun shear đàn hồi.

Modun shear phức mô tả sự liên quan giữa tần số và tham số của vật liệu. Mọi quan hệ giữa mẫu cố định và mẫu đàn hồi đối với Linear Viscoelastic Solid có thể xác định bởi modun phức  $\frac{\sigma}{\epsilon} = G(\omega) = G' - iG''$  với  $\sigma$  là mẫu cố định và  $\epsilon$  là mẫu đàn hồi. Các dạng toán của  $G'$ - modun dự phòng,  $G''$ - modun mất đi, được xác định bằng mô hình hóa cơ học cơ bản của vật liệu. Với môi trường độ đàn hồi, tôi sử dụng thuật toán Kelvin-Voigt, trong đó CSM là [13]:

$$\mu = \mu_1 - i\omega_0\eta, \quad (2.1)$$

trong đó  $\omega_0$  là tần số dao động rad/s ( $\omega_0 = 2\pi f_0$ ),  $\mu_1$  là độ đàn hồi,  $\eta$  là độ nhớt của môi trường.

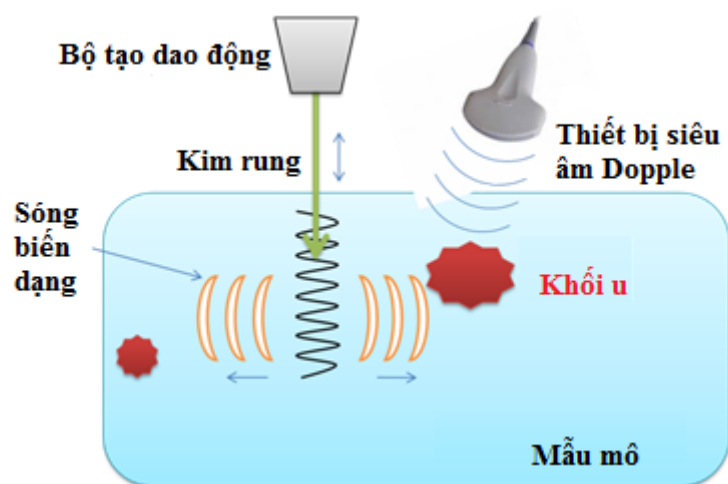
Hơn nữa, các phương pháp cụ thể được phân biệt dựa trên mối quan hệ giữa cố định – đàn hồi nhằm mục đích tái tạo các tham số về độ đàn hồi hoặc độ nhớt. Mặc dù độ cứng có liên quan đến định lí cũng như sóng đàn hồi rất hữu dụng để tăng sự tương phản vật lí trong các phép đo.

Một trong những lí do chính mà hầu hết các nghiên cứu lâm sàng hiện nay được tiến hành sử dụng giả định modun shear lại thiếu bằng chứng về  $G''$ - modun mất đi, mang thông tin chuẩn đoán.

Cung cấp thêm thông tin của  $G''$ - modun mất đi, có thể thúc đẩy các nghiên cứu tiếp theo nhằm xác định chất lượng của tham số. Cuối cùng, trái ngược với biến đổi (do nhiều hoặc biến đổi sinh học) việc xác định chất lượng của một tham số dành cho chẩn đoán cụ thể không chỉ dành riêng cho sự đối chiếu.

### 2.3. Ước lượng modun shear phức

Hình 2.1 dưới đây là sơ đồ minh họa cấu hình của hệ thống ước lượng sóng biến dạng. Gồm một bộ dao động cơ học và một kim rung đường kính 1.5mm, làm từ thép không rỉ được dùng để rung đúng ở tần số nhất định ( $100 \leq f \leq 500$  Hz). Kim rung đặt trên bề mặt của vùng cần khảo sát. Sóng biến dạng sau đó xuất hiện, đi qua các mô bình thường và khối u. Tại đây vận tốc của sóng khi đi qua mô bình thường và mô bị bệnh có khác biệt, nhờ vậy phân biệt được đâu là mô bình thường, đâu là khối u. Vận tốc của sóng được thu bằng thiết bị Doppler. Từ giá trị thu được, ta sẽ tìm được giá trị của độ đàn hồi và độ nhớt, sau đó ước lượng được modun shear phức.



Hình 2.1: Hệ thống tạo dao động và ước lượng sóng biến dạng thu được

Việc truyền sóng đàn hồi trong mô mềm là một quá trình phức tạp. Vận tốc của sóng đàn hồi liên quan trực tiếp đến sóng đàn hồi của mô. Vì vậy khi chúng ta có thể đo vận tốc sóng đàn hồi, thì chúng ta có thể ước lượng modun shear phức của mô.

Đối với môi trường hoàn toàn đàn hồi, vận tốc sóng đàn hồi có thể tính như sau:

$$c_s = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}}, \quad (2.2)$$

trong đó  $\mu$ , là độ đàn hồi nhớt của môi trường,  $\rho$  là mật độ khối của môi trường.

Tôi áp dụng thuật toán Kelvin – Voigt cho môi trường nhớt, modun shear phức (CSM) có thể được xác định [13]:

$$\mu = \mu_1 - i\omega_0, \quad (2.3)$$

trong đó  $\omega_0$  là tần số góc sóng biến dạng (rad/s) ( $\omega_0 = 2\pi f_0$ ),  $\mu_1$  là độ đàn hồi,  $\eta$  là độ nhớt của môi trường.

Modun sóng phức có thể ước tính từ số sóng phức. Số sóng phức có thể tính như sau:

$$k'_s = \sqrt{\rho \cdot \frac{\omega^2}{\mu}}, \quad (2.4)$$

Số sóng phức  $k'_s$  của sóng biến dạng có thể viết lại theo phương trình sau:

$$k'_s = k_s - i\alpha, \quad (2.5)$$

trong đó  $\alpha$  là hệ số suy giảm, từ công thức (2.4) và công thức (2.5) ta có thể ước tính  $k_s$  và  $\alpha$  để có thể tính CSM [13].

Với giả thuyết một hình trụ và tần số giao động cố định  $f_0$ , vận tốc riêng  $v(r, t)$  là một hàm không gian – thời gian của tọa độ  $r$ , được biểu diễn bằng phương trình sau:

$$v(r, t) = \frac{1}{\sqrt{r-r_0}} A e^{-\alpha(r-r_0)} \cos[\omega t - k_s(r-r_0) - \phi], \quad (2.6)$$



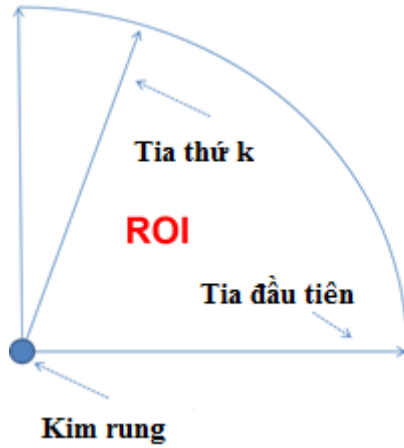
trong đó  $r_0$  là vị trí cần,  $A$  là biên độ của sóng biến dạng tại vị trí gốc và  $\phi$  pha thời gian ban đầu.

Vùng khảo sát (ROI) bao gồm vùng mô phỏng (nếu có) trong không gian 2-D theo Hình 2.2. Tia quét được dùng để cho khu vực ROI: khu vực được quét bằng cách thay đổi góc từ  $0^\circ$  đến  $90^\circ$ , mỗi bước dịch  $1^\circ$  tạo ra 91 tia. Lưu ý rằng, vận tốc hạt tại mỗi điểm trong mỗi tia được đo bằng thiết bị Doppler. Bằng cách khai thác tính chất cơ học của mô về độ nhớt, độ đàn hồi ta có thể phát hiện được các khối u. Hai đối tượng trên có thể xác định như sau:

$$O_1(\vec{r}) \begin{cases} \mu_1 - \mu_1^0, \vec{r} \in \text{mô bất thường} \\ 0, \text{ nếu không phải} \end{cases}, \quad (2.7)$$

$$\text{và } O_2(\vec{r}) \begin{cases} \omega(\mu_2 - \mu_2^0), \vec{r} \in \text{mô bất thường} \\ 0, \text{ nếu không phải} \end{cases}, \quad (2.8)$$

trong đó  $\mu_1$  và  $\mu_2$  là độ co dẫn và độ nhớt của mô không bình thường (nếu có),  $\mu_1^0$  và  $\mu_2^0$  là độ co dẫn và độ nhớt của mô bình thường,  $\omega$  là tần số góc ( $\omega = 2\pi f$ ).



Hình 2.2: Tia quét trong vùng khảo sát (ROI)

Trong thực tế, chúng ta không thể ước tính một cách trực tiếp CSM. CSM có nguồn gốc từ số sóng  $k_s$  và hệ số suy giảm  $\alpha$  [11],

$$\mu_1 = \frac{\rho\omega^2(k_s^2 - \alpha^2)}{(k_s^2 + \alpha^2)^2}, \quad (2.9)$$

$$\mu_2 = \frac{2\rho k_s \alpha}{(k_s^2 + \alpha^2)^2},$$

Ước lượng dựa trên số sóng  $k_s$  và hệ số suy giảm  $\alpha$  bằng việc sử dụng bộ lọc Kalman [12]. Một MLEF [2] hiệu quả được thiết kế để ước lượng số sóng  $k_s$  và hệ số suy giảm  $\alpha$  tại mỗi điểm trên một đường thuộc vùng ROI. Sau bước này, chúng ta thu được một đám mây các điểm trong ROI với tương ứng số sóng  $k_s$  và hệ số suy giảm  $\alpha$ . Do đó, hệ số CSM được tính theo công thức (2.9). Cuối cùng, các hàm mục tiêu được tái tạo bằng công thức (2.7) và (2.8).

#### 2.4. Giới thiệu về MLEF

Maximum Likelihood Ensemble Filter (MLEF) [2] là phương trình được tạo ra mà không có yêu cầu về sự khác biệt trong mô hình dự báo và các toán tử. Kết quả nghiên cứu cho thấy một phương pháp tối thiểu hóa không khả vi mới có thể định nghĩa như một sự khái quát hóa của phương pháp không giới hạn Gradient-Based, chẳng hạn như phương pháp Conjugate-Gradient và Quasi-Newton. Trong thuật toán tối thiểu hóa mới, vector bậc thứ nhất của hàm chi phí được định nghĩa là một hàm tổng quát, trong khi ma trận đối xứng của bậc thứ hai của hàm chi phí tăng lên là một ma trận Hessian tổng quát. Trong trường hợp các toán tử có thể phân biệt, thuật toán tối thiểu hóa sẽ đưa về dạng chuẩn theo dạng phương trình [1].

##### a. Bước dự đoán

Dự đoán sai số của bộ lọc Kalman [12] rời rạc cùng với giả thuyết sai số Gaussian có thể được viết như:

$$P_f(k) = M_{k-1} P_a(k-1) M_{k-1,k}^T + Q(k-1), \quad (2.10)$$

Trong đó  $P_f(k)$  là dự báo hiệp phương sai tại thời điểm  $t_k$ ,  $M_{k-1}$  là mô hình dự báo tuyến tính từ thời điểm  $t_{k-1}$  đến  $t_k$ ,  $P_a(k-1)$  là phân tích lỗi hiệp phương sai ở thời điểm  $t_{k-1}$ ,  $Q_{k-1}$  là lỗi hiệp phương sai của mô hình tại thời điểm  $t_{k-1}$ . Lỗi mô

hình được bỏ qua trong phần còn lại của báo cáo này. Với giả thiết này, sau khi loại bỏ các mốc thời gian, hiệp phương sai sai số dự báo là:

$$P_f = MP_a M^T = \left( MP_a^{\frac{1}{2}} \right) \left( MP_a^{\frac{1}{2}} \right)^T = \left( P_f^{\frac{1}{2}} \right) \left( P_f^{\frac{1}{2}} \right)^T, \quad (2.11)$$

Giả sử sai số là một ma trận cột:

$$P_a^{\frac{1}{2}} = (p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_s), \quad (2.12)$$

$$\text{với } p_i = \begin{pmatrix} p_{1,i} \\ p_{2,i} \\ \dots \\ p_{N,i} \end{pmatrix},$$

Chỉ số N là kích thước của mô hình (theo điều kiện ban đầu) và chỉ số S là số lượng các tập hợp. Trong thực tế S nhỏ hơn N rất nhiều [2]. Theo công thức (2.11) và công thức (2.12), sai số hiệp phương có thể viết là:

$$P_f^{\frac{1}{2}} = (b_1 b_2 \dots b_s), \quad (2.13)$$

$$b_i = M(x_{k-1} + p_i) - M(x_{k-1}) \approx MP_i$$

Với  $x_{k-1}$  là giá trị phân tích tại thời điểm  $t_{k-1}$ . Lưu ý mỗi cột  $\{b_i: 1, \dots, S\}$  có N phần tử  $P_f^{\frac{1}{2}} \cdot M(x_{k-1} + p_i)$  có thể tính từ là chu kì phi tuyến  $M(x_{k-1})$  theo công thức (2.13).

Định nghĩa lỗi dự báo hiệp phương sai trong công thức (2.13) ngụ ý việc sử dụng kiểm soát có điều khiển (xác định) thay vì trung bình toàn bộ, thường được sử dụng trong các phương pháp đồng bộ dữ liệu khác. Tốt nhất, kiểm soát dự báo đại diện cho trạng thái động, do đó nó liên quan đến cách tiếp cận tối đa. Về nguyên tắc việc sử dụng giá trị trung bình thay vì dự đoán chính xác là điều hoàn toàn khả thi [2].

Điều quan trọng, cần lưu ý sự sẵn có của một sai số phương sai  $P_a^{\frac{1}{2}}$  được thuật toán thu thập số liệu cung cấp rất quan trọng cho sự kết hợp giữa phân tích và dự

đoán. Ngoài các chu kì thu thập dữ liệu, cột  $P_a^{\frac{1}{2}}$  có thể được sử dụng giống như nhiều ban đầu cho dự báo tổng quan, trong công thức (2.5) [2].

### b. Bước phân tích

Trong phương pháp MLEF [2], giải pháp phân tích thu được là ước tính khả năng ước lượng tối đa, nghĩa là mô hình hóa tối đa sự phân bố xác suất. Với giả định Gaussian trong định nghĩa của hàm, vấn đề tối thiểu hóa khả năng lại là giảm thiểu hàm phi tuyến tính của mẫu bất kì.

$$J(x) = \frac{1}{2}(x - x_b)^T P_f^{-1}(x - x_b) + \frac{1}{2}[y - H(x)]^T R^{-1}[y - H(x)], \quad (2.14)$$

với  $x$  vector trạng thái mẫu,  $x_b$  biểu thị trạng thái trước (nền),  $y$  là vector đo lường. Trạng thái nền  $x_b$  là một ước tính về trạng thái động khả quan nhất. Do đó, nó là một dự đoán từ chu kì đồng hóa trước đó. Toán tử phi tuyến  $H$  là ánh xạ từ không gian mẫu đến không gian quan sát,  $R$  là ma trận hiệp phương sai lỗi đang theo dõi.

Lưu ý ma trận hiệp phương sai lỗi  $P_f$  được xác định trong không gian tổng thể theo công thức (2.13), do vậy nó có thứ hạng nhỏ hơn nhiều so với hiệp phương sai sai số thực. Định nghĩa giá trị của hàm theo công thức (2.14) chỉ tương tự như hàm biến đổi ba chiều. Nghiêm túc mà nói, không thể tránh khỏi  $P_f$  trong công thức (2.14) chỉ trong khoảng  $P_f$ , ngụ ý rằng giá trị của công thức (2.14) được xác định có hiệu quả trong phạm vi  $P_f$ . Lý luận và định nghĩa tương tự nằm trong các phương pháp đồng bộ dữ liệu khác, không sử dụng các phương pháp lai ghép [2].

Điều kiện tiên quyết của Hessian được xác định bởi sự thay đổi của biến:

$$x - x_b = P_f^{\frac{1}{2}}(I + C)^{-T}\zeta, \quad (2.15)$$

Với vector là  $\zeta$  biến điều khiển xác định trong không gian con

$$C = P_f^{\frac{1}{2}} H^T R^{-1} H P_f^{\frac{1}{2}} = \left( R^{-\frac{1}{2}} H P_f^{\frac{1}{2}} \right)^T \left( R^{-\frac{1}{2}} H P_f^{\frac{1}{2}} \right), \quad (2.16)$$

$P_f^{\frac{1}{2}} = \left( P_f^{\frac{1}{2}} \right)^T$  được sử dụng trong công thức trên. Kiểm tra kĩ hơn ta thấy rằng sự thay đổi của biểu thức (2.15) là điều kiện tiên quyết trong vấn đề tối thiểu hóa phương trình bậc hai. Với sự thay đổi của biến trong công thức (2.15) và phương pháp quan trắc tuyến tính giải pháp được tối thiểu hóa chỉ trong một bước. Ma trận được định nghĩa trong công thức (2.15) là căn bậc hai của Hessian nghịch trong biểu thức (2.14). Ma trận C thường bị bỏ qua trong điều kiện tiên quyết của Hessian trên các vấn đề về biến [2].

Vấn đề thực tế bây giờ là xác định các ma trận xuất hiện trong biểu thức (2.15). Dự báo hiệp phương sai được tính từ các dự báo chung trước đó trong công thức (2.10). Ma trận  $(I + C)^{-\frac{T}{2}}$  được tính toán, tuy nhiên, có một vài điều cần chú ý. Khi các cột của dự đoán gốc của hiệp phương sai sai số xuất hiện, cột  $e^{th}$  của ma trận xuất hiện trong công thức (2.16) là:

$$z_i = \left( R^{-\frac{1}{2}} H P_f^{\frac{1}{2}} \right)_i = R^{-\frac{1}{2}} H b_i \approx R^{-\frac{1}{2}} H(x + b_i) - R^{-\frac{1}{2}} H(x), \quad (2.17)$$

Lưu ý rằng mỗi vector cột  $z_i$  có kích thước trong không gian khảo sát. Ma trận C có thể được viết là:

$$C = \begin{pmatrix} z_1^T z_1 & z_1^T z_2 & \cdot & z_1^T z_S \\ z_2^T z_1 & z_2^T z_2 & \cdot & z_2^T z_S \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ z_S^T z_1 & z_S^T z_2 & \cdot & z_S^T z_S \end{pmatrix}, \quad (2.18)$$

Ma trận C là một ma trận đối xứng, do đó nó có kích thước nhỏ và được xác định bởi số các phần tử. Để tính toán phép đảo ngược hiệu quả, căn bậc hai liên quan đến  $(I+C)^{-\frac{T}{2}}$ , có thể biến đổi giá trị riêng (EVD) của ma trận C. Ta có  $C = \Lambda \Lambda^T$ :

$$(I+C)^{-\frac{1}{2}} = V(I+\Lambda)^{-\frac{1}{2}}V^T, \quad (2.19)$$

Lưu ý rằng định nghĩa ma trận  $C$  và EVD kế tiếp tương đương với phép biến đổi ma trận được giới thiệu trong bộ lọc Kalman. Sự thay đổi của biến trong công thức (2.15) có thể dễ dàng thực hiện. Các nhóm xuất hiện trong biểu thức (2.13) và biểu thức (2.17) [2].

Sau khi tìm ra điều kiện tiên quyết Hessian, bước tiếp theo trong việc giảm nhiễu là lặp đi lặp lại tính toán gradient trong không gian mở bao quanh. Người ta có thể xác định lại giá trị của hàm của biểu thức (2.14) bằng cách thay đổi biến của biểu thức (2.15) ta được:

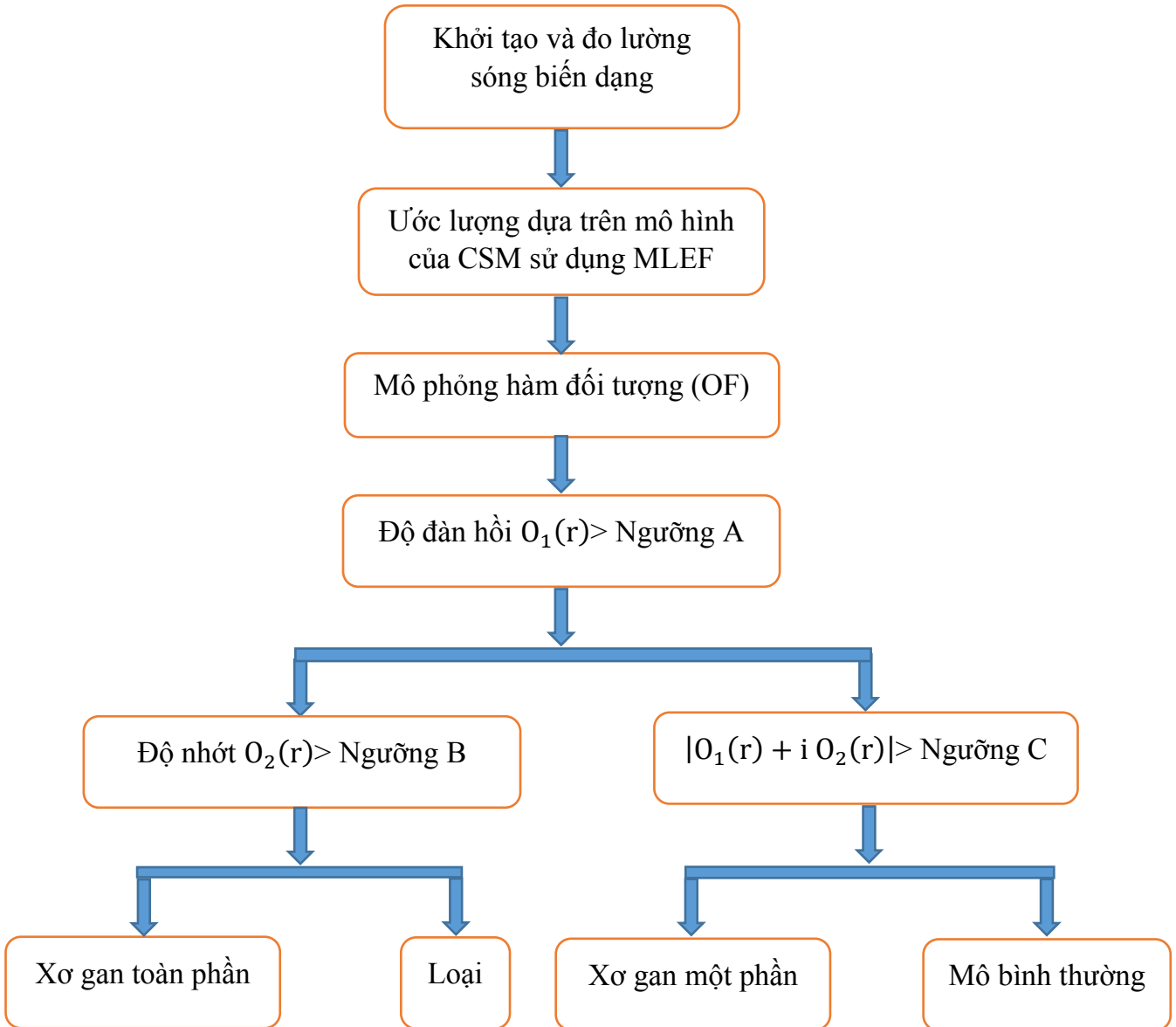
$$G_\zeta = (I+C)^{-1}\zeta - (I+C)^{-\frac{1}{2}} \left( R^{-\frac{1}{2}} H P_f^{\frac{1}{2}} \right)^T R^{-\frac{1}{2}} \times \left\{ y - H \left[ x_b + P_f^{\frac{1}{2}} (I+C)^{-\frac{T}{2}} \right] \right\}, \quad (2.20)$$

Lưu ý rằng tránh sử dụng một phần trong công thức (2.20) thông qua công thức (2.17) để tính toán ma trận  $R^{-\frac{1}{2}} H P_f^{\frac{1}{2}}$  [2].

## CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT VÀ KẾT QUẢ

### 3.1. Phương pháp đề xuất

Xơ gan không phải là một căn bệnh, nó là sự mất cân bằng giữa tổng hợp và phân hủy sợi collagen [7]. Xơ gan một phần (Fibrosis) và xơ gan toàn phần (Cirrhosis) là khác nhau, xơ gan toàn phần thường phát triển từ xơ gan một phần. Cho tới nay, sinh thiết gan vẫn là phương pháp đáng tin nhất để chẩn đoán mức độ xơ hóa. Trong nghiên cứu này, tôi đã phát triển thuật toán cây quyết định (Decision-Tree) theo Hình 3.1 để phân loại 3 trạng thái của gan: Bình thường, xơ một phần và xơ toàn phần. Trong biểu đồ này, có ba ngưỡng: Ngưỡng A, ngưỡng B, ngưỡng C. Vì xơ gan toàn phần thường cứng hơn nên đầu tiên độ đàn hồi  $O_1(r)$  so với ngưỡng A được sử dụng để phát hiện xơ gan toàn phần ở vị trí  $r$ . Hơn nữa, sẽ chắc chắn mắc xơ gan toàn phần nếu độ nhớt  $O_2(r) >$  ngưỡng B. Để phân biệt giữa xơ gan một phần và mô gan bình thường, ta cần quan tâm đến cả độ nhớt và độ đàn hồi. Xơ gan một phần nếu  $|O_1(r) + i O_2(r)| >$  ngưỡng C.



Hình 3.1: Phân loại u sử dụng thuật toán cây (DT).



### 3.2. Mô phỏng và kết quả

Trong báo cáo này, tôi đề xuất một kịch bản mô phỏng trong đó có ba loại mô khác nhau có độ đàn hồi và độ nhớt tương ứng trên Bảng 3.1. Các giá trị này được tham chiếu từ thực tế đã được công bố trong nghiên cứu [7].

Bảng 3.1: Các thông số của một vài trạng thái điển hình của gan

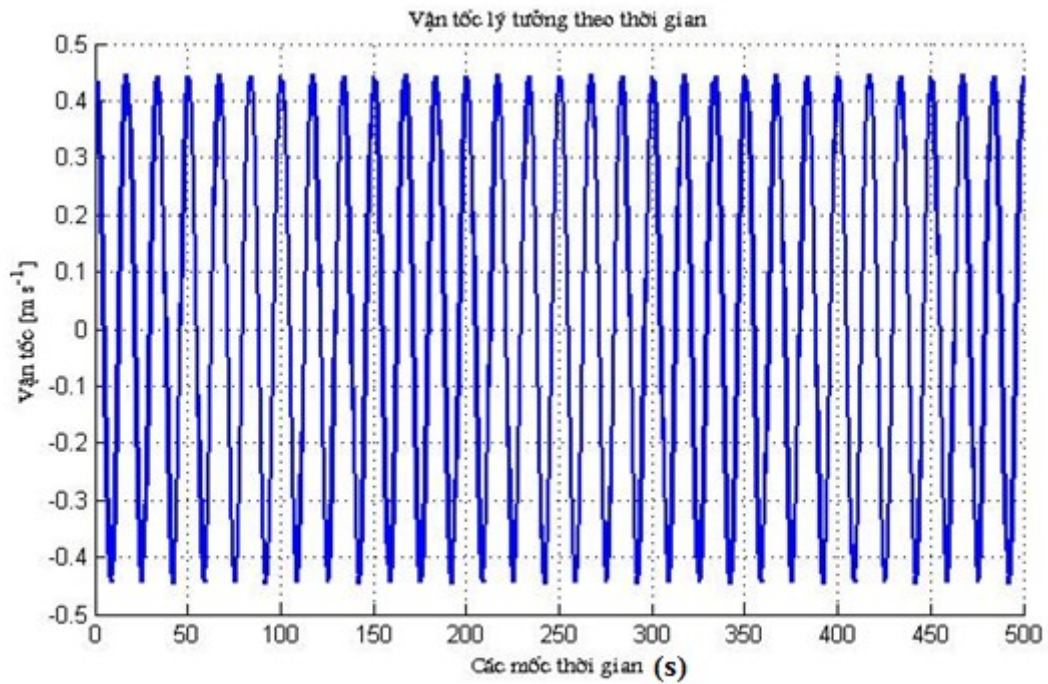
|   | Loại                       | Độ đàn hồi biến dạng<br>(kPa) | Độ nhớt biến dạng<br>(Pa.s) |
|---|----------------------------|-------------------------------|-----------------------------|
| 1 | Bệnh nhân xơ hóa một phần  | 2.58                          | 2.29                        |
| 2 | Bệnh nhân xơ hóa toàn phần | 4.69                          | 5.21                        |
| 3 | Gan của người bình thường  | 2.08                          | 1.74                        |

Kim rung có đường kính 1.5mm, được rung với tần số  $f_0 = 100$  Hz. Dữ liệu thu thập tại 43 điểm, khoảng cách giữa hai điểm là 0.3 mm, tần số lấy mẫu là 10 kHz và tại mỗi điểm lấy 500 mẫu. Trong luận văn này ngưỡng A, ngưỡng B, ngưỡng C được chọn giá trị lần lượt là 3.640 kPa, 2.364 kPa, 2.848 kPa [7].

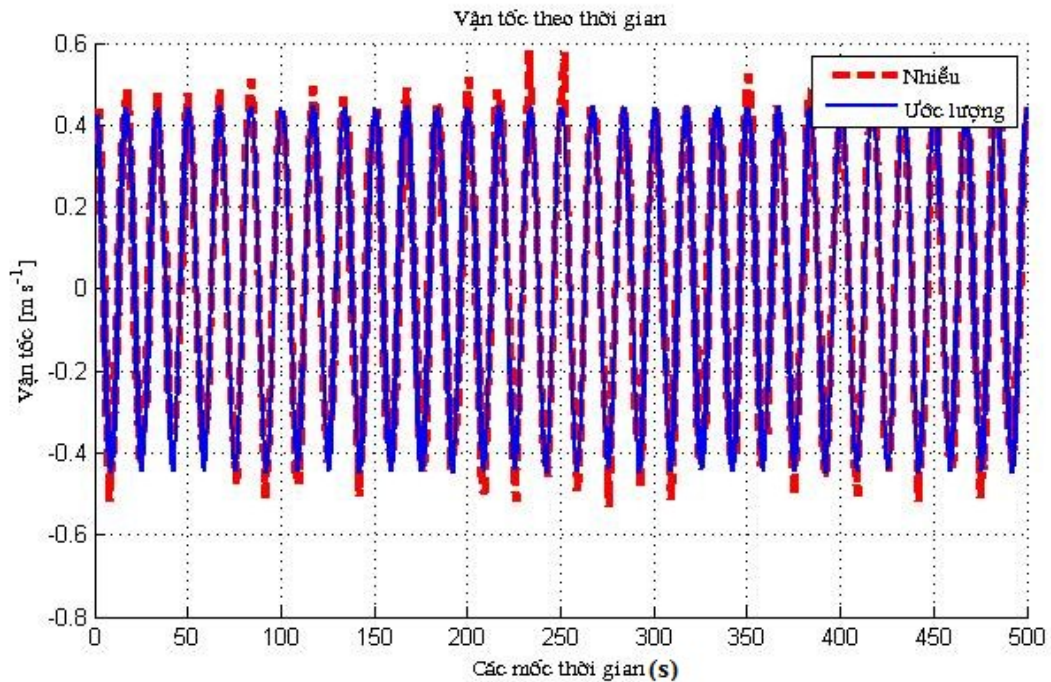
- Đầu tiên tạo sóng biến dạng khi có các dao động vuông góc xuất hiện để chuyển hướng năng lượng. Nếu sóng biến dạng di chuyển theo trục x thì các dao động sẽ theo hướng lên và xuống trong mặt phẳng y-z. Vận tốc của sóng biến dạng tại một vị trí được đo bằng một máy siêu âm Doppler.
- Thứ hai, phương pháp quét tia được dùng làm mô hình các hướng truyền sóng. Biểu diễn  $\alpha$  và  $k_s$  là hệ số suy giảm và số sóng tại điểm r (tọa độ cực) trên mỗi tia.
- Thứ ba, sử dụng MLEF để ước lượng  $\alpha$  và  $k_s$  tại vị trí r, từ đó ước lượng được tham số CSM của mô hình tại vị trí r

- Thứ tư, tái tạo ảnh bằng việc biến đổi các tham số CSM đã được ước lượng từ tọa độ cực sang tọa độ Đề-các.
- Cuối cùng dùng bộ lọc trung vị để giảm nhiễu ảnh thu được.

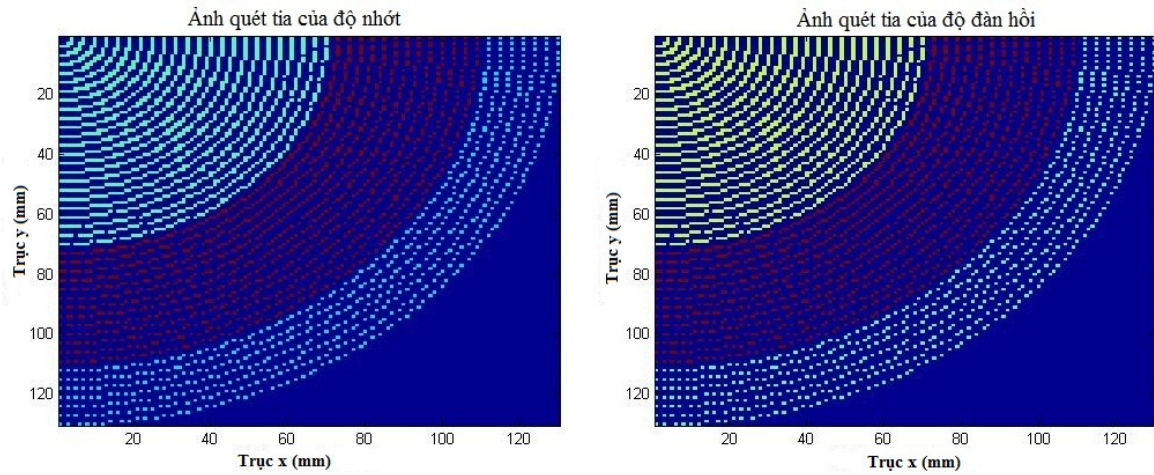
Hình 3.2 minh họa vận tốc lý tưởng (không có nhiễu) thu được tại 1 điểm trong không gian theo thời gian. Hình 3.3 mô tả so sánh giữa vận tốc lý tưởng và vận tốc khi có nhiễu đo. Dễ nhận thấy rằng có 1 lượng nhiễu trắng cộng tính đã được đưa thêm vào vận tốc lý tưởng. Nhiễu này sau đó sẽ gây ra sai lệch khi ước lượng CSM.



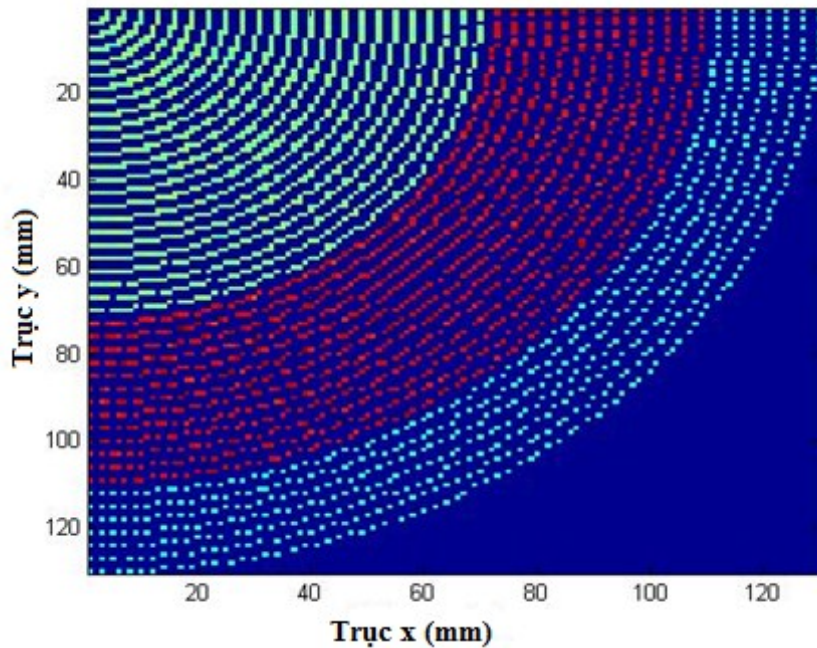
Hình 3.2: Vận tốc lý tưởng thu được tại 1 điểm trong không gian theo thời gian (không nhiễu)



Hình 3.3: Vận tốc thu được tại 1 điểm trong không gian theo thời gian (kèm nhiễu)



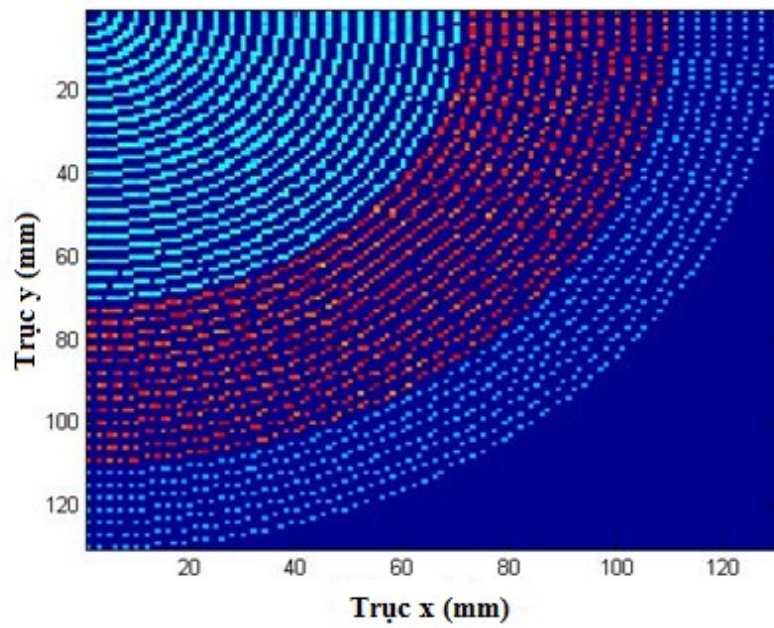
Hình 3.4: Ảnh quét tia của độ đàn hồi và độ nhót



Hình 3.5: Ảnh ước lượng độ đàn hồi nhờ sử dụng MLEF

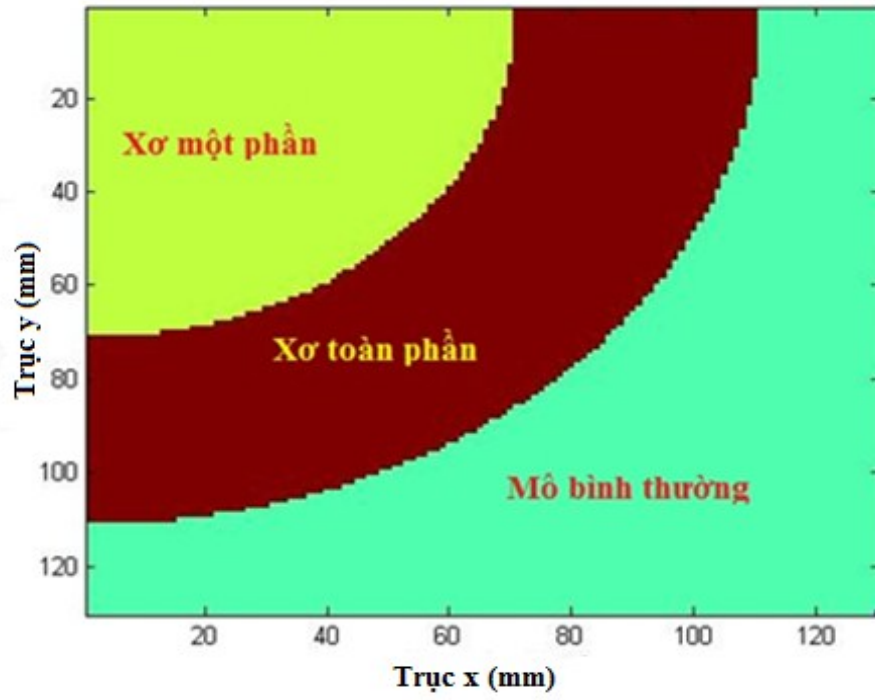
Hình 3.4 mô tả ảnh quét tia ứng với 2 tham số độ đàn hồi và độ nhót; đây chính là kịch bản mô phỏng của bài toán mà sau này học viên cần ước lượng được. Từ hình 3.4 có thể thấy rõ phân vùng các khu vực không có xơ hóa, xơ hóa 1 phần, xơ hóa toàn phần.

Hình 3.5 và 3.6 là ảnh ước lượng tham số độ đàn hồi và độ nhót dùng bộ lọc MLEF sau khi sử dụng giải thuật do nhóm nghiên cứu đề xuất.

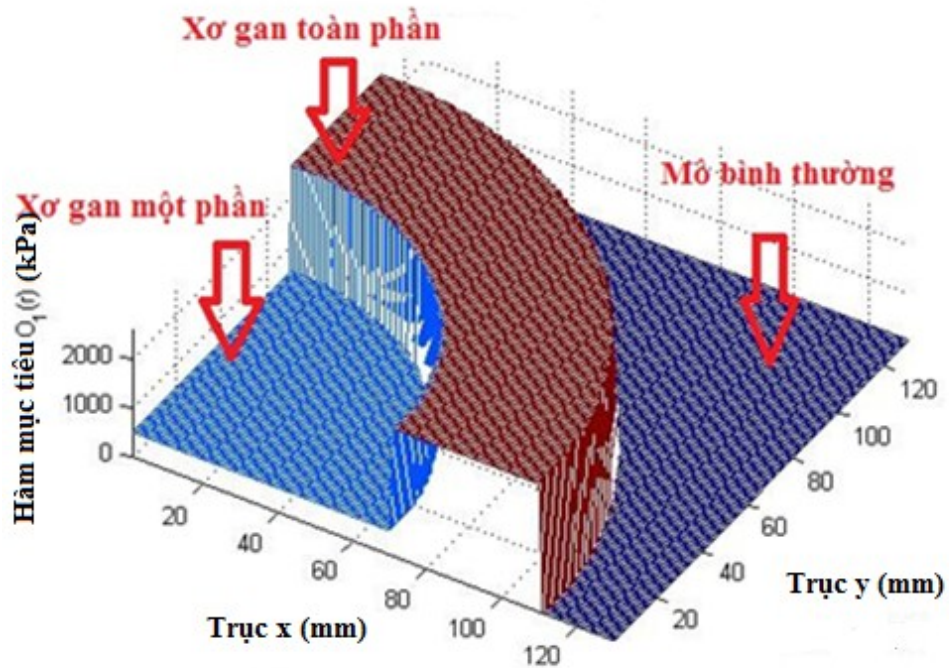


Hình 3.6: Ảnh ước lượng độ nhót nhờ sử dụng MLEF

Hình 3.7 dưới đây mô phỏng độ đàn hồi lý tưởng  $O_1$  tại vị trí đặt kim rung. Giá trị của ba mô hình này được đề cập trong Bảng 3.1. Có thể thấy sự khác biệt của đàn hồi giữa xơ gan một phần và gan bình thường không rõ ràng.

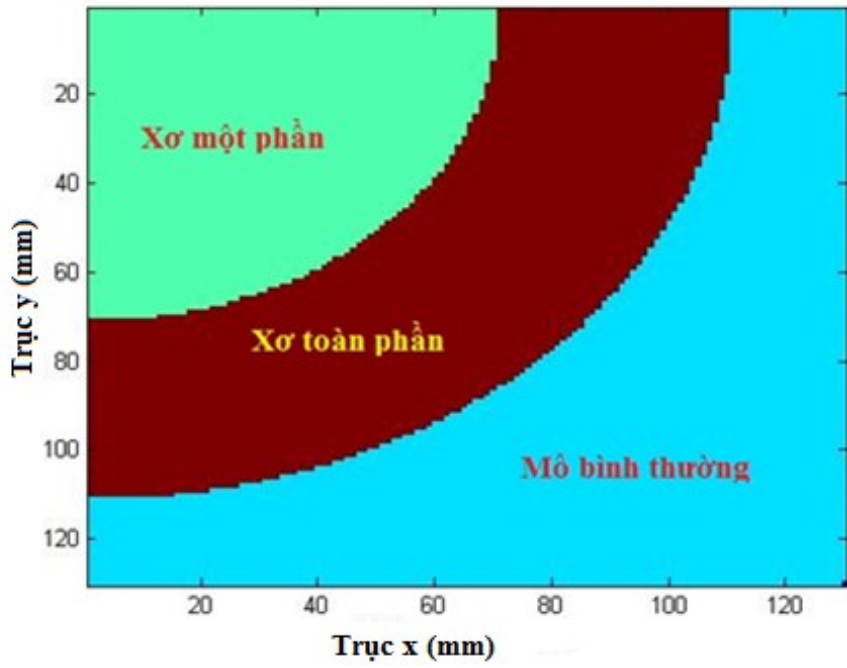


(a) Dạng ảnh

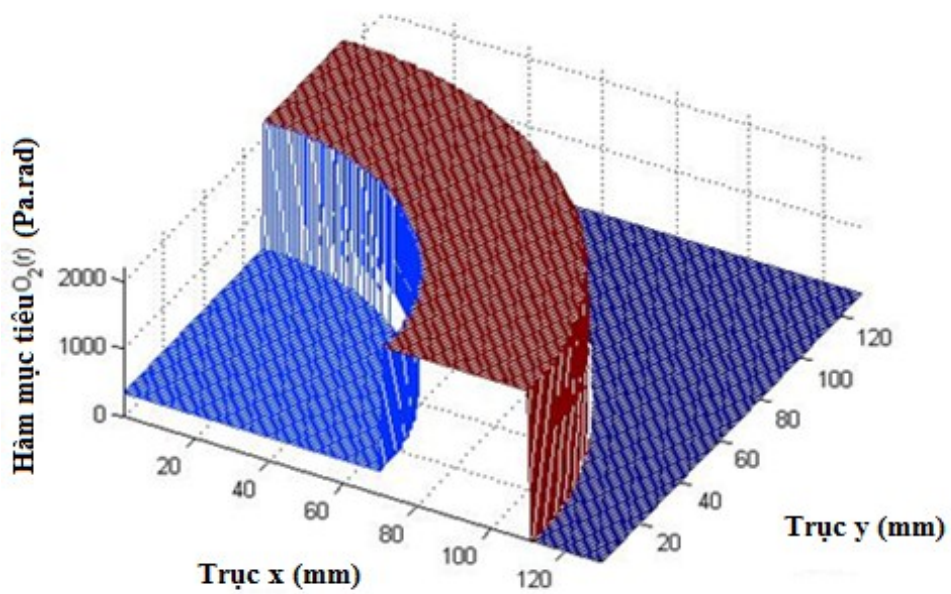


(b) Biểu diễn theo giá trị

Hình 3.7: Độ đàn hồi lý tưởng của  $O_1(r)$



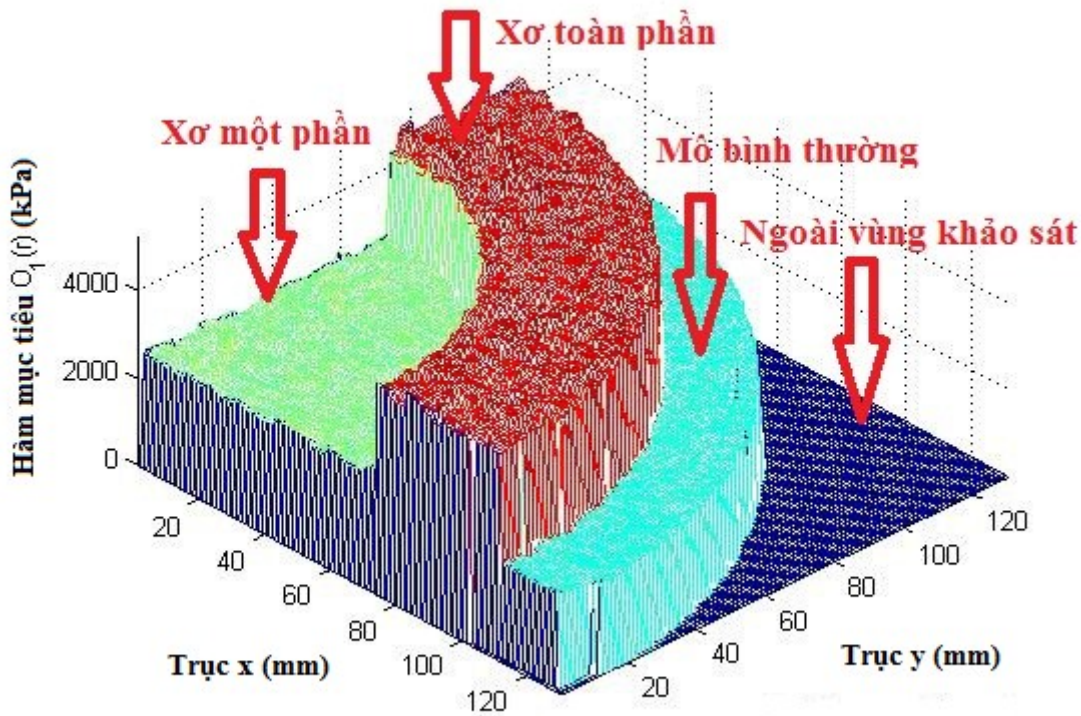
(a) Dạng ảnh



(b) Biểu diễn theo giá trị

Hình 3.8: Độ nhớt lý tưởng của  $O_2(r)$

Hình 3.9 dưới đây mô phỏng độ đàn hồi  $\widehat{O}_1$  theo dữ liệu đã có. Mặc dù có gợn sóng trên bề mặt, nhưng đối tượng mô phỏng đã thể hiện ý tưởng rất tốt. Gợn sóng có là do nhiễu được thêm vào mô hình tái tạo không hoàn hảo. Rất khó để phân biệt giữa xơ gan một phần và gan bình thường do các gợn sóng. Cũng trong Hình 3.7 ta có thể thấy rằng kỹ thuật quét tia không thể che phủ toàn bộ diện tích hình vuông  $12.6 \times 12.6 \text{ mm}^2$ . Vùng khảo sát (ROI) chỉ là một khu vực với bán kính 12.6 mm.

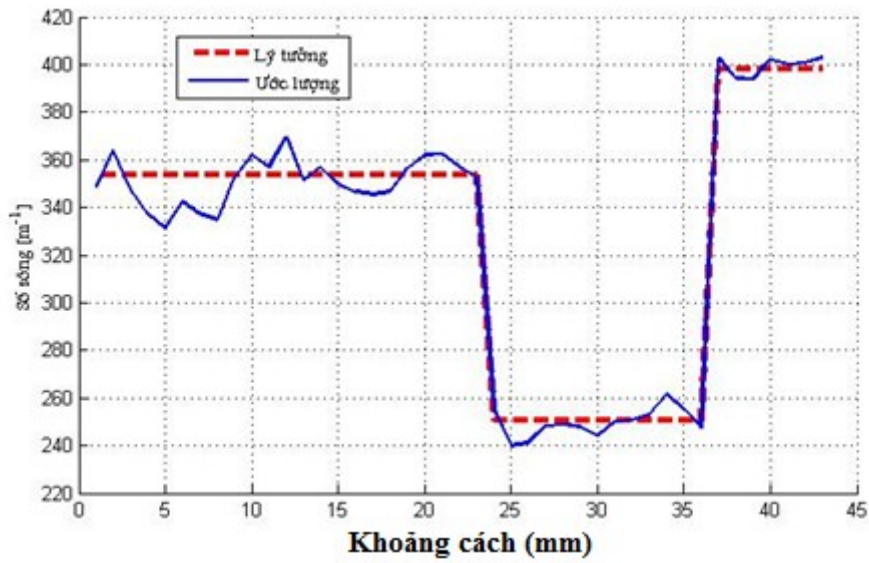


Hình 3.9: Mô hình độ đàn hồi hàm  $O_1(r)$  được bổ sung độ đàn hồi của gan bình thường (tại 2.08 kPa) để cho thấy các mô trong và ngoài ROI

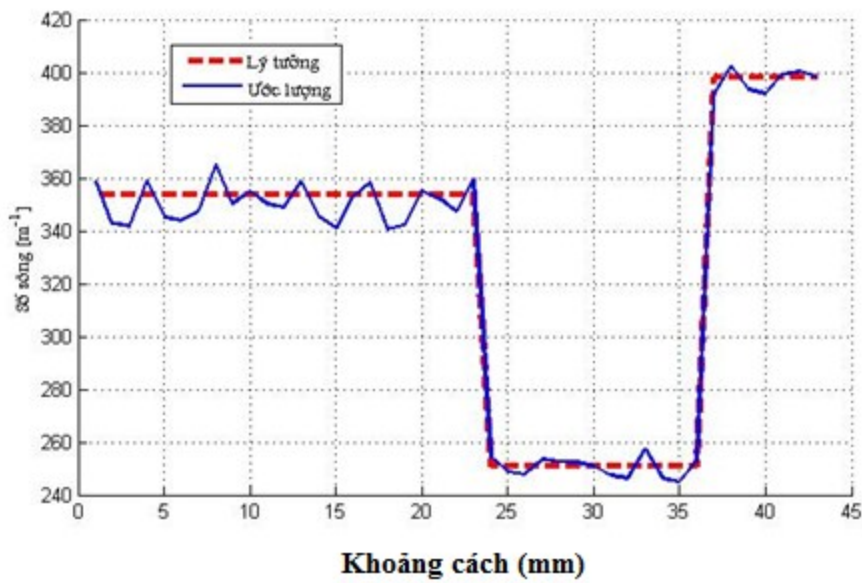
Hình 3.10 tới Hình 3.15 cho thấy kết quả ước tính cho số sóng và hệ số suy giảm dọc theo các tia với  $\text{SNR} = 30 \text{ dB}$ . Có thể thấy sự thay đổi đột ngột của số sóng xảy ra ở khoảng cách 7 mm (giữa xơ gan một phần và xơ gan toàn phần) và 110 mm (giữa xơ gan toàn phần và gan bình thường). Có thể thấy sự ước lượng về số sóng và hệ số suy giảm đã đi đúng hướng. Tuy nhiên, gợn sóng trong ước lượng suy giảm lớn hơn so với ước lượng số sóng. Sau khi ước lượng số sóng và các yếu tố suy giảm, độ



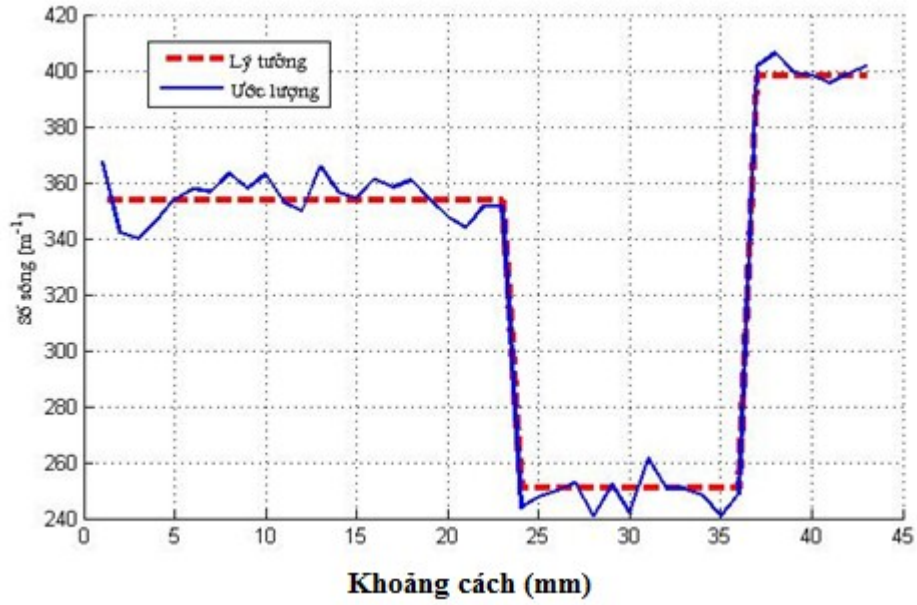
đàn hồi và độ nhớt có thể được tính bằng cách sử dụng công thức (2.9). Do đó, hàm  $O_1(r)$  và  $O_2(r)$  cuối cùng đã được mô phỏng thành công (xem hình 3.16 và 3.17).



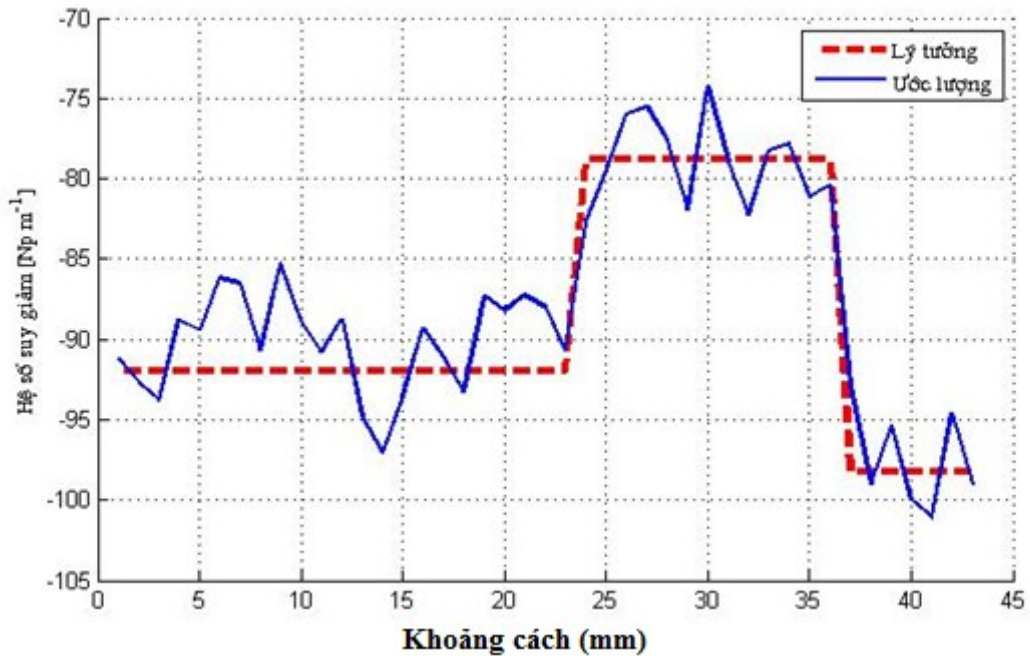
Hình 3.10: Ước lượng  $k_s$  dọc theo tia thứ 20



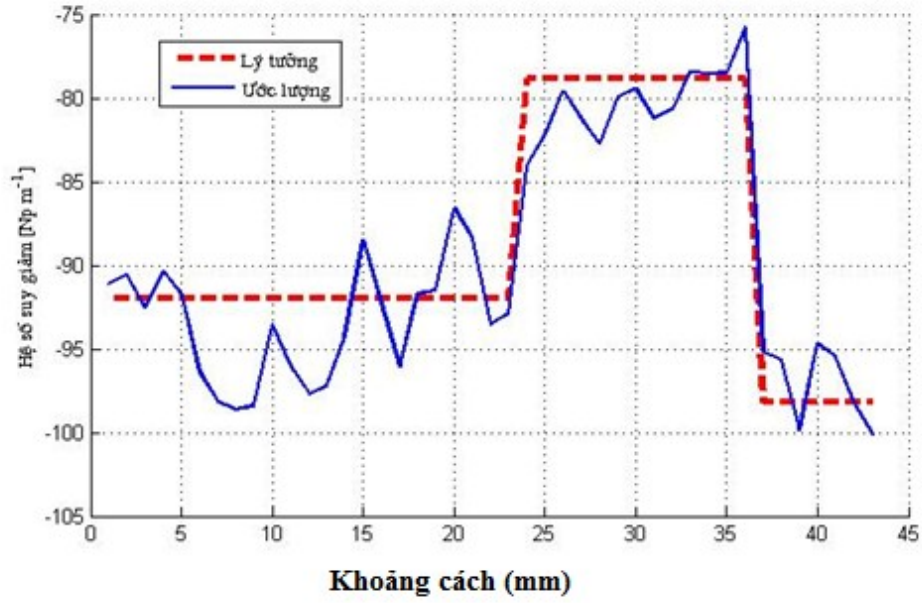
Hình 3.11: Ước lượng  $k_s$  dọc theo tia thứ 40



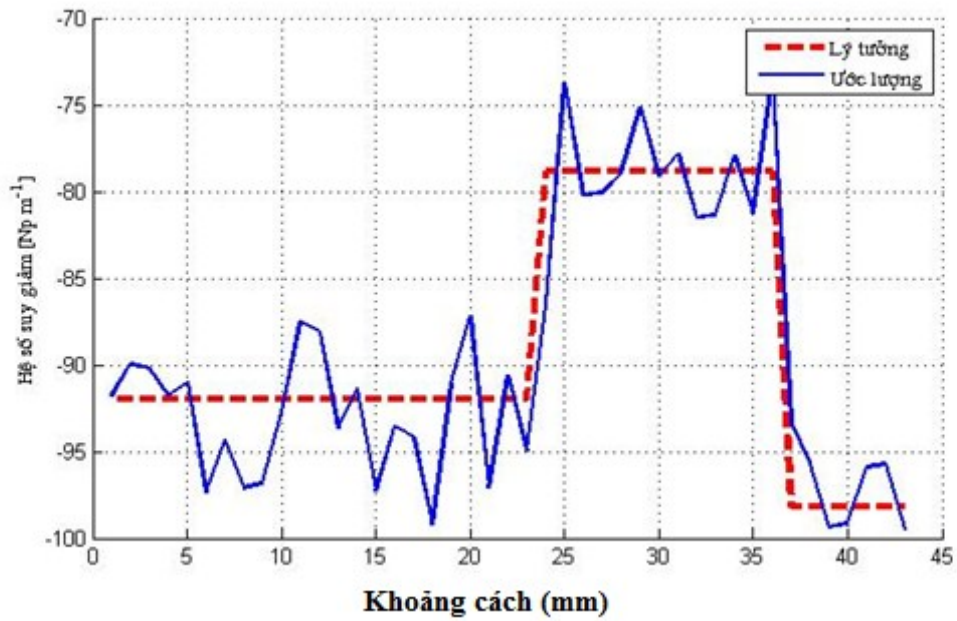
Hình 3.12: Ước lượng  $k_s$  dọc theo tia thứ 60



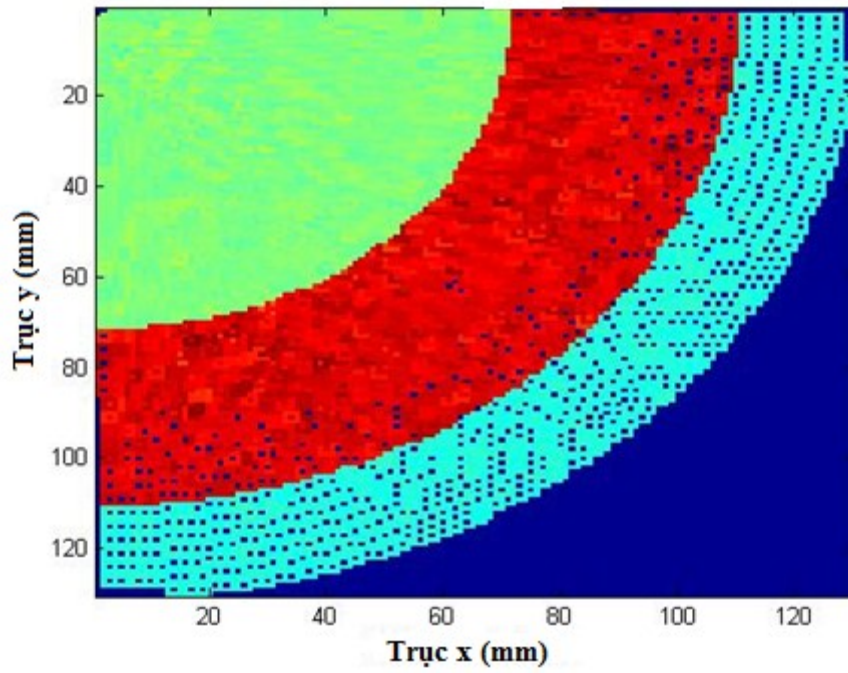
Hình 3.13: Ước lượng  $\alpha$  dọc theo tia thứ 20



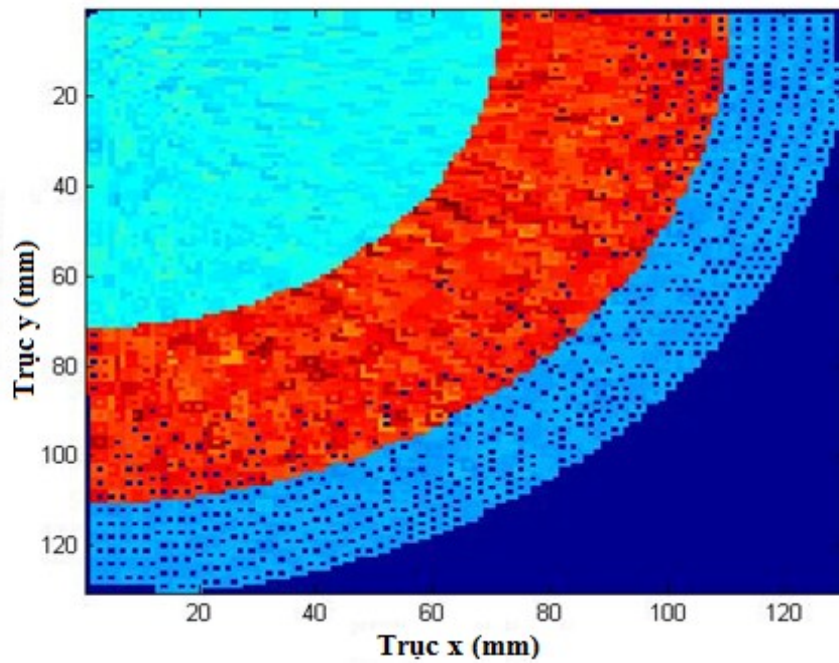
Hình 3.14: Ước lượng  $\alpha$  dọc theo tia thứ 40



Hình 3.15: Ước lượng  $\alpha$  dọc theo tia thứ 60

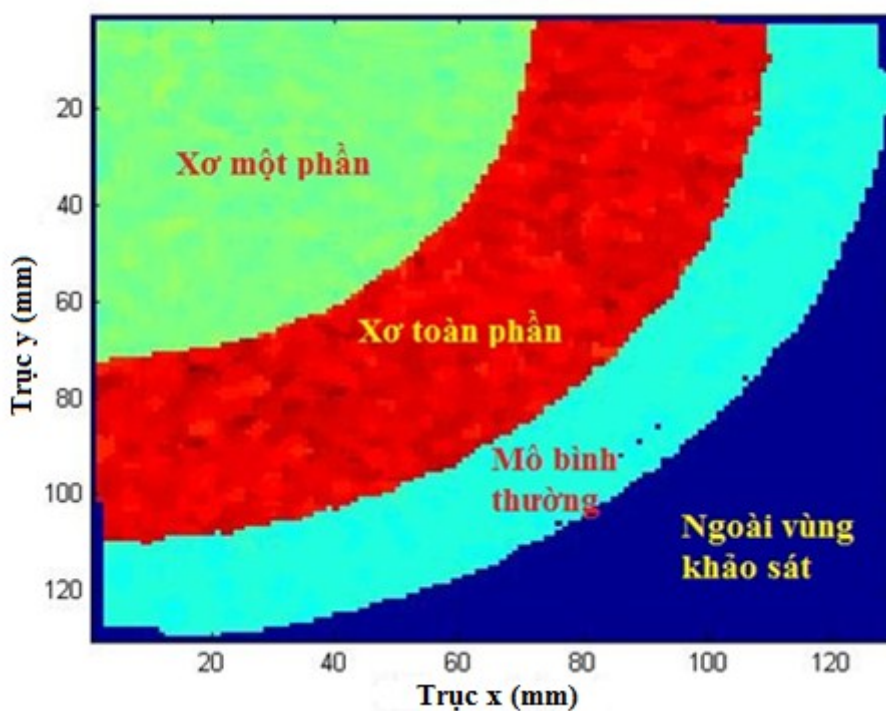


Hình 3.16: Độ đàn hồi sau khi khô phục



Hình 3.17: Độ nhót sau khi khô phục

Sử dụng ngưỡng A và ngưỡng B trong thuật toán DT trên Hình 3.1, rất dễ dàng để tách các vị trí xơ gan toàn phần khỏi nhóm xơ gan một phần và mô bình thường. Tuy nhiên nếu chúng ta chỉ quan tâm đến  $\hat{O}_1$  hay  $\hat{O}_2$  để phân loại xơ gan một phần và mô bình thường, hiệu suất sẽ không được tốt. Vì vậy, để phân biệt giữa xơ gan một phần và mô bình thường, cần tính toán độ lớn của  $|\hat{O}_1 + i \times \hat{O}_2|$ , sau đó so sánh với ngưỡng C theo Hình 3.1. Lí do là độ lớn của  $|\hat{O}_1 + i \times \hat{O}_2|$  có thể khuếch đại sự khác biệt giữa xơ gan một phần và gan bình thường. Hình 3.18 cho thấy ảnh mô phỏng CSM có thể chỉ ra chính xác vị trí của mô mềm (xơ gan một phần, xơ gan toàn phần, gan bình thường) trong vùng khảo sát sau khi lọc trung vị.



Hình 3.18: Ảnh mô phỏng CSM thể hiện ba loại khác nhau của mô mềm ( xơ gan một phần, xơ gan toàn phần và mô bình thường) trong vùng khảo sát (ROI) sau khi sử dụng lọc trung vị.

## KẾT LUẬN

Trong luận văn này tôi đã tìm hiểu về nguyên tắc hoạt động của siêu âm sóng biến dạng, phương thức đo độ đàn hồi – độ nhớt và áp dụng phát hiện u cũng như tạo ảnh siêu âm sóng biến dạng. Luận văn đã đề xuất việc sử dụng thuật toán cây quyết định kết hợp lọc tối ưu để phân loại u trong một tình huống cụ thể. Các kịch bản mô phỏng phục dựng độ đàn hồi và độ nhớt của đối tượng mô phỏng để chứng minh hiệu năng tốt của phương pháp này. Thuật toán phân loại đơn giản DT rất hữu ích trong việc phân loại các mẫu ước lượng. Do đó có thể tự động phát hiện các u nếu có. Trong tương lai ta có thể xem xét làm thế nào để nâng cao hiệu suất phân loại bằng cách kết hợp các thuật toán DT với SVM. Luận văn có thể được phát triển thêm bằng mô phỏng và thử nghiệm trên mô hình 3D.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Zupanski, Milija, I. Michael Navon, and Dusanka Zupanski. "The Maximum Likelihood Ensemble Filter as a non-differentiable minimization algorithm." *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 134, no. 633 (2008): 1039-1050
- [2] Zupanski, Milija. "Maximum likelihood ensemble filter: Theoretical aspects." *Monthly Weather Review* 133, no. 6 (2005): 1710-1726
- [3] Tran-Duc, Tan, Yue Wang, Nguyen Linh-Trung, Minh N. Do, and Michael F. Insana. "Complex Shear Modulus Estimation Using Maximum Likelihood Ensemble Filters." In *4th International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam*, pp. 313-316. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [4] Chen, Shigao, Mostafa Fatemi, and James F. Greenleaf. "Quantifying elasticity and viscosity from measurement of shear wave speed dispersion." *The Journal of the Acoustical Society of America* 115, no. 6 (2004): 2781-2785.
- [5] Orescanin M, Insana MF (2010). Model-based complex shear modulus reconstruction: A Bayesian approach. IEEE Int'l Ultrasonics Symposium, 61-64.
- [6] G.M.Baxter, P.L.P.Allan, and P.Morley, Clinical Diagnostic Ultrasound
- [7] Laurent Huwart, Frank Peeters, Ralph Sinkus, Laurence Annet, Najat Salameh, Leon C. ter Beek, Yves Horsmans, and Bernard E. Van Beers, Liver fibrosis: non-invasive assessment with MR elastography, *NMR in biomedicine*, 2006, vol. 19, pp. 173–179.
- [8] Nguyên lý siêu âm Doppler – GS. Phạm Minh Thông.  
<http://virad.org/nguyen-ly-sieu-am-doppler-gs-pham-minh-thong/>
- [9] Siêu âm bụng tổng quát – Nhà xuất bản y học, Nguyễn Phước Bảo Quân.

- [10] Berrington de Gonzalez, Sarah Darby. “*Rick of cancer from diagnostic X-rays*”.*Tap chí y khoa The Lancet* (2004).
- [11] J.-L. Gennisson, T. Deffieux, M. Fink, and M. Tanter, “Ultrasound elastography: principles and techniques,” *Diagnostic and interventional imaging*, vol. 94, no. 5, pp. 487–495, 2013.
- [12] Luong, Q. H., Nguyen, M. C., & Tan, T. D. A frequency dependent investigation of complex shear modulus estimation, *International Conference on Advances in Information and Communication Technology*, Springer International Publishing, 2016, pp. 31-40.
- [13] A. P. Sarvazyan, O. V. Rudenko, S. D. Swanson, J. B. Fowlkes, and S. Y. Emelianov, “Shear wave elasticity imaging: a new ultrasonic technology of medical diagnostics,” *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 24, no. 9, pp. 1419–1435, 1998.
- [14] Wells, P. N. T. (June 2011). "Medical ultrasound: imaging of soft tissue strain and elasticity". *Journal of the Royal Society, Interface*. **8** (64): 1521–1549.
- [15] Quang-Huy, T., & Duc-Tan, T. (2015, October). Sound contrast imaging using uniform ring configuration of transducers with reconstruction. In *Advanced Technologies for Communications (ATC), 2015 International Conference on* (pp. 149-153). IEEE.
- [16] Tran, Q. H., & Tran, D. T. (2015). Ultrasound Tomography in Circular Measurement Configuration using Nonlinear Reconstruction Method. *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, 7(6), 2207-2217.
- [17] Huy, T. Q., Tan, T. D., & Linh-Trung, N. (2014, October). An improved distorted born iterative method for reduced computational complexity and enhanced image reconstruction in ultrasound tomography. In *Advanced Technologies for Communications (ATC), 2014 International Conference on* (pp. 703-707). IEEE.



- [18] Tran-Duc, T., Linh-Trung, N., & Do, M. N. (2012, October). Modified distorted Born iterative method for ultrasound tomography by random sampling. In *Communications and Information Technologies (ISCIT), 2012 International Symposium on* (pp. 1065-1068). IEEE.
- [19] Tran-Duc, T., Linh-Trung, N., Oelze, M. L., & Do, M. N. (2013). Application of l1 Regularization for High-Quality Reconstruction of Ultrasound Tomography. In *4th International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam* (pp. 309-312). Springer Berlin Heidelberg.
- [20] Anh-Dao, N. T., Duc-Tan, T., & Linh-Trung, N. (2015). 2D Complex Shear Modulus Imaging in Gaussian Noise. In *5th International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam* (pp. 385-388). Springer.
- [21] Tran Duc Tan, Dinh Van Phong, Truong Minh Chinh and Nguyen Linh-Trung, "Accelerated parallel magnetic resonance imaging with multi-channel chaotic compressed sensing," *The 2010 International Conference on Advanced Technologies for Communications*, Ho Chi Minh City, 2010, pp. 146-151. doi: 10.1109/ATC.2010.5672695