

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC VÀ
CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ

NGUYỄN SỸ HIỆP

PHƯƠNG PHÁP TẠO ẢNH ĐỘ ĐÀN HỒI VÀ ĐỘ NHÓT CỦA
MÔ MỀM BỆNH SỬ DỤNG KỸ THUẬT XỬ LÝ NHIỄU

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ MÁY TÍNH

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 9 48 01 04

Hà Nội - 2026

Công trình được hoàn thành tại: Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

Người hướng dẫn khoa học:

1. Người hướng dẫn:
2. Người hướng dẫn:

Phản biện 1:.....

Phản biện 2:.....

Phản biện 3:.....

Luận án được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án tiến sĩ cấp Học viện họp tại Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam vào hồi giờ, ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại:

1. Thư viện Học viện Khoa học và Công nghệ
2. Thư viện Quốc gia Việt Nam

MỞ ĐẦU

Ung thư hiện là một trong những nguyên nhân gây tử vong hàng đầu trên thế giới. Theo báo cáo GLOBOCAN 2022 của Cơ quan Nghiên cứu Ung thư Quốc tế (IARC), mỗi năm có khoảng 20 triệu ca mắc mới và gần 10 triệu ca tử vong do ung thư. Tại Việt Nam, năm 2022 ghi nhận khoảng 180.480 ca mắc mới và 120.184 ca tử vong. Nhiều nghiên cứu cho thấy nguy cơ mắc ung thư liên quan chặt chẽ đến các yếu tố môi trường và lối sống như hút thuốc lá, ô nhiễm không khí, béo phì và ít vận động. Đáng chú ý, phần lớn các trường hợp ung thư chỉ được phát hiện ở giai đoạn muộn, gây khó khăn cho điều trị và làm gia tăng chi phí y tế. Vì vậy, việc phát hiện sớm có ý nghĩa đặc biệt quan trọng trong nâng cao hiệu quả điều trị và tăng cơ hội sống cho bệnh nhân. Hiện nay, nhiều kỹ thuật chẩn đoán hình ảnh được sử dụng trong y học như siêu âm, X-quang, CT, MRI, PET-CT và SPECT-CT. Tuy nhiên, các phương pháp này vẫn tồn tại những hạn chế như chi phí cao, thời gian khảo sát dài hoặc gây bức xạ ion hóa. Trong bối cảnh đó, kỹ thuật siêu âm đàn hồi mô nổi lên như một giải pháp tiềm năng nhờ ưu điểm không xâm lấn, an toàn, chi phí thấp, thời gian khảo sát nhanh và có thể thực hiện nhiều lần. Đặc biệt, ảnh đàn hồi mô cung cấp thông tin về độ cứng và độ nhớt của mô sinh học, hỗ trợ hiệu quả trong phát hiện sớm các bệnh lý như ung thư vú, ung thư tuyến giáp, ung thư tuyến tiền liệt và xơ gan. Mặc dù có nhiều ưu điểm, kỹ thuật siêu âm đàn hồi mô vẫn gặp các thách thức như nhiễu ngẫu nhiên, nhiễu đốm, nhiễu phản xạ và suy giảm năng lượng sóng trượt theo độ sâu, làm giảm chất lượng ảnh và độ chính xác của quá trình ước lượng tham số cơ học của mô. Xuất phát từ thực tiễn đó, luận án lựa chọn đề tài: “PHƯƠNG PHÁP TẠO ẢNH ĐỘ ĐÀN HỒI VÀ ĐỘ NHỚT CỦA MÔ MỀM BỆNH SỬ DỤNG KỸ THUẬT XỬ LÝ NHIỄU”. Mục tiêu của luận án là xây dựng các phương pháp và mô hình giải thuật nhằm nâng cao độ chính xác trong ước lượng độ đàn hồi và độ nhớt của mô mềm từ trường vận tốc sóng trượt, đồng thời cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi–nhớt trong môi trường mô không đồng nhất. Đối tượng nghiên cứu là tín hiệu vận tốc sóng trượt thu được trong kỹ thuật siêu âm đàn hồi mô. Luận án sử dụng phương pháp mô phỏng số kết hợp xử lý tín hiệu. Phương pháp sai phân hữu hạn miền thời gian (FDTD) được sử dụng để mô phỏng sự lan truyền sóng trượt trong mô sinh học, trong khi phương pháp nghịch đảo đại số Helmholtz (AHI) được áp dụng để ước lượng mô đun trượt phức của mô. Các bộ lọc LMS, trung vị và định hướng được tích hợp nhằm xử lý các dạng nhiễu đặc trưng của ảnh siêu âm. Các đóng góp chính của luận án gồm: (1) đề xuất phương pháp kết hợp các kỹ thuật lọc nhiễu nhằm nâng cao chất lượng ảnh đàn hồi và ảnh nhớt trong môi trường mô không đồng nhất; (2) đề xuất mô hình kích thích đa điểm nhằm cải thiện chất lượng ảnh ở vùng mô sâu, nơi năng lượng sóng trượt bị suy giảm đáng kể.

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ KỸ THUẬT SIÊU ÂM ĐÀN HỒI MÔ

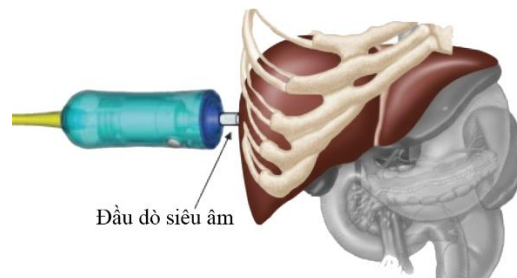
1.1. Bối cảnh và ý nghĩa của đề tài

Trong nhiều thập kỷ qua, sự gia tăng của các bệnh lý ung thư đã đặt ra yêu cầu phát triển các kỹ thuật chẩn đoán không xâm lấn, an toàn và có khả năng phát hiện sớm. Hiện nay, các phương pháp như X-quang, CT, MRI, PET-CT và SPECT-CT được sử dụng rộng rãi trong chẩn đoán hình ảnh. Tuy nhiên, các kỹ thuật này vẫn tồn tại những hạn chế như gây bức xạ ion hóa, chi phí cao hoặc thời gian khảo sát kéo dài.

Khắc phục những hạn chế đó, kỹ thuật siêu âm đàn hồi mô đang được quan tâm nhờ ưu điểm an toàn, không xâm lấn, chi phí thấp và có khả năng tạo ảnh thời gian thực. Đặc biệt, kỹ thuật này không chỉ cung cấp thông tin hình thái mà còn cho phép đánh giá độ đàn hồi và độ nhớt của mô sinh học, hỗ trợ hiệu quả trong phân biệt mô lành và mô bệnh.



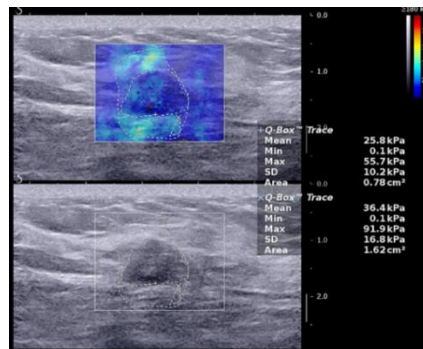
Hình 1.1: Một ca chụp nhũ ảnh và ảnh X-quang nhũ ảnh



Hình 1.2: Kỹ thuật fibroscan trong kiểm tra xơ gan

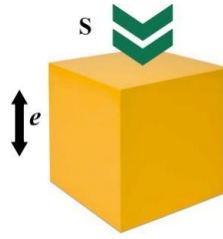
1.2. Cơ sở lý thuyết của siêu âm đàn hồi mô

Từ sờ nắn truyền thống đến lâm sàng hiện đại, độ cứng của mô là thông tin quan trọng trong chẩn đoán bệnh, tuy nhiên phương pháp này phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm và mang tính chủ quan của bác sĩ.



Hình 1.3: Ảnh siêu âm đàn hồi vú của bệnh nhân nữ [118]

Siêu âm đàn hồi mô mã hóa độ cứng của mô bằng màu sắc (từ xanh đến đỏ), giúp quan sát trực quan thông tin độ cứng—được định lượng bằng mô đun Young (Pa)—mà ảnh siêu âm B-mode không thể cung cấp



Hình 1.4: Mức biến dạng dưới tác động của lực nén

$$E = \frac{S}{e} \quad (1.1)$$

Trong đó: s là lực nén e là mức độ biến dạng của mô E là mô đun young (hình 1.4). Nhiều nghiên cứu đã chứng minh giá trị của kỹ thuật đàn hồi mô trong việc phân biệt giữa tổn thương ác tính và lành tính. Độ cứng ở các mô ác tính lớn hơn đáng kể so với ở khối u lành tính [43].

Bảng 1.1: Độ cứng của một số loại mô [112]

Loại mô mềm (Type of soft tissue)	Mô đun Young (E, kPa)	Tỉ khối (ρ , kg/m ³)
Vú (Breast)		1000 $\pm$ 8%
Mỡ bình thường (Normal fat)	18 – 24	
Tuyến bình thường (Normal glandular)	28 – 66	
Mô sợi (Fibrous tissue)	96 – 244	
Ung thư biểu mô (Carcinoma)	22 – 560	

1.3. Thách thức ảnh hưởng tới chất lượng ảnh siêu âm đàn hồi mô

Trong siêu âm đàn hồi mô, tính chất cơ học của mô được suy ra từ vận tốc lan truyền của sóng trượt thu được, thay vì từ biên độ phản xạ siêu âm như trong chế độ B-mode. Tuy nhiên, tín hiệu thu nhận để ước lượng vận tốc sóng trượt có thể bị ảnh hưởng bởi nhiều loại nhiễu và sai lệch, làm suy giảm độ chính xác của ảnh đàn hồi và độ tin cậy của các tham số định lượng. Những nhiễu này không chỉ ảnh hưởng tới chất lượng hình ảnh mà còn làm giảm độ tin cậy của các thông số định lượng, đặc biệt trong các vùng mô sâu, những yếu tố có ý nghĩa quan trọng trong chẩn đoán. Các thách thức này được phân tích theo từng loại nhiễu cụ thể dưới đây.

1.4. Tình hình nghiên cứu hiện nay

Tình hình nghiên cứu quốc tế

Trong thực tế, mô sinh học có tính nhớt–đàn hồi, do đó việc chỉ đánh giá độ cứng là chưa đủ để phản ánh chính xác đặc tính cơ học của mô bệnh. Các nghiên cứu gần đây cho thấy việc đồng thời ước lượng độ đàn hồi và độ nhớt giúp phân biệt mô lành và mô bệnh hiệu quả hơn, đặc biệt trong các bệnh lý như ung thư, xơ gan hay gan nhiễm mỡ [63-65]. Phương pháp nghịch đảo đại số Helmholtz (AHI) cho phép ước lượng đồng thời hai tham số này với độ tin cậy cao, góp phần nâng cao hiệu quả tái tạo mô đun trượt phức (CSM) trong môi trường mô không đồng nhất [66-69]. Các kỹ thuật siêu âm đàn hồi truyền thống thường gồm hai bước: tạo sóng trượt bằng lực bức xạ âm (ARF) hoặc kích thích cơ học, sau đó đo đáp ứng cơ học của mô để suy ra các tham số đàn hồi–nhớt [35], [70-75]. Năm 2007, Zheng và cộng sự sử dụng bộ lọc Kalman để phân tích chuyển động sóng trượt và ước lượng đặc tính tán sắc của mô [76]. Tuy nhiên, phương pháp này đòi hỏi khối lượng tính toán lớn và chưa xem xét ảnh hưởng của nhiễu đo. Trong nghiên cứu [35], Hengzhao và cộng sự xác định độ đàn hồi và độ nhớt dựa trên vận tốc

lan truyền và hệ số suy giảm của sóng trượt bằng biến đổi Fourier hai chiều. Tuy nhiên, nghiên cứu chỉ thực hiện trên môi trường đồng nhất và chưa xét đến nhiễu trong quá trình đo. Deffieux T. và cộng sự [78] khảo sát ảnh hưởng của sóng phản xạ trong môi trường chứa khối u và sử dụng bộ lọc định hướng để cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi. Dù đạt hiệu quả tốt, nghiên cứu vẫn chưa xem xét nhiễu ngẫu nhiên và nhiễu đốm. Ngoài ra, Njeh và cộng sự [79] đề xuất thuật toán SMU kết hợp SRAD, Median và Unsharp masking nhằm giảm nhiễu đốm và tăng cường chất lượng ảnh siêu âm vú. Nhìn chung, các nghiên cứu quốc tế đã đạt được nhiều kết quả quan trọng trong ước lượng đặc tính nhớt–đàn hồi của mô. Tuy nhiên, việc xử lý đồng thời nhiều loại nhiễu và cải thiện chất lượng ảnh trong môi trường mô không đồng nhất vẫn là thách thức cần tiếp tục nghiên cứu.

Tình hình nghiên cứu trong nước

Tại Việt Nam, nghiên cứu về xử lý tín hiệu trong siêu âm đàn hồi mô đã được quan tâm trong những năm gần đây. Phạm-Thị và cộng sự [66] đề xuất phương pháp kết hợp AHI và bộ lọc LMS để ước lượng mô đun trượt phức 2D trong môi trường có nhiễu, giúp cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi–nhớt. Quang-Huy và cộng sự [67] tiếp tục khai thác AHI kết hợp lọc thông dải để tái tạo ảnh nhớt–đàn hồi trong nhiều điều kiện nhiễu khác nhau. Gần đây, Tran và cộng sự [89] đề xuất phương pháp kết hợp đa tần số với thuật toán LMS/AHI nhằm nâng cao khả năng ước lượng trong môi trường tín hiệu phức tạp. Các nghiên cứu trong nước cho thấy hướng tiếp cận tích hợp xử lý nhiễu với ước lượng mô đun trượt phức đang được quan tâm, tuy nhiên việc xử lý đồng thời nhiều loại nhiễu và cải thiện chất lượng ảnh ở vùng mô sâu vẫn còn là thách thức cần tiếp tục nghiên cứu.

1.5. Kết luận chương 1

Trong chương này, NCS đã trình bày tổng quan về kỹ thuật siêu âm đàn hồi mô, cơ sở lý thuyết của mô đun trượt phức (CSM) và các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng ảnh đàn hồi mô. Siêu âm đàn hồi mô là kỹ thuật không xâm lấn, an toàn và chi phí thấp, cho phép đánh giá độ đàn hồi và độ nhớt của mô sinh học, hỗ trợ hiệu quả trong phát hiện và phân loại bệnh lý như ung thư và xơ gan. Kết quả khảo sát cho thấy chất lượng ảnh đàn hồi mô bị ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố như nhiễu ngẫu nhiên, nhiễu đốm, nhiễu phản xạ và suy hao năng lượng sóng trượt ở vùng mô sâu, làm giảm độ chính xác của quá trình ước lượng CSM. Nhiều phương pháp xử lý nhiễu và kỹ thuật tạo sóng trượt đã được nghiên cứu nhằm cải thiện chất lượng ảnh. Tuy nhiên, việc kết hợp hiệu quả các kỹ thuật xử lý nhiễu và nâng cao chất lượng ảnh trong môi trường mô không đồng nhất vẫn còn là thách thức, là định hướng nghiên cứu được tiếp tục triển khai trong các chương tiếp theo của luận án.

CHƯƠNG 2: PHƯƠNG PHÁP KẾT HỢP LỌC NHIỄU CẢI THIẾN CHẤT LƯỢNG ẢNH ĐÀN HỒI NHỚT

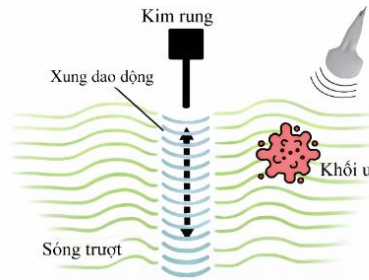
Trong chương này, NCS trình bày nguyên lý hình thành và lan truyền sóng trượt trong mô mềm không đồng nhất, đồng thời xây dựng mô hình mô phỏng bằng phương pháp FDTD. Phương pháp AHI được sử dụng để ước lượng mô đun trượt phức (CSM), kết hợp với các bộ lọc LMS, trung vị và định hướng nhằm cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi–nhớt 2D. Kết quả thu được là ảnh phân bố độ đàn hồi và độ nhớt sau xử lý nhiễu, được đánh giá định lượng bằng chỉ số

RMSE. Các kết quả của chương đã được công bố trong các công trình [CT2], [CT4], [CT5], [CT6] và [CT7].

2.1. Lan truyền và thu nhận sóng trượt

Lan truyền sóng trượt trong mô

Sóng trượt có thể được tạo bằng chùm sóng âm hội tụ hoặc không hội tụ như kỹ thuật CUSE, tuy nhiên các phương pháp này yêu cầu hệ thống siêu âm công suất lớn, cấu hình phức tạp và chi phí cao. Vì vậy, trong nghiên cứu này, NCS lựa chọn phương pháp tạo sóng trượt bằng kim rung cơ học với dải tần 50–500 Hz nhờ khả năng điều chỉnh linh hoạt và dễ triển khai. Sóng trượt lan truyền trong mô và xảy ra phản xạ tại ranh giới giữa mô lành và khối u. Tín hiệu vận tốc thu nhận bằng siêu âm Doppler thường chịu ảnh hưởng của nhiễu loạn, do đó việc giảm nhiễu nhằm nâng cao chất lượng ảnh là mục tiêu quan trọng của nghiên cứu.



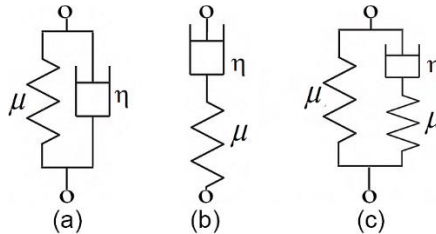
Hình 2.1: Khởi tạo và lan truyền sóng trượt trong mô

Thu nhận sóng trượt

Các xung Doppler được sử dụng để theo dõi chuyển động của mô do sóng trượt gây ra, từ đó ước lượng vận tốc lan truyền của sóng [80-82]. Trong hệ thống đo, đầu dò siêu âm phát và thu tín hiệu phản xạ từ mô bằng kỹ thuật Doppler xung. Tín hiệu echo sau khi thu nhận được xử lý bằng bộ ước lượng Doppler dựa trên dịch pha để xác định vận tốc dao động của các phần tử mô. Trường vận tốc thu được phản ánh quá trình lan truyền của sóng trượt trong mô và được sử dụng làm cơ sở để ước lượng độ đàn hồi và độ nhớt của mô mềm.

Mô hình lan truyền sóng trượt bằng phương pháp FDTD

Trong cơ học mô sinh học, các mô hình đàn hồi- nhớt kinh điển thường được sử dụng để mô tả tính chất cơ học của mô mềm, tiêu biểu là các mô hình Kelvin-Voigt, Maxwell và Standard Linear Solid (SLS).



Hình 2.2: Các mô hình Kelvin-Voigt (a), Maxwell (b), SLS (c)

Trong chương 2 và 3 NCS sử dụng mô hình Kelvin-Voigt để mô hình hóa đặc tính đàn hồi và nhớt của mô, phương trình Kelvin-Voigt được thể hiện như trong (2.1) [84-88].

$$G(x, y, \omega) = \mu(x, y) - i\omega\eta(x, y) \quad (2.1)$$

Trong đó G là mô đun trượt phức CSM, $\mu(x, y)$ là độ đàn hồi, $\eta(x, y)$ là độ nhớt tại vị trí (x, y) trong không gian. Tọa độ kim rung ở vị trí $(0,0)$ Theo phương trình Kelvin-Voigt ở trên có thể thấy CSM phụ thuộc vào tần số góc ω của dao động được tạo bởi kim rung. Mỗi liên hệ giữa giá trị vận tốc và các thành phần của tensor biến dạng được xác lập thông qua các phương trình (2.2), (2.3) và (2.4).

$$\rho \partial_t v_z = \partial_x \sigma_{zx} + \partial_y \sigma_{zy} \quad (2.2)$$

$$\partial_t \sigma_{zx} = (\mu + \eta \partial_t) \partial_x v_z \quad (2.3)$$

$$\partial_t \sigma_{zy} = (\mu + \eta \partial_t) \partial_y v_z \quad (2.4)$$

Với v_z là hạt vận tốc dao động theo phương z vuông góc với mặt phẳng (x, y) , σ_{zx} , σ_{zy} là thành phần của ứng suất, ρ là tỉ khối của mô, ∂_t đại diện cho toán tử đạo hàm riêng theo thời gian, ∂_x là toán tử đạo hàm riêng theo tọa độ không gian x , ∂_y đại diện cho toán tử đạo hàm theo tọa độ không gian y . $\mu(Pa)$ là độ đàn hồi của mô, $\eta(Pa.s)$ là độ nhớt của mô, đây chính là hai tham số cần ước lượng.

Áp dụng phương pháp sai phân hữu hạn trong miền thời gian (FDTD) để biến đổi phương trình (2.2), (2.3), (2.4) thành phương trình (2.5), (2.6), (2.7) dưới dạng rời rạc như sau.

$$\begin{aligned} v_z^{n+1} |_{i,j} = v_z^n |_{i,j} + \frac{\Delta_t}{\rho \Delta_x} \left(\sigma_{zx}^{n+\frac{1}{2}} |_{i+\frac{1}{2},j} - \sigma_{zx}^{n+\frac{1}{2}} |_{i-\frac{1}{2},j} \right) \\ + \frac{\Delta_t}{\rho \Delta_y} \left(\sigma_{zy}^{n+\frac{1}{2}} |_{i+\frac{1}{2},j} - \sigma_{zy}^{n+\frac{1}{2}} |_{i-\frac{1}{2},j} \right) \end{aligned} \quad (2.5)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{zx}^{n+1} |_{i+\frac{1}{2},j} = \sigma_{zx}^{n-\frac{1}{2}} |_{i+\frac{1}{2},j} + \frac{\mu \Delta_t}{\Delta_x} (v_z^{n+1} |_{i+1,j} - v_z^{n+1} |_{i,j}) \\ + \frac{\eta}{\Delta_x} (v_z^{n+1} |_{i+1,j} - v_z^{n+1} |_{i,j}) - \frac{\eta}{\Delta_x} (v_z^n |_{i+1,j} - v_z^n |_{i,j}) \end{aligned} \quad (2.6)$$

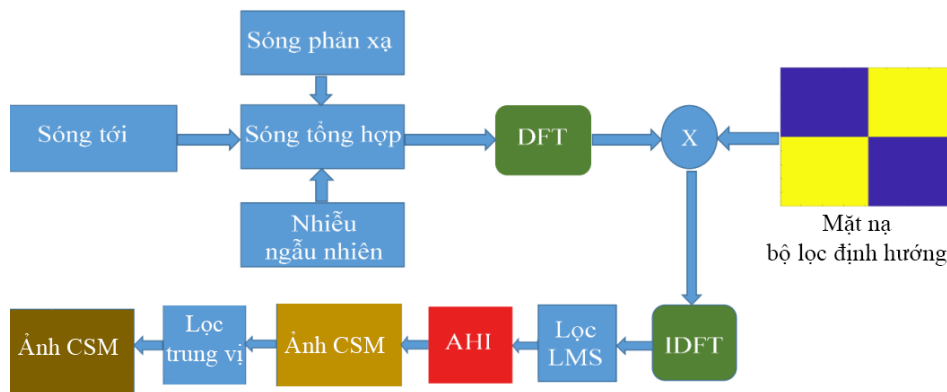
$$\begin{aligned} \sigma_{zy}^{n+1} |_{i+\frac{1}{2},j} = \sigma_{zy}^{n-\frac{1}{2}} |_{i+\frac{1}{2},j} + \frac{\mu \Delta_t}{\Delta_y} (v_z^{n+1} |_{i+1,j} - v_z^{n+1} |_{i,j}) \\ + \frac{\eta}{\Delta_y} (v_z^{n+1} |_{i+1,j} - v_z^{n+1} |_{i,j}) - \frac{\eta}{\Delta_y} (v_z^n |_{i+1,j} - v_z^n |_{i,j}) \end{aligned} \quad (2.7)$$

Δx và Δy lần lượt là khoảng cách giữa các vị trí không gian liên tiếp theo trục X và trục Y . Δt là chu kỳ lấy mẫu hay bước thời gian, i là chỉ số không gian theo trục X , j là chỉ số không gian theo trục Y , n là chỉ số bước thời gian

2.2. Phương pháp nghiên cứu đề xuất

Luồng xử lí dữ liệu

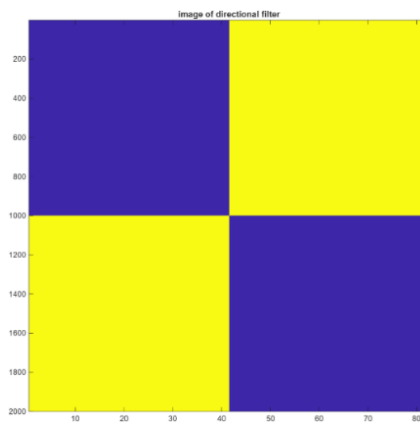
Để tái tạo chính xác ảnh đặc tính cơ học của mô từ tín hiệu vận tốc sóng trượt, NCS xây dựng chuỗi xử lý tín hiệu gồm các bước khử nhiễu và ước lượng mô đun trượt phức (CSM). Tín hiệu vận tốc thu được từ hệ thống Doppler chứa đồng thời sóng tới, sóng phản xạ và nhiễu ngẫu nhiên nên cần được tiền xử lý trước khi ước lượng tham số cơ học. Đầu tiên, tín hiệu được biến đổi sang miền tần số bằng DFT để áp dụng bộ lọc định hướng nhằm loại bỏ sóng phản xạ. Sau đó, tín hiệu được đưa về miền thời gian bằng IDFT và tiếp tục xử lý bằng bộ lọc thích nghi LMS để giảm nhiễu ngẫu nhiên. Tín hiệu sau lọc được sử dụng trong phương pháp AHI để tái tạo ảnh 2D độ đàn hồi và độ nhớt của mô. Cuối cùng, bộ lọc trung vị được áp dụng trên ảnh CSM nhằm giảm nhiễu đốm và bảo toàn biên ảnh. Chuỗi lọc được sắp xếp theo thứ tự: lọc định hướng, lọc LMS và lọc trung vị nhằm xử lý riêng từng loại nhiễu mà vẫn duy trì cấu trúc vật lý của sóng trượt. Nhờ đó, thông tin vận tốc phục vụ ước lượng CSM được bảo toàn và chất lượng ảnh được cải thiện đáng kể.



Hình 2.3: Luồng xử lý dữ liệu

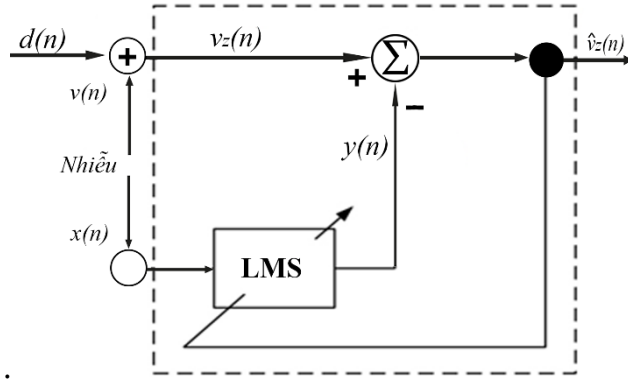
Loại bỏ nhiễu sử dụng bộ lọc định hướng

Sóng phản xạ trong môi trường không đồng nhất gây giao thoa với sóng tới được loại bỏ bằng lọc định hướng trong miền tần số, trong đó tín hiệu DFT được nhân với mặt nạ lọc để giữ sóng tới và loại bỏ sóng phản xạ.



Hình 2.4: Mặt nạ bộ lọc định hướng

Loại bỏ nhiễu ngẫu nhiên sử dụng bộ lọc LMS



Hình 2.5: Hoạt động của bộ lọc LMS

Thuật toán lọc LMS

Thuật toán lọc LMS

Bước 1: Thiết lập bước nhảy μ^* , bậc bộ lọc L , và phương sai nhiễu.

Bước 2: Khởi tạo hệ số $w(n) = 0$.

Bước 3: Cho $n=0, 1, 2, 3 \dots$

Tính đầu ra của bộ lọc

$$y(n) = w(n) * x(n)$$

Tính toán trọng số của bộ lọc

$$e(n) = v_z(n) - y(n)$$

Cập nhật hệ số của bộ lọc

$$w(n+1) = w(n) + \mu^* e(n) x(n)$$

Tính toán tín hiệu đã được lọc bằng cách gán

$$\hat{v}_z(n) = e(n)$$

Lặp lại tới khi kết thúc tín hiệu

Ước lượng CSM sử dụng thuật toán biến đổi ngược đại số Helmholtz

Tín hiệu hạt vận tốc sóng trượt sau khi được lọc nhiễu phản xạ và nhiễu ngẫu nhiên sẽ được dùng để ước lượng CSM bằng biến đổi ngược đại số Helmholtz [93]. Đạo hàm theo thời gian của ứng suất đối với phương trình (2.2) được (2.8), các phương trình (2.3) và (2.4) tương đương lần lượt với (2.9) và (2.10). Thay thế (2.10) và (2.9) vào (2.8) được (2.11).

$$\rho \frac{\partial^2 v_z}{\partial t^2} = \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial \sigma_{zx}}{\partial t} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial \sigma_{zy}}{\partial t} \right) \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial \sigma_{zx}}{\partial t} = (\mu + \eta \partial_t) \frac{\partial v_z}{\partial x} \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial \sigma_{zy}}{\partial t} = (\mu + \eta \partial_t) \frac{\partial v_z}{\partial y} \quad (2.10)$$

$$\rho \frac{\partial^2 v_z}{\partial t^2} = (\mu + \eta \partial_t) \left(\frac{\partial^2 v_z}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v_z}{\partial y^2} \right) \quad (2.11)$$

$$\rho \frac{\partial^2 V_z}{\partial t^2} = G'(x, y, t) \nabla^2 V_z \quad (2.12)$$

Trong công thức (2.11) có thể thấy về bên phải gồm CSM trong miền thời gian và toán tử Laplace, công thức được viết lại thành (2.12)

Trong đó ρ là tỉ khối của mô, $\frac{\partial^2 V_z}{\partial t^2}$ là đạo hàm bậc hai của vector hạt sóng trượt theo thời gian hay gia tốc của vector hạt sóng trượt. $G'(x, y, t)$ là CSM trong miền thời gian, $\nabla^2 V_z$ là toán tử Laplace của V_z . Cần biến đổi Fourier (2.12) để CSM chuyển sang miền tần số (2.13) (Phương trình Helmholtz).

$$\left(\frac{G(x, y, \omega)}{\rho} \nabla^2 + \omega^2 \right) V_z(x, y, \omega) |_{\omega=\omega_0} = 0 \quad (2.13)$$

Trong đó $G(x, y, \omega)$ là ước lượng CSM, $V_z(x, y, \omega)$ được xác định bằng biến đổi Fourier rời rạc của $V_z(x, y, t)$. ω_0 là tần số góc $\omega_0 = 2\pi f_0$. Nghịch đảo đại số phương trình Helmholtz (2.13) thu được phương trình (2.14), đây chính là CSM trong miền tần số.

$$G(x, y, \omega) = \frac{-\rho \omega_0^2 V_z(x, y, \omega_0)}{\nabla^2 V_z(x, y, \omega_0)} \quad (2.14)$$

Trong đó $V_z(x, y, \omega_0)$ là biến đổi Fourier tại tần số góc ω_0 . $\nabla^2 V_z(x, y, \omega_0)$ là biến đổi Laplace của $V_z(x, y, \omega_0)$. Theo phương trình (2.1) $\mu(x)$ độ đàn hồi và độ nhớt $\eta(x)$ trong mô là hai thành phần thực và ảo của CSM. Độ đàn hồi và độ nhớt tại một vị trí của mô được xác định bởi công thức sau.

$$\mu(x, y) = \text{R} \left\{ \frac{-\rho \omega_0^2 V_z(x, y, \omega_0)}{\nabla^2 V_z(x, y, \omega_0)} \right\} \quad (2.15)$$

$$\eta(x, y) = \text{I} \left\{ \frac{-\rho \omega_0 V_z(x, y, \omega_0)}{\nabla^2 V_z(x, y, \omega_0)} \right\} \quad (2.16)$$

$\mu(x, y)$ phản ánh khả năng đàn hồi của mô, được lấy từ phần thực của mô đun trượt phức tại tần số ω_0 , $\eta(x, y)$ là độ nhớt, chỉ khả năng hấp thụ năng lượng của mô, được lấy từ phần ảo tại tần số ω_0 .

Loại bỏ nhiễu đốm bằng bộ lọc trung vị

Thuật toán lọc trung vị

Cho ảnh đầu vào I có kích thước $M \times N$, thuật toán lọc trung vị với cửa sổ 3×3 được thực hiện như sau:

Bước 1: Với mỗi pixel $I(i, j)$ trong ảnh (với $i \in [2, M-1]$

$i \in [2, M-1], j \in [2, N-1]$), xác định vùng lân cận 3×3 xung quanh pixel đó.

Bước 2: Trích xuất tất cả 9 giá trị pixel trong cửa sổ $W_{i,j}$:

$$W_{i,j} = \{I(i+r, j+c) | r \in \{-1, 0, 1\}, c \in \{-1, 0, 1\}\}$$

Bước 3: Sắp xếp 9 giá trị trong $W_{i,j}$ theo thứ tự tăng dần thành dãy $S = \{s_1, s_2, \dots, s_9\}$ sao cho $S = \{s_1, s_2, \dots, s_9\}$ sao cho $s_1 \leq s_2 \leq \dots \leq s_9$

Bước 4 : Giá trị trung vị là phần tử ở vị trí chính giữa:

$$\text{median}(W_{i,j})=s_5$$

Bước 5: Gán giá trị trung vị cho pixel tương ứng trong ảnh đầu ra:

$$I'(i,j)=\text{median}(W_{i,j})$$

Các kích thước cửa sổ khác nhau được thử nghiệm cho bộ lọc trung vị, bao gồm 3×3 , 5×5 và 7×7 . Kết quả cho thấy kích thước cửa sổ 3×3 cho hiệu quả tốt nhất, vừa giảm nhiễu hiệu quả, hạn chế hiện tượng làm trơn quá mức, qua đó bảo toàn tốt các đường biên và cấu trúc quan trọng trong ảnh.

2.3. Kích bản mô phỏng

Để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất, một mô hình mô phỏng mô mềm kích thước 80×80 mm chứa khối u 30×30 mm được xây dựng. Các tham số đàn hồi và độ nhớt của mô lành và mô bệnh được trình bày trong bảng 2.1, với tỉ khối mô là 1000 kg/m^3 . Sóng trượt được tạo bởi kim rung dao động ở tần số 150 Hz với biên độ 5 mm. Để mô phỏng điều kiện thực tế, nhiễu phản xạ và nhiễu ngẫu nhiên được thêm vào tín hiệu vận tốc thu được.

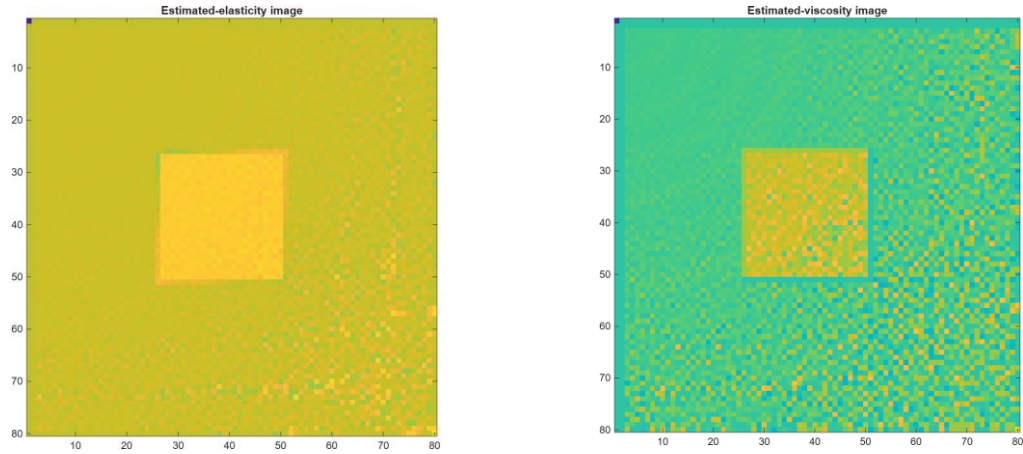
Bảng 2.1: Độ đàn hồi và độ nhớt của mô

Loại mô	Elasticity (Pa)	Viscosity (Pa.s)
Mô lành	6000	1.2
Mô bệnh	7000	1.5

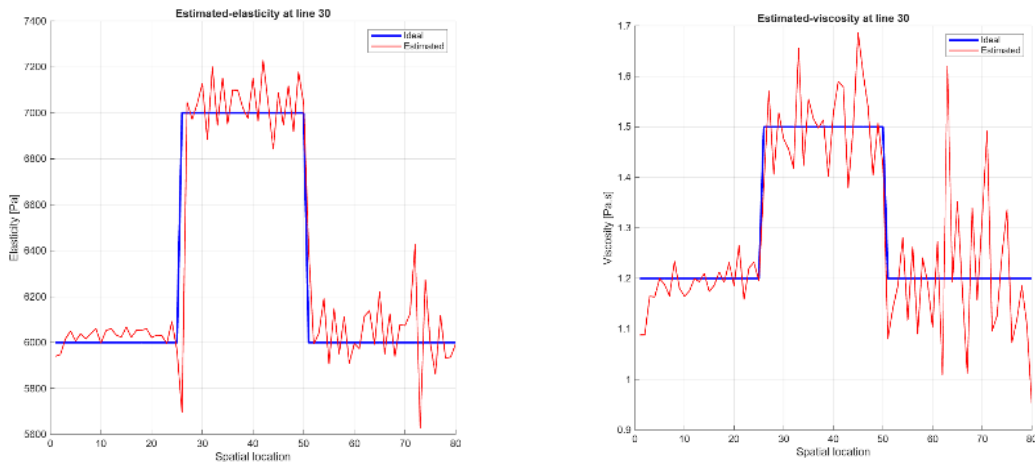
2.4. Kết quả mô phỏng

Kết quả mô phỏng với SNR = 20dB

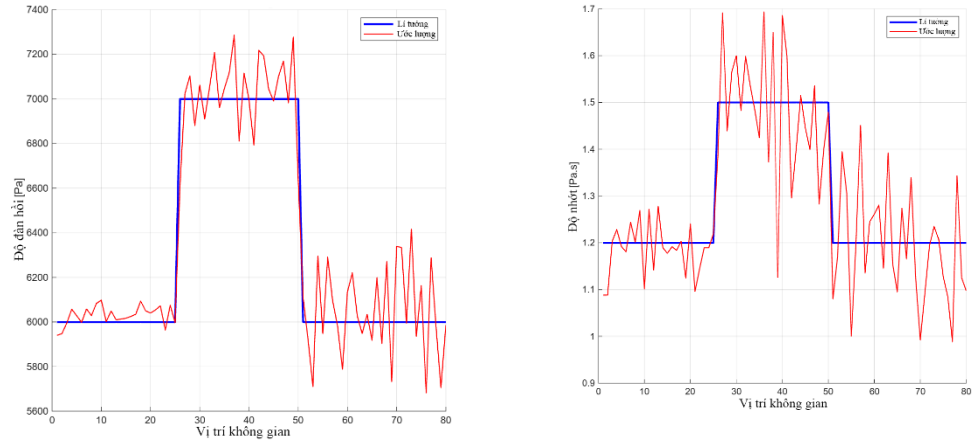
Kết quả sau lọc nhiễu phản xạ và nhiễu ngẫu nhiên



Hình 2.6: Ảnh 2D độ đàn hồi, độ nhớt

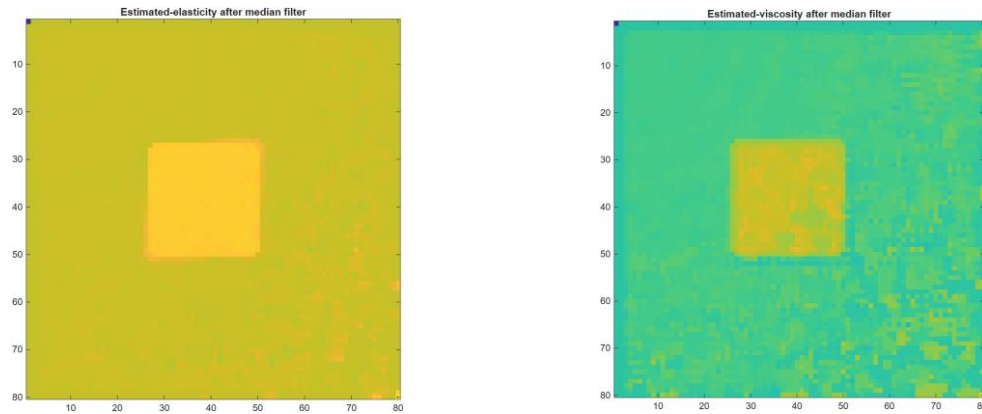


Hình 2.7: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 30

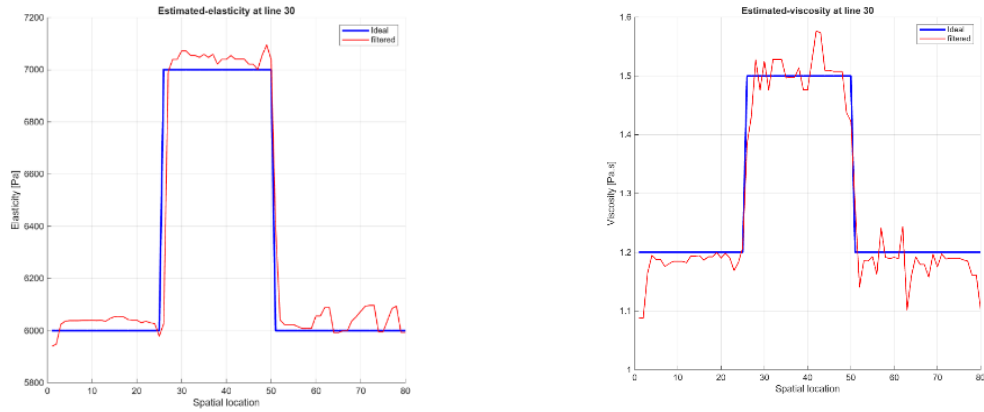


Hình 2.8: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 45

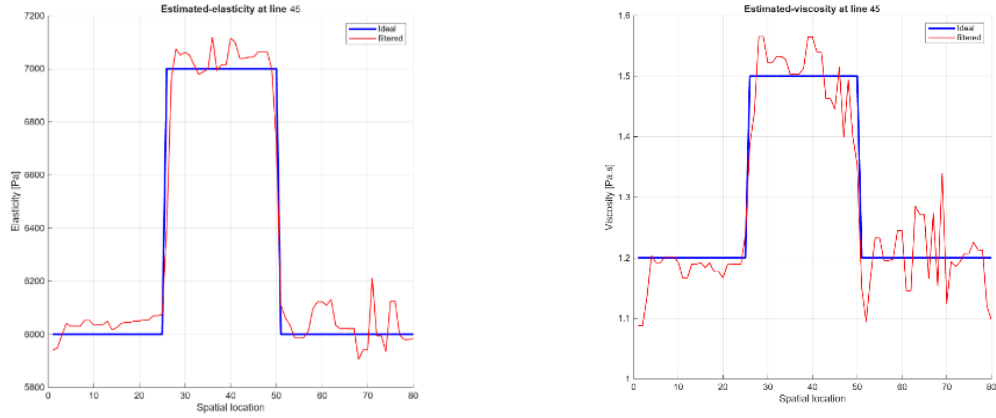
Kết quả sau lọc nhiễu đốm



Hình 2.9: Ảnh ước lượng độ đàn hồi sau lọc trung vị

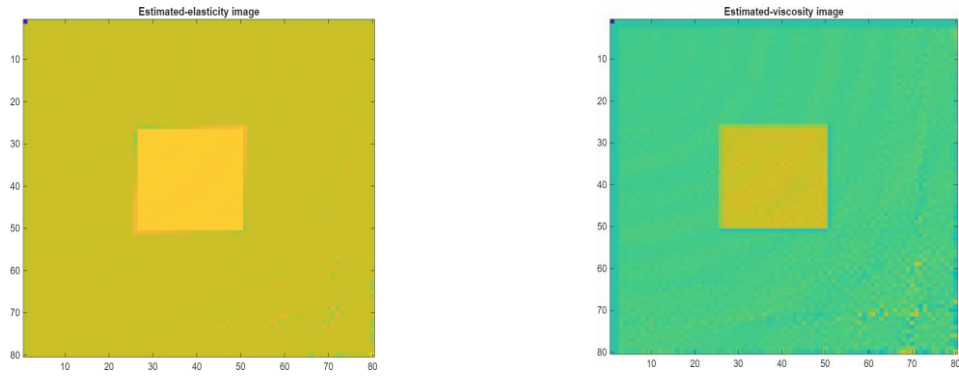


Hình 2.10: Ảnh đàn hồi, nhớt tại đường 30 sau khi lọc nhiễu đốm

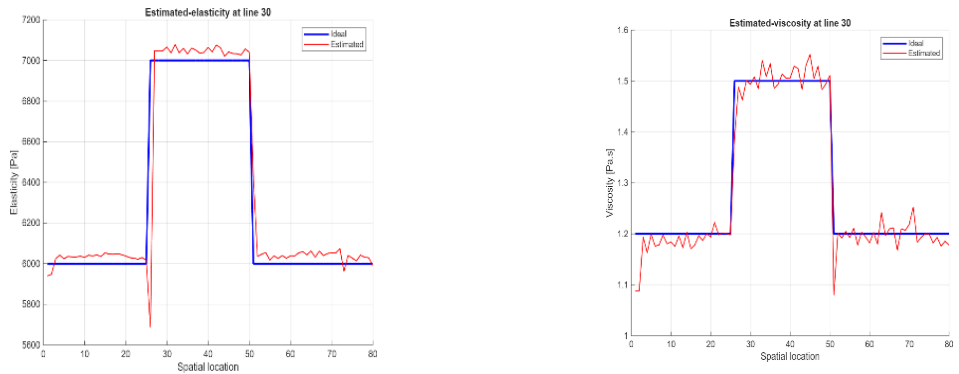


Hình 2.11: Ảnh đàn hồi, nhớt tại đường 45 sau khi lọc nhiễu đốm

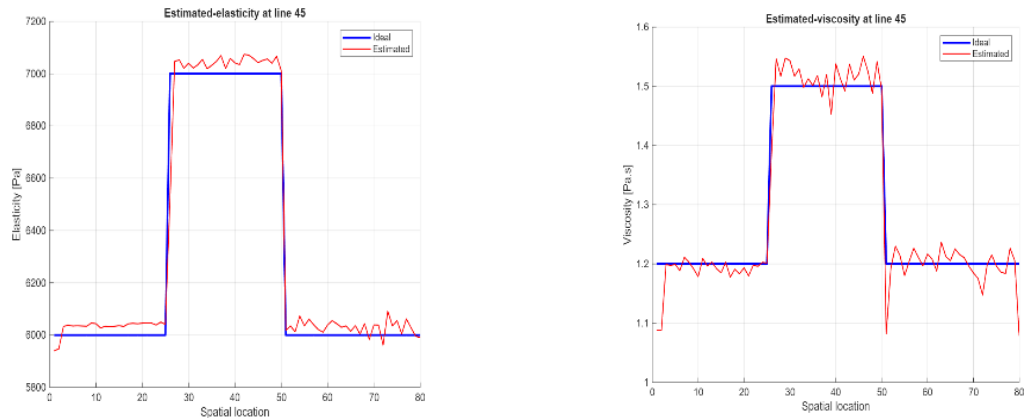
Kết quả mô phỏng với SNR = 40dB



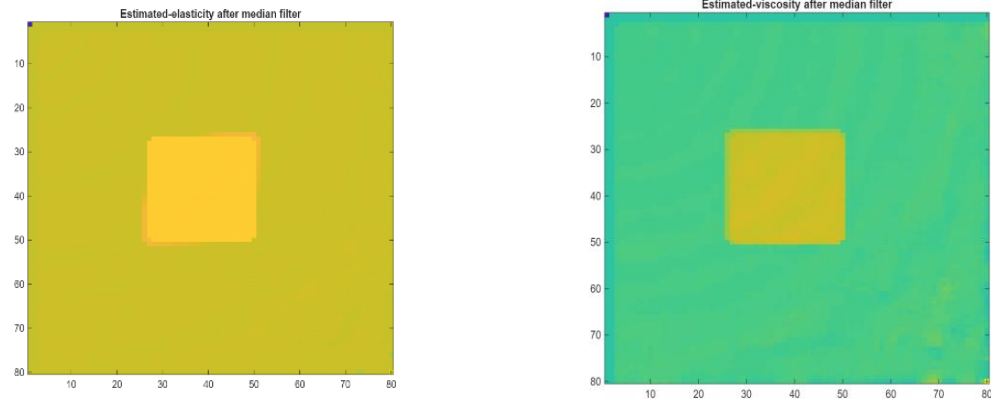
Hình 2.12: Ảnh 2D độ đàn hồi độ nhớt



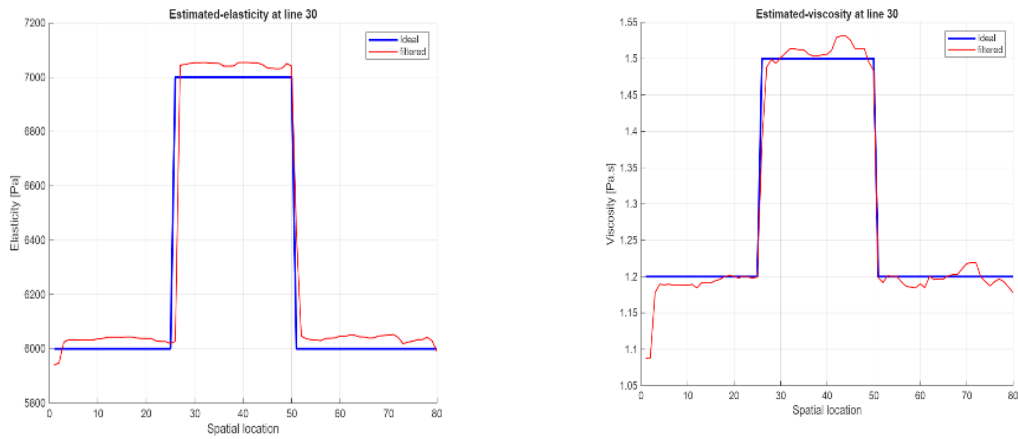
Hình 2.13: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 30



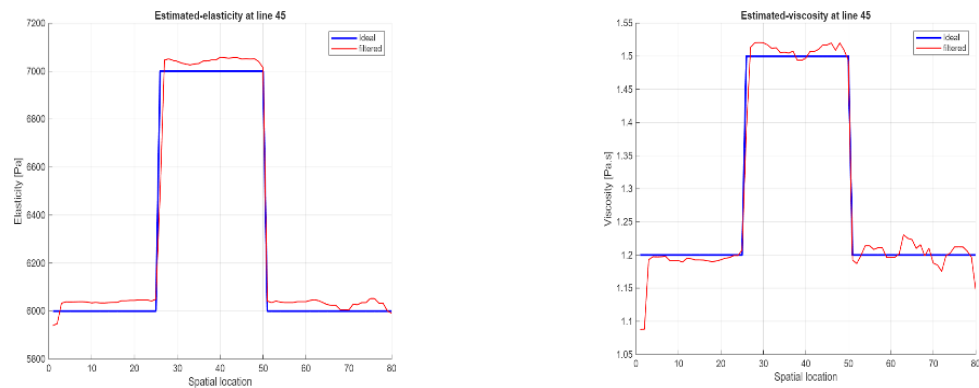
Hình 2.14: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 45



Hình 2.15: Ảnh 2D độ đàn hồi và độ nhớt sau khi lọc trung vị



Hình 2.16 Ảnh đàn hồi, nhớt tại đường 30 sau khi lọc nhiễu đốm



Hình 2.17: Ảnh đàn hồi, nhớt tại đường 45 sau khi lọc nhiễu đốm

Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt được ước lượng thành công từ giá trị vận tốc, bằng việc mô phỏng với các mức SNR khác nhau kết quả cho thấy chất lượng ảnh sau khi lọc đã cải thiện hơn so với trước khi lọc. Mặc dù việc tăng SNR giúp cải thiện đáng kể chất lượng ảnh và độ chính xác của các giá trị ước lượng, nhưng trong thực nghiệm và lâm sàng việc tăng SNR bị giới hạn bởi các yếu tố vật lý, thiết bị và sinh học. Do đó, việc phát triển các phương pháp xử lý nhiễu và tái tạo ảnh hiệu quả là cần thiết nhằm nâng cao chất lượng ảnh CSM trong điều kiện SNR thấp đến trung bình.

2.5. Chỉ số đánh giá mức độ tương đồng RMSE

RMSE là chỉ số định lượng đo mức sai khác giữa ảnh ước lượng và ảnh lý tưởng, được dùng để đánh giá chất lượng ảnh độ đàn hồi và độ nhớt, trong đó RMSE càng nhỏ thì chất lượng ước lượng càng cao. Tuy nhiên, RMSE chỉ phản ánh sai số toán học theo điểm ảnh, không thể hiện riêng độ tương phản, cấu trúc ảnh hay cảm nhận thị giác.

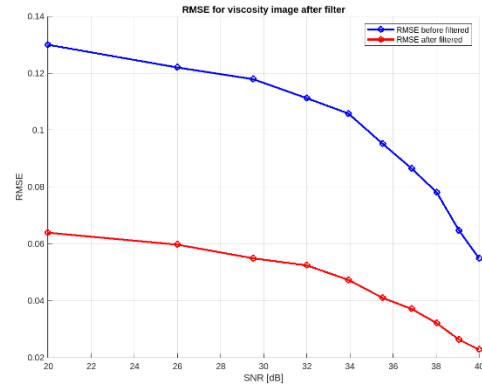
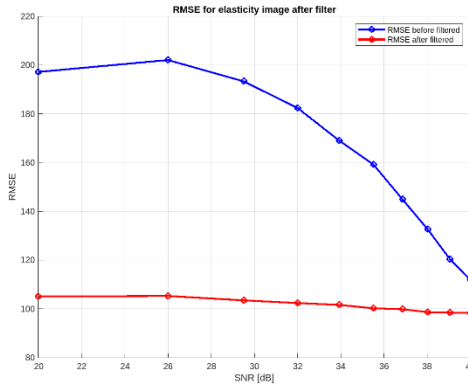
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2} \quad (2.13)$$

$$SNR = 10 * \log_{10} \left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}} \right) \quad (2.14)$$

Ứng với mỗi giá trị SNR thu được giá trị RMSE tương ứng. Trong đó R_nh (1) và R_nh (2) là RMSE của ảnh độ nhớt trước và sau khi lọc trung vị. R_dh (1) và R_dh (2) là RMSE của ảnh độ đàn hồi trước và sau khi lọc trung vị (bảng 2.2).

Bảng 2.2: Chỉ số RMSE độ đàn hồi và độ nhớt lần lượt theo SNR

SNR/dB	R_nh (1)	R_nh (2)	R_dh (1)	R_dh (2)
20	0.130	0.064	197.2	105.0
26	0.122	0.060	202.1	105.3
30	0.118	0.055	193.3	103.4
32	0.111	0.052	182.4	102.4
34	0.106	0.047	169.0	101.6
36	0.095	0.041	159.2	100.2
37	0.087	0.037	144.9	99.8
38	0.078	0.032	132.6	98.6
39	0.065	0.026	120.4	98.4
40	0.055	0.023	112.0	98.3



Hình 2.18: RMSE ảnh đàn hồi, nhớt trước và sau khi lọc trung vị

2.6. So sánh với nghiên cứu của Lipman

Lipman và cộng sự [100] đã đề xuất mở rộng bộ lọc định hướng từ 2D lên 3D và 4D nhằm giảm nhiễu phản xạ trong tái tạo ảnh tốc độ sóng cắt (SWS). Kết quả cho thấy bộ lọc 4D cải thiện đáng kể chất lượng ảnh và giảm sai lệch tại vùng biên khối u. Tuy nhiên, nghiên cứu chỉ xử lý nhiễu phản xạ, chưa xét đến nhiễu ngẫu nhiên và nhiễu đốm; đồng thời mô hình chỉ giả định mô đàn hồi thuần túy mà chưa xét tính nhớt của mô sinh học. Ngoài ra, phương pháp 4D yêu cầu tài nguyên tính toán lớn và phần cứng đắt tiền, hạn chế khả năng ứng dụng thực tế. So với nghiên cứu trên, luận án đề xuất kết hợp đồng thời các bộ lọc LMS, định hướng và trung vị để xử lý nhiễu nhiều loại nhiễu trong môi trường mô không đồng nhất. Bên cạnh đó, phương pháp không chỉ ước lượng độ đàn hồi mà còn đồng thời đánh giá độ nhớt của mô thông qua

mô đun trượt phức (CSM), giúp phản ánh đầy đủ hơn đặc tính cơ học của mô sinh học. Hiệu quả phương pháp được đánh giá định lượng bằng chỉ số RMSE, góp phần nâng cao độ chính xác và khả năng ứng dụng trong chẩn đoán lâm sàng.

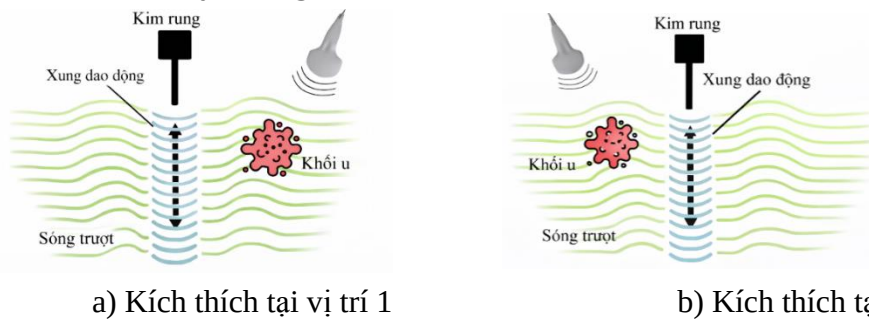
2.7. Kết luận chương 2

Trong chương này, nghiên cứu sinh đề xuất phương pháp ước lượng ảnh độ đàn hồi và độ nhớt của mô từ vận tốc sóng trượt bằng biểu thức AHI, kết hợp các bộ lọc LMS, trung vị và định hướng nhằm giảm đồng thời các loại nhiễu chính trong ảnh siêu âm đàn hồi mô. Kết quả cho thấy chất lượng ảnh và độ chính xác của quá trình ước lượng tham số cơ học được cải thiện rõ rệt, được đánh giá thông qua chỉ số RMSE. Các kết quả nghiên cứu đã được công bố trong các công trình [2], [4]-[7].

Tuy nhiên, nhiễu vẫn tăng tại vùng mô sâu do suy giảm năng lượng sóng trượt, đồng thời mô hình khảo sát mới chỉ xét khối u hình vuông đơn giản. Vì vậy, Chương 3 đề xuất phương pháp kích thích đa điểm nhằm cải thiện chất lượng ảnh ở vùng mô sâu và mở rộng mô phỏng sang các cấu trúc hình học phức tạp hơn.

CHƯƠNG 3: MÔ HÌNH KELVIN-VOIGT VỚI KÍCH THÍCH ĐA ĐIỂM CHO ẢNH ĐÀN HỒI/NHỚT TRONG MÔ SÂU

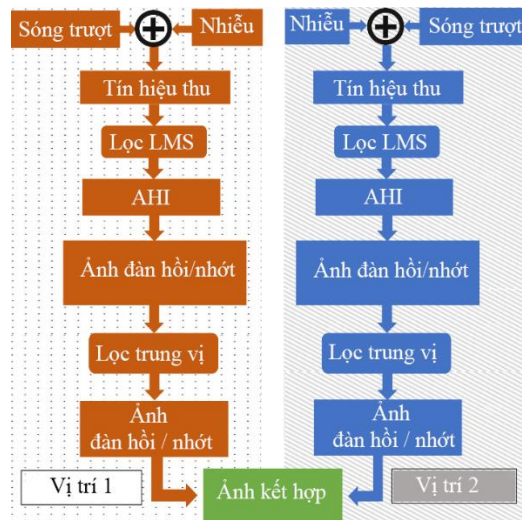
3.1. Khởi tạo và lan truyền sóng trượt



Hình 3.1: Khởi tạo sóng trượt tại hai vị trí riêng biệt

3.2. Phương pháp đề xuất

Tín hiệu vận tốc tại mỗi vị trí trước hết được xử lý bằng bộ lọc LMS để giảm nhiễu ngẫu nhiên, sau đó ảnh độ đàn hồi và độ nhớt được ước lượng bằng biểu thức AHI. Tiếp theo, bộ lọc trung vị được áp dụng để giảm nhiễu đốm và làm mượt ảnh. Cuối cùng, các ảnh thu được từ hai vị trí kích thích được kết hợp để tạo ảnh tổng hợp có chất lượng cao hơn. Hai chuỗi xử lý tín hiệu được thực hiện độc lập tương ứng với hai vị trí đặt kim rung.



Hình 3.2: Quy trình tái tạo ảnh đàn hồi-nhớt mô

Thuật toán kết hợp ảnh từ hai nguồn kích thích

Đầu vào: μ_{1_est1} , η_{1_est1} : Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt ước lượng từ nguồn 1 (kích thước 80×80), μ_{1_est2} , η_{1_est2} : Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt ước lượng từ nguồn 2 (kích thước 80×80). Đầu ra: μ_{1_est} , η_{1_est} : Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt kết hợp (kích thước 80×80)

Các bước thực hiện:

Bước 1: Duyệt qua từng điểm ảnh (i,j) trong miền ảnh 80×80 :

For $i = 1$ to 80 do

For $j = 1$ to 80 do

Bước 2: Kiểm tra vị trí của điểm ảnh theo chiều ngang và chọn nguồn dữ liệu tương ứng:

Nếu $j \leq 40$ (điểm ảnh nằm ở nửa bên trái):

Gán $\mu_{1_est}(i,j) = \mu_{1_est1}(i,j)$ (lấy giá trị từ ảnh nguồn 1)

Gán $\eta_{1_est}(i,j) = \eta_{1_est1}(i,j)$ (lấy giá trị từ ảnh nguồn 1)

Ngược lại (điểm ảnh nằm ở nửa bên phải, $j > 40$):

Gán $\mu_{1_est}(i,j) = \mu_{1_est2}(i,j)$ (lấy giá trị từ ảnh nguồn 2)

Gán $\eta_{1_est}(i,j) = \eta_{1_est2}(i,j)$ (lấy giá trị từ ảnh nguồn 2)

Bước 3: Lặp lại quy trình cho tất cả các điểm ảnh trong ảnh.

Tiếp tục vòng lặp cho đến khi duyệt hết tất cả các điểm ảnh từ $(1,1)$ đến $(80,80)$.

Bước 4: Xuất ảnh kết hợp.

Ma trận μ_{1_est} và η_{1_est} là ảnh độ đàn hồi và độ nhớt đã được kết hợp từ hai nguồn.

3.3. Kích bản mô phỏng và kết quả

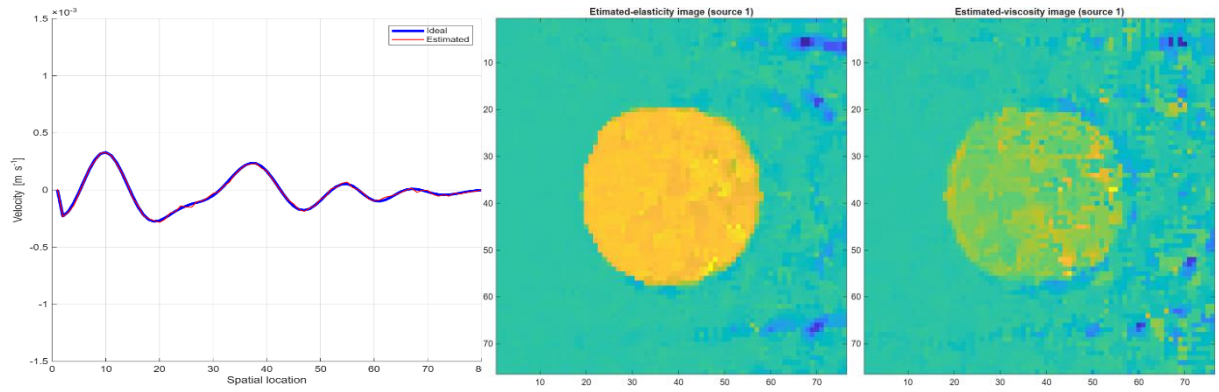
Kịch bản mô phỏng: Phương pháp FDTD được dùng để mô phỏng lan truyền sóng trượt tại hai vị trí kích thích trong mô 80×80 mm, với kim rung 150 Hz–6 mm, cho phép đánh giá khả năng phân biệt mô lành–mô bệnh (cứng và nhớt hơn) thông qua các tham số đàn hồi–độ nhớt.

Bảng 3.2: Các giá trị độ đàn hồi và độ nhớt của mô lành và mô bệnh.

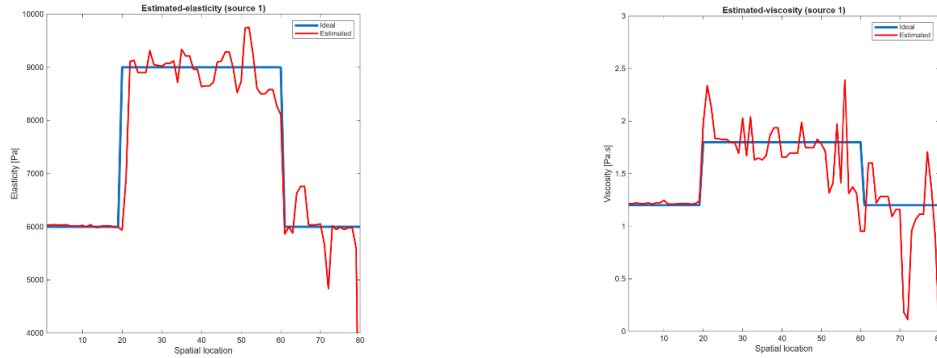
Loại mô	Độ đàn hồi (Pa)	Độ nhớt (Pa.s)
Mô lành	6000	1.2
Khối u	9000	1.8

Kết quả mô phỏng với SNR = 29dB

Nguồn phát đặt tại vị trí 1.

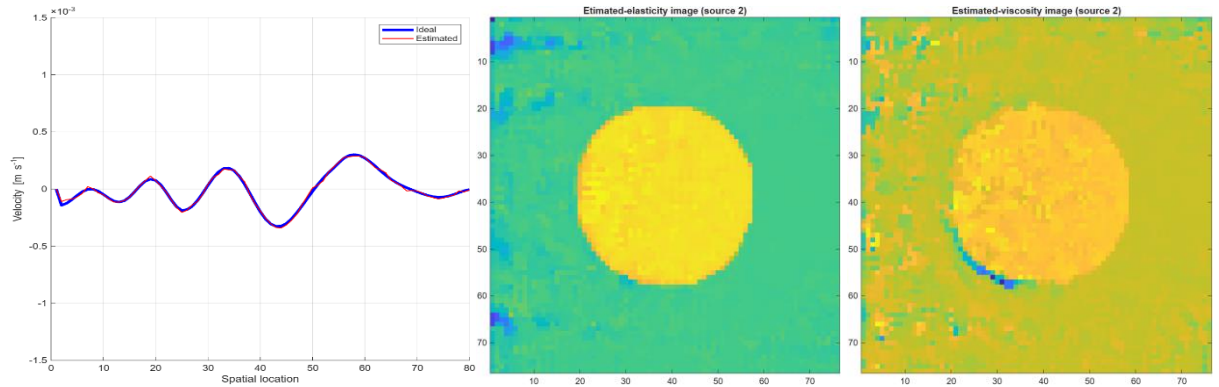


Hình 3.3: Ảnh ước lượng độ đàn hồi, độ nhớt tại vị trí 1

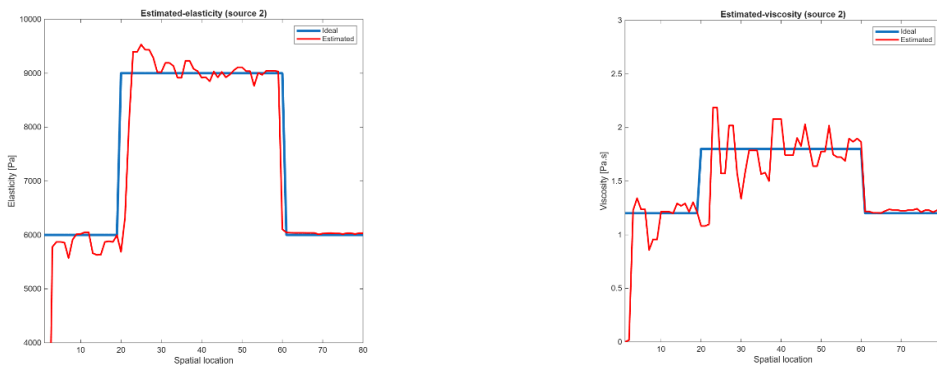


Hình 3.4: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 40.

Nguồn phát đặt tại vị trí 2

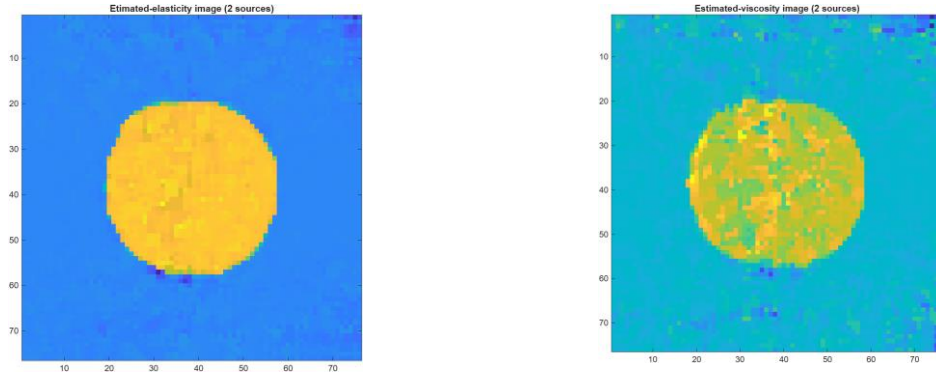


Hình 3.5: Ảnh độ đàn hồi, nhớt tại vị trí 2

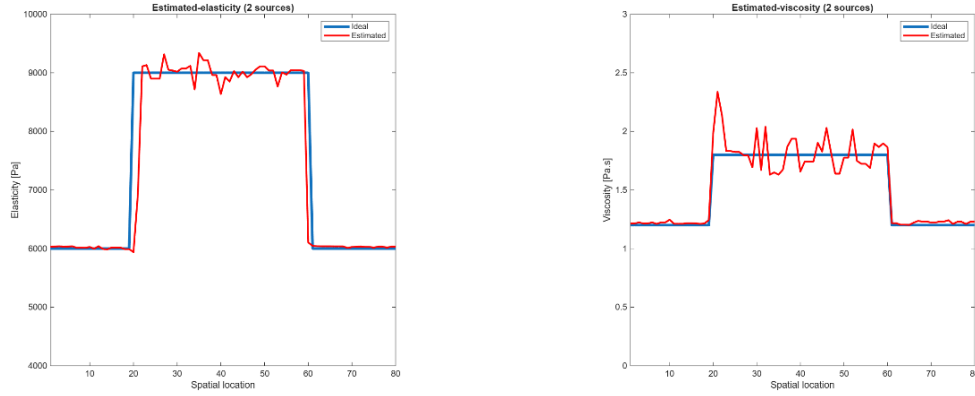


Hình 3.6: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 40

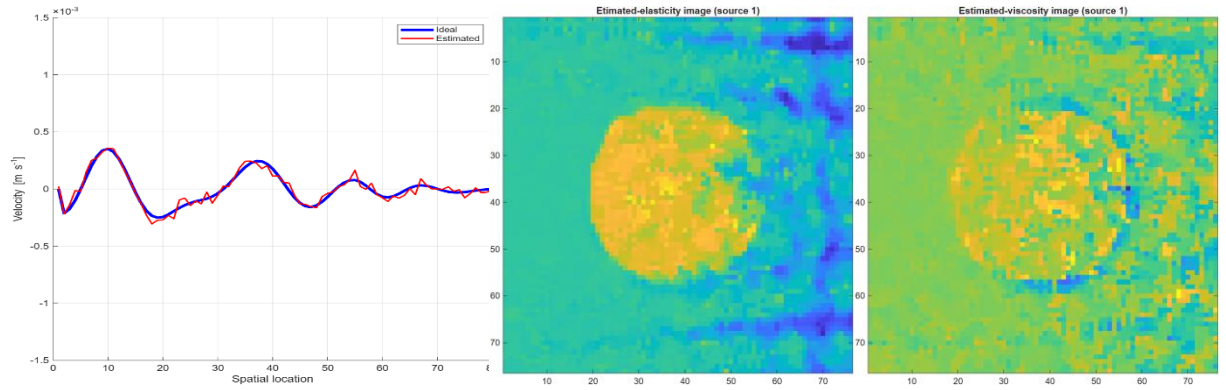
Kết hợp nguồn 1 và nguồn 2



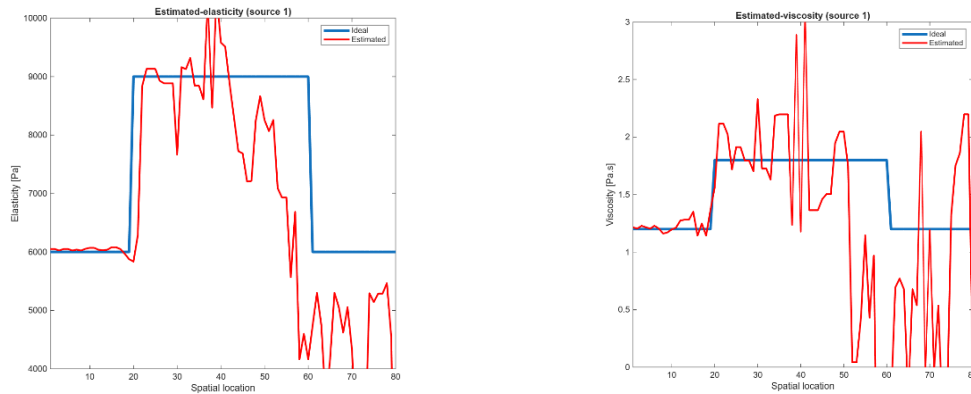
Hình 3.7: Ảnh độ đàn hồi, nhớt kết hợp



Hình 3.8: Đồ thị độ đàn hồi, nhớt kết hợp tại đường 40 Kết quả mô phỏng với SNR = 19dB
Nguồn phát đặt tại vị trí 1

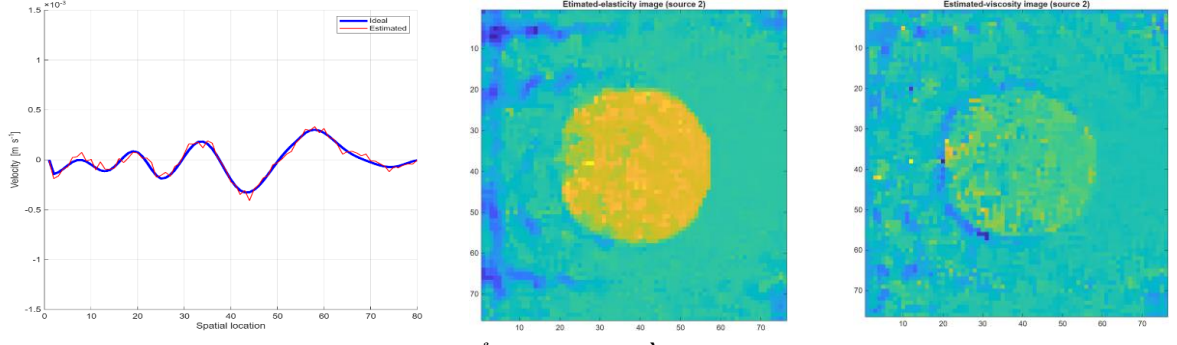


Hình 3.9: Ảnh độ đàn hồi, nhớt tại vị trí 1

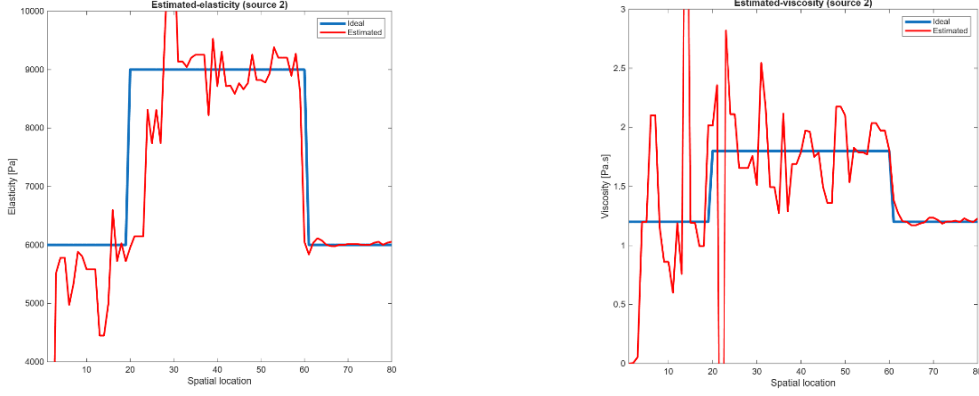


Hình 3.10: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 40

Nguồn phát đặt tại vị trí 2

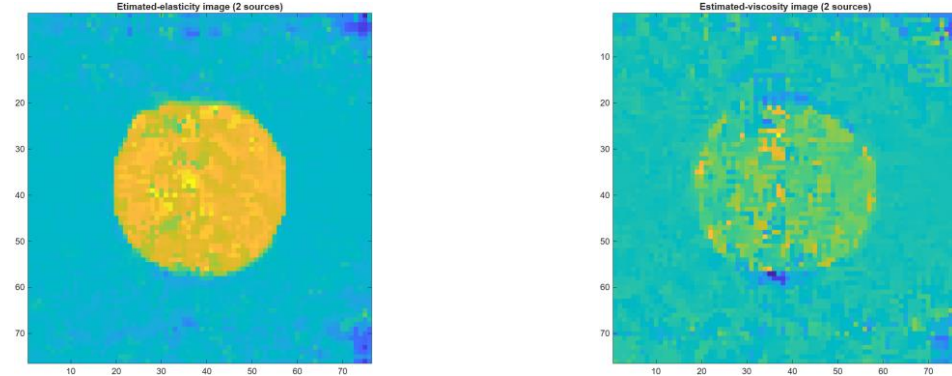


Hình 3.11: Ảnh độ đàn hồi, nhớt tại vị trí 2

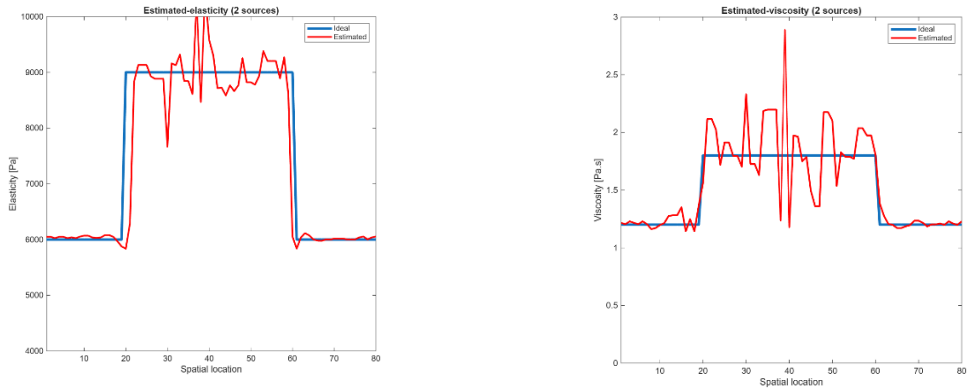


Hình 3.12: Ảnh độ đàn hồi và độ nhớt tại đường 40

Kết hợp nguồn 1 và nguồn 2



Hình 3.13: Ảnh độ đàn hồi, nhớt kết hợp



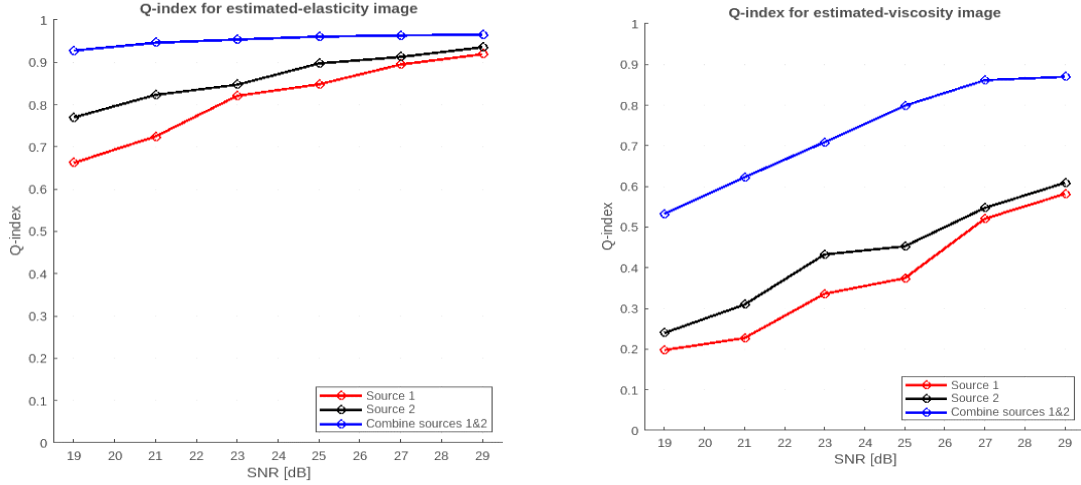
Hình 3.14: Đường đồ thị độ đàn hồi, nhớt kết hợp

3.4. Chỉ số Q-index

$$Q = \frac{4\sigma_{xy} \overline{\overline{xy}}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)(\overline{\overline{x}}^2 + \overline{\overline{y}}^2)} \quad (3.1)$$

Bảng 3.3: Bảng giá trị Q-Index độ đàn hồi và độ nhớt

SNR/dB	Q_{dh_n1}	Q_{dh_n2}	Q_{dh_kh}	Q_{nh_n1}	Q_{nh_n2}	Q_{nh_kh}
19	0.662	0.769	0.927	0.198	0.24	0.532
21	0.725	0.823	0.946	0.227	0.309	0.622
23	0.821	0.847	0.954	0.336	0.433	0.709
25	0.848	0.897	0.961	0.375	0.453	0.798
27	0.895	0.913	0.963	0.521	0.547	0.861
29	0.919	0.935	0.965	0.582	0.609	0.87



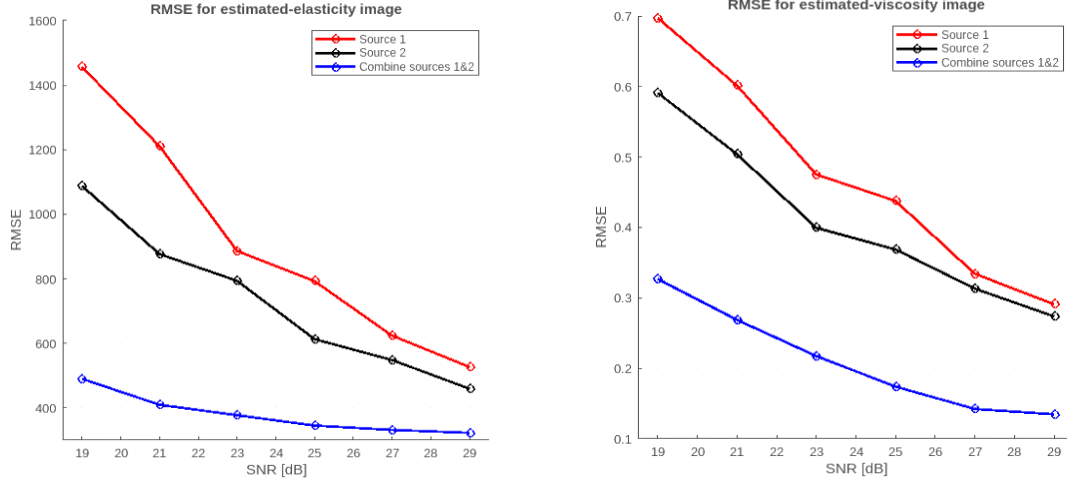
Hình 3.15: Q-index cho ảnh ước lượng độ đàn hồi, nhớt

3.5. Chỉ số RMSE (Root Mean Square Error)

Với R_{dh_n1} , R_{dh_n2} , R_{dh_kh} lần lượt là giá trị RMSE ảnh độ đàn hồi tại vị trí nguồn phát 1, nguồn phát 2 và giá trị RMSE ảnh độ đàn hồi kết hợp từ hai nguồn phát. Tương tự R_{nh_n1} , R_{nh_n2} , R_{nh_kh} lần lượt là giá trị RMSE ảnh độ nhớt tại vị trí nguồn phát 1, nguồn phát 2 và giá trị RMSE ảnh độ nhớt kết hợp từ hai nguồn phát

Bảng 3.4: Bảng giá trị RMSE của độ đàn hồi và độ nhớt

SNR/dB	R_{dh_n1}	R_{dh_n2}	R_{dh_kh}	R_{nh_n1}	R_{nh_n2}	R_{nh_kh}
19	1456.4	1087.7	490.6	0.6971	0.5911	0.3269
21	1211	876.9	410.1	0.6013	0.5039	0.269
23	886.5	794.1	377.7	0.4751	0.3996	0.2176
25	793.1	613.5	345.8	0.4376	0.3688	0.1743
27	624.2	548.8	332.2	0.3343	0.3133	0.1425
29	527.1	459.6	323	0.2911	0.2738	0.1349



Hình 3.16: RMSE cho ảnh ước lượng độ đàn hồi, nhớt

3.6. So sánh với nghiên cứu của Xufei Chen

Xufei Chen [103] đề xuất mạng học sâu 3D đa độ phân giải (MRCNN) nhằm cải thiện SNR của tín hiệu sóng trượt trong Shear Wave Elastography. Phương pháp sử dụng dữ liệu huấn luyện chất lượng cao từ nhiều lần thu plane-wave compounding để khử nhiễu và nâng cao chất lượng ảnh độ đàn hồi, giúp tăng SNR và cải thiện các chỉ số CNR, RMSE. Tuy nhiên, phương pháp này đòi hỏi quy trình huấn luyện phức tạp, chi phí tính toán lớn và có nguy cơ làm mờ quá mức hoặc tái tạo sai chi tiết tín hiệu. Ngoài ra, nghiên cứu chủ yếu tập trung vào ảnh độ đàn hồi mà chưa đánh giá độ nhớt của mô. So với nghiên cứu trên, phương pháp của NCS sử dụng hai nguồn kích thích cơ học bằng kim rung để tạo sóng trượt, cho phép điều khiển linh hoạt vị trí và cường độ kích thích, đồng thời cải thiện chất lượng tín hiệu ở vùng mô sâu. Kết hợp với các bộ lọc định hướng, LMS và trung vị, phương pháp đề xuất giảm nhiễu trực tiếp trên tín hiệu vận tốc mà không cần huấn luyện dữ liệu. Đặc biệt, phương pháp cho phép tái tạo đồng thời ảnh độ đàn hồi và độ nhớt, giúp mô tả đầy đủ hơn đặc tính đàn hồi–nhớt của mô sinh học.

Kết luận chương 3

Trong nghiên cứu này, NCS đề xuất phương pháp sử dụng hai nguồn kích thích nhằm cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi–nhớt, đặc biệt tại vùng mô sâu. Mặc dù thời gian xử lý dài hơn so với phương pháp đơn nguồn, thời gian mô phỏng vẫn ở mức chấp nhận được (khoảng 3 phút trên máy tính cá nhân và 1 phút trên MATLAB Online). Kết quả định tính và định lượng cho thấy ảnh kết hợp từ hai nguồn kích thích có chất lượng vượt trội so với từng nguồn riêng lẻ. Tại SNR = 27, ảnh độ nhớt kết hợp đạt RMSE = 0,1425, thấp hơn đáng kể so với 0,3133 và 0,3343 của hai nguồn đơn. Tương tự, ảnh độ đàn hồi đạt RMSE = 332,212, cải thiện rõ rệt so với 548,77 và 624,25. Chỉ số Q-index cũng tăng lên đáng kể, với ảnh độ đàn hồi đạt 0,963 và ảnh độ nhớt đạt 0,861. Các kết quả này khẳng định hiệu quả của phương pháp kích thích đa điểm trong nâng cao chất lượng ảnh đàn hồi–nhớt.

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

KẾT LUẬN

Trong luận án này, nghiên cứu sinh đã nghiên cứu và phát triển các phương pháp ước lượng mô đun trượt phức của mô mềm dựa trên trường vận tốc sóng trượt trong ảnh siêu âm đàn hồi mô.

Trọng tâm của luận án là giải quyết các hạn chế thường gặp trong quá trình tái tạo ảnh đàn hồi–nhót, đặc biệt là ảnh hưởng của nhiễu đo, sóng phản xạ và sự suy giảm năng lượng sóng trượt trong môi trường mô không đồng nhất và vùng mô sâu.

Trên cơ sở mô hình hóa lan truyền sóng trượt và mô phỏng số bằng phương pháp sai phân hữu hạn trong miền thời gian, luận án đã xây dựng và đánh giá các phương pháp xử lý tín hiệu nhằm nâng cao độ ổn định của phép nghịch đảo Helmholtz trong bài toán ước lượng mô đun trượt phức. Các kết quả mô phỏng cho thấy những phương pháp đề xuất giúp cải thiện đáng kể chất lượng ảnh đàn hồi–nhót và giảm sai số ước lượng các tham số cơ học của mô trong các điều kiện nhiễu khác nhau. Thông qua các kịch bản mô phỏng, luận án đã làm rõ mối liên hệ giữa chất lượng vận tốc sóng trượt, chiến lược xử lý tín hiệu và độ tin cậy của ảnh đàn hồi–nhót thu được. Những kết quả này cho thấy hướng tiếp cận của luận án có khả năng khắc phục hiệu quả các hạn chế của các phương pháp ước lượng truyền thống, đặc biệt trong các môi trường mô phức tạp và vùng khảo sát sâu.

Những đóng góp khoa học của luận án

Đóng góp 1: Đề xuất khung ước lượng mô đun trượt phức ổn định hơn trong môi trường mô không đồng nhất

Luận án đề xuất một khung xử lý tín hiệu – ước lượng mô đun trượt phức dựa trên phương pháp nghịch đảo đại số Helmholtz (AHI), trong đó các dạng nhiễu đặc trưng của ảnh siêu âm đàn hồi mô, bao gồm nhiễu ngẫu nhiên, nhiễu đốm và nhiễu phản xạ, được xử lý một cách tuần tự đặc tính của mỗi loại. Điểm mới của đóng góp này không nằm ở từng kỹ thuật xử lý riêng lẻ, mà ở chiến lược kết hợp tuần tự các bộ lọc phù hợp với từng loại nhiễu, đồng thời đánh giá trực tiếp tác động của chuỗi xử lý này lên ảnh mô đun trượt phức, thay vì chỉ trên tín hiệu vận tốc sóng trượt. Cách tiếp cận này giúp giảm sai số lan truyền từ tín hiệu vận tốc sang ảnh đàn hồi–nhót, qua đó nâng cao độ ổn định và độ tin cậy của ảnh mô đun trượt phức trong môi trường mô không đồng nhất.

Đóng góp 2: Cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi–nhót ở vùng mô sâu thông qua kích thích đa điểm

Luận án đề xuất mô hình kích thích đa điểm nhằm khắc phục hiện tượng suy giảm năng lượng sóng trượt theo độ sâu, vốn là nguyên nhân chính làm giảm tỷ số tín hiệu trên nhiễu và gây sai lệch trong phép ước lượng mô đun trượt phức ở các vùng xa nguồn kích thích. Đóng góp này thể hiện ở việc áp dụng kích thích đa điểm trong bối cảnh ước lượng đồng thời độ đàn hồi và độ nhót của mô, kết hợp với chuỗi xử lý nhiễu và phương pháp nghịch đảo Helmholtz để đánh giá trực tiếp hiệu quả cải thiện trên ảnh mô đun trượt phức, thay vì chỉ tập trung vào cải thiện tín hiệu vận tốc. Kết quả mô phỏng cho thấy phương pháp đề xuất giúp cải thiện rõ rệt chất lượng ảnh đàn hồi–nhót ở vùng mô sâu, được chứng minh định lượng thông qua các chỉ số đánh giá định lượng RMSE và Q-index.

Nhận định tổng quát

Các đóng góp của luận án không nhằm xây dựng một mô hình vật lý hoàn toàn mới, mà tập trung vào việc tích hợp và tối ưu hóa các công cụ vật lý, toán học và xử lý tín hiệu hiện có nhằm nâng cao độ chính xác và độ ổn định của ảnh đàn hồi–nhót trong các điều kiện mô phức tạp. Những kết quả đạt được cho thấy luận án có giá trị khoa học và tiềm năng ứng dụng thực tiễn trong lĩnh vực siêu âm đàn hồi mô.

HẠN CHẾ CỦA NGHIÊN CỨU

Mặc dù các phương pháp đề xuất đã đạt được kết quả tích cực trong việc cải thiện chất lượng ảnh đàn hồi-nhớt, luận án vẫn còn một số hạn chế nhất định.

Thứ nhất, các kết quả trong luận án được xây dựng và đánh giá trên dữ liệu mô phỏng, với các điều kiện nhiễu được kiểm soát. Điều này đồng nghĩa với việc phương pháp chưa được kiểm chứng trong môi trường thực, nơi xuất hiện thêm các yếu tố phức tạp như nhiễu sinh lý, tính dị hướng của mô và sự khác biệt đặc tính giữa các thiết bị siêu âm. Do đó, độ chính xác của phương pháp đề xuất trong điều kiện thực tế cần được đánh giá thêm trên phantom vật lý và dữ liệu lâm sàng trong các nghiên cứu tiếp theo.

Thứ hai, mô hình lan truyền sóng trượt và quy trình ước lượng mô đun trượt phức được thực hiện trong không gian hai chiều. Đây là giả thiết đơn giản hóa so với cấu trúc ba chiều của mô sinh học thực tế, đặc biệt khi khối u có hình thái phức tạp và phân bố không gian không đều. Cụ thể, mô hình 2D bỏ qua thành phần năng lượng sóng trượt theo trục thứ ba, do đó chưa mô tả đầy đủ hiện tượng suy giảm biên độ trong không gian thực. Ngoài ra, các hiện tượng phản xạ và tán xạ tại ranh giới mô trong không gian 3D phức tạp hơn đáng kể so với giả thiết phẳng trong 2D, có thể ảnh hưởng đến độ chính xác của ảnh đàn hồi-nhớt khi chuyển sang ứng dụng thực tế. Việc mở rộng sang mô hình 3D, trong đó trường vận tốc sóng trượt được ước lượng theo cả ba hướng không gian, là hướng phát triển tiếp theo được xác định trong luận án.

Thứ ba, mặc dù phương pháp kích thích hai điểm giúp cải thiện SNR ở vùng mô sâu, việc kích thích tuần tự làm tăng thời gian đo và đòi hỏi độ chính xác cao trong định vị nguồn kích thích, đồng thời phương pháp này dễ bị ảnh hưởng bởi chuyển động mô, làm giảm độ tin cậy của kết quả trong điều kiện lâm sàng thực tế. Để khắc phục, một số giải pháp thực tế có thể được áp dụng: thứ nhất, tối ưu hóa giữa các khoảng thời gian kích thích nhằm rút ngắn thời gian chờ giữa các lần đo; thứ hai, tận dụng ảnh B-mode sẵn có trên máy siêu âm để hỗ trợ xác định vị trí kích thích một cách trực quan trước khi tiến hành đo; thứ ba, đồng bộ thời điểm đo với pha ổn định của chu kỳ hô hấp để hạn chế ảnh hưởng của chuyển động mô lên tín hiệu thu nhận. Các giải pháp này không đòi hỏi thay đổi phần cứng thiết bị và có tính khả thi cao trong điều kiện lâm sàng, sẽ được nghiên cứu, đánh giá cụ thể trong giai đoạn phát triển tiếp theo của luận án.

HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Mặc dù luận án đã đạt được các kết quả nhất định trong việc cải thiện chất lượng ảnh siêu âm đàn hồi-nhớt thông qua ước lượng mô đun trượt phức của mô mềm, vẫn còn một số vấn đề cần tiếp tục được nghiên cứu và hoàn thiện nhằm nâng cao hơn nữa tính tổng quát và khả năng ứng dụng thực tiễn của phương pháp đề xuất. Các hướng nghiên cứu tiếp theo được kiến nghị như sau:

Mở rộng sang bài toán ba chiều (3D):

Phát triển mô hình đo và ước lượng vận tốc sóng trượt theo ba hướng không gian (x, y, z), từ đó tái tạo ảnh mô đun trượt phức dạng thể tích. Hướng nghiên cứu này cho phép mô tả đầy đủ hơn cấu trúc không gian của mô sinh học, cũng như hình dạng và thể tích của khối u, góp phần nâng cao giá trị chẩn đoán so với ảnh 2D truyền thống.

Kiểm chứng trên dữ liệu thực nghiệm và lâm sàng:

Áp dụng phương pháp đề xuất trên các bộ dữ liệu thực nghiệm, bao gồm phantom và dữ liệu lâm sàng, nhằm đánh giá độ tin cậy, khả năng phân biệt mô lành và mô bệnh trong điều kiện đo

thực tế. Đồng thời, việc so sánh giữa kết quả mô phỏng và dữ liệu thực sẽ giúp hiệu chỉnh các giả thiết mô hình, cũng như điều chỉnh tham số xử lý tín hiệu phù hợp với đặc tính của các hệ thống siêu âm khác nhau.

Tăng cường khả năng loại bỏ nhiễu:

Nghiên cứu kết hợp thêm các dạng nguồn kích thích khác, bên cạnh kích thích cơ học hiện tại, nhằm cải thiện chất lượng trường sóng trượt thu được. Việc kết hợp các nguồn kích thích khác nhau với các bộ lọc xử lý tín hiệu (LMS, trung vị, định hướng) có thể góp phần tăng cường khả năng giảm nhiễu, đặc biệt trong vùng mô sâu và trong môi trường mô không đồng nhất có khối u.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH CÔNG BỐ LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

[CT1]	Quang-Hai Luong, Nguyen Sy Hiep , Duc-Nghia Tran, Duc-Tan Tran, “Improving tissue elastography image quality using multi-position shear wave stimulation and LMS/AHI-based filtering”, Results in Engineering, Volume 27, 2025, 107012, ISSN 2590-1230, https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.107012 . (Tập chí Q1)
[CT2]	N. Sy Hiep , D.-N. Tran, V. K. Solanki, D.-T. Tran, and Q. H. Luong, “Enhancing 2D elasticity and viscosity images: A denoising approach for reflected and random noise removal”, Ingeniería Solidaria, vol. 21, no. 3, pp. 1–18, Feb. 2026, doi: 10.16925/2357-6014.2025.03.02. (ESCI)
[CT3]	Nguyen Sy Hiep , Luong Quang Hai, Tran Duc Tan, Pham Van Tang, Tran Duc Nghia*, Improving the quality of deep-tissue elastography imaging: A Kelvin–Voigt model-based and multi-point denoising approach, Journal of Military Science and Technology, vol. 110 (2026), pp. 34-44, Apr. 2026, DOI: https://doi.org/10.54939/1859-1043.j.mst.110.2026.34-44
[CT4]	Hiep, N.S. , Hai, L.Q., Nghia, T.D., Tan, T.D. (2023). Evaluating the Improvement in Shear Wave Speed Estimation Affected by Reflections in Tissue. In: Nguyen, T.D.L., Verdú, E., Le, A.N., Ganzha, M. (eds) Intelligent Systems and Networks. ICISN 2023. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 752. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-4725-6_54 (Scopus)
[CT5]	Hiep, N.S. , Nghia, T.D., Hai, L.Q., Thuong, V.T., Prakash, K.B., Tan, T.D. (2024). Enhancing Shear Wave Estimation Through Directional and Kalman Filters for Noise Reduction. In: E. Balas, V., Prakash, K.B., Varma, G.P.S. (eds) Proceedings of the International Conference on Internet of Everything and Quantum Information Processing. IEQIP 2023. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 1029. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-61929-8_24 (Scopus)
[CT6]	Q. H. Luong, S. -H. Nguyen , D. -N. Tran, C. M. Nguyen and D. -T. Tran, "Viscoelastic Estimation of Soft Tissue in the Presence of Gaussian and Reflection Noises Impacting Shear Wave Propagation," 2023 12th International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS), Hanoi, Vietnam, 2023, pp. 622-627, doi: 10.1109/ICCAIS59597.2023.10382326. (Scopus)
[CT7]	Q. H. Luong, D. -N. Tran, N. S. Hiep , L. S. Cong and D. -T. Tran, "Enhancing Shear Wave Propagation Analysis in Tissue with Directional Filtering of Reflected Waves," 2024 Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Macau, Macao, 2024, pp. 1-6, doi: 10.1109/APSIPAASC63619.2025.10848844. (Scopus)