

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



NGUYỄN QUANG HUY

**NGHIÊN CỨU MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP TÁI TẠO HÌNH ẢNH
SIÊU ÂM CẮT LỚP DỰA TRÊN CƠ CHẾ KHỬ NHIỀU NỘI VÒNG
LẬP**

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ MÁY TÍNH

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 9 48 01 04

Hà Nội, năm 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:

Người hướng dẫn: PGS. TS. Nguyễn Trường Thắng, Viện Công nghệ
thông tin, VAST

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
hợp 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

1. Tính cấp thiết của luận án

Trong những năm gần đây, chẩn đoán hình ảnh y học đã trở thành một thành phần không thể thiếu trong y học hiện đại, đóng vai trò then chốt trong việc phát hiện sớm và điều trị các bệnh lý nguy hiểm, đặc biệt là các bệnh ung thư. Theo thống kê của Tổ chức Y tế Thế giới (WHO) năm 2022, mỗi năm trên toàn cầu ghi nhận hơn 2,3 triệu ca ung thư vú mới mắc và khoảng 685.000 ca tử vong, trong đó phần lớn các trường hợp tử vong xảy ra tại những quốc gia có thu nhập thấp và trung bình – nơi thiếu thiết bị tầm soát chuyên dụng [1]. Tại Việt Nam, theo số liệu từ Bộ Y tế năm 2021, mỗi năm có trên 21.000 ca ung thư vú mới mắc với tỉ lệ tử vong vượt 30%, phản ánh rõ thực trạng phát hiện bệnh muộn do hạn chế trong tiếp cận công nghệ chẩn đoán [2]. Trong bối cảnh đó, việc phát triển các kỹ thuật tạo ảnh y sinh có khả năng phát hiện sớm các tổn thương kích thước nhỏ, an toàn, chi phí hợp lý và có thể triển khai rộng rãi trở thành một yêu cầu hết sức cấp thiết.

Hiện nay, các phương thức tạo ảnh phổ biến trong chẩn đoán bệnh lý vú đều có những hạn chế nhất định. Chụp X-quang tuyến vú (mammography) tuy là tiêu chuẩn tầm soát phổ biến nhất nhưng hiệu quả bị giảm đáng kể đối với phụ nữ dưới 50 tuổi với mô vú dày đặc, đồng thời tia bức xạ ion hóa là mối lo ngại về an toàn cho các lần tái khám [3]. Chụp cộng hưởng từ (MRI) cho chất lượng ảnh vượt trội nhưng chi phí rất cao và thời gian quét dài. Siêu âm thông thường (B-mode) an toàn, không xâm lấn nhưng chỉ cung cấp thông tin định tính về cấu trúc mô và không phân biệt được các tổn thương nhỏ dưới 5 mm [4]. Trước những hạn chế đó, kỹ thuật siêu âm cắt lớp (Ultrasound Tomography – UST) nổi lên như một hướng tiếp cận đầy triển vọng do không sử dụng bức xạ ion hóa, có chi phí thiết bị trung bình, đồng thời cho phép tái tạo ảnh định lượng các thông số âm học (vận tốc âm, hệ số suy hao, mật độ) với độ tương phản cao [5]. Đặc biệt, bằng cách khai thác tín hiệu tán xạ từ nhiều hướng, UST có khả năng phát hiện các khối u kích thước dưới bước sóng – điều mà siêu âm B-mode thông thường không thực hiện được [6]. Tiềm năng ứng dụng của UST trong việc phát hiện sớm các u lạ phục vụ chẩn đoán ung thư vú ở phụ nữ cũng đã được khẳng định trong các nghiên cứu trong nước [135].

Trọng tâm của UST hiện đại là bài toán tái tạo ảnh từ dữ liệu tán xạ đo được. Trong số các thuật toán đang được nghiên cứu, phương pháp lặp vi phân Born (Distorted Born Iterative Method – DBIM) được đánh giá là một trong những phương pháp chính xác nhất nhờ khả năng xử lý các trường hợp tán xạ mạnh, vượt qua giới hạn của xấp xỉ Born bậc nhất [7]. Tuy nhiên, DBIM còn tồn tại hai bất lợi cơ bản: (i) độ phức tạp tính toán rất lớn $O(N_t \cdot N_r \cdot N^2)$ khiến thời gian tái tạo kéo dài; (ii) độ nhạy cao với nhiễu trong dữ liệu đo, đặc biệt trong các điều kiện thực tế với tỉ số tín hiệu trên nhiễu (SNR) thấp, dẫn tới sai số tích lũy qua các vòng lặp và làm suy giảm chất lượng ảnh tái tạo [8]. Đây là hai vấn đề cốt lõi mà cộng đồng nghiên cứu đã và đang nỗ lực giải quyết trong hơn một thập kỷ qua.

Tổng hợp và phân tích các nghiên cứu đã công bố liên quan trực tiếp đến cải tiến chất lượng tái tạo ảnh của thuật toán DBIM trong UST cho thấy có thể phân loại các cách tiếp cận thành các nhóm chính như sau, dựa trên *vị trí can thiệp* trong quy trình tái tạo ảnh:

Nhóm 1 – Cải tiến trực tiếp thuật toán DBIM nhằm giảm độ phức tạp tính toán: Trần Quang Huy và cộng sự (2014) [139] đã đề xuất một biến thể cải tiến của DBIM (Improved DBIM) cho phép giảm độ phức tạp tính toán và nâng cao chất lượng ảnh tái tạo trong UST. Cùng nhóm tác giả (2015) [136] tiếp tục phát triển phương pháp tái tạo phi tuyến cho UST với cấu hình đo vòng tròn. Hesford và Chew [33] sử dụng thuật toán đa cấp đa cực nhanh (MLFMA) để tăng tốc DBIM. Lavarello và Oelze [16] phát triển DBIM cho tái tạo ba chiều. Tuy nhiên, các cách tiếp cận trong nhóm này chủ yếu tập trung vào hiệu quả tính toán mà *chưa giải quyết được vấn đề độ nhạy với nhiễu* của thuật toán DBIM, đặc biệt là hiện tượng tích lũy nhiễu qua các vòng lặp.

Nhóm 2 – Cắm biến nén và lấy mẫu thưa (can thiệp trước DBIM): Trần Quang Huy và cộng sự (2017) [131] đã đề xuất kỹ thuật lấy mẫu nén tất định (Deterministic Compressive Sampling) cho UST, cho phép giảm số lượng dữ liệu đo cần thu thập mà vẫn đảm bảo chất lượng ảnh tái tạo. Trước đó, cùng nhóm tác giả (2016) [133] đã kết hợp cắm biến nén với kỹ thuật nhảy tần cho UST, và (2015) [137] đề xuất phương pháp tái tạo dựa trên tối ưu chuẩn L1 cho ảnh tương phản âm thanh. Candès và Wakin [20] đã đặt nền móng lý thuyết tổng quát cho lấy mẫu nén. Các phương pháp này can thiệp ở giai đoạn *trước khi đưa dữ liệu vào DBIM*, giúp cải thiện chất lượng dữ liệu đầu vào

nhưng *không có khả năng kiểm soát nhiễu phát sinh và tích lũy trong quá trình lặp*.

Nhóm 3 – Khai thác đa tần số (kết hợp dữ liệu nhiều phép đo): Tran Quang Huy và cộng sự (2016) [18] đã chứng minh rằng việc kết hợp dữ liệu thu được ở hai tần số khác nhau giúp cải thiện đáng kể chất lượng ảnh UST. Theu và cộng sự (2022) [17] phát triển kỹ thuật MR-MF-DBIM (Multi-Resolution Multi-Frequency DBIM) cho tái tạo ảnh tán xạ tương phản cao. Huy và cộng sự (2020) [19] xây dựng quy trình hiệu quả sử dụng đa tần số cho UST. Theu và cộng sự (2021) [21] mở rộng thêm theo hướng đa độ phân giải. Tuy nhiên, các phương pháp đa tần số/đa độ phân giải làm tăng đáng kể chi phí thu thập dữ liệu và phức tạp hệ thống, đồng thời *vẫn chưa xử lý trực tiếp được sự tích lũy nhiễu trong vòng lặp DBIM*.

Nhóm 4 – Nội suy không gian để nâng cao độ phân giải (can thiệp sau DBIM): Một loạt nghiên cứu của Trần Quang Huy và cộng sự đã đề xuất nhiều kỹ thuật nội suy nhằm cải thiện chất lượng ảnh UST sau khi DBIM kết thúc, bao gồm: nội suy lân cận gần nhất [138], nội suy song khối (bicubic) [134], nội suy song tuyến tính (bilinear) áp dụng cho cách tiếp cận DBIM [132] và các kỹ thuật nội suy tổng quát hơn [142]. Các kỹ thuật nội suy này hoạt động ở giai đoạn *hậu xử lý*, chỉ làm "đẹp" ảnh đầu ra của DBIM mà *không cải thiện được chất lượng nghiệm trong quá trình lặp*, do đó không khắc phục được nguyên nhân gốc rễ của hiện tượng suy giảm chất lượng do nhiễu.

Nhóm 5 – Tối ưu cấu hình đo và mô phỏng kiểm chứng: Tran Quang Huy và Tran Duc-Tan (2014) [140] đã khảo sát ảnh hưởng của cấu hình đo đến chất lượng tái tạo ảnh trong UST. Trần Quang Huy và cộng sự (2014) [141] thực hiện mô phỏng và thực nghiệm kiểm chứng đề tạo dữ liệu UST chuẩn. Hướng nghiên cứu này can thiệp ở mức *phần cứng và bố trí hệ thống đo*, không liên quan trực tiếp đến cơ chế xử lý nhiễu trong thuật toán tái tạo.

Nhóm 6 – Tiếp cận dựa trên học sâu: Trong những năm gần đây, học sâu đã được áp dụng cho UST với nhiều kết quả khả quan: Long và cộng sự (2023) [22] sử dụng học sâu cho UST với lấy mẫu thưa; Saba và cộng sự (2022) [23] đề xuất Physics-Informed Neural Networks cho diffraction tomography; Shi và cộng sự (2022) [24] dùng học sâu để trích xuất thời gian truyền sóng trong UST xương. Các kiến trúc U-Net [47], GAN [46], MoDL [52], deep cascade [51] và DnCNN [106] cũng đã được áp dụng cho khôi phục ảnh y sinh. Tuy

nhiên, các phương pháp học sâu này thường được áp dụng theo dạng *hậu xử lý sau khi DBIM kết thúc (post-loop)*, đồng thời yêu cầu một lượng lớn dữ liệu có nhãn để huấn luyện và tài nguyên tính toán cao – điều rất khó đáp ứng trong điều kiện UST lâm sàng, đặc biệt ở mức SNR rất thấp [9], [10].

Phân tích trên cho thấy một **khoảng trống nghiên cứu quan trọng**: tất cả các cách tiếp cận hiện có – kể cả các nghiên cứu đã được công bố tại Việt Nam [131], [132], [133], [134], [135], [136], [137], [138], [139], [140], [141], [142] cũng như các nghiên cứu quốc tế gần đây – đều can thiệp vào quy trình tái tạo DBIM ở các vị trí *"bên ngoài"* quá trình lặp: hoặc ở giai đoạn tiền xử lý dữ liệu đầu vào (Nhóm 2, Nhóm 3, Nhóm 5), hoặc ở giai đoạn hậu xử lý ảnh đầu ra (Nhóm 4, Nhóm 6), hoặc cải thiện hiệu quả tính toán mà không động đến cơ chế lan truyền nhiễu (Nhóm 1). Theo hiểu biết của tác giả, **cho đến nay chưa có nghiên cứu nào trong tài liệu UST tích hợp một cơ chế khử nhiễu trực tiếp vào bên trong mỗi vòng lặp của thuật toán DBIM (intra-loop filtering)**, đặc biệt là việc nhúng các kỹ thuật học máy nhẹ vào nội vòng lặp để kiểm soát sự tích lũy nhiễu xuyên suốt quá trình lặp. Đây chính là khoảng trống mà luận án hướng tới giải quyết.

Cụ thể hơn, các hạn chế đặt ra cho bài toán tái tạo ảnh UST có thể được tóm lược thành hai vấn đề chính. **Hạn chế thứ nhất** liên quan đến độ nhảy của thuật toán DBIM với nhiễu trong dữ liệu đầu vào, đặc biệt khi số phép đo có hạn ($N_t \cdot N_r < N^2$) – điều kiện rất phổ biến trong các hệ thống UST thực tế. Trong thực tế, dữ liệu đo trong UST thường chứa nhiều loại nhiễu khác nhau, đặc biệt là nhiễu speckle (nhiều nhân) – một dạng nhiễu đặc trưng của siêu âm – cùng với nhiễu Gauss trắng (nhiều cộng), gây giảm độ tương phản và che khuất các chi tiết cấu trúc quan trọng [4]. Khi DBIM được áp dụng trực tiếp lên dữ liệu nhiễu, sai số có xu hướng tích lũy qua từng vòng lặp, dẫn tới nghiệm có thể bị phân kỳ hoặc cho ảnh chất lượng kém [8], [16]. Mặc dù các bộ lọc tuyến tính, lọc trung vị hoặc các kỹ thuật miền tần số đã được nghiên cứu trong xử lý ảnh nói chung [33], [88], các bộ lọc này khi áp dụng cho UST thường được dùng như một bước tiền xử lý hoặc hậu xử lý *độc lập với quá trình lặp DBIM*, do đó không kiểm soát được sự tích lũy nhiễu trong các vòng lặp kế tiếp. Vấn đề đặt ra là cần có một cơ chế xử lý nhiễu được tích hợp trực tiếp vào trong từng vòng

lập của DBIM nhằm chặn đứng quá trình tích lũy sai số ngay từ giai đoạn sớm và cải thiện độ ổn định của nghiệm.

Hạn chế thứ hai liên quan đến các phương pháp khử nhiễu dựa trên học sâu khi áp dụng cho UST trong môi trường nhiễu cao. Mặc dù các mô hình học sâu như U-Net [47], DnCNN [106], GAN [46], deep cascade [51], MoDL [52] đã đạt được hiệu năng tốt trong nhiều bài toán khôi phục ảnh, việc áp dụng chúng cho UST đặt ra nhiều thách thức nghiêm trọng. *Thứ nhất*, các mô hình này yêu cầu một lượng lớn cặp dữ liệu sạch–nhiễu có nhãn để huấn luyện, trong khi việc thu thập dữ liệu UST có nhãn trong điều kiện lâm sàng là cực kỳ khó khăn, đặc biệt ở mức SNR rất thấp ($\text{SNR} = 1\text{--}6\text{ dB}$) – nơi mà ngay cả ground truth của ảnh cũng khó xác định chính xác từ dữ liệu đo. *Thứ hai*, các mô hình học sâu đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn (GPU mạnh, thời gian huấn luyện dài), gây khó khăn cho việc triển khai thực tế trong các hệ thống UST y sinh ở các cơ sở y tế có nguồn lực hạn chế [9], [10]. *Thứ ba*, các phương pháp học sâu thường được áp dụng theo dạng hậu xử lý sau khi DBIM kết thúc [22], [24], do đó không giải quyết được vấn đề tích lũy nhiễu xảy ra ngay trong các vòng lặp của DBIM. Vì vậy, thách thức đặt ra là cần có một phương pháp khử nhiễu nhẹ, không phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện quy mô lớn, có thể tích hợp trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM và hoạt động hiệu quả ngay cả trong điều kiện SNR rất thấp.

Vì vậy, việc nghiên cứu và đề xuất các phương pháp khôi phục hình ảnh siêu âm cắt lớp (UST) **theo hướng tích hợp các kỹ thuật học máy nhẹ vào trong từng vòng lặp của thuật toán DBIM (intra-loop filtering)** – một hướng tiếp cận mà cho đến nay vẫn chưa được khai thác trong tài liệu UST – chính là nội dung chính được trình bày trong luận án này. Khác biệt cơ bản và tiến bộ của luận án so với các công trình trước đó là: (i) chuyển vị trí can thiệp từ "bên ngoài" (tiền/hậu xử lý) sang "bên trong" vòng lặp DBIM, giúp kiểm soát tích lũy nhiễu ngay từ giai đoạn sớm; (ii) sử dụng các kỹ thuật học máy *không tham số, không yêu cầu dữ liệu huấn luyện* (lọc trung vị + K-means, KNN), khắc phục được hạn chế cốt yếu của các phương pháp học sâu trong điều kiện thiếu dữ liệu nhãn; (iii) chứng minh được tính tổng quát của nguyên lý lọc nội vòng lặp DBIM thông qua việc áp dụng thành công cho cả hai chế độ nhiễu vừa ($\text{SNR} \approx 26\text{ dB}$) và nhiễu cao ($\text{SNR} = 1\text{--}6\text{ dB}$) – nơi các phương pháp hiện có gần như không thể áp dụng.

2. Mục tiêu của luận án

Mục tiêu chung của luận án: Đề xuất các phương pháp nâng cao chất lượng tái tạo ảnh siêu âm cắt lớp (UST) dựa trên thuật toán DBIM trong điều kiện dữ liệu nhiễu, theo hướng kết hợp giữa mô hình vật lý và các kỹ thuật học máy nhẹ tích hợp nội vòng lặp, không phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện quy mô lớn và đảm bảo khả năng triển khai trong các hệ thống thực tế.

Mục tiêu cụ thể: Trên cơ sở phân tích các hạn chế của thuật toán DBIM truyền thống và các nghiên cứu liên quan đã được công bố, luận án hướng tới các mục tiêu cụ thể sau:

Thứ nhất, để giải quyết hạn chế về độ nhạy với nhiễu của thuật toán DBIM trong điều kiện thiếu đo, luận án đề xuất một phương pháp tích hợp *bộ lọc trung vị 2D kết hợp với phân cụm K-means* [29], [85] trực tiếp vào trong mỗi vòng lặp của DBIM (intra-loop filtering). Cách tiếp cận này nhằm kiểm soát sự tích lũy nhiễu xung qua các vòng lặp, đồng thời cung cấp một quy trình phân đoạn ngưỡng nghĩa không giám sát không yêu cầu dữ liệu có nhãn, phù hợp với điều kiện thiếu đo ($N_t \cdot N_r < N^2$) trong các hệ thống UST thực tế [25].

Thứ hai, để giải quyết hạn chế về yêu cầu dữ liệu huấn luyện lớn và chi phí tính toán cao của các phương pháp học sâu trong môi trường nhiễu cao, luận án đề xuất một phương pháp khử nhiễu dựa trên *thuật toán K-Nearest Neighbors (KNN)* [30], [103] tích hợp nội vòng lặp DBIM. Phương pháp đề xuất khai thác tính chất thích ứng của KNN như một bộ lọc phi tham số, không yêu cầu dữ liệu huấn luyện và hoạt động hiệu quả trong điều kiện SNR rất thấp ($\text{SNR} = 1\text{--}6\text{ dB}$) – nơi mà các phương pháp học có giám sát gần như không thể áp dụng [26].

Thứ ba, kiểm chứng tính tổng quát của *nguyên lý lọc nội vòng lặp DBIM* thông qua việc đánh giá đồng nhất hai phương pháp đề xuất trên các bộ dữ liệu mô phỏng và thực nghiệm ở các mức SNR khác nhau, qua đó khẳng định đây là một nguyên lý thiết kế tổng quát có thể mở rộng cho các loại bộ lọc khác.

3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Luận án tập trung nghiên cứu và tìm hiểu một số đối tượng liên quan đến bài toán khôi phục chất lượng ảnh siêu âm cắt lớp (UST) như:

Các phương pháp và mô hình tái tạo ảnh UST, trong đó trọng tâm là thuật toán lặp vi phân Born (DBIM) và các biến thể của nó [7], [16], [32], [33], [136], [139].

Các loại nhiễu trong hệ thống UST, bao gồm nhiễu speckle (nhiều nhân), nhiễu Gauss trắng (nhiều cộng) và nhiễu phát sinh trong quá trình giải bài toán nghịch [4], [8].

Các kỹ thuật xử lý ảnh và học máy nhẹ ứng dụng cho khử nhiễu, bao gồm lọc trung vị, phân cụm K-means [29], [85], [86] và thuật toán K-Nearest Neighbors (KNN) [30], [100], [103].

Các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh tái tạo (NE, NERR, CNR, sai số biên) và các bộ dữ liệu mô phỏng/thực nghiệm phục vụ kiểm chứng các phương pháp đề xuất [141].

4. Phạm vi nghiên cứu của luận án

Nghiên cứu phương pháp khử nhiễu tích hợp nội vòng lặp DBIM dựa trên bộ lọc trung vị kết hợp phân cụm K-means để cải thiện chất lượng ảnh tái tạo trong điều kiện nhiễu vừa và thiếu đo.

Nghiên cứu phương pháp khử nhiễu tích hợp nội vòng lặp DBIM dựa trên thuật toán KNN cho môi trường nhiễu cao ($\text{SNR} = 1\text{--}6\text{ dB}$) mà không yêu cầu dữ liệu huấn luyện.

Các phương pháp đề xuất được thiết kế và đánh giá trong không gian hai chiều, sử dụng cả dữ liệu mô phỏng và dữ liệu thực nghiệm.

Luận án không đi sâu vào các phương pháp học sâu yêu cầu dữ liệu huấn luyện quy mô lớn, không xem xét các mô hình ba chiều cũng như không bao gồm phần thiết kế phần cứng hệ thống UST.

Việc ứng dụng cụ thể các ảnh UST đã được tái tạo cho các bệnh lý lâm sàng cụ thể nằm ngoài phạm vi của luận án này.

5. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu lý thuyết: Tổng hợp và phân tích các nghiên cứu liên quan đến bài toán tán xạ ngược, kỹ thuật siêu âm cắt lớp UST và các phương pháp khử nhiễu được công bố trong và ngoài nước [7], [8], [16]–[24], [131]–[142]. Trên cơ sở phân tích các vấn đề còn tồn tại của các cách tiếp cận hiện nay – đặc biệt là khoảng trống về cơ chế can thiệp nhiễu nội vòng lặp DBIM, đề xuất các phương pháp khử nhiễu hiệu quả tích hợp trực tiếp vào trong vòng lặp DBIM nhằm khắc phục các hạn chế đã được chỉ ra.

Nghiên cứu thực nghiệm: Các phương pháp đề xuất được cài đặt, mô phỏng và đánh giá qua các chỉ số định lượng (NE, NERR, CNR, sai số biên) kết hợp đánh giá trực quan, trên ảnh phantom mô phỏng và dữ liệu UST ở nhiều mức SNR (từ $1\text{--}6\text{ dB}$ đến khoảng 26 dB); kết quả được so sánh với DBIM truyền thống và các phương pháp cải tiến

như DF-DBIM [18], MR-MF-DBIM [17], [21], cảm biến nén [131], [133], nội suy [132], [134], [138] và học sâu cho UST [22]–[24].

6. Các đóng góp của luận án

Với mục tiêu nâng cao hiệu quả tái tạo ảnh siêu âm cắt lớp (UST) trong điều kiện dữ liệu nhiễu, luận án có hai nhóm đóng góp chính như sau, đều thuộc một paradigm thiết kế mới chưa từng được công bố trong tài liệu UST – paradigm "intra-loop filtering":

Đóng góp thứ nhất: đề xuất phương pháp nâng cao chất lượng tái tạo ảnh UST dựa trên việc tích hợp *bộ lọc trung vị 2D kết hợp phân cụm K-means trực tiếp vào trong mỗi vòng lặp của thuật toán DBIM*. Khác biệt với các cách tiếp cận tiền xử lý truyền thống dựa trên cảm biến nén [131], [133], [137] hay hậu xử lý dựa trên nội suy [132], [134], [138], [142] đã được công bố trước đây, phương pháp đề xuất ***kiểm soát sự tích lũy nhiễu ngay trong quá trình lặp***, đồng thời cung cấp một pipeline phân đoạn không giám sát không yêu cầu dữ liệu có nhãn. Phương pháp đã thể hiện hiệu năng vượt trội trong điều kiện thiếu đo (NERR đạt 86,39% với $N_t = N_r = 10$), vượt trội rõ rệt so với DF-DBIM (57,5%) [18]. Phương pháp này đã được công bố tại công trình [CT1] (tương ứng tài liệu tham khảo [25]).

Đóng góp thứ hai: đề xuất phương pháp khử nhiễu dựa trên *thuật toán K-Nearest Neighbors (KNN) tích hợp nội vòng lặp DBIM* cho môi trường nhiễu cao ($\text{SNR} = 1\text{--}6\text{ dB}$). **Đây là lần đầu tiên trong tài liệu UST**, một kỹ thuật học máy không tham số được nhúng vào bên trong từng vòng lặp DBIM thay vì chỉ được dùng như một bộ phân loại hậu xử lý. Phương pháp đề xuất không yêu cầu dữ liệu huấn luyện và nhẹ hơn các phương pháp học sâu nhiều lần, đặc biệt phù hợp với điều kiện SNR rất thấp – nơi việc xây dựng tập dữ liệu huấn luyện có nhãn gần như không khả thi và các phương pháp học sâu post-loop [22], [24] không thể áp dụng. Phương pháp này đã được công bố tại công trình [CT3] (tương ứng tài liệu tham khảo [26]). Bên cạnh đó, luận án còn *kiểm chứng được tính tổng quát của nguyên lý lọc nội vòng lặp DBIM*: cả lọc trung vị (cho SNR vừa) và KNN (cho SNR thấp) đều cho kết quả cải thiện đáng kể khi nhúng vào bên trong vòng lặp DBIM, cho thấy đây là một nguyên lý thiết kế tổng quát có thể mở rộng cho nhiều loại bộ lọc khác trong tương lai.

7. Bố cục của luận án

Ngoài phần mở đầu và kết luận, luận án gồm ba chương nội dung, danh mục các công trình của tác giả và danh mục tài liệu tham khảo.

Chương 1 trình bày tổng quan và cơ sở lý thuyết về kỹ thuật tạo ảnh siêu âm cắt lớp (UST): bối cảnh nghiên cứu, nguyên lý và phân loại các kỹ thuật UST, các nền tảng lý thuyết (phương trình sóng, hàm Green, xấp xỉ Born/Rytov, thuật toán BIM/DBIM); phân tích hạn chế của các phương pháp hiện tại và làm rõ khoảng trống nghiên cứu.

Chương 2 và Chương 3 trình bày các đóng góp chính của luận án. Chương 2 đề xuất phương pháp tích hợp bộ lọc trung vị kết hợp phân cụm K-means vào nội vòng lặp DBIM, hướng đến điều kiện nhiễu vừa và bài toán thiếu đo. Chương 3 đề xuất phương pháp khử nhiễu dựa trên KNN tích hợp nội vòng lặp DBIM cho môi trường nhiễu cao ($\text{SNR} = 1\text{--}6\text{ dB}$), cải thiện tính ổn định và chất lượng ảnh ngay trong quá trình lặp.

Phần kết luận nêu các đóng góp chính của luận án và hướng nghiên cứu tiếp theo.

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT VỀ KỸ THUẬT TẠO ẢNH SIÊU ÂM CẮT LỚP (UST)

1.1. Đặt vấn đề và bối cảnh nghiên cứu

Siêu âm là một trong những kỹ thuật tạo ảnh y học phổ biến nhờ ưu điểm không sử dụng bức xạ ion hóa, chi phí thấp và thời gian thực. Trong đó, siêu âm B-mode được sử dụng rộng rãi trong lâm sàng, tuy nhiên phương pháp này chủ yếu cung cấp thông tin định tính và phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm của người vận hành.

Để khắc phục các hạn chế này, siêu âm cắt lớp (Ultrasound Tomography – UST) đã được phát triển như một hướng tiếp cận tiên tiến, cho phép tái tạo ảnh định lượng của môi trường, chẳng hạn như phân bố tốc độ truyền âm hoặc mật độ mô. Nhờ đó, UST có tiềm năng nâng cao độ chính xác trong chẩn đoán, đặc biệt trong phát hiện các tổn thương nhỏ.

Trong siêu âm cắt lớp, các đầu dò được bố trí xung quanh đối tượng và hoạt động luân phiên ở chế độ phát và thu. Khi sóng siêu âm lan truyền trong môi trường không đồng nhất, nó bị tán xạ theo nhiều hướng. Các tín hiệu tán xạ này được thu nhận từ nhiều góc khác nhau, tạo thành tập dữ liệu đầu vào cho bài toán tái tạo ảnh.

Quá trình tái tạo ảnh được xây dựng dựa trên việc giải bài toán

ngịch đảo, trong đó từ dữ liệu đo được suy ra các tham số vật lý của môi trường. Đây là một bài toán phức tạp do tính phi tuyến và không ổn định.

Kỹ thuật siêu âm định lượng (ở đây chính là siêu âm cắt lớp) được biết đến là sẽ cho nhiều thông tin hữu ích/định lượng hơn so với ảnh B-mode. Có hai hướng nghiên cứu chủ yếu về kỹ thuật này: Kỹ thuật siêu âm cắt lớp dựa trên lý thuyết chiếu tia và Kỹ thuật siêu âm cắt lớp dựa trên lý thuyết tán xạ.

1.2. Siêu âm cắt lớp dựa trên lý thuyết chiếu tia:

Phương pháp chiếu tia (Ray-based) là cách tiếp cận trong đó sự lan truyền của sóng siêu âm được xấp xỉ như các tia truyền theo đường thẳng trong môi trường.

Phương pháp chiếu tia phù hợp với các bài toán có độ tương phản thấp và cấu trúc lớn, tuy nhiên không đủ chính xác trong các trường hợp cần tái tạo chi tiết nhỏ.

Phương pháp chiếu tia giả định sóng truyền theo đường thẳng và bỏ qua hiện tượng tán xạ, do đó có ưu điểm là đơn giản và tính toán nhanh. Tuy nhiên, do không xét đầy đủ bản chất sóng, phương pháp này có độ chính xác thấp và không phù hợp với các bài toán yêu cầu độ phân giải cao. Phương pháp này bỏ qua hiện tượng tán xạ và nhiễu xạ, do đó đơn giản hóa đáng kể mô hình vật lý.

1.3. Phương pháp dựa trên lý thuyết tán xạ (Scattering-based)

Phương pháp dựa trên lý thuyết tán xạ mô tả sự lan truyền của sóng siêu âm trong môi trường không đồng nhất, trong đó sóng không chỉ truyền thẳng mà còn bị tán xạ theo nhiều hướng do sự thay đổi các tham số vật lý như tốc độ âm hoặc mật độ.

Khác với phương pháp chiếu tia, phương pháp này xét đầy đủ bản chất sóng, do đó cho phép tái tạo ảnh với độ chính xác cao hơn. Phương pháp tán xạ nhạy với nhiễu vì tín hiệu thu nhận là tổng hợp của các thành phần tán xạ từ toàn bộ môi trường, do đó nhiễu tại bất kỳ vị trí nào cũng ảnh hưởng đến toàn bộ dữ liệu.

Có hai hướng nghiên cứu trong kỹ thuật siêu âm cắt lớp dựa trên lý thuyết tán xạ ngược: Kỹ thuật siêu âm cắt lớp sử dụng phương pháp xấp xỉ Born bậc 1 và Kỹ thuật siêu âm cắt lớp sử dụng phương pháp xấp xỉ Rytov bậc 1, kỹ thuật siêu âm cắt lớp sử dụng phương pháp xấp xỉ Born bậc 1 được các nhà khoa học ưu dùng hơn bởi: Điều kiện để phương pháp xấp xỉ Born bậc một khả dụng là áp suất tán xạ nhỏ hơn nhiều so với áp suất của sóng tới trong đối tượng tạo ảnh. Không giống

như phương pháp xấp xỉ Born, phương pháp xấp xỉ Rytor không hạn chế về kích thước của đối tượng tán xạ, và do đó phương pháp này thường có giá trị cho một phạm vi rộng đối tượng tạo ảnh. Tuy nhiên, phép nghịch đảo sử dụng xấp xỉ Rytor thường gặp phải vấn đề gập pha (phase wrapping). Từ các phân tích trên, khi điều kiện về pha được đảm bảo ($|\Delta\phi| < \pi$) thì kỹ thuật siêu âm cắt lớp sử dụng phương pháp xấp xỉ Born bậc 1 hoạt động khá ổn định và cho chất lượng khôi phục ảnh đủ tốt. Do đó, trong luận án này, nghiên cứu sinh lựa chọn kỹ thuật siêu âm cắt lớp sử dụng phương pháp xấp xỉ Born bậc 1 để tiếp tục nghiên cứu và phát triển phương pháp này

1.4. Nhiễu trong ảnh siêu âm gồm

Trong ảnh siêu âm, nhiễu là yếu tố không thể tránh khỏi và có ảnh hưởng đáng kể đến chất lượng ảnh cũng như độ chính xác trong chẩn đoán. Các loại nhiễu thường gặp bao gồm:

- (i) Nhiễu xung (impulse noise), điển hình là nhiễu muối tiêu (salt-and-pepper);
- (ii) Nhiễu cộng (additive noise), thường được mô hình hóa dưới dạng nhiễu Gauss trắng (AWGN);
- (iii) Nhiễu nhân (multiplicative noise), tiêu biểu là nhiễu đốm (speckle noise).

Việc khử nhiễu trong ảnh y tế nói chung và ảnh siêu âm nói riêng là một thách thức lớn, do yêu cầu vừa loại bỏ nhiễu vừa phải bảo toàn các đặc trưng quan trọng của ảnh, đặc biệt là các đường biên. Một phương pháp khử nhiễu hiệu quả cần đảm bảo sự cân bằng giữa khả năng giảm nhiễu và bảo toàn chi tiết ảnh. Trong thực tế, các phương pháp khử nhiễu thường được xây dựng dựa trên các kỹ thuật lọc. Trong các loại nhiễu kể trên, nhiễu đốm (speckle noise) là thành phần chiếm ưu thế và có ảnh hưởng lớn nhất đến chất lượng ảnh siêu âm. Nhiễu này phát sinh do hiện tượng giao thoa của các sóng siêu âm phản xạ từ các cấu trúc mô khác nhau trong cơ thể, và thường biểu hiện dưới dạng các hạt ngẫu nhiên trên ảnh.

Do là nhiễu nhân, nhiễu đốm có bản chất phức tạp hơn so với nhiễu cộng, khiến việc xử lý trở nên khó khăn hơn. Nhiễu đốm làm suy giảm độ tương phản và độ phân giải của ảnh, che khuất các chi tiết quan trọng, từ đó ảnh hưởng trực tiếp đến độ chính xác trong chẩn đoán. Ngoài ra, nó còn làm giảm hiệu quả của các tác vụ xử lý ảnh như phân đoạn.

Vì vậy, giảm nhiễu đốm là một bước tiền xử lý quan trọng, đóng

vai trò quyết định trong việc nâng cao chất lượng ảnh siêu âm và hiệu quả của các phương pháp xử lý tiếp theo.

1.7. Kết luận Chương 1

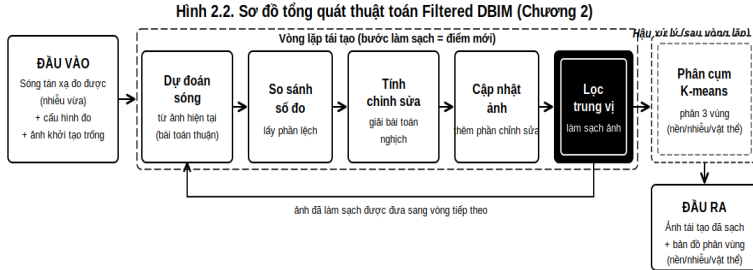
Chương 1 đã trình bày tổng quan về các phương pháp tạo ảnh trong y học, đặc biệt là siêu âm cắt lớp. Các kỹ thuật truyền thống như siêu âm B-mode và chụp cắt lớp vi tính (CT) đã được phân tích nhằm làm rõ ưu điểm và hạn chế của từng phương pháp. Trong đó, siêu âm cắt lớp nổi bật với khả năng cung cấp thông tin định lượng và tiềm năng ứng dụng trong chẩn đoán mà vẫn đảm bảo tính an toàn.

CHƯƠNG 2. NÂNG CAO KHẢ NĂNG TÁI TẠO ẢNH SIÊU ÂM CẮT LỚP BẰNG PHƯƠNG PHÁP LỌC KẾT HỢP VỚI KỸ THUẬT HỌC MÁY

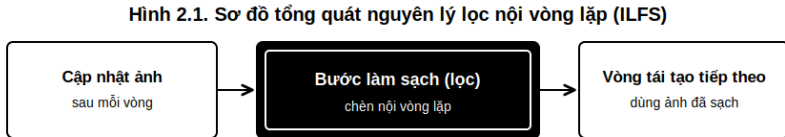
2.1. Mở đầu

Nghiên cứu sinh đề xuất kỹ thuật lọc trung vị nhằm giảm nhiễu mà không ảnh hưởng đến tính toàn vẹn cấu trúc của ảnh. Quy trình gồm: thu thập dữ liệu chụp cắt lớp siêu âm, tái tạo bằng DBIM và áp dụng bộ lọc trung vị lên ảnh tái tạo; hiệu quả được đánh giá định lượng qua sai số chuẩn hóa. Các giải pháp học máy nâng cao chất lượng ảnh siêu âm [109]-[113] thường sử dụng kỹ thuật tính toán phức tạp; bằng cách tích hợp lọc trung vị vào DBIM kết hợp với học máy nhẹ, nghiên cứu hướng tới một giải pháp toàn diện cho vấn đề nhiễu trong UST, giảm đáng kể nhiễu mà vẫn duy trì các chi tiết cấu trúc thiết yếu của ảnh.

Bên cạnh đó, phân cụm K-means – một phương pháp học máy đơn giản – được sử dụng để tự động phân đoạn ảnh tái tạo thành các miền đối tượng, nền và nhiễu dựa trên giá trị cường độ điểm ảnh, sao cho các điểm ảnh trong cùng một cụm giống nhau hơn so với các điểm ảnh thuộc cụm khác. Kết quả cho thấy K-means phân biệt hiệu quả các vùng trên ảnh thu được bằng phương pháp đề xuất, khẳng định tiềm năng của việc kết hợp lọc trung vị với K-means để cải thiện phân đoạn và phục hồi ảnh siêu âm cắt lớp.



Hình 2.2. Sơ đồ thuật toán Filtered DBIM – bộ lọc trung vị được nhúng vào Bước 6 của mỗi vòng lặp DBIM

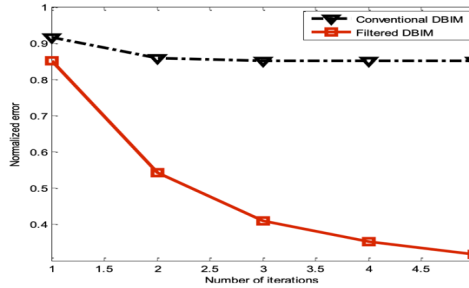


Hình 2.1. Sơ đồ nguyên lý lọc nội vòng lặp (ILFS) – bộ lọc trung vị được đặt tại Bước 6 của DBIM, ngay sau cập nhật ảnh và trước vòng lặp tiếp theo

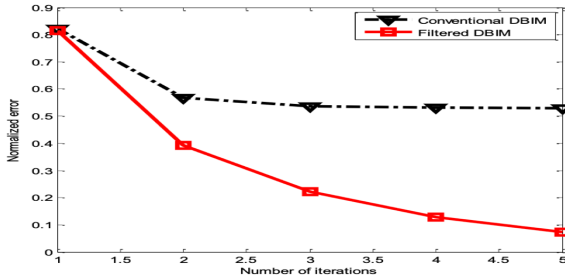
2.2. Mô phỏng và kết quả

Các tham số mô phỏng gồm: tần số tới $f = 1$ MHz (đáp ứng điều kiện xấp xỉ Born); số máy phát N_t và số máy thu N_r (xác định số phép đo $N_t \times N_r$) được hiệu chỉnh theo từng kịch bản; $N_{sum} = 5$ vòng lặp; vùng quan tâm chia thành $N = 12$ pixel trên mỗi trục ($N^2 = 144$ biến); đường kính vùng tán xạ 10 mm; độ tương phản âm 10%; khoảng cách từ máy phát và máy thu đến tâm vật thể 60 mm. Để mô phỏng điều kiện thực tế, nhiễu Gauss cộng có trung bình bằng không, độ lệch chuẩn bằng 5% biên độ cực đại của tín hiệu đo được thêm vào dữ liệu trường tán xạ – phản ánh nhiễu điện tử, biến thiên do bộ khuếch đại và nhiễu môi trường trong các hệ thống siêu âm thực tế.

Cần lưu ý rằng nghiên cứu hiện tại sử dụng dữ liệu mô phỏng trong điều kiện được kiểm soát, cho phép định lượng chính xác sai số tái tạo và so sánh trực tiếp với đối tượng lý tưởng; việc áp dụng cho dữ liệu thực tế sẽ được thực hiện trong các nghiên cứu tiếp theo.

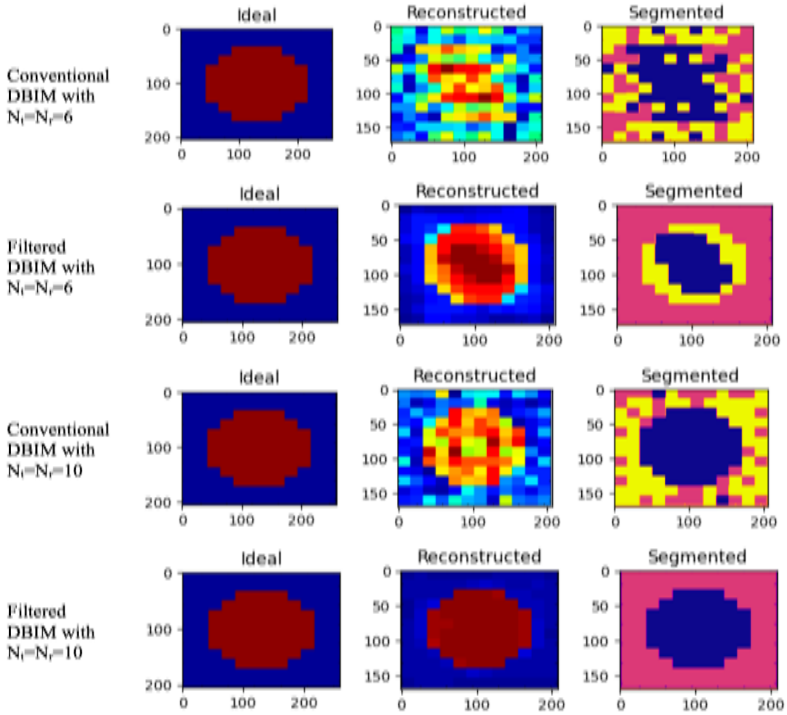


Hình 2.6. Ảnh tái tạo qua 5 vòng lặp: DBIM thông thường (hàng trên) và Filtered DBIM (hàng dưới) tại $N_t = N_r = 6$



Hình 2.8. Ảnh tái tạo qua 5 vòng lặp: DBIM thông thường và Filtered DBIM tại $N_t = N_r = 10$ (vòng 5: DBIM phân kỳ, NERR = 86,39%)

Để minh họa hiệu quả của phương pháp DBIM đã lọc trong điều kiện số phép đo nhỏ hơn số biến, chúng tôi tiến hành phân tích so sánh lỗi chuẩn hóa giữa kỹ thuật DBIM đã lọc và DBIM tần số kép (DF-DBIM) [19], [20], [21], [22], như được trình bày trong Bảng phương pháp DBIM đã lọc thể hiện tốc độ hội tụ vượt trội đáng kể so với phương pháp DF-DBIM, bằng chứng là lỗi chuẩn hóa giảm được quan sát thấy ở mỗi lần lặp. Đáng chú ý, ngay từ lần lặp lại đầu tiên, kỹ thuật DBIM lọc cho thấy rõ ràng tốc độ hội tụ vượt trội so với DF-DBIM. Sự khác biệt này nhấn mạnh hiệu suất vượt trội của phương pháp DBIM lọc, đặc biệt khi xử lý số lượng phép đo bị hạn chế so với các biến.



Hình 2.11. Ground truth, ảnh tái tạo và phân đoạn K-means ($K=3$):
Filtered DBIM cho phân đoạn sắc nét, khớp với ground truth

Phương pháp đề xuất hoạt động theo nguyên lý lọc nội vòng lặp (Intra-Loop Filter Stabilization – ILFS): bộ lọc trung vị 2D được nhúng trực tiếp vào Bước 6 của mỗi vòng lặp DBIM – ngay sau khi cập nhật ảnh và trước khi tính Jacobian cho vòng kế tiếp. Khác biệt căn bản so với các phương pháp trước đây là cơ chế can thiệp nằm bên trong vòng lặp, không phải tiên xử lý hay hậu xử lý. Điều này cho phép chặn đứng chuỗi khuếch đại sai số ngay từ giai đoạn sớm, thay vì chỉ "làm đẹp" ảnh đầu ra sau khi nhiễu đã tích lũy.

Kết quả thực nghiệm với $N_{sum} = 5$ vòng lặp, nhiễu AWGN 5% ($SNR \approx 26$ dB), ba kịch bản $N_t = N_r \in \{6, 10, 12\}$ cho thấy: tại $N_t = N_r = 10$, DBIM thông thường phân kỳ ở vòng 5 (NE tăng từ 0,32 lên 0,53) trong khi Filtered DBIM đạt $NE = 0,0721$, tương ứng $NERR = 86,39\%$ – vượt trội so với DF-DBIM (57,5%). Phương sai Monte

Carlo giảm từ 8,3% (DBIM thường) xuống 1,2% (Filtered DBIM), cho thấy độ ổn định cao cần thiết cho ứng dụng lâm sàng.

Ưu điểm: (i) Giảm NE từ 45–86% tùy kích bản; ngăn phân kỳ ở điều kiện thiếu đo nghiêm trọng. (ii) Chi phí tính toán bổ sung dưới 0,01% mỗi vòng lặp – không ảnh hưởng đến tốc độ tổng thể. (iii) K-means $K=3$ cung cấp phân đoạn tự động ba vùng (đối tượng/nền/nhiều), không cần dữ liệu huấn luyện có nhãn. (iv) Không thay đổi phần cứng hệ thống UST.

Hạn chế: (i) Lọc trung vị phù hợp với nhiễu xung; kém hiệu quả khi SNR rất thấp (1–6 dB) do nhiễu Gauss chiếm ưu thế. (ii) Cửa sổ lọc cố định $k=1$ có thể làm mờ biên mịn trong phantom phức tạp. (iii) Kết quả chủ yếu kiểm chứng trên phantom 2D đơn giản; chưa trên dữ liệu lâm sàng thực. Những hạn chế này là động lực phát triển phương pháp KNN-filtered DBIM ở Chương 3, nhắm vào môi trường SNR thấp.

2.3 Kết luận chương 2

Chương này đã đề xuất khuôn khổ tái tạo ảnh có lọc cho UST bằng cách nhúng lọc trung vị vào quy trình lặp của DBIM, kết hợp phân cụm K-means sau tái tạo để phân đoạn. Kết quả mô phỏng cho thấy phương pháp đề xuất giảm đáng kể sai số chuẩn hóa so với cả DBIM thông thường và DF-DBIM trên các cấu hình khác nhau; ảnh tái tạo sát với hàm đối tượng lý tưởng, biên sắc nét hơn và ít nhiễu hơn; K-means phân định rõ các vùng đối tượng, nền và nhiễu, cải thiện khả năng diễn giải ảnh.

CHƯƠNG 3. NÂNG CAO KHẢ NĂNG TÁI TẠO ẢNH SIÊU ÂM CẮT LỚP BẰNG PHƯƠNG PHÁP LỌC KẾT HỢP VỚI KỸ THUẬT HỌC MÁY

Chương này trình bày một sự tích hợp mới: bộ lọc khử nhiễu K-Nearest Neighbors (KNN) thích ứng được áp dụng trong mỗi lần cập nhật lặp của DBIM – điều mà theo hiểu biết của nghiên cứu sinh chưa từng được báo cáo trong chụp cắt lớp siêu âm. Cách tiếp cận này tăng cường triệt nhiễu mà không ảnh hưởng đến độ phân giải cấu trúc, khắc phục hạn chế của các phương pháp chính quy hóa thông thường (ví dụ: Tikhonov) trong điều kiện nhiễu cao.

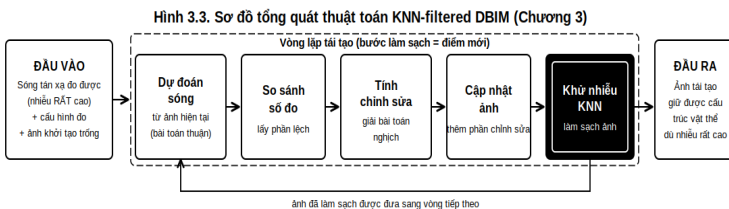
3.1 K-nearest neighbors (KNN) để khử nhiễu trong DBIM

Những ưu điểm chính của việc sử dụng KNN trong DBIM bao gồm: (a) Bảo toàn chi tiết cấu trúc: Không giống như các bộ lọc làm

mịn truyền thống, KNN không làm mờ các cạnh hoặc làm biến dạng các đặc điểm tinh tế trong ảnh được tái tạo; (b) Khả năng thích ứng với Dữ liệu phi tuyến tính: KNN hoạt động dựa trên các phép đo tương đồng thay vì các phép biến đổi cố định, khiến nó phù hợp với các tình huống hình ảnh y sinh phức tạp; (c) Hiệu quả tính toán: KNN không yêu cầu tiền huấn luyện, khiến nó trở thành một giải pháp nhẹ và dễ tích hợp trong khuôn khổ DBIM lặp.

Quy trình tổng thể của KNN-filtered DBIM được minh họa trong Hình 3.3: khởi tạo DBIM từ dữ liệu trường tán xạ đo được (có thêm nhiễu Gauss để mô phỏng sai số đo thực tế); áp dụng bước khử nhiễu KNN để triệt các thành phần nhiễu tần số cao mà vẫn bảo toàn thông tin cấu trúc; dùng dữ liệu đã khử nhiễu để cập nhật hàm tương phản; lặp lại cho đến khi hội tụ, thu được phân bố tốc độ âm tái tạo cuối cùng.

Khử nhiễu KNN được áp dụng trong khuôn khổ DBIM như sau: (i) Nhận dạng nhiễu: Tại mỗi lần lặp của DBIM, trường được tái tạo bị ảnh hưởng bởi nhiễu, điều này có thể gây ra sự bất ổn định về số và suy giảm chất lượng ảnh; (ii) Lựa chọn lân cận cục bộ: Đối với mỗi điểm ảnh (hoặc điểm lưới) trong ảnh được tái tạo, một tập hợp K điểm ảnh lân cận gần nhất được xác định dựa trên khoảng cách Euclid; (iii) Trung bình có trọng số: Giá trị cường độ của điểm ảnh mục tiêu được thay thế bằng giá trị trung bình có trọng số của K điểm ảnh lân cận gần nhất. Bước này làm mịn nhiễu đồng thời bảo toàn các đặc điểm có độ tương phản cao; (iv) Tinh chỉnh lặp lại: Ảnh đã khử nhiễu được đưa trở lại lần lặp DBIM tiếp theo, tăng cường độ ổn định và tăng tốc độ hội tụ.



Hình 3.3. Sơ đồ thuật toán KNN-filtered DBIM – bộ lọc KNN theo cường độ được nhúng vào Bước 6 của mỗi vòng lặp DBIM thay thế lọc trung vị

Phương pháp KNN-filtered DBIM áp dụng KNN denoising theo cường độ (không gian cường độ, không phải không gian vị trí) vào

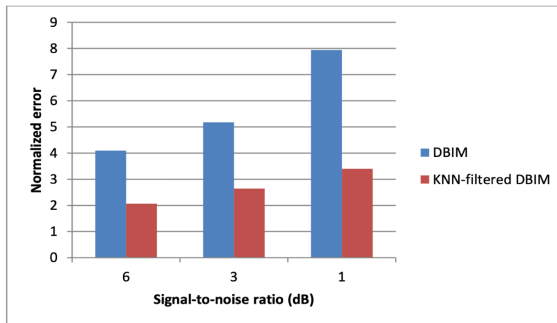
Bước 6 của mỗi vòng lặp DBIM. Với mỗi pixel x_i , tìm K láng giềng có giá trị cường độ gần nhất và thay bằng trung bình: $\hat{x}_i = (1/K) \cdot \sum_{j \in NK(i)} x_j$. Phân tích giảm phương sai: $\text{Var}(\hat{x}_i) = \sigma^2 n/K$ – với $K=5$, phương sai giảm 5 lần, tương đương tăng SNR thêm 7 dB. Ảnh SNR = 1 dB sau lọc KNN tương đương SNR ≈ 8 dB, đủ để DBIM hội tụ ổn định.

3.2 Kết quả và Thảo luận

Thực nghiệm trên phantom hình trụ bán kính 7,3 mm, $f = 0,5$ MHz, lưới 12×12 , $N_t = N_r = 12$, ba mức SNR = {6, 3, 1} dB. Kết quả vòng lặp đầu tiên: NERR đạt 49,5% (SNR=6 dB), 49,0% (SNR=3 dB) và 57,2% (SNR=1 dB) – xu hướng tăng khi SNR giảm, nhất quán với lý thuyết: KNN hiệu quả nhất khi nhiễu mạnh nhất. Qua 3 vòng lặp, KNN-filtered DBIM duy trì NE thấp hơn nhất quán so với cả DBIM thông thường và Median-filtered DBIM tại mọi mức SNR.

Đối tượng mô phỏng là hình trụ tròn vô hạn với độ tương phản tốc độ âm 10%. Các máy phát được bố trí cách đều trên một đường tròn bao quanh vật thể; với mỗi máy phát, 12 máy thu đặt ở phía đối diện thu các tín hiệu tán xạ.

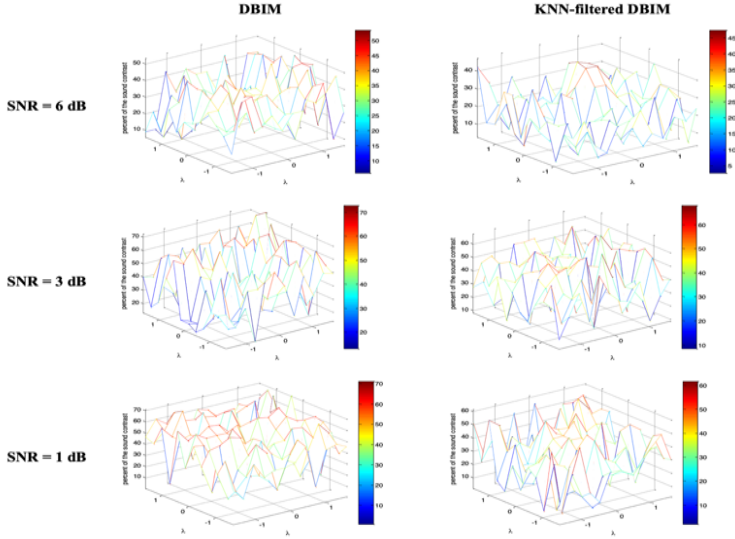
Việc tích hợp lọc KNN vào DBIM mang lại một cải tiến nhẹ và linh hoạt cho một thuật toán tái tạo đã được thiết lập tốt, cho phép triển khai trong các ứng dụng lâm sàng hoặc thời gian thực, các hệ thống siêu âm tại chỗ hay nền tảng chi phí thấp nơi tài nguyên tính toán và dữ liệu bị hạn chế, đồng thời bảo toàn khả năng diễn giải vật lý của DBIM và cải thiện độ bền trước nhiễu đo lường.



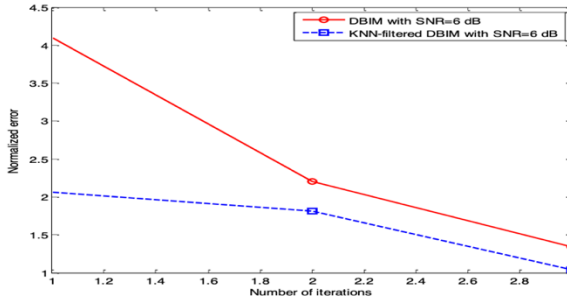
Hình 3.5. Sai số chuẩn hóa NE sau vòng lặp đầu tiên tại SNR = 6, 3 và 1 dB (NERR: 49,5%; 49,0%; 57,2%)

Ưu điểm: (i) NERR tăng đơn điệu khi SNR giảm – hiệu quả cao nhất đúng ở điều kiện khó nhất. (ii) Không yêu cầu dữ liệu huấn luyện;

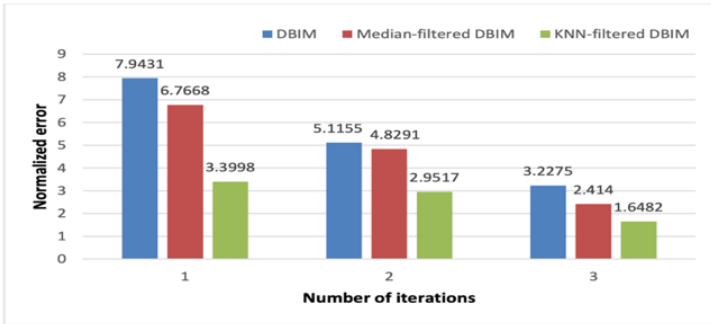
hoạt động ngay trên từng ảnh tái tạo. (iii) Nhẹ hơn học sâu nhiều lần: chi phí $O(N^4) \approx 8\text{--}10\%$ mỗi vòng lặp, phù hợp triển khai trên thiết bị không có GPU. (iv) Kiểm chứng tính tổng quát của nguyên lý ILFS: cả Median (SNR vừa) và KNN (SNR thấp) đều cải thiện đáng kể, gợi ý ILFS là nguyên lý thiết kế mở rộng được cho nhiều bộ lọc khác.



Hình 3.6. Ảnh tái tạo sau vòng lặp đầu tiên – DBIM thông thường (hàng trên) và KNN-filtered DBIM (hàng dưới) tại SNR = 6, 3, 1 dB



Hình 3.7. Diễn biến NE qua 3 vòng lặp tại SNR = 6 dB – KNN-filtered DBIM duy trì NE thấp hơn ~50% ở mọi vòng



Hình 3.10. So sánh NE qua 3 vòng lặp của DBIM, Median-filtered DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 1 dB

Hạn chế và hướng phát triển: (i) Chi phí $O(N^4)$ cao hơn lọc trung vị; cần GPU song song khi $N \geq 32$. (ii) Hiệu quả giảm với phantom đa đối tượng do phân phối cường độ phức tạp hơn. (iii) Chưa kiểm chứng trên dữ liệu lâm sàng in vivo. Hướng phát triển ưu tiên: (1) Kiểm chứng trên phantom vật lý đa lớp và dữ liệu UST lâm sàng; (2) Mở rộng sang tái tạo 3D với song song hóa GPU; (3) Khảo sát các bộ lọc ILFS khác (bilateral filter, non-local means) để mở rộng họ phương pháp.

3.3. Kết luận

Chương này đã giới thiệu thành công phương pháp khử nhiễu học máy dựa trên K-Nearest Neighbors (KNN) vào Phương pháp lặp vi phân Born (DBIM) để tăng cường độ ổn định tái tạo và giảm độ nhảy

nhiều. Khung DBIM thông thường, mặc dù hiệu quả đối với hình ảnh cắt lớp, nhưng lại có độ nhạy nhiều cao và hội tụ chậm trong các điều kiện khó khăn. Bằng cách tích hợp bộ lọc KNN vào quy trình tái tạo lặp, chúng tôi đã chứng minh được những cải tiến đáng kể về cả độ chính xác tái tạo và độ ổn định hội tụ. Không giống như các kỹ thuật chính quy hóa thông thường như chính quy hóa Tikhonov, vốn chỉ làm giảm độ lệch mà không giảm nhiều hiệu quả, phương pháp dựa trên KNN được đề xuất tận dụng các mối quan hệ lân cận cục bộ để thực hiện khử nhiễu thích ứng, dẫn đến độ bền nhiều tốt hơn và độ trung thực của hình ảnh được cải thiện. Một kịch bản mô phỏng liên quan đến tái tạo độ tương phản tốc độ âm thanh đã được thực hiện để so sánh hiệu suất của phương pháp DBIM thông thường và khung DBIM tăng cường KNN được đề xuất. Kết quả, được phân tích thông qua cả hàm đối tượng được tái tạo và sai số dư tương đối, xác nhận rằng phương pháp được đề xuất vượt trội hơn DBIM truyền thống về khả năng phục hồi nhiễu, tốc độ hội tụ và chất lượng hình ảnh tổng thể. Cụ thể, những phát hiện của chúng tôi chỉ ra rằng việc khử nhiễu dựa trên KNN làm giảm các hiện tượng nhiễu trong quá trình tái tạo trong khi vẫn bảo toàn các chi tiết cấu trúc quan trọng, khiến nó trở thành một giải pháp thay thế đầy hứa hẹn cho các kỹ thuật khử nhiễu tiêu chuẩn trong chụp cắt lớp lặp lại.

KẾT LUẬN

Luận án đóng góp ba điểm mới có thể xác nhận bằng bằng chứng định lượng. Điểm mới thứ nhất là về nguyên lý: tích hợp bộ lọc phi tuyến không tham số vào bên trong vòng lặp DBIM tại bước cập nhật ảnh. Tất cả nghiên cứu trước đây hoặc chỉ sử dụng chính quy hóa toán học mà không can thiệp vào ảnh trung gian, hoặc lọc sau khi vòng lặp kết thúc. Việc đặt bộ lọc tại đúng vị trí trong vòng lặp không phải sau là sự khác biệt căn bản tạo ra hiệu quả tích lũy quan sát được.

Điểm mới thứ hai là về pipeline: kết hợp Filtered DBIM với K-means không giám sát [85], [86] tạo ra quy trình hoàn chỉnh từ dữ liệu tán xạ thô đến ảnh có nhãn ngữ nghĩa ba vùng, hoàn toàn tự động, không cần dữ liệu huấn luyện, không cần chuyên gia đọc ảnh trong bước phân đoạn.

Điểm mới thứ ba là về bằng chứng tổng quát: hai chương kết quả với hai bộ lọc khác nhau (Median và KNN), hai dải SNR khác nhau

(26 dB và 1 - 6 dB), đều cho thấy nguyên lý lọc nội vòng lặp hoạt động nhất quán, gợi ý đây là một nguyên lý thiết kế có tính tổng quát, không phụ thuộc vào lựa chọn bộ lọc cụ thể.

Trước luận án này, trong tài liệu UST chưa có phương pháp nào đồng thời thỏa mãn bốn tiêu chí: lọc phi tuyến nội vòng lặp thay vì hậu xử lý, hoàn toàn không cần dữ liệu huấn luyện, không thay đổi phần cứng, và cho kết quả tốt hơn phương pháp đa tần số tốt nhất trong cùng lớp. Cả hai công trình [25] và [26] đều đáp ứng đồng thời bốn tiêu chí này.

DANH MỤC CÁC BÀI BÁO ĐÃ XUẤT BẢN LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

1. **Nguyen Quang-Huy** and Nguyen Truong Thang (2025), “*Tomographic Image Reconstruction Enhancement through Median Filtering and K-means Clustering*”, International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE) (SCOPUS), Vol.15, No.5, October 2025, pp.4395 ~ 4408. ISSN: 2088 – 8708. <http://doi.org/10.11591/ijece.v15i5.pp4395-4408>.
2. **Nguyen Quang-Huy** and Nguyen Truong Thang (2025), “*Nâng cao chất lượng ảnh chụp siêu âm cắt lớp bằng cách ứng dụng kỹ thuật nội suy*”, **Hội thảo quốc gia “Một số vấn đề chọn lọc của Công nghệ Thông tin và Truyền thông” lần thứ XXVIII (VNICT 2025), 15/11/2025**
3. **Nguyen Quang-Huy** and Nguyen Truong Thang (2026), “*Distorted born iterative method reconstruction in high-noise environments using KNN-based machine learning denoising*”, Telecommunication, Computing, Electronics and Control (TELKOMNIKA) (SCOPUS), Vol.24, No.1, February 2026, pp.206 ~ 218 . ISSN: 1693 – 6930. DOI: <http://doi.org/10.12928/telkomnika.v24i1.27401>