

**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 NHIỄU NỘI
VÒNG LẶP**

LUẬN ÁN TIẾN SĨ MÁY TÍNH

Hà Nội - 2026

**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 NHIỄU NỘI
VÒNG LẶP**

LUẬN ÁN TIẾN SĨ MÁY TÍNH

Ngành: HỆ THỐNG THÔNG TIN

Mã số: 9 48 01 04

**Xác nhận của Học viện
Khoa học và Công nghệ**

**Người hướng dẫn
(Ký, ghi rõ họ tên)**

Hà Nội - 2026

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan luận án: "**Nghiên cứu một số phương pháp tái tạo hình ảnh siêu âm cắt lớp dựa trên cơ chế khử nhiễu nội vòng lặp**" là công trình nghiên cứu của chính mình dưới sự hướng dẫn khoa học của tập thể hướng dẫn. Luận án sử dụng thông tin trích dẫn từ nhiều nguồn tham khảo khác nhau và các thông tin trích dẫn được ghi rõ nguồn gốc. Các kết quả nghiên cứu của tôi được công bố chung với các tác giả khác đã được sự nhất trí của đồng tác giả khi đưa vào luận án. Các số liệu, kết quả được trình bày trong luận án là hoàn toàn trung thực và chưa từng được công bố trong bất kỳ một công trình nào khác ngoài các công trình công bố của tác giả. Luận án được hoàn thành trong thời gian tôi làm nghiên cứu sinh tại Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Hà Nội, ngày 5 tháng 10 năm 2026

Tác giả luận án
(Ký và ghi rõ họ tên)

LỜI CẢM ƠN

Trong suốt quá trình học tập, nghiên cứu và hoàn thành luận án tiến sĩ, tác giả đã nhận được sự quan tâm hướng dẫn, giúp đỡ quý báu của nhiều tập thể và cá nhân.

Trước hết, tác giả xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới PGS. TS Nguyễn Trường Thắng đã tận tình hướng dẫn, giúp đỡ tôi trong quá trình nghiên cứu và hoàn thành luận án này.

Tác giả xin trân trọng cảm ơn các nhà khoa học, các thầy cô, đồng nghiệp đã đóng góp những ý kiến quý báu, chia sẻ kinh nghiệm chuyên môn và hỗ trợ tác giả trong quá trình nghiên cứu, thảo luận và hoàn thiện nội dung luận án.

Tác giả cũng xin chân thành cảm ơn lãnh đạo Viện Công nghệ thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam, cán bộ của phòng Hệ thống thông tin quản lý đã nhiệt tình trong công tác, giúp tôi dành thời gian hoàn thành luận án.

Bên cạnh đó tác giả xin gửi lời cảm ơn trân trọng tới Ban Lãnh đạo Học viện Khoa học và Công nghệ, phòng Đào tạo cùng các phòng, ban chức năng của Học viện đã quan tâm, hỗ trợ và tạo điều kiện trong suốt quá trình đào tạo, nghiên cứu và hoàn tất các thủ tục cần thiết để luận án được hoàn thành đúng quy định.

Cuối cùng, tôi xin cảm ơn gia đình, bạn bè, đồng nghiệp đã luôn là nguồn động viên, ủng hộ, giúp tôi thêm động lực để hoàn thành tốt luận án này.

Hà Nội, ngày 5 tháng 10 năm 2026

Tác giả luận án
(Ký và ghi rõ họ tên)

MỤC LỤC

MỞ ĐẦU	1
1. Tính cấp thiết của luận án.....	1
2. Mục tiêu của luận án.....	2
3. Đối tượng nghiên cứu của luận án.....	3
4. Phạm vi nghiên cứu của luận án.....	3
5. Phương pháp nghiên cứu	4
6. Các đóng góp của luận án	4
7. Bố cục của luận án.....	6
CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT VỀ KỸ THUẬT TẠO VÀ TÁI TẠO ẢNH SIÊU ÂM CẮT LỚP (UST)	7
1.1. Siêu âm cắt lớp và bài toán tái tạo ảnh.....	7
1.1.1. Bối cảnh và nhu cầu phát triển kỹ thuật siêu âm cắt lớp	7
1.1.2. Định nghĩa và đặc điểm ảnh siêu âm cắt lớp (UST).....	8
1.1.3. Bức tranh nghiên cứu về tái tạo ảnh trong UST trên thế giới và tại Việt Nam	10
1.2 Kỹ thuật UST và bài toán nghịch	11
1.2.1. Tổng quan các phương thức tạo ảnh y sinh	11
1.2.2. Nguyên lý hoạt động của hệ thống UST.....	12
1.2.3. Phân loại kỹ thuật siêu âm cắt lớp	13
1.2.4. Phương trình sóng và hàm đối tượng	14
1.2.5. Phương trình tích phân Lippmann-Schwinger và rời rạc hóa MoM	15
1.2.6. Bài toán nghịch và chính quy hóa Tikhonov	15
1.2.7. Sóng tới Bessel và cấu hình hệ đo	16
1.2.8. Vận tốc âm trong các mô sinh học và thông số mô phỏng	16
1.2.9. Bài toán thiếu đo trong hệ UST.....	17
1.3 Phương pháp lập vi phân (DBIM) và các vấn đề nhiễu trong tái tạo ảnh.....	18
1.3.1. Tiến trình phát triển phương pháp BIM và DBIM	18
1.3.2. Phương pháp lập vi phân Born (DBIM)	19
1.3.3. Phân loại và đặc tính của nhiễu trong UST.....	22
1.3.4. Cơ chế tích lũy nhiễu đặc trưng của DBIM	23
1.3.5. Chỉ số đánh giá chất lượng tái tạo	24
1.4 Các nghiên cứu cải thiện chất lượng tái tạo và giảm nhiễu trong UST	24
1.4.1. Các nghiên cứu giảm nhiễu và tái tạo ảnh UST	24
1.4.2. Các nhóm nghiên cứu chính trong cải tiến DBIM.	26
1.4.3. Các công trình tiêu biểu trong UST.....	28
1.5. Phương pháp đánh giá và kiểm chứng trong các nghiên cứu liên quan.....	30
1.5.1 Phương pháp mô phỏng số.....	30
1.5.2 Kiểm chứng với dữ liệu thực nghiệm và vai trò của ground truth	31

1.6 Học máy trong tái tạo ảnh UST	33
1.6.1. Tổng quan các kỹ thuật học máy áp dụng trong luận án	33
1.6.2. Ứng dụng học máy trong tái tạo ảnh UST	34
1.6.3. Phân tích các hướng tiếp cận hiện có.	34
1.6.4. Định hướng tiếp cận học máy của luận án.....	35
1.7 Khoảng trống nghiên cứu và định hướng luận án	36
1.7.1. Phân tích hạn chế và khoảng trống nghiên cứu.....	36
1.7.2. Định hướng nghiên cứu và cấu trúc luận án	39
1.8 Kết luận chương	39
CHƯƠNG 2. TÁI TẠO ẢNH UST BẰNG DBIM VỚI CƠ CHẾ KHỬ NHIỀU NỘI VÒNG LẶP VÀ PHÂN CỤM K-MEANS	40
2.1 Giới thiệu chương.....	40
2.2 Cơ sở DBIM và bài toán nhiễu trong UST	40
2.2.1 Mô hình vật lý và phương trình cơ bản	41
2.2.2 Thuật toán DBIM và chính quy hóa Tikhonov	41
2.3 Cơ sở lý thuyết của bộ lọc trung vị và K-means.....	42
2.3.1 Định nghĩa toán học và tính chất thống kê	42
2.3.2 Lý do chọn lọc trung vị.....	43
2.3.3 Bài toán phân đoạn ảnh y tế và các phương pháp	44
2.3.4 Bài toán tối ưu hóa K-means và thuật toán Lloyd.....	44
2.4 Thiết lập thực nghiệm và ground truth	45
2.4.1 Lý do sử dụng phantom số và ground truth	45
2.4.2 Mô tả hàm đối tượng lý tưởng.....	47
2.4.3 Thiết lập môi trường mô phỏng và đánh giá	54
2.5 Nguyên lý lọc nội vòng lặp được đề xuất.	56
2.5.1 Cơ sở đề xuất phương pháp	56
2.5.2 Cơ chế hoạt động của lọc nội vòng lặp.....	57
2.5.3 Quy trình tổng quát của phương pháp	59
2.5.4 Pseudocode đầy đủ Thuật toán Filtered DBIM.....	60
2.5.5 Lựa chọn $K = 3$ và phân tích phổ cường độ ảnh	61
2.5.6 Phân tích độ nhạy K-means và tính ổn định	63
2.5.7 Phân tích độ phức tạp tính toán.....	63
2.6 Kết quả thực nghiệm và thảo luận.....	64
2.6.1 Thiết lập thực nghiệm và độ đo đánh giá.....	64
2.6.2 Phân tích kịch bản 1: $N_t = N_r = 6$ (36 phép đo, tỉ lệ nén 4:1).....	65
2.6.3 Phân tích kịch bản 2: $N_t = N_r = 10$ (100 phép đo, tỉ lệ nén 1,44:1).....	67
2.6.4 Phân tích kịch bản 3: $N_t = N_r = 12$ (144 phép đo, tỉ lệ 1:1)	69
2.6.5 So sánh tổng hợp với DF-DBIM	72

2.6.6 Phân tích kết quả phân đoạn K-means.....	74
2.6.7 Đóng góp và hạn chế của phương pháp.....	76
2.6.7.1 Đóng góp của phương pháp	76
2.6.7.2 Hạn chế của phương pháp.....	77
2.6.7.3 Thảo luận khoa học sau thực nghiệm	80
2.6.8 Tiềm năng ứng dụng trong y sinh.....	81
2.7 Kết luận chương	83
CHƯƠNG 3. TÁI TẠO ẢNH SIÊU ÂM CẮT LỚP (UST) TRONG MÔI TRƯỜNG NHIỀU CAO BẰNG DBIM VỚI CƠ CHẾ KHỬ NHIỀU KNN NỘI VÒNG LẶP.....	84
3.1 Giới thiệu và động lực nghiên cứu	84
3.2 Bài toán DBIM trong môi trường SNR thấp.....	86
3.2.1 Tính bất chỉnh định và độ khuếch đại nhiễu của bài toán nghịch	86
3.2.2 Cơ chế khuếch đại nhiễu qua các vòng lặp	86
3.2.3 Giới hạn của các giải pháp hiện có ở SNR thấp.....	87
3.3 Cơ sở lựa chọn KNN.....	87
3.4 Cơ sở lý thuyết KNN và ứng dụng khử nhiễu ảnh	89
3.4.1 Thuật toán KNN: Định nghĩa và nguyên lý	90
3.4.2 So sánh KNN denoising với lọc trung vị: Sự khác biệt căn bản	91
3.4.3 Phân tích toán học của KNN trong ngữ cảnh DBIM.....	93
3.4.4 Phân tích cơ chế KNN theo góc nhìn giảm phương sai nhiễu	94
3.5 Bộ dữ liệu mô phỏng và thiết lập thực nghiệm.....	95
3.5.1 Ground truth trong thực nghiệm Chương 3 và lý do lựa chọn.....	95
3.5.2 Tham số mô phỏng	98
3.5.3 Quy trình sinh dữ liệu mô phỏng chi tiết	100
3.5.4 Phân tích ảnh hưởng của SNR lên bài toán nghịch DBIM	101
3.6 Phương pháp đề xuất: KNN-filtered DBIM.....	102
3.6.1 Cấu trúc phương pháp đề xuất	102
3.6.2 Sơ đồ thuật toán KNN Denoising nội vòng lặp.....	103
3.6.3 Lựa chọn tham số $K = 5$ và phân tích độ nhạy.....	104
3.6.4 Các công thức toán học DBIM áp dụng	105
3.7 Kết quả thực nghiệm	106
3.7.1 So sánh NE sau vòng lặp đầu tiên tại ba mức SNR.....	106
3.7.2 Phân tích hội tụ qua 3 vòng lặp theo từng mức SNR	108
3.7.3 So sánh ba phương pháp tại $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$	110
3.7.4 Kịch bản hai đối tượng tại $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$	111
3.7.5 Phân tích tính mới và đóng góp.....	113
3.7.6 So sánh và thảo luận	115
3.8 Thảo luận, ứng dụng y sinh học và hướng phát triển	116

3.8.1 Phân tích khi nào dùng KNN và khi nào dùng lọc trung vị.....	116
3.8.2 So sánh trực tiếp Chương 2 và Chương 3	117
3.8.3 Ứng dụng y sinh học trong môi trường nhiễu cao.....	118
3.8.4 Hạn chế và định hướng phát triển nghiên cứu	119
3.9 Kết luận chương	123
KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	125
1. KẾT LUẬN.....	125
1.1. Kết quả Chương 2: Filtered DBIM kết hợp K-means	125
1.2. Kết quả Chương 3: KNN-filtered DBIM.....	126
1.3. Đóng góp mới của luận án	126
1.4. Hạn chế còn tồn tại	128
1.5. Tiềm năng ứng dụng trong y sinh	129
2. HƯỚNG PHÁT TRIỂN	129
2.1. Kiểm chứng trên dữ liệu thực	129
2.2. Thích nghi tham số và mở rộng lưới	130
2.3. Kết hợp với DF-DBIM và mở rộng sang 3D	130
2.4. Kết hợp có chọn lọc với học sâu	130
DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ.....	131
TÀI LIỆU THAM KHẢO	132

DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 1.1. Ảnh chụp u lành khi siêu âm ngực [33]	7
Hình 1.2. Sơ đồ quy trình tái tạo ảnh UST bằng phương pháp DBIM	8
Hình 1.3. Cấu hình hệ thống UST vòng tròn sử dụng hiệu ứng tán xạ	13
Hình 1.4. So sánh hàm mục tiêu lý tưởng và hàm khôi phục theo xấp xỉ Born bậc nhất	14
Hình 1.5. Sơ đồ tổng quát thuật toán DBIM chuẩn.....	19
Hình 1.6. Sơ đồ chi tiết thuật toán DBIM chuẩn (Distorted Born Iterative Method).....	20
Hình 1.7. Các loại nhiễu chính trong ảnh UST: nhiễu Gauss trắng, nhiễu đốm và nhiễu muối tiêu [62]	22
Hình 1.8. Minh họa ảnh siêu âm cắt lớp (UST) trong chẩn đoán vú [87]	38
Hình 1.9. Minh họa ảnh với B-mode trong chẩn đoán vú [87].....	38
Hình 2.1. Sơ đồ tổng quát nguyên lý lọc nội vòng lặp (ILFS)	56
Hình 2.2. Sơ đồ tổng quát thuật toán Filtered DBIM (Chương 2)	59
Hình 2.3. Sơ đồ thuật toán lọc trung vị tích hợp nội vòng lặp DBIM (Bước 6, Thuật toán 2.1)	60
Hình 2.4. Hàm đối tượng lý tưởng cần tái tạo (ground truth).....	49
Hình 2.5. Sai số chuẩn hóa NE qua các vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 6$)	66
Hình 2.6. Ảnh tái tạo sau mỗi vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 6$).....	66
Hình 2.7. Sai số chuẩn hóa NE qua các vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 10$)	68
Hình 2.8. Ảnh tái tạo sau mỗi vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 10$)	69
Hình 2.9. Sai số chuẩn hóa NE qua các vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 12$)	70
Hình 2.10. Ảnh tái tạo sau mỗi vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 12$)	71
Hình 2.11. Ảnh ground truth, ảnh tái tạo và phân đoạn K-means ($K=3$) của DBIM và Filtered DBIM với các cấu hình $N_t = N_r$ khác nhau	74
Hình 3.1. Cấu hình hệ thống siêu âm cắt lớp UST với $N_t=12$ máy phát và $N_r=12$ máy thu đặt đều trên vòng tròn xung quanh đối tượng	98
Hình 3.2. Hàm đối tượng lý tưởng (một đối tượng hình trụ tròn trong ROI). Thanh màu: tương phản tốc độ âm (%)	102
Hình 3.3. Sơ đồ tổng quát thuật toán KNN-filtered DBIM (Chương 3)	103

Hình 3.4. Sơ đồ thuật toán KNN Denoising nội vòng lặp DBIM (Bước 6, Thuật toán 3.1)	104
Hình 3.5. Sai số chuẩn hóa NE sau vòng lặp đầu tiên của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 6, 3 và 1 dB	106
Hình 3.6. Ảnh tái tạo sau vòng lặp đầu tiên của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 6, 3 và 1 dB.....	107
Hình 3.7. Diễn biến sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 6 dB.....	108
Hình 3.8. Sai số chuẩn hóa qua 3 vòng lặp của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 3 dB	108
Hình 3.9. Diễn biến sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 1 dB.....	109
Hình 3.10. So sánh sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp của ba phương pháp tái tạo tại SNR = 1 dB	110
Hình 3.11. Hàm đối tượng lý tưởng cho kịch bản hai đối tượng hình trụ trong ROI. Thanh màu: tương phản tốc độ âm (%)	112
Hình 3.12. Ảnh tái tạo vú sử dụng kỹ thuật siêu âm cắt lớp (UST) trong điều kiện lâm sàng [105]	122

DANH MỤC BẢNG

Bảng 1.1. So sánh các phương thức tạo ảnh y sinh chính trong chẩn đoán bệnh lý vú	12
Bảng 1.2. Vận tốc sóng âm trong các cơ quan sinh học	17
Bảng 1.3. So sánh BIM và DBIM	18
Bảng 1.4. Phân loại nhiễu trong hệ thống UST và tác động lên thuật toán DBIM.	22
Bảng 1.5. Tổng hợp các công trình tiêu biểu trong UST (2012–2026).....	29
Bảng 2.1. So sánh các chỉ số đánh giá phân cụm cho $K \in \{2, 3, 4, 5\}$	62
Bảng 2.2. Phân tích độ phức tạp tính toán các bước trong Filtered DBIM	63
Bảng 2.3. So sánh phantom ground truth trong các nghiên cứu DBIM/UST tiêu biểu	49
Bảng 2.4. Đặc điểm ba kịch bản đánh giá trong nghiên cứu	55
Bảng 2.5. Sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm khi $N_t = N_r = 6$	65
Bảng 2.6. Sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm khi $N_t = N_r = 10$	67
Bảng 2.7. Sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm khi $N_t = N_r = 12$	70
Bảng 2.8. So sánh NE đầy đủ giữa ba phương pháp	72
Bảng 2.9. So sánh UST với Filtered DBIM so với các phương thức tạo ảnh vú hiện hành	82
Bảng 3.1. So sánh KNN denoising và lọc trung vị theo nhiều tiêu chí.....	91
Bảng 3.2. So sánh cơ chế KNN denoising và lọc trung vị trong ngữ cảnh DBIM.	92
Bảng 3.3. Tham số bộ dữ liệu mô phỏng cho KNN-filtered DBIM	99
Bảng 3.4. Phân tích lựa chọn K tối ưu cho KNN denoising.....	104
Bảng 3.5. Sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp theo mức SNR – một đối tượng.	109
Bảng 3.6. So sánh NE ba phương pháp tại SNR = 1 dB qua 3 vòng lặp	111
Bảng 3.7. Sai số chuẩn hóa – kịch bản hai đối tượng, SNR = 1 dB.....	112
Bảng 3.8. So sánh định lượng chi tiết ba phương pháp tăng cường DBIM	115
Bảng 3.9. Bảng quyết định chọn bộ lọc nội vòng lặp DBIM theo điều kiện hệ thống	117
Bảng 3.10. So sánh trực tiếp toàn diện Chương 2 và Chương 3.....	117

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

A. Ký hiệu toán học

Ký hiệu	Ý nghĩa	Đơn vị / Ghi chú
$\mathbf{r}, \mathbf{r}'$	Vectơ tọa độ không gian / điểm nguồn	2D
$\mathbf{r}_k$	Vị trí máy phát thứ k	m
R	Bán kính đối tượng / vòng cảm biến	m
Ω	Miền đối tượng (Region of Interest)	—
f	Tần số siêu âm	Hz
ω	Tần số góc, $\omega = 2\pi f$	rad/s
λ	Bước sóng âm trong môi trường nền	m
c_0	Vận tốc âm nền (nước, ≈ 1500 m/s)	m/s
$c_t(\mathbf{r})$	Vận tốc âm đối tượng tại điểm $\mathbf{r}$	m/s
k_0	Số sóng nền, $k_0 = \omega/c_0$	rad/m
$k_t(\mathbf{r})$	Số sóng đối tượng tại điểm $\mathbf{r}$	rad/m
$O(\mathbf{r})$	Hàm đối tượng, đại lượng cần tái tạo	rad ² /m ²
$\tilde{O}$	Ground truth (hàm đối tượng lý tưởng)	rad ² /m ²
$\hat{O}$	Ảnh tái tạo (ước lượng O qua DBIM)	rad ² /m ²
ΔO	Cập nhật hàm đối tượng tại một vòng lặp	rad ² /m ²
$p(\mathbf{r})$	Trường áp suất tổng tại $\mathbf{r}$	Pa
$p_i(\mathbf{r})$	Trường áp suất tới (incident field)	Pa
$p_s(\mathbf{r})$	Trường áp suất tán xạ, $p_s = p - p_i$	Pa
$\bar{\mathbf{p}}$	Vectơ rời rạc hóa trường áp suất (MoM)	$\mathbb{C}^{N^2}$
$\bar{\mathbf{p}}_s$	Vectơ rời rạc hóa trường tán xạ	$\mathbb{C}^{N_t N_r}$
$\Delta \mathbf{p}_s$	Sai lệch trường tán xạ: đo được trừ dự báo	Pa
$\Delta \bar{\mathbf{p}}_s, \mathbf{do}$	Vectơ sai lệch tán xạ đo được	$\mathbb{C}^{N_t N_r}$
$G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$	Hàm Green nền đồng nhất (hàm Hankel $H_0^{(1)}$)	—
$\mathbf{M}$	Ma trận Jacobian, $\mathbf{M} \in \mathbb{C}^{N_t N_r \times N^2}$	$\mathbb{C}^{N_t N_r \times N^2}$
$\mathbf{B}$	Ma trận hàm Green từ pixel đến máy thu	$\mathbb{C}^{N_t N_r \times N^2}$
$\mathbf{C}$	Ma trận tương tác giữa các pixel	$\mathbb{C}^{N^2 \times N^2}$
$\bar{\mathbf{M}}$	Ma trận Jacobian thực hóa (Chương 2)	$\mathbb{R}^{2N_t N_r \times 2N^2}$
$\mathbf{I}$	Ma trận đơn vị	—
γ	Tham số chính quy hóa Tikhonov	> 0
ε	Ngưỡng hội tụ RRE (tiêu chí dừng)	> 0
σ_i	Giá trị kỳ dị thứ i của ma trận $\mathbf{M}$	—

σ_n^2	Phương sai nhiễu đo	Pa^2
$\mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i$	Vectơ kỳ dị trái và phải của SVD	$\mathbb{C}^N$
$\mathbf{U}, \mathbf{\Sigma}, \mathbf{V}$	Thành phần phân rã SVD của $\mathbf{M} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H$	—
N_t	Số máy phát siêu âm	nguyên
N_r	Số máy thu siêu âm	nguyên
$\mathbf{N}$	Độ phân giải lưới tái tạo ($N \times N$ pixel)	nguyên
$\mathbf{K}$	Số láng giềng (KNN) / số cụm (K-means)	nguyên
$\mathbf{n}$	Chỉ số vòng lặp DBIM	nguyên
$N_{\max}$	Số vòng lặp tối đa	nguyên
$\mathbf{e}$	Vectơ nhiễu đo, $\mathbf{e} = \bar{\mathbf{p}}_{s,\text{đo}} - \bar{\mathbf{p}}_{s,\text{dự.báo}}$	$\mathbb{C}^{N_t N_r}$
$\ \cdot\ _F$	Chuẩn Frobenius của ma trận	—
$\ \cdot\ _2$	Chuẩn Euclidean (L_2) của vectơ	—
$J_0(\cdot)$	Hàm Bessel loại 1 bậc 0	—
$H_0^{(1)}(\cdot)$	Hàm Hankel loại 1 bậc 0	—
NE	Sai số chuẩn hóa: $\ \hat{\mathbf{O}} - \tilde{\mathbf{O}}\ _F / \ \tilde{\mathbf{O}}\ _F$	$[0, +\infty)$
NERR	Tỉ lệ giảm sai số chuẩn hóa	%
RRE	Sai số phần dư tương đối	$[0, +\infty)$
NAF	Hệ số khuếch đại nhiễu qua vòng lặp	—
SNR	Tỉ số tín hiệu trên nhiễu	dB
$\Delta c/c_0$	Tương phản vận tốc âm tương đối	%
$\mathbf{A}(\text{SNR})$	Hệ số khuếch đại nhiễu nội vòng lặp: $A = \sigma_{\max}(\mathbf{M})/\sqrt{2\gamma}$	$\mathbb{R}^+$
$\mathbf{O}_f(\mathbf{i}, \mathbf{j})$	Ảnh sau lọc trung vị: $\mathbf{O}_f = \text{MF}\{\mathbf{O}\}$ (ký hiệu trong PT 2.5)	$\mathbb{R}^{N^2}$

B. Chữ viết tắt

Chữ viết tắt	Tiếng Anh	Tiếng Việt
ADC	Analog-to-Digital Converter	Bộ chuyển đổi tương tự - số
AWGN	Additive White Gaussian Noise	Nhiều Gauss trắng cộng tính
BIM	Born Iterative Method	Phương pháp lặp Born
CAD	Computer-Aided Diagnosis	Chẩn đoán hỗ trợ máy tính
CG-DBIM	Conjugate Gradient DBIM	DBIM gradient liên hợp
CNN	Convolutional Neural Network	Mạng nơ-ron tích chập
CNR	Contrast-to-Noise Ratio	Tỉ số tương phản trên nhiễu
CPU	Central Processing Unit	Bộ xử lý trung tâm
CS	Compressed Sensing	Lấy mẫu nén
CT	Computed Tomography	Chụp cắt lớp vi tính
CURE	Computed Ultrasound Risk Evaluation	Hệ thống UST thương mại
DBIM	Distorted Born Iterative Method	Phương pháp lặp vi phân Born
DF-DBIM	Dual-Frequency DBIM	DBIM đa tần số kép
DIP	Deep Image Prior	Tiên nghiệm ảnh sâu
DL	Deep Learning	Học sâu
ECT	Electrical Capacitance Tomography	Chụp cắt lớp điện dung
EIT	Electrical Impedance Tomography	Chụp cắt lớp điện trở kháng
FAISS	Facebook AI Similarity Search	Thư viện tìm kiếm láng giềng gần nhanh
FDA	Food and Drug Administration	Cục Quản lý Thực phẩm và Dược phẩm Hoa Kỳ
GAN	Generative Adversarial Network	Mạng đối kháng sinh thành
GPU	Graphics Processing Unit	Bộ xử lý đồ họa
HIFU	High-Intensity Focused Ultrasound	Siêu âm hội tụ cường độ cao
ILFS	Intra-Loop Filtering Strategy	Chiến lược lọc nội vòng lặp
KIT	Karlsruhe Institute of Technology	Viện Công nghệ Karlsruhe
KNN	K-Nearest Neighbors	K láng giềng gần nhất
MATLAB	Matrix Laboratory	Phần mềm tính toán số học
ML	Machine Learning	Học máy
MLFMA	Multilevel Fast Multipole Algorithm	Thuật toán đa cực nhanh đa mức
MoM	Method of Moments	Phương pháp mô-men

MR-MF-DBIM	Multi-Resolution Multi-Frequency DBIM	DBIM đa độ phân giải đa tần
MRI	Magnetic Resonance Imaging	Chụp cộng hưởng từ
NAF	Noise Amplification Factor	Hệ số khuếch đại nhiễu
NCS	Nghiên cứu sinh	Doctoral candidate
NDE	Non-Destructive Evaluation	Đánh giá không phá hủy
NE	Normalized Error	Sai số chuẩn hóa
NERR	Normalized Error Reduction Rate	Tỉ lệ giảm sai số chuẩn hóa
N2I	Noise2Inverse	Khử nhiễu tự giám sát cho bài toán nghịch
N2N	Noise2Noise	Học khử nhiễu không cần ảnh sạch
PINN	Physics-Informed Neural Network	Mạng nơ-ron tích hợp vật lý
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio	Tỉ số đỉnh tín hiệu trên nhiễu
ROI	Region of Interest	Vùng quan tâm
RRE	Relative Residual Error	Sai số phần dư tương đối
SNR	Signal-to-Noise Ratio	Tỉ số tín hiệu trên nhiễu
SSIM	Structural Similarity Index	Chỉ số tương đồng cấu trúc
SVD	Singular Value Decomposition	Phân rã giá trị kỳ dị
TOF	Time of Flight	Thời gian bay
TV	Total Variation	Biến thiên toàn phần
UST	Ultrasound Tomography	Siêu âm cắt lớp
USCT	Ultrasound Computed Tomography	Siêu âm cắt lớp vi tính
WCSS	Within-Cluster Sum of Squares	Tổng bình phương nội cụm
WHO	World Health Organization	Tổ chức Y tế Thế giới

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của luận án

Trong y học hiện đại, chẩn đoán hình ảnh đóng vai trò then chốt trong phát hiện sớm và điều trị các bệnh lý nguy hiểm, đặc biệt là các bệnh lý khối u, tổn thương mô mềm và bất thường cấu trúc bên trong cơ thể [1], [2]. Các phương thức tạo ảnh phổ biến hiện nay (mammography, MRI, siêu âm B-mode) đều có những hạn chế nhất định về độ an toàn, chi phí thiết bị hoặc khả năng phát hiện các tổn thương kích thước nhỏ [3], [4]. Trong bối cảnh 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 định lượng các thông số âm học của mô với độ tương phản cao [5]–[7].

Trọng tâm của UST hiện đại là bài toán nghịch tái tạo ảnh từ dữ liệu tán xạ đo được. Đây là một bài toán đặt không chỉnh (ill-posed) với độ nhạy cao đối với nhiễu trong dữ liệu đầu vào. Trong số các thuật toán đang được nghiên cứu, phương pháp lặp vi phân Born (Distorted Born Iterative Method – DBIM) [8] được đánh giá là phương pháp có độ chính xác cao nhờ khả năng xử lý các trường hợp tán xạ mạnh, vượt qua giới hạn của xấp xỉ Born bậc nhất. Tuy nhiên, DBIM có hai hạn chế cố hữu. Thứ nhất, nghiệm nhạy với nhiễu đo, đặc biệt ở SNR thấp. Thứ hai, hàm Green và ma trận Jacobian được cập nhật liên tục nên sai số tích lũy theo hàm mũ qua các vòng lặp [9]. Đây là hai vấn đề mà cộng đồng nghiên cứu đã và đang nỗ lực giải quyết trong hơn ba thập kỷ.

Có thể chia bức tranh nghiên cứu hiện nay về DBIM trong UST thành ba khối chính theo nguồn lực và đặc điểm tiếp cận. Khối thứ nhất gồm các nhóm nghiên cứu nền tảng quốc tế đặt cơ sở lý thuyết và phát triển các biến thể quan trọng của DBIM, tiêu biểu là Chew và Wang [8], Hesford và Chew [10], Lavarello và Oelze [11]. Khối thứ hai là các nhóm nghiên cứu trong nước, mà tiêu biểu là nhóm của Trần Đức Tân, Trần Quang Huy và cộng sự với loạt công bố từ năm 2014 đến nay theo nhiều hướng cải tiến (giảm độ phức tạp tính toán, lấy mẫu nén, đa tần số, nội suy không gian, tối ưu cấu hình đo) [12]–[13], [85]. Khối thứ ba là các nhóm mới nổi theo hướng học sâu trong giai đoạn 2020–2024 với các kiến trúc U-Net, GAN, PINN, deep cascade [14]–[15]. Mặc dù đã đạt được nhiều kết quả khả quan, các hướng tiếp cận hiện có chủ yếu can thiệp ở giai đoạn tiền xử lý hoặc hậu xử lý, hoặc chỉ tập trung vào hiệu quả tính toán mà chưa giải quyết triệt để cơ chế lan truyền và tích lũy nhiễu nội tại của vòng lặp DBIM.

Phân tích chi tiết các nhóm cách tiếp cận và xác định khoảng trống nghiên cứu cụ thể được trình bày tại Chương 1.

Qua khảo sát tài liệu, có thể thấy một **khoảng trống đáng chú ý**: số lượng nghiên cứu về tích hợp cơ chế khử nhiễu trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM (intra-loop filtering) còn rất hạn chế theo khảo sát tài liệu của NCS. Ngoài ra, các phương pháp học sâu yêu cầu dữ liệu nhãn lớn và tài nguyên tính toán cao, khó đáp ứng trong UST lâm sàng ở SNR thấp [16], [17]. Vì vậy, luận án tập trung nghiên cứu hướng tích hợp các kỹ thuật học máy nhẹ trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM, nhằm kiểm soát tích lũy nhiễu ngay tại nguồn và đảm bảo khả năng triển khai thực tế. Phân tích chi tiết các nhóm nghiên cứu và bốn khoảng trống cụ thể được trình bày trong Chương 1.

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: Từ phân tích hạn chế của DBIM thông thường và các nghiên cứu liên quan, 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 [18], [19] trực tiếp vào trong mỗi vòng lặp của DBIM (intra-loop filtering). Cách tiếp cận này nhằm ngăn chặn chuỗi khuếch đại sai số qua các vòng lặp, đồng thời cung cấp phân đoạn ngữ 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.
- 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) [20] ở Chương 3) vào bên trong mỗi vòng lặp DBIM, nhằm giảm tích lũy nhiễu tại nguồn trước khi lan truyền sang vòng lặp kế tiếp.

- Thứ ba, đánh giá khả năng khái quát của nguyên lý lọc nội vòng lặp thông qua hai phương pháp đề xuất trên các kịch bản mô phỏng ở các mức SNR khác nhau, qua đó làm rõ khả năng mở rộng của nguyên lý đối với các bộ lọc khác.

3. Đối tượng nghiên cứu của luận án

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:

- Thuật toán DBIM và các biến thể [8], [11], [21], [10], [22], [23]: mô hình bài toán thuận (phương trình Helmholtz, Lippmann–Schwinger, hàm Green), bài toán nghịch ước lượng tương phản âm học từ dữ liệu tán xạ, và cơ chế Jacobian cập nhật kết hợp chính quy hóa Tikhonov. Luận án phân tích hội tụ, độ phức tạp và độ ổn định của DBIM ở SNR thấp.
- Các kỹ thuật học máy nhẹ không cần huấn luyện: bộ lọc trung vị (bền với nhiễu xung); phân cụm K-means (phân đoạn vùng đối tượng/nền) [18], [19], [24]; và KNN (trung bình hóa giảm phương sai nhiễu cộng) [20], [25], [21]. Luận án phân tích đặc tính bảo toàn biên, mức giảm phương sai và chi phí tính toán theo dải SNR.
- Hệ thống chỉ số định lượng (NE, NERR, sai số biên) và bộ dữ liệu mô phỏng/thực nghiệm phục vụ kiểm chứng [26].

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, chủ yếu trên dữ liệu mô phỏng số (numerical phantom) với ground truth biết trước.
- 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 [8], [9], [11]–[15], [12]–[13]. Từ phân tích 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 thông qua các chỉ số định lượng như sai số chuẩn hóa (NE), tỉ lệ giảm sai số (NERR) và sai số biên, kết hợp với đánh giá trực quan. Luận án sử dụng dữ liệu mô phỏng số (numerical phantom) sinh từ mô hình vật lý làm môi trường đánh giá chính, Có ba lý do cần dùng mô phỏng: bài toán DBIM cần ground truth biết trước để tính NE/NERR, điều này không tồn tại trên dữ liệu UST thực vì vận tốc âm không đo trực tiếp được trên mô sống; các bộ dữ liệu UST công khai chỉ có ảnh đã tái tạo, không kèm tín hiệu tán xạ thô cần cho DBIM; và chỉ môi trường mô phỏng mới cho phép kiểm soát chính xác mức nhiễu (SNR) để cô lập và định lượng hiệu quả bộ lọc nội vòng lặp (phân tích chi tiết tại Mục 2.4.1). Việc kiểm chứng trên phantom vật lý và dữ liệu lâm sàng được xác định là hướng phát triển tiếp theo. Luận án được thiết kế như một nghiên cứu khái niệm (proof-of-concept), tập trung kiểm chứng nguyên lý lọc nội vòng lặp trong môi trường kiểm soát trước khi mở rộng sang dữ liệu lâm sàng, lộ trình nhất quán với thông lệ quốc tế trong phát triển thuật toán UST. Dữ liệu mô phỏng phủ dải SNR từ 1–6 dB (nhiều cao) đến ~26 dB (nhiều vừa); các phương pháp được so sánh với DBIM thường và các baseline: DF-DBIM [27], MR-MF-DBIM [28], [29], cảm biến nén [12], [28], các kỹ thuật nội suy [29]–[32] và học sâu [14]–[15].

6. Các đóng góp của luận án

Luận án nghiên cứu các phương pháp cải thiện tính ổn định của quá trình tái tạo ảnh UST dựa trên thuật toán DBIM trong điều kiện nhiễu và thiếu đo. Hướng tiếp cận thống nhất là nguyên lý lọc nội vòng lặp (intra-loop filtering): tích hợp trực tiếp cơ chế khử nhiễu vào từng vòng lặp DBIM để hạn chế tích lũy sai số.

Khác với các nghiên cứu trước can thiệp ở khâu tiền xử lý hoặc hậu xử lý, cách tiếp cận này tác động vào bước cập nhật nghiệm ở mỗi vòng lặp, giúp kiểm soát nhiễu ngay trong quá trình tái tạo và cải thiện hội tụ ở SNR thấp.

Lý do lựa chọn các kỹ thuật học máy nhẹ và bộ lọc nhẹ để tích hợp vào vòng lặp xuất phát từ đặc thù tính toán của DBIM: mỗi vòng lặp đã tiêu tốn phần lớn tài nguyên tính toán cho việc giải bài toán thuận và bài toán nghịch, nên bộ lọc nhúng vào giữa các vòng phải đủ nhẹ để không làm tăng đáng kể tổng thời gian tái tạo. Đồng thời, trong bối cảnh UST lâm sàng, dữ liệu ảnh có nhãn rất khan hiếm và thiết bị thường không có GPU chuyên dụng, do đó các phương pháp học sâu yêu cầu huấn luyện quy mô lớn không khả thi. Các kỹ thuật không cần huấn luyện như lọc trung vị và KNN đáp ứng được cả hai yêu cầu này: chi phí tính toán thấp, hoạt động trực tiếp trên từng ảnh mà không cần dữ liệu bổ sung, và thích ứng tự nhiên với phân phối cường độ của ảnh UST tại từng vòng lặp.

Luận án đề xuất hai phương pháp chính tương ứng với hai điều kiện dữ liệu khác nhau:

Hai phương pháp này giải quyết trực tiếp các khoảng trống nghiên cứu đã phân tích ở trên: khoảng trống về thiếu vắng cơ chế can thiệp nhiễu ngay trong nội vòng lặp DBIM (giải quyết chung bởi nguyên lý lọc nội vòng lặp), khoảng trống về giải pháp không cần dữ liệu huấn luyện cho điều kiện thiếu đo/nhiều vừa (Phương pháp thứ nhất), và khoảng trống về giải pháp ổn định, nhẹ về tài nguyên cho điều kiện SNR thấp (Phương pháp thứ hai) - phân tích chi tiết bốn khoảng trống cụ thể được trình bày tại Chương 1.

Phương pháp thứ nhất: tích hợp bộ lọc trung vị 2D kết hợp phân cụm K-means vào từng vòng lặp DBIM. Khác với tiền xử lý [12], [28], [33] hay hậu xử lý nội suy [29]–[31], [13], phương pháp kiểm soát nhiễu ngay trong vòng lặp và cung cấp phân đoạn không giám sát không cần nhãn. Phương pháp đã thể hiện hiệu năng cho NERR cao hơn rõ rệt trong điều kiện thiếu đo (đạt 86,39% với $N_t = N_r = 10$) so với DF-DBIM (57,5%) [27]. Phương pháp này đã được công bố tại công trình [CT1].

Phương pháp 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 (SNR = 1–6 dB). Khác với các nghiên cứu KNN trước đây dùng thuật toán này như bộ

phân loại hậu xử lý, luận án nhúng KNN trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM. Phương pháp không cần dữ liệu huấn luyện, chi phí tính toán thấp, đặc biệt phù hợp ở SNR rất thấp khi các phương pháp học sâu sau vòng lặp [14], [15] không thể áp dụng. Phương pháp đạt NERR từ 41% đến 57,2% trên dải SNR = 1–6 dB, với mức cải thiện tăng khi SNR giảm. Phương pháp này đã được công bố tại công trình [CT3]. Luận án cũng kiểm chứng tính tổng quát của nguyên lý ILFS: cả lọc trung vị (SNR vừa) và KNN (SNR thấp) đều cải thiện rõ rệt khi nhúng nội vòng lặp, cho thấy nguyên lý này có thể mở rộng cho nhiều bộ lọc khác.

7. Bố cục của luận án

Luận án gồm phần mở đầu, ba chương nội dung, phần kết luận, danh mục công trình đã công bố và danh mục tài liệu tham khảo. Nội dung từng phần được tóm tắt dưới đây:

Chương 1 trình bày tổng quan và cơ sở lý thuyết về kỹ thuật tạo ảnh siêu âm cắt lớp (UST). Chương này nêu bối cảnh nghiên cứu, các phương thức tạo ảnh y sinh hiện đại và vai trò của UST, nguyên lý hoạt động và phân loại các kỹ thuật UST, cũng như các nền tảng lý thuyết quan trọng (phương trình sóng, hàm Green, xấp xỉ Born/Rytov, các thuật toán BIM/DBIM). Luận án phân tích các hạn chế của các phương pháp tái tạo ảnh UST hiện tại, hệ thống hóa các nghiên cứu liên quan đã công bố trong và ngoài nước, từ đó làm rõ khoảng trống nghiên cứu mà luận án hướng tới giải quyết.

Chương 2 và Chương 3 trình bày các đóng góp chính của luận án. Mỗi chương được thiết kế xoay quanh một nhóm phương pháp đề xuất nhằm khắc phục các hạn chế của DBIM trong các điều kiện nhiễu khác nhau. Cụ thể, **Chương 2** đề xuất phương pháp nâng cao chất lượng tái tạo ảnh UST bằng bộ lọc trung vị kết hợp với phân cụm K-means tích hợp nội vòng lặp DBIM, hướng đến điều kiện nhiễu vừa và bài toán thiếu đo.

Chương 3 trình bày chi tiết phương pháp khử nhiễu dựa trên thuật toán học máy KNN tích hợp nội vòng lặp DBIM, tập trung vào môi trường nhiễu cao (SNR = 1–6 dB) nơi các phương pháp học có giám sát gần như không thể áp dụng. Khác với các phương pháp hậu xử lý, cách tiếp cận này giúp cải thiện tính ổn định và chất lượng ảnh ngay trong quá trình lặp.

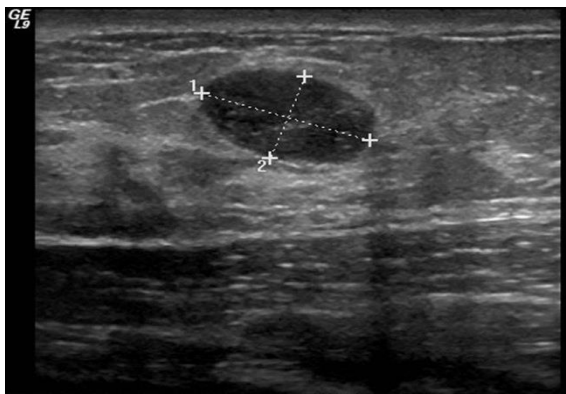
Phần kết luận tổng hợp các đóng góp chính và đề xuất hướng nghiên cứu tiếp theo.

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

1.1. Siêu âm cắt lớp và bài toán tái tạo ảnh

1.1.1. Bối cảnh và nhu cầu phát triển kỹ thuật siêu âm cắt lớp

Chẩn đoán hình ảnh y sinh (medical imaging) là một trong những trụ cột của y học hiện đại, cho phép quan sát không xâm lấn cấu trúc và đặc tính của mô bên trong cơ thể nhằm phát hiện sớm, chẩn đoán và theo dõi điều trị bệnh. Một bài toán ứng dụng tiêu biểu cho thấy rõ vai trò của chẩn đoán hình ảnh là phát hiện sớm các bệnh lý khối u và bất thường mô mềm [1] vốn là nhóm bệnh lý có tiên lượng phụ thuộc trực tiếp vào giai đoạn phát hiện [2]. Do tiên lượng bệnh phụ thuộc mạnh vào giai đoạn phát hiện, các phương thức tạo ảnh đóng vai trò trung tâm trong các chương trình kiểm soát. Hiệu quả tầm soát phụ thuộc trực tiếp vào năng lực kỹ thuật tạo ảnh, cụ thể là khả năng cung cấp thông tin định lượng, phát hiện tổn thương nhỏ và đảm bảo an toàn khi thăm khám lặp lại. Luận án đặt trọng tâm vào bài toán tạo và tái tạo ảnh, trong đó bài toán tầm soát bệnh lý mô mềm là bối cảnh ứng dụng tiêu biểu.



Hình 1.1. Ảnh chụp u lành khi siêu âm ngược [34]

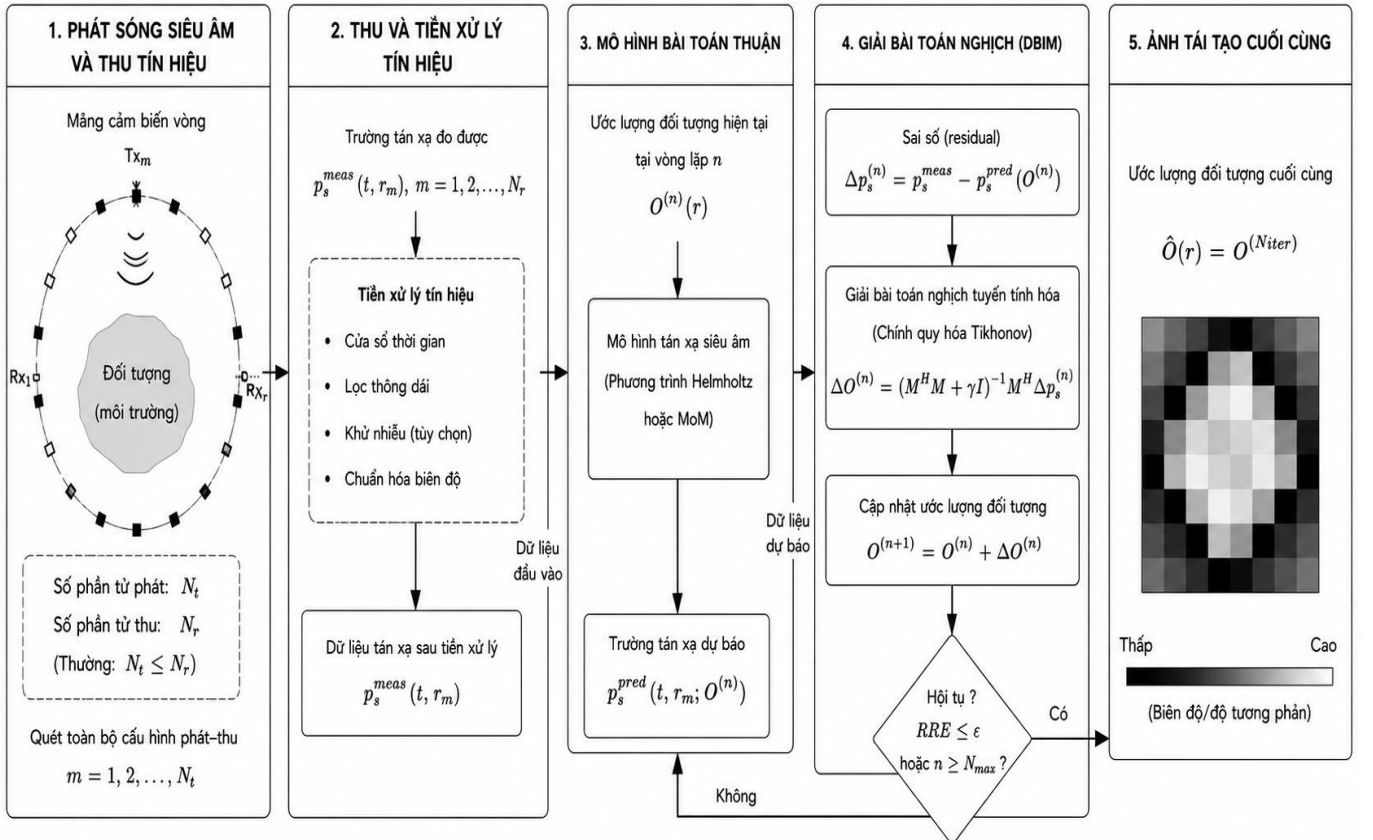
Từ góc nhìn kỹ thuật, mô tuyến vú có cấu trúc dị thể với các tham số âm học (vận tốc âm, hệ số suy hao, mật độ) khác nhau giữa mô lành, mô liên kết sợi và mô ác tính – trong đó các tổn thương ác tính thường có vận tốc âm cao hơn và hệ số suy hao lớn hơn so với mô lành [5]. Ba yêu cầu kỹ thuật cốt lõi đối với hệ thống tạo ảnh tầm soát là: phát hiện tổn thương nhỏ, lý tưởng dưới 5 mm; cung cấp thông tin định lượng đặc tính âm học để phân biệt mô lành và mô bệnh; và đảm bảo an toàn khi thăm khám định kỳ. Các phương thức hiện hành (mammography, MRI, siêu âm B-mode) đều có hạn chế nhất

định (Bảng 1.1) [3], [4]. Trong bối cảnh đó, kỹ thuật siêu âm cắt lớp (Ultrasound Tomography – UST) nổi lên như hướng tiếp cận tiềm năng do kết hợp được an toàn (không bức xạ ion hóa), chi phí thiết bị trung bình và khả năng tái tạo định lượng các thông số âm học với độ tương phản cao [6], [7]. Tuy nhiên, để đạt được tiềm năng này thì chất lượng ảnh tái tạo phụ thuộc trực tiếp vào hiệu năng của thuật toán giải bài toán nghịch tán xạ – đây cũng là trọng tâm khoa học của luận án.

1.1.2. Định nghĩa và đặc điểm ảnh siêu âm cắt lớp (UST)

Siêu âm cắt lớp (Ultrasound Tomography, viết tắt UST) là kỹ thuật tạo ảnh sử dụng sóng siêu âm phát từ nhiều hướng quanh đối tượng, thu tín hiệu tán xạ từ tất cả các cặp phát-thu, và giải bài toán nghịch để tái tạo định lượng bản đồ vận tốc âm $c(r)$ trong mặt cắt ngang của đối tượng [6], [7].

TOÀN BỘ QUY TRÌNH TÁI TẠO ẢNH UST



Hình 1.2. Sơ đồ quy trình tái tạo ảnh UST bằng phương pháp DBIM.

Khác với siêu âm B-mode (vốn chỉ hiển thị cường độ phản xạ dưới dạng ảnh xám định tính, phụ thuộc vào góc đầu dò và kinh nghiệm người thực hiện), ảnh UST cung cấp giá trị vật lý tuyệt đối của vận tốc âm tại từng pixel, không phụ thuộc góc quan sát.

Sự chênh lệch vận tốc âm giữa các loại mô (xem Bảng 1.2) là cơ sở vật lý cho khả năng phân biệt định lượng: mô vú lành $c \approx 1510\text{--}1540$ m/s, mô xơ $c \approx 1565$ m/s, khối u ác tính $c \approx 1480\text{--}1530$ m/s [5].

Ảnh UST là bản đồ 2D của hàm đối tượng $O(\mathbf{r})$, trong đó giá trị tại mỗi pixel phản ánh mức độ chênh lệch vận tốc âm so với môi trường nền. Hình 1.3 minh họa toàn bộ quy trình tái tạo, từ phát sóng đến ảnh cuối cùng, cho thấy sự khác biệt căn bản với siêu âm B-mode: ảnh UST cung cấp bản đồ định lượng $c(\mathbf{r})$, không chỉ biên phản xạ định tính [6]–[8].

Trong sơ đồ trên, N_t và N_r lần lượt là số máy phát và số máy thu được bố trí đều trên vòng tròn bao quanh đối tượng, với chỉ số phát–thu $m = 1, 2, \dots, N_r$. Tại mỗi lần quét, sóng siêu âm phát từ máy phát thứ m tương tác với đối tượng và tín hiệu tán xạ đo được sau khi qua tiền xử lý (bao gồm cửa sổ thời gian, lọc thông dải, khử nhiễu tùy chọn và chuẩn hóa biên độ), được ký hiệu là $p_s^{meas}(\mathbf{t}, r_m)$ và là dữ liệu đầu vào của toàn bộ quy trình tái tạo.

$O^{(n)}(\mathbf{r})$ là ước lượng hàm đối tượng tại vòng lặp thứ n , phản ánh phân bố độ tương phản vận tốc âm tại điểm $\mathbf{r}$ trong miền ảnh; giá trị khởi tạo $O^{(0)} = 0$ tương ứng giả thiết môi trường đồng nhất. Tại mỗi vòng lặp, bài toán thuận được giải bằng phương trình Helmholtz hoặc phương pháp mô men (MoM) để sinh ra trường tán xạ dự báo $p_s^{pred}(\mathbf{t}, r_m; O^{(n)})$, tức là tín hiệu tán xạ mà hệ thống dự đoán sẽ đo được nếu đối tượng thực sự có phân bố $O^{(n)}$.

Sai số còn lại (residual) giữa tín hiệu đo thực và tín hiệu dự báo được xác định là $\Delta p_s^{(n)} = p_s^{meas} - p_s^{pred}(O^{(n)})$. Từ residual này, bài toán nghịch tuyến tính hóa được giải theo tiêu chuẩn chỉnh hóa Tikhonov để thu được số hiệu chỉnh $\Delta O^{(n)}$ theo công thức:

$$\Delta O^{(n)} = (M^H M + \gamma I)^{-1} M^H \Delta p_s^{(n)}$$

Trong đó M là ma trận Jacobian (đạo hàm Fréchet) mô tả mức độ nhạy của trường tán xạ với sự biến thiên của hàm đối tượng tại vòng lặp n ; γ là tham số chỉnh hóa Tikhonov kiểm soát cân bằng giữa độ khớp dữ liệu và độ trơn nghiệm; I là ma trận đơn vị; và ký hiệu $(\cdot)^H$ biểu thị phép liên hợp chuyển vị (Hermitian). Ước lượng đối tượng sau đó được cập nhật theo:

$$O^{(n+1)} = O^{(n)} + \Delta O^{(n)}$$

Vòng lặp tiếp tục cho đến khi thỏa mãn điều kiện hội tụ, được đánh giá qua sai số tương đối còn lại (Relative Residual Error, viết tắt RRE):

$$RRE = \frac{\|\Delta p_s^{(n)}\|^2}{\|p_s^{meas}\|^2}$$

Thuật toán dừng khi $RRE < \varepsilon$ hoặc khi số vòng lặp đạt ngưỡng tối đa $N_{\max}$. Ước lượng cuối cùng $\hat{O}(\mathbf{r}) = O^{(N_{\text{iter}})}$ là bản đồ phân bố độ tương phản vận tốc âm của đối tượng, được hiển thị dưới dạng ảnh thang xám trong đó mức sáng tại mỗi pixel tỉ lệ với giá trị $O(\mathbf{r})$.

Chất lượng ảnh UST phụ thuộc trực tiếp vào hiệu năng của thuật toán giải bài toán nghịch tán xạ, và đây là trọng tâm khoa học của luận án. Các thuật toán tái tạo UST được phân loại và so sánh tại Mục 1.2.3, trong đó phương pháp DBIM được trình bày chi tiết từ Mục 1.3.

1.1.3. Bức tranh nghiên cứu về tái tạo ảnh trong UST trên thế giới và tại Việt Nam

Trọng tâm của UST hiện đại là bài toán khôi phục 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 phương pháp có độ chính xác cao nhờ khả năng xử lý các trường hợp tán xạ mạnh, vượt qua giới hạn của xấp xỉ Born bậc nhất [8]. Tuy nhiên, DBIM có hai hạn chế cơ bản: độ phức tạp tính toán $O(N_t \cdot N_r \cdot N^2)$ lớn, và độ nhạy cao với nhiễu đo dẫn đến sai số tích lũy qua các vòng lặp [9]. Đây là hai vấn đề thu hút sự quan tâm của cộng đồng nghiên cứu trong hơn ba thập kỷ.

Có thể chia bức tranh nghiên cứu hiện nay về DBIM trong UST thành ba nhóm chính theo đặc điểm và nguồn lực nghiên cứu:

Nhóm thứ nhất – các nhóm nghiên cứu nền tảng quốc tế: Đây là các nhóm đặt nền móng lý thuyết và phát triển các biến thể quan trọng của DBIM. Tiêu biểu nhất là nhóm của Y. M. Wang và W. C. Chew (Đại học Illinois Urbana–Champaign) – nhóm tiên phong đề xuất ý tưởng kết hợp xấp xỉ Born với phép lặp Newton, đặt cơ sở cho DBIM gốc [8], [21]. Tiếp nối hướng này, A. J. Hesford và W. C. Chew đã ứng dụng thuật toán đa cấp đa cực nhanh (Multilevel Fast Multipole Algorithm – MLFMA) nhằm tăng tốc các bước nhân ma trận trong DBIM, cho phép giảm rõ rệt chi phí tính toán cho các bài toán tán xạ ngược kích thước lớn [10]. Nhóm của R. J. Lavarello và M. L. Oelze

(Đại học Illinois) đã mở rộng DBIM lên không gian ba chiều, đồng thời nghiên cứu các kỹ thuật chính quy hóa nhằm cải thiện độ ổn định của nghiệm trong điều kiện dữ liệu thiếu [11]. Bên cạnh đó, các nhóm nghiên cứu tại Đức, Nhật Bản và Mỹ đã phát triển nhiều biến thể DBIM kết hợp với đa tần số, đa độ phân giải hoặc các kỹ thuật cảm biến nén, được đại diện bởi các công trình của Theu và cộng sự [35], [27], và E. J. Candès và M. B. Wakin với cơ sở lý thuyết của lấy mẫu nén [36].

Nhóm thứ hai – các nhóm nghiên cứu trong nước: Tại Việt Nam, hướng nghiên cứu về DBIM cho UST được khởi xướng và duy trì liên tục bởi nhóm của Trần Đức Tân, Trần Quang Huy và cộng sự (Đại học Quốc gia Hà Nội, Đại học Sư phạm Hà Nội 2 và các đối tác). Nhóm này đã có một loạt công bố quốc tế và trong nước trải dài từ năm 2014 đến nay, bao gồm: cải tiến trực tiếp DBIM nhằm giảm độ phức tạp tính toán [23]; tái tạo ảnh phi tuyến trong cấu hình đo vòng tròn [22]; kết hợp DBIM với cảm biến nén và lấy mẫu nén tắt định [12], [28], [33]; khai thác đa tần số (DF-DBIM) [27], [36]; phát triển các kỹ thuật nội suy không gian (lân cận gần nhất, song tuyến tính, song khối) để cải thiện độ phân giải ảnh tái tạo [29]–[31], [13]; cũng như nghiên cứu cấu hình đo và mô phỏng – thực nghiệm kiểm chứng dữ liệu UST [37], [26]. Đây là nền tảng nghiên cứu trong nước trực tiếp tạo cơ sở và động lực cho nội dung luận án này.

Nhóm thứ ba – các nhóm nghiên cứu theo hướng học sâu: Trong giai đoạn 2020–2024, sự phát triển của học sâu đã thu hút nhiều nhóm nghiên cứu quốc tế áp dụng các mô hình mạng nơ-ron sâu cho UST. Tiêu biểu là Long và cộng sự (2023) sử dụng học sâu cho UST với lấy mẫu thưa [14]; Saba và cộng sự (2022) đề xuất Physics-Informed Neural Networks (PINN) cho diffraction tomography [38]; Shi và cộng sự (2022) sử dụng học sâu để trích xuất thời gian truyền sóng trong UST xương [15]. Các kiến trúc học sâu phổ biến đã được tham khảo và áp dụng bao gồm U-Net [39], GAN [40], PINN [38], deep cascade [41], MoDL [42] và DnCNN [43]. Mặc dù đem lại nhiều kết quả khả quan, các phương pháp học sâu này yêu cầu lượng dữ liệu có nhãn lớn và tài nguyên tính toán cao – những điều kiện khó đáp ứng trong UST lâm sàng [16], [17].

1.2 Kỹ thuật UST và bài toán nghịch

1.2.1. Tổng quan các phương thức tạo ảnh y sinh

Lĩnh vực tạo ảnh y sinh học đã trải qua lịch sử phát triển hơn 130 năm kể từ phát hiện tia X của Wilhelm Röntgen năm 1895. Mỗi phương thức tạo ảnh khai thác một

nguyên lý vật lý khác nhau để cung cấp thông tin về cấu trúc và chức năng của mô sinh học [43]. Bảng 1.1 trình bày so sánh tổng hợp các phương thức chính, tập trung vào ứng dụng chẩn đoán vú.

Bảng 1.1. So sánh các phương thức tạo ảnh y sinh chính trong chẩn đoán bệnh lý vú

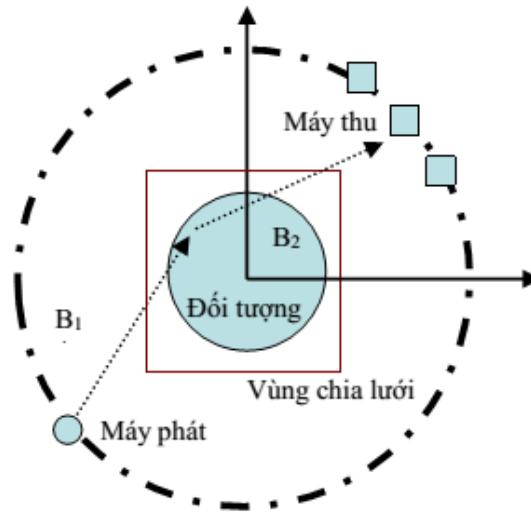
Phương thức	Nguyên lý	Bức xạ ion hóa	Độ phân giải	Tương phản mô mềm	Chi phí
X-quang vú (Mammography)	Bức xạ tia X	Có	Cao ($\sim 0,1$ mm)	Trung bình	Trung bình
CT vú	Bức xạ tia X cắt lớp	Có (cao)	Cao	Trung bình	Cao
MRI vú	Cộng hưởng từ	Không	Cao	Rất cao	Rất cao
Siêu âm B-mode	Sóng siêu âm phản xạ	Không	Trung bình	Trung bình	Thấp
UST (đề xuất)	Sóng siêu âm tán xạ + thuật toán tái tạo	Không	Trung bình–Cao	Cao (định lượng)	Thấp–Trung bình

Bảng 1.1 cho thấy mỗi phương thức có đánh đổi riêng: X-quang/CT có độ phân giải cao nhưng dùng bức xạ ion hóa [44]; MRI cho tương phản mô mềm vượt trội nhưng chi phí cao [45]; siêu âm B-mode an toàn, chi phí thấp nhưng chỉ định tính. UST là phương thức duy nhất kết hợp đồng thời ba ưu điểm - không bức xạ, định lượng, chi phí trung bình - phù hợp với mục tiêu phát triển thiết bị tầm soát phổ thông [46], [47].

1.2.2. Nguyên lý hoạt động của hệ thống UST

Hệ thống UST thu tín hiệu tán xạ từ nhiều hướng quanh đối tượng (Hình 1.2: cấu hình vòng tròn N_t máy phát, N_r máy thu trên bán kính R , môi trường nước $c_0 \approx 1500$ m/s) rồi dùng thuật toán DBIM tái tạo phân bố thông số âm học. Khi đối tượng có tương phản $\Delta c/c_0 \neq 0$, một phần năng lượng sóng bị tán xạ; tập dữ liệu $\{p_s(r_t, r_r)\}$ mang thông tin về hình dạng và đặc tính âm học của đối tượng, là đầu vào cho bài toán nghịch.

Hình 1.3. Cấu hình hệ thống UST vòng tròn minh họa cấu hình hệ đo sử dụng hiệu ứng tán xạ



Trong mỗi lần đo, một máy phát phát sóng Bessel bậc 0 (Mục 1.2.7), các máy thu còn lại thu tín hiệu tổng (sóng tới cộng sóng tán xạ). Tập dữ liệu tán xạ $\{p_s(r_t, r_r)\}$ thu được từ tất cả cặp phát-thu là đầu vào của bài toán nghịch: xác định phân bố $O(r)$ từ dữ liệu đó.

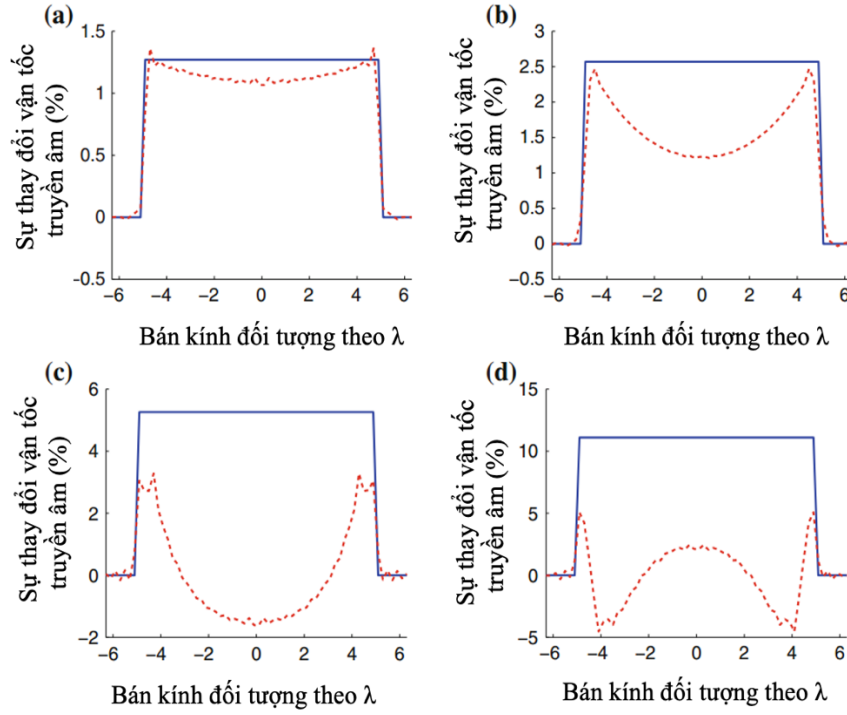
1.2.3. Phân loại kỹ thuật siêu âm cắt lớp

Có hai hướng nghiên cứu chính trong kỹ thuật UST, mỗi hướng nghiên cứu dựa trên mô hình vật lý khác nhau:

Hướng 1 : UST dựa trên lý thuyết chiếu tia (Ray-based): giả định sóng âm truyền theo đường thẳng (acoustic ray), sử dụng các thuật toán tái tạo tương tự CT scan X-quang như filtered back-projection và algebraic reconstruction [48]. Ưu điểm của hướng này là tính toán nhanh và đơn giản; nhược điểm là chỉ chính xác cho đối tượng kích thước lớn so với bước sóng ($> 2-5\lambda$) và bỏ qua hiệu ứng nhiễu xạ, tán xạ. Các hệ thống thương mại tiêu biểu theo hướng này gồm CURE (Karmanos Cancer Institute) [49].

Hướng 2 : UST dựa trên lý thuyết tán xạ ngược (Inverse Scattering) [50], [51]: mô hình hóa đầy đủ sự lan truyền sóng trong môi trường không đồng nhất, xử lý được nhiễu xạ và tán xạ từ các cấu trúc có kích thước nhỏ hơn bước sóng. Độ chính xác cao hơn nhưng chi phí tính toán phức tạp hơn nhiều. Các phương pháp BIM và DBIM thuộc nhánh này [8], [22]. Các kỹ thuật đo vận tốc âm định lượng từ tán xạ ngược đã được

khởi xướng từ sớm trong lịch sử UST [52]. Luận án tập trung vào hướng thứ hai do tiềm năng phát hiện u nhỏ sớm.



Hình 1.4. So sánh hàm mục tiêu lý tưởng và hàm khôi phục theo xấp xỉ Born bậc nhất cho hình trụ tròn bán kính 5λ tại $\Delta\phi$ là (a) $0,25\pi$, (b) $0,5\pi$, (c) π và (d) 2π [53].

Cách tiếp cận tuyến tính hóa phổ biến nhất trong hướng tán xạ ngược là xấp xỉ Born bậc nhất, hợp lệ khi trường tán xạ nhỏ hơn đáng kể so với trường tới. Hình 1.4 minh họa giới hạn của xấp xỉ này: khi độ tương phản pha $\Delta\phi$ tăng vượt mức nhỏ, hàm khôi phục lệch xa hàm mục tiêu, đòi hỏi các phương pháp lặp như DBIM để mở rộng phạm vi áp dụng. Luận án tập trung vào hướng tán xạ ngược với phương pháp DBIM vì ba lý do: khả năng xử lý tán xạ mạnh ngoài giới hạn Born bậc nhất; chi phí tính toán hợp lý cho triển khai trên CPU thông thường; và cấu trúc lặp tự nhiên cho phép tích hợp bộ lọc nội vòng, đây là cơ sở cho hai đóng góp của luận án tại Chương 2 và Chương 3.

1.2.4. Phương trình sóng và hàm đối tượng

Sóng siêu âm có tần số $f > 20$ kHz lan truyền trong môi trường đàn hồi theo phương trình sóng Helmholtz. Trong môi trường không đồng nhất chứa đối tượng có vận tốc âm $c_1(\mathbf{r}) \neq c_0$ (vận tốc nền), phương trình sóng nhận dạng:

$$\nabla^2 p + k^2 p = 0 \quad (1.1)$$

$$(\nabla^2 + k_0^2)p(\mathbf{r}) = -O(\mathbf{r})p(\mathbf{r}) \quad (1.2)$$

Trong đó $k_0 = \omega/c_0$ là số sóng nền với $\omega = 2\pi f$; $p(\mathbf{r})$ là trường áp suất tổng; và $O(\mathbf{r})$ là hàm đối tượng, đại lượng cần tái tạo, định nghĩa qua chênh lệch số sóng:

$$O(\mathbf{r}) = k_1(\mathbf{r})^2 - k_0^2 = \omega^2 \left(\frac{1}{c_1^2} - \frac{1}{c_0^2} \right), \quad \mathbf{r} \leq R; \quad O(\mathbf{r}) = 0, \quad \mathbf{r} > R \quad (1.3)$$

PT (1.3) cho thấy hàm đối tượng hoàn toàn xác định bởi sự chênh lệch vận tốc âm giữa đối tượng $c_1(\mathbf{r})$ và môi trường nền c_0 . Đây là nền tảng để UST tái tạo định lượng vận tốc âm, từ đó suy ra cấu trúc mô.

1.2.5. Phương trình tích phân Lippmann-Schwinger và rời rạc hóa MoM

Sử dụng hàm Green $G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ của môi trường nền đồng nhất, PT (1.2) được đưa về dạng tích phân Lippmann-Schwinger, phương trình bài toán thuận cơ bản của lý thuyết tán xạ:

$$p_s(\mathbf{r}) = p(\mathbf{r}) - p_i(\mathbf{r}) = \iint_{\Omega} O(\mathbf{r}') \cdot p(\mathbf{r}') \cdot G_0(k_0, |\mathbf{r} - \mathbf{r}'|) d\mathbf{r}' \quad (1.4)$$

Trong đó $p_s = p - p_i$ là trường tán xạ; Ω là miền đối tượng; G_0 là hàm Hankel bậc 0 loại một trong không gian 2D:

$$G_0(k_0, |\mathbf{r} - \mathbf{r}'|) = \frac{-i}{4} H_0^{(1)}(k_0 |\mathbf{r} - \mathbf{r}'|) \quad (1.5)$$

Rời rạc hóa PT (1.4) bằng phương pháp mômen (MoM) [51] với lưới $N \times N$ pixel và hàm cơ sở sinc, ta thu được hệ phương trình ma trận dạng:

$$\bar{p} = (I - C \cdot D(O))\bar{p}_i \quad [\text{bài toán thuận, trong ROI}] \quad (1.6)$$

$$\bar{p}_s = B \cdot D(O) \cdot \bar{p} = M \cdot O \quad [M = B \cdot D(\bar{p})] \quad (1.7)$$

Trong đó $B \in \mathbb{C}^{N_t N_r \times N^2}$ chứa hệ số hàm Green từ pixel đến máy thu; $C \in \mathbb{C}^{N^2 \times N^2}$ chứa hệ số tương tác giữa các pixel; M là ma trận hệ (Jacobian) kết nối hàm đối tượng O với dữ liệu tán xạ.

1.2.6. Bài toán nghịch và chính quy hóa Tikhonov

DBIM giải quyết xen kẽ hai bài toán: bài toán thuận xác định trường tán xạ p_s từ $O(\mathbf{r})$ đã biết (chi phí $O(N^6)$ mỗi vòng); bài toán nghịch suy ra $O(\mathbf{r})$ từ dữ liệu đo, được ổn định bằng chính quy hóa Tikhonov (PT 1.9). Điểm yếu căn bản của DBIM là không có bước làm sạch ảnh giữa các vòng, dẫn đến nhiễu tích lũy theo hàm mũ, đây là động lực chính của luận án.

Bài toán nghịch là xác định ΔO từ sai lệch dữ liệu $\Delta \bar{p}_s = \bar{p}_{s,\text{đo}} - \bar{p}_{s,\text{dự.báo}}$. Tuyến tính hóa Born bậc nhất dẫn đến bài toán tuyến tính:

$$\Delta \bar{p}_s = M \cdot \Delta O \quad (1.8)$$

Hệ (1.8) thường kém điều kiện do M có các giá trị kỳ dị nhỏ. Chính quy hóa Tikhonov L_2 [54] cho nghiệm dạng đóng (các phương pháp dựa trên ngưỡng thừa thớt như hard thresholding [55] là một lựa chọn thay thế):

$$\begin{aligned} \Delta O &= \operatorname{argmin}_{\Delta O} \|\Delta \bar{p}_s - M \cdot \Delta O\|^2 + \gamma \|\Delta O\|^2 \Rightarrow \Delta O \\ &= (M^H M + \gamma I)^{-1} M^H \Delta \bar{p}_s \quad (1.9) \end{aligned}$$

[54] Phân rã SVD của $M = U \Sigma V^H$ cho phép viết nghiệm (1.9) dưới dạng tường minh:

$$\Delta O = \sum_i \frac{\sigma_i}{\sigma_i^2 + \gamma} \cdot (u_i^H \cdot \Delta \bar{p}_s) \cdot v_i \quad (1.10)$$

PT (1.10) cho thấy các mode kỳ dị nhỏ ($\sigma_i \ll \sqrt{\gamma}$) bị loại bỏ bởi hệ số lọc Tikhonov $f_i = \sigma_i^2 / (\sigma_i^2 + \gamma) \rightarrow 0$. Tuy nhiên, ở SNR thấp, ngay cả các mode lớn cũng bị nhiễu bởi thành phần $u_i^H \cdot e / \sigma_i$ - đây là nơi KNN denoising (Chương 3) cải thiện bằng cách giảm $\|e\|$ xuống $\sqrt{K}$ lần trước khi giải (1.9).

1.2.7. Sóng tới Bessel và cấu hình hệ đo

Trong mô phỏng 2D, sóng tới từ nguồn điểm được mô hình hóa bằng hàm Bessel bậc 0 nghiệm của phương trình Helmholtz trong hệ tọa độ trụ:

$$p_i(\mathbf{r}) = J_0(k_0 |\mathbf{r} - \mathbf{r}_k|) \quad (1.11)$$

Trong đó J_0 là hàm Bessel loại một bậc 0; $|\mathbf{r} - \mathbf{r}_k|$ là khoảng cách từ máy phát k đến điểm ảnh $\mathbf{r}$. Mô hình này phù hợp với truyền sóng 2D trong môi trường đồng nhất và được giữ nguyên trong toàn bộ mô phỏng của Chương 2 và Chương 3.

Các máy phát N_t được bố trí đều trên vòng tròn bán kính r_T quanh đối tượng: $\mathbf{r}_k = r_T \cdot (\cos(2\pi k/N_t), \sin(2\pi k/N_t))$, $k = 0, 1, \dots, N_t - 1$. Mỗi máy phát lần lượt phát, N_t

1.2.8. Vận tốc âm trong các mô sinh học và thông số mô phỏng

Bảng 1.2 cung cấp bối cảnh vật lý cho thông số mô phỏng $\Delta c/c_0 = 10\%$ được dùng trong cả Chương 2 và 3. Giá trị $c_1 = 1350$ m/s là tham số benchmark được chọn để đảm bảo tương phản 10% so với môi trường nền $c_0 = 1500$ m/s (nước), phù hợp với phạm vi hiệu lực của xấp xỉ Born và thông lệ đánh giá trong các nghiên cứu DBIM/UST [8], [9].

Bảng 1.2. Vận tốc sóng âm trong các cơ quan sinh học [56]

Mô / Cơ quan	Vận tốc âm (m/s)	Chú thích chẩn đoán
Nước (37°C)	1521	Môi trường chuẩn trong hệ UST
Mô mềm (trung bình)	1540	Tham chiếu chung mô mềm
Mô vú lành	1510–1540	Phụ thuộc thành phần mỡ/tuyến
Mô vú ác tính	1480–1530	Thường thấp hơn mô lành [57]
Gan	1565	Khác biệt rõ với mô xơ
Thận	1575	-
Cơ bắp	1600	Khác biệt rõ với mỡ
Phổi	630	Tương phản cao với mô mềm
Xương (vỏ xương)	3500–4000	Tán xạ rất mạnh, SNR thấp
Mô ung thư vú (giả định mô phỏng)	1350	$\Delta c/c_0 = 10\%$ so với $c_0 = 1500$ m/s

1.2.9. Bài toán thiếu đo trong hệ UST

Trong hệ UST vòng tròn với N_t máy phát và N_r máy thu, tổng số phép đo độc lập là $N_t \cdot N_r$. Ấn số cần khôi phục gồm N^2 giá trị hàm đối tượng $O(r)$ trên lưới $N \times N$ pixel. Bài toán nghịch chỉ xác định đủ khi $N_t \cdot N_r \geq N^2$. Khi $N_t \cdot N_r < N^2$, hệ phương trình kém xác định (under-determined), tức là điều kiện thiếu đo (undersampling).

Thiếu đo xảy ra do ba ràng buộc thực tế: chi phí phần cứng giới hạn số đầu dò; không gian vật lý quanh vùng đo hạn chế số cảm biến có thể đặt; và việc tăng số phép đo kéo dài thời gian quét, dẫn đến nhiễu chuyển động từ đối tượng. Tỷ lệ nén $N^2/(N_t \cdot N_r)$ càng lớn thì mức độ thiếu đo càng nghiêm trọng.

Hệ quả của thiếu đo lên DBIM: Khi $N_t \cdot N_r < N^2$, ma trận Jacobian $M \in \mathbb{C}^{N_t N_r \times N^2}$ có nhiều giá trị kỳ dị $\sigma_i \approx 0$, làm cho nghiệm Tikhonov $\Delta O = (M^H M + \gamma I)^{-1} M^H \Delta \tilde{p}_s$ trở nên nhạy cảm với nhiễu đo. Kết hợp với cơ chế tích lũy nhiễu qua vòng lặp DBIM (phân tích NAF tại Mục 1.3.4), thiếu đo làm tăng nguy cơ phân kỳ thuật toán.

Đây là một trong các động lực chính dẫn đến đề xuất cơ chế lọc nội vòng lặp của luận án.

1.3 Phương pháp lặp vi phân (DBIM) và các vấn đề nhiễu trong tái tạo ảnh

1.3.1. Tiến trình phát triển phương pháp BIM và DBIM

Phương pháp Lặp Born (Born Iterative Method - BIM) được Chew và Wang đề xuất năm 1990 [8] như một phương pháp giải bài toán tán xạ ngược phi tuyến thông qua tuyến tính hóa lặp bằng xấp xỉ Born. Phương pháp BIM hội tụ ổn định và bền vững với nhiễu do hàm Green không cập nhật trong quá trình lặp, nhưng tốc độ hội tụ chậm (đặc biệt với tán xạ mạnh) và độ phức tạp tính toán rất cao.

DBIM [8] là biến thể cải tiến, trong đó hàm Green được cập nhật ở mỗi vòng lặp sử dụng ước tính hiện tại của đối tượng, dẫn đến hội tụ nhanh hơn rõ rệt so với BIM. Tuy nhiên, chính việc cập nhật hàm Green liên tục làm DBIM nhạy cảm hơn với nhiễu sai số trong ước tính vòng n truyền sang vòng $n+1$ qua ma trận $M = B \cdot D(p)$, tạo ra cơ chế tích lũy nhiễu đặc trưng.

Bảng 1.3 so sánh định lượng BIM và DBIM: BIM hội tụ chậm nhưng bền vững (G_0 cố định), DBIM hội tụ nhanh hơn nhưng tích lũy nhiễu qua chuỗi $O^n \rightarrow G_D^n \rightarrow \Delta O^{n+1} \rightarrow O^{n+1}$.

Bảng 1.3. So sánh BIM và DBIM [8], [9]

Tiêu chí	BIM	DBIM
Hàm Green	Cố định G_0 (nền đồng nhất)	Cập nhật $G_D^{(n)}$ mỗi vòng lặp
Tốc độ hội tụ	Chậm (cần nhiều vòng lặp hơn)	Nhanh (hội tụ sớm hơn 2–3 lần)
Độ bền với nhiễu	Cao (không tích lũy nhiễu qua G)	Thấp hơn (nhiều lan truyền qua G_D)
Độ chính xác	Thấp hơn (G_0 không phản ánh môi trường thực)	Cao hơn (G_D thích ứng với đối tượng)
Chi phí tính toán/vòng	$O(N^3)$ - thấp hơn/vòng	$O(N^4)$ - cao hơn/vòng (do tính G_D)
Ứng dụng phù hợp	SNR thấp, tương phản thấp, ổn định ưu tiên	SNR cao–vừa, tương phản vừa, tốc độ ưu tiên

1.3.2. Phương pháp lặp vi phân Born (DBIM)

Thuật toán 1.1 trình bày pseudocode đầy đủ của DBIM chuẩn.

Thuật toán 1.1: Phương pháp DBIM chuẩn (Distorted Born Iterative Method)

Đầu vào:

p_s^{meas} - Trường tán xạ đo được, kích thước $[N_t \cdot N_r, 1]$
 f, c_0, geom - Tần số (Hz), vận tốc âm nền (m/s), cấu hình thu-phát
 N, N_{max} - Độ phân giải lưới và số vòng lặp tối đa
 γ, ε - Hệ số chính quy hóa Tikhonov và ngưỡng hội tụ RRE

Đầu ra:

$\hat{O}$ - Ảnh hàm đối tượng tái tạo, kích thước $[N \times N]$
 $\text{NE_hist}, \text{RRE_hist}$ - Lịch sử sai số chuẩn hóa và sai số phần dư tương đối

1: $k_0 \leftarrow 2\pi \cdot f / c_0 \rightarrow \text{PT 1.1}$

2: $O \leftarrow 0 \rightarrow$ khởi tạo ảnh ban đầu (không có tiên nghiệm)

3: $[B, C] \leftarrow \text{ComputeGreen}(k_0, \text{geom}, N) \rightarrow \text{PT 1.5}$ - hàm Green nền

4: $p_i \leftarrow \text{BesselIncidence}(k_0, \text{geom}) \rightarrow \text{PT 1.11}$ - sóng tới

Vòng lặp:

5: **for** $n = 1$ **to** N_{max} **do**

6: $p \leftarrow \text{Solve}((I - C \cdot \text{diag}(O)) \cdot p = p_i) \rightarrow$ bài toán thuận

7: $\Delta p_s \leftarrow p_s^{\text{meas}} - B \cdot \text{diag}(O) \cdot p \rightarrow$ sai lệch dữ liệu

8: $M \leftarrow B \cdot \text{diag}(p) \rightarrow$ ma trận Jacobian

9: $\Delta O \leftarrow \text{TikhonovSVD}(M, \Delta p_s, \gamma) \rightarrow \text{PT 1.12}$

10: $O \leftarrow O + \text{reshape}(\Delta O, N, N) \rightarrow$ cập nhật ảnh

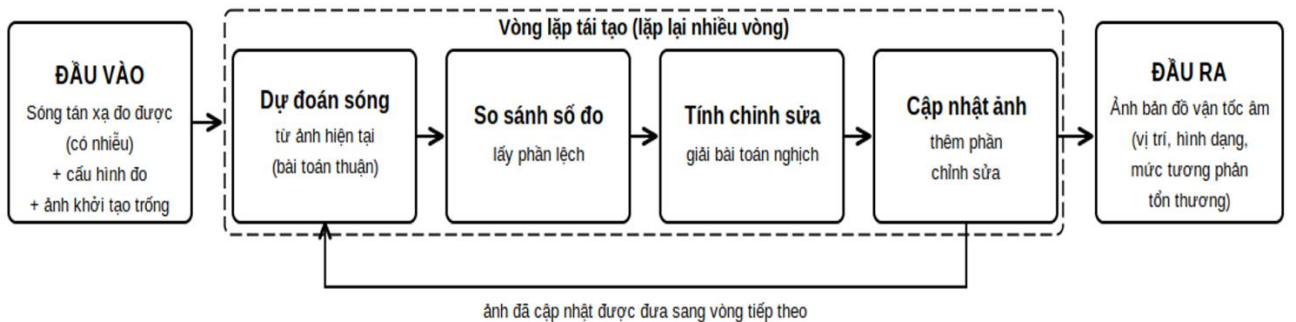
11: $\text{RRE_hist}[n] \leftarrow \|\Delta p_s\| / \|p_s^{\text{meas}}\| \rightarrow \text{PT 1.13}$

12: $\text{NE_hist}[n] \leftarrow \|O - \tilde{O}\|_F / \|\tilde{O}\|_F \rightarrow \text{PT 1.19}$

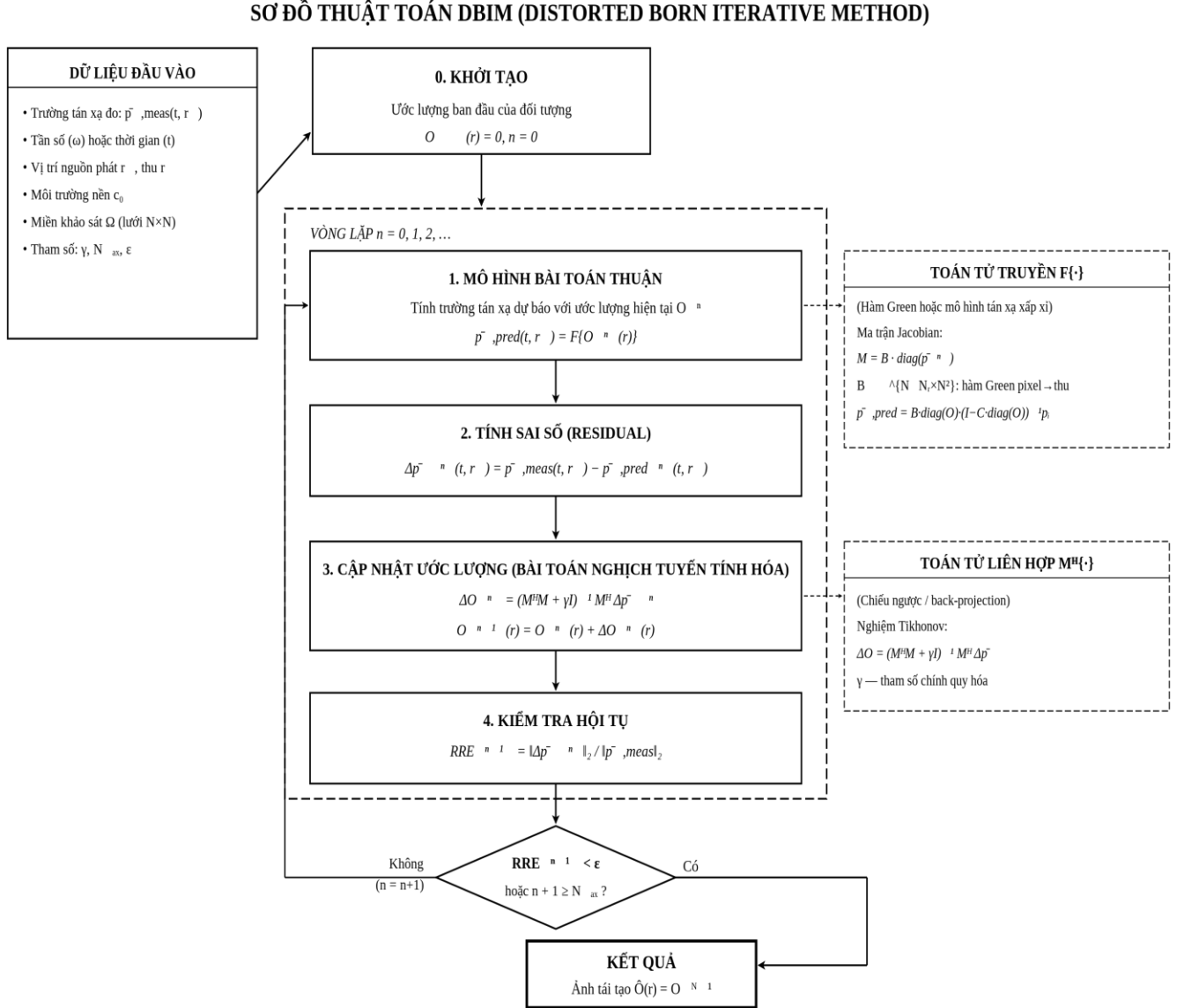
13: **if** $\text{RRE_hist}[n] < \varepsilon$ **then break**

14: **end for**

15: **return** $\hat{O}, \text{NE_hist}, \text{RRE_hist}$



Hình 1.5. Sơ đồ tổng quát thuật toán DBIM chuẩn (Distorted Born Iterative Method).



Hình 1.6. Sơ đồ chi tiết thuật toán DBIM chuẩn (Distorted Born Iterative Method).

1.3.2.1. Thuật toán DBIM và vòng lặp cập nhật

DBIM thực hiện cập nhật lặp hàm đối tượng qua N_{sum} vòng lặp, bắt đầu từ $O_0 = 0$ (không có thông tin tiên nghiệm):

$$O_{n+1} = O_n + \Delta O_n, \quad \Delta O_n = (M_n^H M_n + \gamma I)^{-1} M_n^H \Delta \bar{p}_{s_n} \quad (1.12)$$

Điểm đặc trưng của DBIM so với BIM: ma trận $M_n = B \cdot D(\bar{p}_n)$ được cập nhật ở mỗi vòng lặp, trong đó $\bar{p}_n$ là trường áp suất tính từ bài toán thuận (1.6) với O_n hiện tại. Điều này tạo ra phụ thuộc phi tuyến $M_n(O_n)$ - nguồn gốc cả tốc độ hội tụ cao lẫn nhạy cảm với nhiễu của DBIM.

1.3.2.2. Phân tích hội tụ của DBIM và tiêu chuẩn dừng vòng lặp

Tiêu chuẩn dừng vòng lặp DBIM là một vấn đề quan trọng trong thực tế. Có hai cách tiếp cận: cố định số vòng lặp N_{sum} , đơn giản nhưng không tối ưu; hoặc dùng sai số phần dư tương đối (Relative Residual Error – RRE) làm ngưỡng hội tụ:

$$\text{RRE}_n = \frac{\|M_n \cdot \Delta O_n - \Delta \bar{p}_{s,\text{do}}\|}{\|\Delta \bar{p}_{s,\text{do}}\|} < \varepsilon_{\text{rre}} \quad (1.13)$$

Trong Chương 2, luận án dùng $N_{\text{sum}} = 5$ vòng lặp cố định cho phép quan sát đầy đủ quỹ đạo hội tụ và phân kỳ. Trong Chương 3, kết hợp $N_{\text{max}} = 3$ cố định với ngưỡng RRE, phù hợp với môi trường SNR thấp hơn khi cần dừng sớm để tránh tích lũy lỗi.

Điều kiện hội tụ DBIM liên quan đến hằng số Lipschitz L của toán tử cập nhật $T: O_{n+1} = T(O_n)$. DBIM hội tụ khi $L < 1$. Theo phân tích trong [9], L phụ thuộc vào tương phản đối tượng ($\Delta c/c_0$), SNR và số điều kiện $\kappa(M)$. Khi tích hợp bộ lọc phi tuyến KNN vào vòng lặp (Chương 3), hằng số Lipschitz có xu hướng giảm nhờ bộ lọc làm giảm phương sai nhiễu (phân tích định lượng tại Mục 3.4.4), từ đó góp phần mở rộng vùng hội tụ của thuật toán.

Nhờ đó, KNN-filtered DBIM có khả năng hội tụ trong các điều kiện mà DBIM thường phân kỳ, đặc biệt trong các trường hợp thiếu đo $N_t N_r < N^2$ và nhiễu mạnh ($\text{SNR} < 6$ dB) như trong kịch bản Chương 3.

1.3.2.3. Điều kiện hiệu lực xấp xỉ Born và phạm vi ứng dụng

Xấp xỉ Born bậc nhất, nền tảng của DBIM: giả định trường tán xạ nhỏ hơn nhiều so với trường tới: $|p_s| \ll |p_i|$. Điều kiện tương đương được biểu diễn qua độ lệch pha cực đại $\Delta\varphi$ của sóng khi xuyên qua đối tượng:

$$\Delta\varphi = k_0 \cdot \frac{\Delta c}{c_0} \cdot 2R \quad (1.14)$$

Nghiên cứu của Slaney và cộng sự [58] chỉ ra xấp xỉ Born mất hiệu lực khi $|\Delta\varphi| \rightarrow 0,8\pi$, và chính thức không khả dụng khi $|\Delta\varphi| \geq \pi$. Với thông số mô phỏng trong luận án: $\Delta c/c_0 = 10\%$, $R = 5\text{--}7,3$ mm, $f = 0,5\text{--}1$ MHz, bước sóng $\lambda = c_0/f = 1,5\text{--}3$ mm. Tính $\Delta\varphi$:

$$\Delta\varphi = \frac{2\pi}{\lambda} \cdot 0,1 \cdot 2R \approx 0,42\pi - 0,97\pi (< \pi) \quad (1.15)$$

Kết quả (1.15) xác nhận thông số mô phỏng nằm trong vùng hiệu lực của xấp xỉ Born, điều này đảm bảo DBIM hội tụ về nghiệm đúng ($\bar{O}$) khi không có nhiễu. Khi có nhiễu, xấp xỉ Born vẫn hiệu lực về mặt vật lý, nhưng nhiễu đo lan truyền qua bài toán

ngịch gây ra sai số trong ΔO , đây là vấn đề cần giải quyết bằng các kỹ thuật khử nhiễu trong Chương 2 và Chương 3.

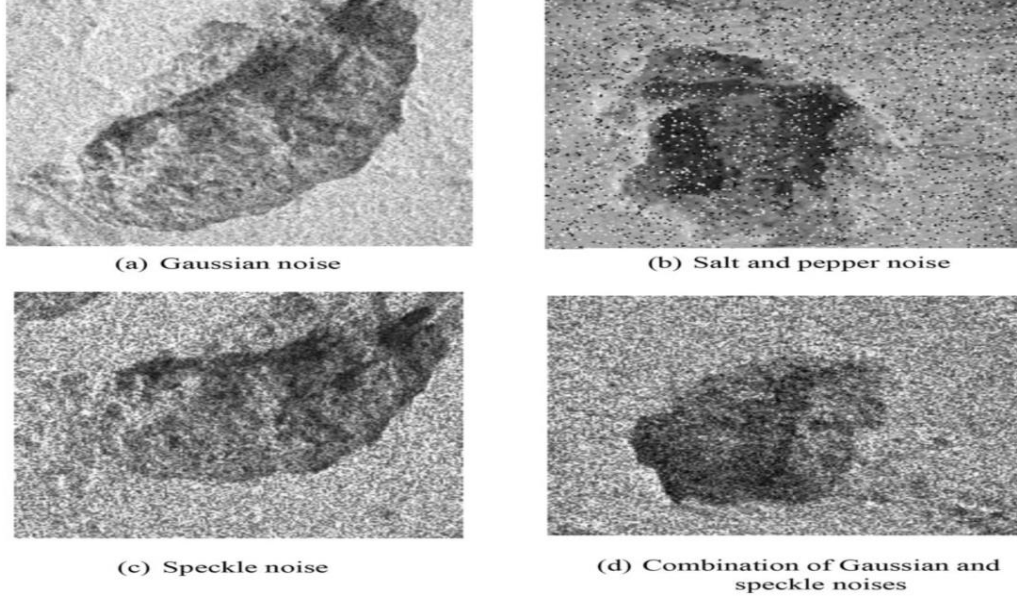
1.3.3. Phân loại và đặc tính của nhiễu trong UST

Nhiễu trong hệ thống UST có nhiều nguồn gốc khác nhau và mỗi loại có cơ chế ảnh hưởng riêng đến chất lượng ảnh tái tạo. Bảng 1.4 phân loại các loại nhiễu chính theo cơ chế vật lý và mức độ tác động lên thuật toán DBIM. Có ba nhóm nhiễu chính: nhiễu Gauss trắng cộng tính (AWGN): phát sinh từ khuếch đại điện tử và mạch thu, có phân phối Gauss và độc lập với tín hiệu; nhiễu speckle - sinh ra do giao thoa các sóng tán xạ ngẫu nhiên trong mô không đồng nhất, có phân phối Rayleigh và phụ thuộc cường độ tín hiệu; và nhiễu chuyển động - phát sinh từ sự dịch chuyển của bệnh nhân hoặc cảm biến trong quá trình quét.

Bảng 1.4. Các loại nhiễu trong hệ thống UST và tác động lên thuật toán DBIM

Loại nhiễu	Nguồn gốc	Phân phối thống kê	Tác động lên DBIM	Biện pháp xử lý
Nhiễu Gauss trắng (AWGN)	Khuếch đại điện tử, mạch thu	$N(0, \sigma^2)$ - Gauss	Tích lũy qua các vòng lặp, gây phân kỳ	Lọc trung vị, KNN denoising
Nhiễu speckle	Giao thoa sóng tán xạ ngẫu nhiên trong mô không đồng nhất	Rayleigh	Làm mờ biên đối tượng, giảm tương phản ảnh	Lọc đa tần số, lọc thích nghi
Nhiễu chuyển động	Bệnh nhân hoặc cảm biến dịch chuyển trong khi quét	Không xác định, phụ thuộc thời gian	Sai lệch hình học, gây artifact	Hiệu chuẩn pha, motion compensation
Nhiễu xung không đồng nhất	Tích lũy nội tại của DBIM (positive feedback)	Tập trung tại pixel cụ thể, độ lớn cao	Phân kỳ thuật toán ở SNR thấp	Lọc trung vị nội vòng lặp (Chương 2)

Hình 1.7. Minh họa trực quan loại nhiễu Gauss trắng (AWGN), đốm (speckle), nhiễu muối tiêu (salt and pepper) [59]



Trong các loại nhiễu nêu trên, AWGN là loại nhiễu chiếm ưu thế trong các hệ UST hiện đại sử dụng cảm biến chất lượng cao và môi trường nước đồng nhất [3], [17]. Đây cũng là loại nhiễu được luận án tập trung nghiên cứu vì hai lý do: (1) là loại nhiễu chiếm tỷ lệ cao nhất trong dữ liệu thực; (2) có mô hình toán học chính xác cho phép phân tích định lượng. (AWGN, speckle, đốm) trên cùng một hàm đối tượng, cho thấy AWGN có đặc trưng phân tán đều và ảnh hưởng đa hướng - phù hợp với cơ chế xử lý của lọc trung vị và KNN denoising.

1.3.4. Cơ chế tích lũy nhiễu đặc trưng của DBIM

Một trong những phát hiện quan trọng của luận án là phân tích định lượng cơ chế tích lũy nhiễu trong DBIM thông qua hệ số khuếch đại nhiễu NAF (Noise Amplification Factor). Tại vòng lặp n , sai số trong ảnh tái tạo $O_n = \bar{O} + \delta O_n$, trong đó δO_n là thành phần

$$\|\delta O_n\| \leq \frac{\|e\|}{\sigma_{\min} + \gamma} \rightarrow \text{NAF}(n) \approx \left(\frac{\sigma_{\max}}{2\sqrt{\gamma}}\right)^n \cdot \frac{\|e\|}{\|p_s\|} \quad (1.16)$$

PT (1.16) cho thấy NAF tăng theo hàm mũ với số vòng lặp n khi $\sigma_{\max}/(2\sqrt{\gamma}) > 1$ điều kiện thường xảy ra trong chế độ thiếu đo ($N_t N_r < N^2$) hoặc SNR thấp. Đây là cơ sở lý thuyết giải thích tại sao DBIM thông thường phân kỳ ở vòng lặp 5 trong kịch bản $N_t = N_r = 10$ (Chương 2) và hội tụ chậm ở SNR = 1 dB (Chương 3). Việc đưa bộ lọc phi tuyến vào giữa mỗi vòng lặp phá vỡ chuỗi lũy thừa này, giữ NAF trong giới hạn tuyến tính thay vì tăng trưởng mũ - tương tự cơ chế bộ lọc Kalman [60] kiểm soát sai số tích lũy trong hệ thống ước lượng đệ quy. Bên cạnh đó, nghiên cứu sinh phân tích định lượng mối quan hệ giữa NAF và SNR: Trong điều kiện đo đủ ($N_t N_r = N^2$), $\sigma_{\min}$ của M

điền hình nằm trong khoảng 0,01–0,1 lần $\sigma_{\max}$. Với $\gamma = 0,001$ (giá trị điền hình Tikhonov), tỉ số $\sigma_{\max}/(2\sqrt{\gamma}) \approx 50/2\sqrt{0,001} \approx 790$ - nghĩa là NAF về mặt lý thuyết có thể tăng đến hàng trăm lần qua 5 vòng lặp nếu không có cơ chế kiểm soát. Trong thực tế, chính quy hóa Tikhonov kiểm soát được một phần, nhưng không đủ khi SNR thấp do $\|e\|$ lớn. KNN với $K = 5$ giảm $\|e\|$ xuống $\|e\|/\sqrt{5} \approx 0,447 \cdot \|e\|$ ở mỗi vòng, tương đương giảm NAF tích lũy đi $(\sqrt{5})^n$ lần sau n vòng.

1.3.5. Chỉ số đánh giá chất lượng tái tạo

Luận án sử dụng hai chỉ số chính để đánh giá định lượng chất lượng ảnh tái tạo. Chỉ số thứ nhất là Sai số Chuẩn hóa (Normalized Error - NE), phản ánh độ sai lệch tổng thể của ảnh tái tạo so với ground truth:

$$NE = \frac{\|\hat{O} - \bar{O}\|_F}{\|\bar{O}\|_F} \quad (1.17)$$

Trong đó $\|\cdot\|_F$ là chuẩn Frobenius (căn tổng bình phương). $NE = 0$ nghĩa là tái tạo hoàn hảo; $NE = 1$ tương đương sai số bằng chuẩn đối tượng thực; $NE > 1$ nghĩa là ảnh tái tạo tệ hơn 'không có gì' (hơn ước tính $O = 0$). Chỉ số thứ hai là Tỉ lệ Giảm NE Tương đối (Normalized Error Reduction Rate - NERR), đo lường hiệu quả cải thiện của phương pháp đề xuất so với DBIM thông thường:

$$NERR = \frac{NE_{DBIM} - NE_{PP}}{NE_{DBIM}} \times 100\% \quad (1.18)$$

$NERR > 0$ nghĩa là phương pháp đề xuất tốt hơn DBIM chuẩn; $NERR = 86\%$ (kết quả tốt nhất trong Chương 2) nghĩa là sai số tái tạo chỉ còn 14% so với DBIM chuẩn. Đây là chỉ số trực quan để đánh giá tác động thực tiễn của phương pháp đề xuất.

1.4 Các nghiên cứu cải thiện chất lượng tái tạo và giảm nhiễu trong UST

1.4.1. Các nghiên cứu giảm nhiễu và tái tạo ảnh UST

Các phương pháp giảm nhiễu ảnh. Song song với các cải tiến thuật toán tái tạo, một hướng nghiên cứu liên quan trực tiếp đến luận án là các phương pháp giảm nhiễu (denoising) ảnh. Do ảnh UST đặc trưng bởi nhiễu đốm (speckle), nhiễu xung và nhiễu Gauss phát sinh trong quá trình tán xạ và thu nhận tín hiệu, nhiều họ phương pháp khử nhiễu đã được nghiên cứu. Nhóm cổ điển gồm các bộ lọc không gian như trung vị (median), Wiener và Gauss: đơn giản, chi phí thấp, bền với nhiễu xung nhưng cố định (non-adaptive) nên dễ làm mờ chi tiết khi mật độ nhiễu cao. Nhóm bảo toàn cấu trúc

khắc phục nhược điểm này bằng cách thích ứng theo nội dung ảnh: khuếch tán dị hướng của Perona và Malik [61], khử nhiễu biến phân toàn phần (total variation – TV) của Rudin, Osher và Fatemi [62], cùng các bộ lọc song phương (bilateral), làm trơn vùng đồng nhất trong khi vẫn giữ biên sắc nét.

Nhóm phi cục bộ và miền biến đổi khai thác tính dư thừa và tự tương đồng trong ảnh: thuật toán Non-Local Means (NL-means) của Buades và cộng sự [63], lọc cộng tác miền biến đổi 3D (BM3D) của Dabov và cộng sự [64], tối thiểu hóa chuẩn hạt nhân có trọng số (WNNM) [65], cùng các phương pháp biểu diễn thưa trên từ điển học (K-SVD) của Elad và Aharon [66]. Các phương pháp này cho chất lượng vượt trội nhóm cổ điển nhưng chi phí tính toán lớn hơn đáng kể. Gần đây, nhóm dựa trên học sâu – tiêu biểu là DnCNN của Zhang và cộng sự [43] – học trực tiếp ánh xạ từ ảnh nhiễu sang ảnh sạch và đạt kết quả tốt nhất trên ảnh tự nhiên; tổng quan của Tian và cộng sự [67] hệ thống hóa hướng này. Tuy nhiên, các bộ khử nhiễu học sâu đòi hỏi tập dữ liệu nhiễu/sạch lớn để huấn luyện – điều kiện khó đáp ứng với dữ liệu UST có nhãn khan hiếm.

Các nghiên cứu liên quan đến giảm nhiễu và tái tạo ảnh UST. Trong lĩnh vực UST, bài toán giảm nhiễu thường không tách rời bài toán tái tạo, vì nhiễu chủ yếu phát sinh và bị khuếch đại trong quá trình giải bài toán nghịch tán xạ. Bên cạnh các phương pháp lặp dựa trên xấp xỉ Born (BIM, DBIM) [8], [9], một số hướng tái tạo khác cũng được đề xuất nhằm tăng tính ổn định trước nhiễu, chẳng hạn phương pháp nghịch đảo nguồn tương phản (Contrast Source Inversion – CSI) của van den Berg và Abubakar [68] và các kỹ thuật chính quy hóa Tikhonov [54]. Các phương pháp này kiểm soát nhiễu gián tiếp thông qua số hạng chính quy hóa, nhưng không loại bỏ trực tiếp thành phần nhiễu đã thâm nhập vào nghiệm qua từng vòng lặp.

Tại Việt Nam, hướng giảm nhiễu trong UST chủ yếu được tiếp cận gián tiếp thông qua việc nâng cao tính ổn định của bài toán tái tạo. Nhóm của Trần Quang Huy, Trần Đức Tân và cộng sự đã đề xuất phương pháp tái tạo phi tuyến cho cấu hình đo vòng tròn [22] và tái tạo dựa trên tối thiểu hóa chuẩn L1 [33] nhằm ổn định nghiệm trong điều kiện dữ liệu hạn chế; kết hợp cảm biến nén và lấy mẫu nén tắt định [12], [28] để giảm số phép đo và qua đó hạn chế lượng nhiễu đưa vào bài toán nghịch; đồng thời khai thác đa tần số [27], trong đó dữ liệu tần số thấp cho khởi tạo bền với nhiễu trước khi tinh chỉnh ở tần số cao. Các kỹ thuật nội suy không gian sau tái tạo [29], [31] cũng được dùng để làm trơn ảnh và giảm ảnh hưởng trực quan của nhiễu. Tuy nhiên, các

ngiên cứu UST trong nước đều kiểm soát nhiễu ở khâu tiền xử lý dữ liệu đo hoặc hậu xử lý ảnh tái tạo mà chưa tích hợp trực tiếp bộ lọc khử nhiễu vào bên trong vòng lặp DBIM. Đây chính là khoảng trống mà luận án kế thừa từ nền tảng nghiên cứu trong nước để hướng tới giải quyết.

Hướng học sâu cho tái tạo và giảm nhiễu ảnh UST phát triển mạnh trong giai đoạn gần đây: Cheng và cộng sự [69] dùng mạng học sâu cho tái tạo UST góc giới hạn trong ung thư tuyến tiền liệt; Prasad và Almekkawy [70] đề xuất phương pháp UST nhanh và hiệu quả dựa trên học sâu; Qu và cộng sự [71] tự động trích chọn thời điểm sóng tới cho UST vận tốc âm; Long và cộng sự [14] tái tạo UST với lấy mẫu thưa bằng U-Net; Saba và cộng sự [38] tích hợp ràng buộc phương trình sóng vào mạng nơ-ron (PINN); và Shi và cộng sự [15] mở rộng UST học sâu cho mô xương. Mặc dù khả quan, các mô hình này chủ yếu hoạt động như khâu hậu xử lý sau khi quá trình tái tạo kết thúc, đồng thời phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện lớn và tải nguyên tính toán cao [16], [17], [68], [71]

Điểm chung của hầu hết các nghiên cứu nêu trên là cơ chế khử nhiễu được áp dụng một lần – hoặc như bước tiền xử lý trên tín hiệu đo, hoặc như bước hậu xử lý trên ảnh tái tạo cuối cùng – tách rời khỏi vòng lặp của thuật toán tái tạo. Cách tiếp cận này không kiểm soát được sự khuếch đại và tích lũy nhiễu diễn ra bên trong từng vòng lặp DBIM. Đây chính là khoảng trống mà luận án hướng tới: thay vì khử nhiễu một lần, luận án tích hợp trực tiếp một bộ lọc giảm nhiễu phi tuyến nhẹ (lọc trung vị ở Chương 2 và KNN [20] ở Chương 3) vào bên trong mỗi vòng lặp DBIM, nhằm cắt đứt chuỗi tích lũy nhiễu ngay tại nguồn phát sinh – một hướng chưa được khai thác trong các công trình UST hiện có (xem Bảng 1.5).

1.4.2. Các nhóm nghiên cứu chính trong cải tiến DBIM.

Dựa trên vị trí can thiệp trong quy trình tái tạo DBIM, các nghiên cứu giai đoạn 2012–2026 có thể quy về sáu nhóm chính. Điểm chung: tất cả đều can thiệp bên ngoài vòng lặp, chưa kiểm soát trực tiếp cơ chế tích lũy nhiễu nội tại của DBIM (Mục 1.3.4).

Nhóm 1 – Giảm độ phức tạp tính toán. Trần Quang Huy và Tran Duc-Tan đề xuất Improved DBIM giảm số phép tính ma trận bằng khai thác cấu trúc vòng tròn [23]; Hesford và Chew dùng thuật toán đa cực nhanh đa cấp (MLFMA) tăng tốc bước bài toán thuận lên $O(N^2 \log N)$ [10]; Lavarello và Oelze mở rộng DBIM lên ba chiều (3D) [11]. Tất cả đều tập trung hiệu năng tính toán, không giải quyết vấn đề nhiễu tích lũy.

Nhóm 2 – Cảm biến nén và lấy mẫu thưa (can thiệp trước DBIM). Trần Quang Huy và cộng sự áp dụng lấy mẫu nén tất định (Deterministic CS) nhằm giảm số cặp phát-thu cần thiết xuống dưới N^2 [12]; kết hợp nhảy tần và cảm biến nén để cải thiện chất lượng đầu vào [30]; và tái tạo dựa trên tối ưu chuẩn L_1 [72]. Các phương pháp này cải thiện dữ liệu đầu vào nhưng không ngăn được nhiễu phát sinh và khuếch đại trong vòng lặp DBIM.

Nhóm 3 – Khai thác đa tần số. Trần Quang Huy và cộng sự chứng minh kết hợp hai tần số cải thiện đáng kể chất lượng tái tạo (Dual-Frequency DBIM – DF-DBIM) [27]; Theu và cộng sự phát triển MR-MF-DBIM kết hợp đa độ phân giải với đa tần số [28] và mở rộng hướng đa độ phân giải [29]. Nhóm này tăng chất lượng tái tạo đáng kể song đòi hỏi hệ thống thu thập dữ liệu phức tạp hơn.

Nhóm 4 – Nội suy không gian nâng cao độ phân giải (can thiệp sau DBIM). Trần Quang Huy và cộng sự đề xuất nội suy song tuyến tính (bilinear) [31], nội suy song khối (bicubic) [33], và nội suy lân cận gần nhất [32] áp dụng sau khi DBIM hội tụ. Các kỹ thuật này làm đẹp ảnh đầu ra nhưng không cải thiện nghiêm trọng quá trình lặp, vì nhiễu đã được khuếch đại và kết tinh trong ảnh trước khi nội suy.

Nhóm 5 – Tối ưu cấu hình đo và kiểm chứng thực nghiệm. Trần Quang Huy và Tran Duc-Tan khảo sát ảnh hưởng của cấu hình thu-phát đến chất lượng tái tạo [73]; nhóm nghiên cứu cũng xây dựng quy trình mô phỏng và thực nghiệm chuẩn cho UST tại Việt Nam. Hướng này can thiệp ở mức thiết kế phần cứng và bố trí hệ đo, không liên quan trực tiếp đến nhiều thuật toán.

Nhóm 6 – Tích hợp học sâu. Long và cộng sự dùng U-Net cho tái tạo UST với lấy mẫu thưa [14]; Saba và cộng sự tích hợp ràng buộc phương trình sóng vào mạng nơ-ron (PINN) [38]; Shi và cộng sự áp dụng học sâu trích xuất thời gian truyền sóng trong UST xương [15]. Các kiến trúc DnCNN [43], MoDL [42], và deep cascade [41] cũng đã được thử nghiệm. Tuy nhiên, học sâu chủ yếu hoạt động như bước hậu xử lý, đòi hỏi lượng dữ liệu có nhãn lớn và GPU, khó triển khai trong UST lâm sàng ở SNR thấp [16], [17].

Trong Nhóm 6, học sâu có thể được phân loại chi tiết hơn theo mức độ phụ thuộc dữ liệu và vị trí can thiệp, gồm ba hướng. Hướng thứ nhất - học sâu có giám sát (supervised deep learning): mạng tích chập sâu (U-Net, ResNet, GAN) huấn luyện trên cặp dữ liệu sạch-nhiều hoặc dữ liệu đo-ground truth đã ghép cặp, học ánh xạ trực tiếp

từ ảnh nhiễu sang ảnh sạch hoặc từ dữ liệu đo sang ảnh tái tạo. Hướng thứ hai - học không giám sát/tự giám sát (unsupervised/self-supervised): các mô hình như Physics-Informed Neural Network (PINN), Deep Image Prior (DIP), Noise2Noise tận dụng cấu trúc vật lý của bài toán hoặc tính tự tương tự của ảnh, không cần ground truth gán nhãn thủ công. Hướng thứ ba - học máy nhẹ không cần huấn luyện (training-free/lightweight ML): các thuật toán cổ điển như K-means clustering, K-Nearest Neighbors, Random Forest, hoặc các phương pháp tự thích ứng theo phân phối cường độ ảnh, không yêu cầu pha huấn luyện và hoạt động trực tiếp trên dữ liệu thử nghiệm. Đáng chú ý trong hướng thứ hai, Deep Image Prior (DIP) và Noise2Inverse (N2I) không cần dữ liệu có nhãn; tuy nhiên DIP đòi hỏi tối ưu hóa mạng qua gradient descent cho từng ảnh riêng lẻ - chi phí cao hơn nhiều so với KNN $O(N^4)$ - còn N2I cần ít nhất hai phép đo độc lập của cùng đối tượng, điều kiện không có sẵn trong pipeline mô phỏng UST hiện tại; so sánh trực tiếp KNN-filtered DBIM với DIP/N2I là hướng nghiên cứu tương lai (Mục 3.9). Luận án lựa chọn hướng thứ ba - lý do lựa chọn cụ thể và phân tích đánh đổi giữa ba hướng được trình bày tại Mục 1.6.3 và Mục 1.6.4.

Khoảng trống chung của sáu nhóm: không nhóm nào can thiệp trực tiếp vào bên trong vòng lặp DBIM để kiểm soát nhiễu ngay tại điểm phát sinh. Nhóm 1 giảm chi phí nhưng không giảm nhiễu; Nhóm 2–3 cải thiện dữ liệu đầu vào nhưng nhiễu vẫn tích lũy qua từng vòng; Nhóm 4–5 là hậu xử lý sau khi nhiễu đã kết tinh trong ảnh; Nhóm 6 yêu cầu dữ liệu huấn luyện lớn và GPU. Đây chính là khoảng trống nghiên cứu mà luận án hướng tới: tích hợp bộ lọc phi tuyến nhẹ (lọc trung vị ở Chương 2 và KNN ở Chương 3) trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM, cắt đứt chuỗi tích lũy nhiễu trước khi truyền sang vòng kế tiếp.

1.4.3. Các công trình tiêu biểu trong UST

Bên cạnh các công trình cải tiến phương pháp DBIM trình bày tại Mục 1.4.1, hệ sinh thái UST trên thế giới còn có nhiều dự án phần cứng và phần mềm thương mại đã đạt được những bước tiến đáng kể. Tiêu biểu là hệ thống SoftVue của Delphinus Medical Technologies - hệ UST vú thương mại hóa đầu tiên được FDA chấp thuận năm 2021 với 2.048 biến tử và tần số 3 MHz [5], [74]. Một số nhóm khác như Techniscan với hệ iQUS sử dụng phương pháp tái tạo sóng đầy đủ (full-wave inversion), và Karmanos Cancer Institute với hệ CURE kết hợp đồng thời chiếu tia và tán xạ ngược [75]. Sự xuất

hiện của các sản phẩm thương mại này khẳng định tiềm năng lâm sàng của UST và tạo động lực rõ ràng cho việc cải thiện thuật toán tái tạo trực tiếp định hướng nghiên cứu của luận án. [76]

Bảng 1.5 tổng hợp ngắn gọn các công trình tiêu biểu trong UST giai đoạn 2012–2026, được phân loại theo bốn nhóm hướng tiếp cận, gồm cải tiến thuật toán DBIM trực tiếp, lấy mẫu nén và đa tần số, tích hợp học sâu, và phát triển hệ thống thương mại. Nhận xét chung từ rà soát: phần lớn các công trình đều tập trung vào tăng tốc tính toán hoặc cải thiện độ phân giải; rất ít nghiên cứu đề cập đến cơ chế tích hợp khử nhiễu phi tuyến trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM; đây chính là khoảng trống mà luận án này hướng đến giải quyết (xem chi tiết tại Mục 1.6.1).

Trong giai đoạn 2022–2024, xu hướng kết hợp học sâu với mô hình vật lý DBIM nổi lên rõ rệt với các công trình tiêu biểu như Fan et al. (2022) [77] (model-data-driven neural network cho UST) và Gemmeke & Ruiter (2023) [78] (hệ 3D USCT thế hệ mới của KIT). Bảng 1.5 tổng hợp các công trình này cùng với xu hướng phát triển hiện đại.

Bảng 1.5. Tổng hợp các công trình tiêu biểu về UST giai đoạn 2012–2024.

Tác giả	Năm	Công trình / Hệ thống	Hướng tiếp cận	Đặc điểm chính	Hạn chế	TL
Wiskin et al.	2012–2021	Hệ SoftVue thương mại (FDA 2021)	Hệ thống thực tế	UST vú thương mại đầu tiên, hình ảnh 3D định lượng	Chi phí cao, chưa phổ biến	[5]
Tran Q. Huy et al.	2014–2016	Multi-frequency DBIM cho tương phản cao	Lấy mẫu nén & đa tần số	Kết hợp tần số thấp (khởi đầu) và cao (tinh chỉnh)	Yêu cầu phần cứng đa tần	[12], [45]
Tran Q. Huy et al.	2015–2018	Compressive sampling cho UST	Lấy mẫu nén & đa tần số	Giảm số phép đo bằng phân phối ngẫu nhiên	Điều kiện incoherence khắt khe	[28], [46]
L. T. Theu et al.	2020	MR-MF-DBIM cho high sound-contrast	Lấy mẫu nén & đa tần số	Kết hợp đa độ phân giải và đa tần	Phức tạp khi triển khai	[47]
Long et al.	2022	Deep Learning UST under sparse sampling	Tích hợp học sâu	U-Net cho UST với 64 phép đo	Cần 2.000–10.000 ảnh nhân, GPU 8GB	[14]
Saba et al.	2022	PINN cho nhiều xạ tomography	Tích hợp học sâu	Tích hợp ràng buộc PT sóng vào NN	Khó hội tụ ở SNR thấp	[38]
Pérez-Liva et al.	2022	Time-domain full-wave inversion UST	DBIM toàn sóng	Tái tạo đồng thời vận tốc + suy hao	Chi phí tính toán rất cao	[50]

Tran Q. Huy et al.	2024	Dual-frequency image quality analysis	Đa tần số & phân tích	Phân tích định lượng lợi ích đa tần	Giới hạn ở 2 tần số	[51]
--------------------	------	---------------------------------------	-----------------------	-------------------------------------	---------------------	------

Bảng 1.5 cho thấy giai đoạn 2000–2024 đã chứng kiến sự dịch chuyển từ cải tiến thuật toán DBIM thuần túy sang các hệ thống thương mại đa thành phần (SoftVue, iQUS, CURE) và các kiến trúc học sâu (U-Net, PINN). Tuy nhiên, các hệ thống thương mại vẫn dựa trên cơ chế tái tạo nghịch đảo nhạy cảm với nhiễu, còn các tiếp cận học sâu chủ yếu vận hành như khâu hậu xử lý và đòi hỏi tài nguyên dữ liệu nhãn lớn. Quan sát này củng cố nhận định rằng tích hợp cơ chế khử nhiễu phi tuyến nhẹ vào nội vòng lặp DBIM là hướng tiếp cận có giá trị bổ trợ không cạnh tranh trực tiếp với cả hai khối nghiên cứu trên, đồng thời phù hợp với điều kiện triển khai trên thiết bị có tài nguyên hạn chế.

1.5. Phương pháp đánh giá và kiểm chứng trong các nghiên cứu liên quan

Việc đánh giá định lượng các thuật toán tái tạo UST yêu cầu so sánh ảnh tái tạo với ảnh chuẩn (ground truth) đã biết trước. Do đó, phương pháp luận chuẩn được áp dụng nhất quán trong cộng đồng nghiên cứu UST quốc tế [8], [9], [35], [78] và Việt Nam [50], [79] là sử dụng dữ liệu mô phỏng số sinh từ mô hình giải tích, nơi ground truth được xác định chính xác bằng công thức toán học. Cách tiếp cận này được áp dụng vì các bộ dữ liệu UST có sẵn (BUSI, USENIX) chỉ chứa ảnh B-mode đã xử lý, không có tín hiệu RF thô và không có ground truth phân bố vận tốc âm $c(r)$ - không phù hợp để đánh giá thuật toán tái tạo cấp độ tín hiệu như DBIM. Chi tiết về ground truth cụ thể của từng đóng góp được trình bày tại Mục 2.4.1 (Chương 2) và Mục 3.5.1 (Chương 3).

1.5.1 Phương pháp mô phỏng số

Phương pháp mô phỏng số được sử dụng xuyên suốt trong luận án để phát triển và kiểm chứng thuật toán. Dữ liệu tán xạ được sinh bằng cách giải bài toán thuận chính xác (exact forward solver) từ hàm đối tượng $O(r)$ lý tưởng đã biết, sau đó thêm nhiễu AWGN với mức SNR kiểm soát. Quy trình gồm bốn bước tuần tự:

(1) Xây dựng hàm đối tượng lý tưởng $\bar{O}$ theo PT (1.3);

(2) Giải bài toán thuận chính xác thu p_s bằng cách giải hệ (1.6) và (1.7) với $N = 12$ và $N_t = N_r = 6, 10$, hoặc 12;

(3) Thêm nhiễu phức AWGN: $\tilde{p}_s = p_s + n, n \sim CN(0, \sigma^2_n)$;

(4) Xác thực mức SNR đạt được qua $SNR_actual = 20 \cdot \log_{10}(\|p_s\|/\|n\|)$ dB và tính NE so với ground truth.

Ưu điểm của phương pháp mô phỏng số: ground truth chính xác tuyệt đối (tính NE được); mức SNR kiểm soát chính xác; kết quả có tính tái lập (reproducibility) hoàn toàn. Đây là phương pháp chuẩn trong giai đoạn phát triển thuật toán UST [11], [36]. Kết quả Monte Carlo (lập lại 100 lần với hạt giống ngẫu nhiên khác nhau) cho thấy độ lệch chuẩn của NE dưới 5% giá trị trung bình xác nhận tính ổn định thống kê của các kết quả được báo cáo.

Nghiên cứu sinh dùng tham số mô phỏng chung cho cả luận án: môi trường nền là nước ($c_0 = 1500$ m/s); đối tượng hình trụ tròn với tương phản vận tốc âm 10% ($c_1/c_0 = 0,9$); vùng quan sát ROI rời rạc hóa trên lưới $N \times N = 12 \times 12 = 144$ pixel; sóng tới dạng Bessel bậc 0 theo PT (1.11). Tham số riêng của từng chương được trình bày chi tiết trong Chương 2 và 3.

1.5.2 Kiểm chứng với dữ liệu thực nghiệm và vai trò của ground truth

Ngoài mô phỏng, DBIM đã được kiểm chứng với dữ liệu thực nghiệm thu thập UIUC - Hoa Kỳ [50]. Cấu hình đo: quả cầu nhựa đường kính 0,3 mm trong môi trường nước, tần số siêu âm 0,64 MHz, khoảng cách từ tâm đến máy phát 104 mm và đến máy thu 91 mm, nhiệt độ nước 18,1°C, bước góc thu 1° trong không gian 120°. Kết quả so sánh giữa dữ liệu mô phỏng và dữ liệu thực nghiệm cho thấy sự tương đồng tốt về phân bố biên độ và pha của trường tán xạ trong trường hợp không áp dụng bộ lọc, qua đó xác nhận tính hợp lệ của mô hình vật lý sử dụng trong DBIM.

Khi áp dụng bộ lọc trung bình (mean filter) lên dữ liệu thực nghiệm trước khi đưa vào quá trình tái tạo, mức độ phù hợp giữa mô phỏng và thực nghiệm được cải thiện rõ rệt, đặc biệt tại các vị trí góc bên. Kết quả xác nhận nhiều trong dữ liệu thực nghiệm

Kết quả này là cơ sở thực nghiệm quan trọng, chứng minh tính khả thi của việc tích hợp các kỹ thuật lọc trong quá trình tái tạo DBIM. Đồng thời, nó cũng ủng hộ hướng tiếp cận của luận án trong việc đề xuất các phương pháp lọc nội vòng lặp nhằm nâng cao chất lượng ảnh tái tạo khi làm việc với dữ liệu thực.

Vai trò của ground truth trong đánh giá thuật toán tái tạo ảnh UST

Trong các bài toán tán xạ ngược (inverse scattering) nói chung và DBIM nói riêng, mục tiêu của thuật toán tái tạo là phục hồi hàm đối tượng (object function) - phân bố vận tốc âm hoặc độ tương phản chiết suất bên trong vùng quan tâm - từ trường tán xạ đo được. Đây là bài toán tái tạo định lượng (quantitative reconstruction): kết quả đầu ra không chỉ là một bản đồ phân loại hay một ảnh phân đoạn, mà là một trường giá trị thực có ý nghĩa vật lý chính xác. Để đánh giá khách quan và định lượng chất lượng tái tạo, các nghiên cứu inverse scattering đòi hỏi phải biết hàm đối tượng thật (ground truth) làm cơ sở so sánh, từ đó tính toán các chỉ số định lượng như sai số chuẩn hóa NE, tỉ lệ giảm sai số NERR, sai số biên (boundary error) và sai số hội tụ (convergence error) đã trình bày tại Mục 1.3.5.

Đặc điểm này tạo ra một khác biệt căn bản giữa DBIM và các bài toán xử lý ảnh y tế khác như phân đoạn (segmentation) hay phân loại (classification), nơi nhãn lâm sàng được bác sĩ chú thích trực tiếp trên ảnh có thể đóng vai trò ground truth. Với DBIM, ground truth phải là phân bố vận tốc âm thật của đối tượng - đại lượng vật lý không thể đo trực tiếp trên đối tượng sinh học sống mà chỉ có thể biết chính xác trong môi trường mô phỏng số hoặc trên các phantom được chế tạo theo thông số kiểm soát. Do đó, ảnh UST thực tế hoặc các ảnh UST trên các nguồn công khai chủ yếu phù hợp cho đánh giá định tính (so sánh mắt thường, kiểm tra hình thái khối u) chứ không đủ điều kiện để đánh giá định lượng chất lượng tái tạo, vì không tồn tại nghiệm chuẩn để tính NE, NERR hay sai số hội tụ.

Lavarello và Oelze [9] về CG-DBIM trên phantom hình tròn nhiều mức tương phản, nghiên cứu của Mojabi và LoVetri [80] về phantom Forearm và phantom đa lớp Breast Phantom, các bộ dữ liệu chuẩn FDA Breast Phantom và Duke Breast Phantom với ground truth ba chiều mô phỏng đầy đủ cấu trúc giải phẫu vú. Các nghiên cứu trong nước về DBIM cũng theo thông lệ này - kiểm chứng thuật toán trên phantom số có ground truth được sinh từ các thông số mô phỏng kiểm soát (vận tốc âm, kích thước, vị trí tán xạ thể) trước khi triển khai trên dữ liệu thực. Nói cách khác, sử dụng dữ liệu mô phỏng và ground truth không phải là giải pháp thay thế khi không có dữ liệu thực, mà là chuẩn đánh giá định lượng được cộng đồng UST reconstruction thừa nhận và áp dụng rộng rãi.

Ngoài ra, ground truth còn có vai trò không thể thay thế trong việc kiểm soát chính xác mức nhiễu đưa vào hệ thống. Trong môi trường mô phỏng, mức SNR có thể được áp đặt theo từng giá trị mục tiêu (1, 3, 6, 26 dB, ...) bằng cách thêm nhiễu Gauss với độ lệch chuẩn được tính chính xác từ tín hiệu sạch. Trên dữ liệu thực, mức SNR thực tế phụ thuộc nhiều yếu tố không kiểm soát được (đặc tính phần cứng máy phát/thu, môi trường truyền sóng, ảnh hưởng dao động nhiệt) và không thể giảm xuống các mức rất thấp một cách định lượng. Do đó, để đánh giá tính ổn định (robustness) của thuật toán DBIM cải tiến trong dải SNR rộng - đặc biệt ở các mức nhiễu cao 1–6 dB là trọng tâm của Chương 3 - môi trường mô phỏng có ground truth là điều kiện tiên quyết.

1.6 Học máy trong tái tạo ảnh UST

1.6.1. Tổng quan các kỹ thuật học máy áp dụng trong luận án

Luận án sử dụng hai kỹ thuật học máy không tham số không cần huấn luyện (training-free), được lựa chọn dựa trên tiêu chí:

- (1) không cần dữ liệu nhãn;
- (2) chi phí tính toán thấp;
- (3) tính diễn giải vật lý cao;
- (4) tương thích với tích hợp nội vòng lặp DBIM.

Kỹ thuật thứ nhất là Phân cụm K-means (K-means Clustering) [18], được sử dụng trong Chương 2 để phân đoạn ảnh tái tạo thành ba vùng ngữ nghĩa (đối tượng, nền, nhiễu) mà không cần bất kỳ nhãn huấn luyện nào. K-means tối thiểu hóa tổng bình phương khoảng cách nội cụm (WCSS):

$$J_K = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2, \quad \mu_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{i \in C_k} x_i \quad (1.19)$$

Kỹ thuật thứ hai là Lọc K-Nearest Neighbors (KNN Denoising) [20], được sử dụng trong Chương 3 để khử nhiễu thích ứng dựa trên tương đồng cường độ pixel. Giá trị pixel sau KNN denoising với $K = 5$ láng giềng gần nhất:

$$x_i' = (1/K) \sum_{j \in N_K(i)} x_j, \quad N_K(i) = \{j : d(x_i, x_j) \text{ nhỏ nhất}, |N_K(i)| = K\} \quad (1.20)$$

Kết quả quan trọng từ (1.20): dưới giả thiết nhiễu độc lập, đồng phân phối nêu trên, phương sai nhiễu sau KNN giảm xấp xỉ K lần so với trước khi lọc: $\text{Var}(x_i') \approx \sigma_n^2/K$, tương ứng mức tăng SNR hiệu quả gần $10 \cdot \log_{10}(K) \approx 7$ dB với $K = 5$. Đây là cơ sở lý thuyết định lượng, trong phạm vi giả thiết đã nêu, cho tiềm năng hiệu quả của KNN trong môi trường SNR thấp.

1.6.2. Ứng dụng học máy trong tái tạo ảnh UST

Trong tương lai, bài toán tái tạo ảnh UST trên dữ liệu lâm sàng thực sẽ là hướng kiểm chứng chính của luận án. Các hướng phát triển tiếp theo sẽ tập trung vào việc nâng cao chất lượng tái tạo ảnh và khả năng phát hiện bất thường trong dữ liệu siêu âm cắt lớp vú, hướng tới hỗ trợ phát hiện sớm bệnh lý mô mềm trong thực tế lâm sàng – các phương pháp UST kết hợp xử lý ảnh và học máy nhẹ có tiềm năng phát hiện các khối u kích thước nhỏ với độ tin cậy cao mà không yêu cầu dữ liệu huấn luyện hay tài nguyên GPU [7], [22]. Ưu điểm cốt lõi này đặc biệt phù hợp với mục tiêu triển khai diện rộng tại các cơ sở y tế tuyến cơ sở, nơi tài nguyên tính toán và dữ liệu lâm sàng có nhãn đều hạn chế. Các ứng dụng cụ thể của hai phương pháp đề xuất sẽ được phân tích chi tiết tại Mục 2.6.8 (Chương 2) và Mục 3.8.3 (Chương 3).

1.6.3. Phân tích các hướng tiếp cận hiện có.

Ba hướng tiếp cận học máy trong tái tạo ảnh UST (học sâu có giám sát, học không giám sát/tự giám sát, và học máy nhẹ training-free) đã được phân loại tại Mục 1.4.2 (Nhóm 6). Mục này phân tích sâu hơn sự đánh đổi giữa ba hướng để làm cơ sở cho định hướng tiếp cận của luận án. Bài toán cân bằng giữa: độ chính xác, dữ liệu, chi phí. Mỗi hướng tiếp cận có ưu thế và hạn chế riêng, hình thành một không gian đánh đổi ba chiều: **độ chính xác tối đa**, đòi hỏi dữ liệu huấn luyện và **chi phí triển khai**. Học sâu có giám sát có thể đạt độ chính xác cao nhất khi có sẵn 5.000–50.000 cặp dữ liệu sạch–nhiều [14], [15], đồng thời yêu cầu GPU 8–24 GB VRAM cho cả huấn luyện lẫn suy luận. Đối với UST y học, việc xây dựng tập dữ liệu huấn luyện có nhãn quy mô lớn là rất khó: ground truth chỉ có thể được xác định qua mô phỏng số (mất tính khái quát) hoặc qua các phương pháp đo trực tiếp khác như MRI/X-ray (đòi hỏi chuẩn hoá đa modality và đăng ký ảnh phức tạp). Học không giám sát giảm yêu cầu dữ liệu nhưng vẫn cần GPU và bị giới hạn bởi chất lượng prior vật lý hoặc giả định tự tương tự ảnh. Học máy nhẹ không cần huấn luyện loại bỏ hoàn toàn yêu cầu dữ liệu nhãn và GPU, đổi lại độ chính xác có thể không vượt được học sâu trong điều kiện dữ liệu lý tưởng - nhưng lại có ưu thế trong các điều kiện vận hành thực tế (SNR thấp, dữ liệu ít, không có nhãn).

Hai xu hướng nghiên cứu chính: Hướng thứ nhất là **tính diễn giải vật lý** (physical interpretability): học máy nhẹ và mô hình PINN có khả năng giải thích vật lý cao (mỗi bước có ý nghĩa rõ ràng), trong khi mạng học sâu sâu sắc thường là "hộp đen" khó kiểm chứng. Đối với ứng dụng y sinh nơi quyết định chẩn đoán cần đi kèm cơ sở

khoa học, tính diễn giải là yêu cầu quan trọng. Hướng thứ hai là **tính tổng quát hoá** (generalization): mô hình học sâu thường bị suy giảm hiệu năng khi điều kiện vận hành thay đổi so với tập huấn luyện (domain shift), đặc biệt khi SNR khác hoặc cấu hình hệ thống thay đổi. Học máy nhẹ thích ứng theo dữ liệu hiện tại, do đó có khả năng tổng quát hoá tốt hơn trên các điều kiện mới.

1.6.4. Định hướng tiếp cận học máy của luận án.

Lý do chọn hướng học máy nhẹ training-free. Luận án chọn hướng thứ ba (đã phân loại tại Mục 1.4.2, Nhóm 6): học máy nhẹ không cần huấn luyện - dựa trên ba lập luận sau. Thứ nhất, phù hợp với điều kiện vận hành thực tế của hệ thống UST chi phí thấp tại Việt Nam: thiếu cơ sở dữ liệu UST có nhãn quy mô lớn, hạn chế về phần cứng GPU, và yêu cầu tính diễn giải kết quả cao trong môi trường lâm sàng. Thứ hai, tận dụng được cấu trúc đặc thù của bài toán DBIM bài toán nghịch tuyến tính hoá hội tụ qua các vòng lặp bằng cách tích hợp các bộ lọc training-free trực tiếp vào trong vòng lặp (intra-loop filtering), một cách tiếp cận không khả thi với các mô hình học sâu lớn (do chi phí tính toán cao và sự bất ổn định khi tích hợp nhiều lần). Thứ ba, cho phép xây dựng một nguyên lý thiết kế tổng quát: bộ lọc nội vòng lặp có thể được hoán đổi theo điều kiện hoạt động (lọc trung vị cho SNR cao, KNN cho SNR thấp), tạo thành một khung phương pháp thay vì một thuật toán đơn lẻ.

Ràng buộc chi phí tính toán nội vòng lặp và tiêu chí lựa chọn kỹ thuật. Một tiêu chí then chốt khi chọn kỹ thuật tích hợp vào vòng lặp DBIM là ràng buộc chi phí: bài toán thuận tại mỗi vòng lặp có độ phức tạp $O(N^6)$ và chiếm trên 80% tổng thời gian tái tạo. Bất kỳ thành phần nào được nhúng vào Bước 6 cũng phải có chi phí đủ nhỏ để không làm tổng thời gian tính toán tăng lên mức không chấp nhận được. Đây là lý do trực tiếp loại trừ các phương pháp học sâu (kể cả các biến thể không cần nhãn như Deep Image Prior) khỏi vai trò bộ lọc nội vòng lặp: chi phí suy luận của chúng khi được gọi lặp lại qua nhiều vòng vẫn cao hơn nhiều so với $O(N^6)$, đồng thời gây mất ổn định số khi đầu ra mô hình không thỏa mãn các ràng buộc vật lý của bài toán thuận. Ngược lại, lọc trung vị 2D với cửa sổ $w \times w$ có chi phí $O(N^2 \cdot w^2 \cdot \log w)$ (dưới 0,01% chi phí một vòng lặp) và KNN denoising theo cường độ có chi phí $O(N^4)$ (khoảng 8–10% chi phí một vòng lặp; phân tích chi tiết tại Mục 2.5.7 và Bảng 2.2). Cả hai đều không cần dữ liệu huấn luyện có nhãn và thích ứng trực tiếp với phân phối cường độ ảnh tại từng vòng lặp mà không gây mất ổn định số. Đây là cơ sở định lượng để luận án lựa chọn nhóm kỹ

thuật nhẹ training-free thay vì các phương pháp mạnh hơn nhưng vì phạm ràng buộc tính toán nội vòng lặp.

Lý do chọn K-Nearest Neighbors (KNN) cụ thể cho Chương 3 dựa trên ba tiêu chí kỹ thuật bổ sung: KNN là thuật toán instance-based không cần dữ liệu huấn luyện có nhãn, phù hợp với điều kiện UST thiếu ground truth trong vận hành thực tế; KNN thích nghi với phân phối cường độ thực tế tại từng vòng lặp DBIM, khác với bộ lọc không gian cố định như lọc trung vị; và chi phí $O(N^4)$ mỗi vòng thấp hơn bài toán thuận $O(N^6)$, không làm tăng thời gian tổng thể đáng kể. Lý do nhúng NỘI vòng lặp thay vì hậu xử lý: phân tích NAF (PT (1.16)) chỉ ra nhiều tích lũy theo hàm mũ qua các vòng; can thiệp hậu kỳ không kiểm soát được chuỗi tích lũy này (phân tích chi tiết tại Mục 2.5.2).

Hai phương pháp đề xuất được xây dựng theo định hướng này. Chương 2 đề xuất Filtered DBIM kết hợp lọc trung vị và phân cụm K-means, phù hợp với điều kiện SNR vừa (khoảng 26 dB) kiểm chứng nguyên lý intra-loop filtering với bộ lọc cố định. Chương 3 đề xuất KNN-filtered DBIM, mở rộng nguyên lý sang điều kiện SNR thấp (1–6 dB) bằng cách thay bộ lọc cố định bằng bộ lọc thích ứng cường độ. Hai phương pháp cùng nhau bao phủ phần lớn dải SNR thực tế của hệ thống UST y học, đồng thời chứng minh tính linh hoạt của nguyên lý đề xuất. Chi tiết phân tích từng phương pháp được trình bày tại Chương 2 và Chương 3; vị trí của luận án trong tổng thể nghiên cứu UST quốc tế được thảo luận tiếp tại Mục 1.7.

1.7 Khoảng trống nghiên cứu và định hướng luận án

1.7.1. Phân tích hạn chế và khoảng trống nghiên cứu.

Phân tích chi tiết hai hạn chế chính cần khắc phục.

Hạn chế thứ nhất liên quan đến độ nhạy 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 [9], [11]. 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 [10], 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 lặp 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 bài toán tái tạo ảnh UST trong môi trường nhiễu cao. Mặc dù các mô hình học sâu như U-Net [39], DnCNN [43], GAN [40], deep cascade [41], MoDL [42] đã đạt được hiệu năng tốt trong nhiều bài toán tái tạo 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 rất khó, 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 [16], [17]. Thứ ba, các phương pháp học sâu thường được áp dụng theo dạng hậu xử lý sau khi DBIM kết thúc [14], [15], 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.

Các khoảng trống nghiên cứu

Từ các nghiên cứu đã khảo sát tại Mục 1.4, có thể nhận thấy bốn khoảng trống nghiên cứu chính trong DBIM cho UST như sau:

Khoảng trống 1 – Ổn định hóa nội vòng lặp DBIM: Các nghiên cứu hiện nay chủ yếu giảm nhiễu bằng chính quy hóa hoặc hậu xử lý sau tái tạo. Việc tích hợp cơ chế lọc phi tuyến trực tiếp vào quá trình cập nhật nội vòng lặp DBIM nhằm hạn chế lan truyền sai số qua các vòng lặp vẫn còn hạn chế.

Khoảng trống 2 – Phân đoạn không giám sát cho ảnh UST: Phần lớn các phương pháp phân đoạn ảnh UST hiện nay dựa trên học sâu có giám sát và yêu cầu lượng lớn

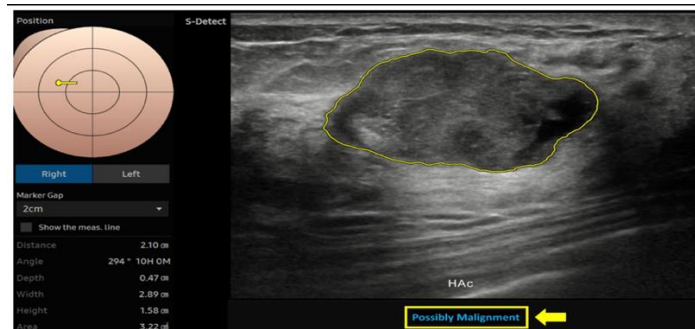
dữ liệu gán nhãn. Các hướng tiếp cận phân đoạn không giám sát tích hợp trực tiếp với quá trình tái tạo DBIM còn chưa được nghiên cứu đầy đủ.

Khoảng trống 3 – Hiệu năng ở điều kiện SNR thấp: Nhiều nghiên cứu DBIM được đánh giá trong điều kiện SNR tương đối cao, trong khi hiệu năng tái tạo ở miền SNR thấp (1–6 dB) vẫn còn hạn chế và chưa được khảo sát đầy đủ.

Khoảng trống 4 – Khả năng triển khai trên hệ thống tài nguyên hạn chế: Các hướng cải tiến DBIM hiện nay thường yêu cầu chi phí tính toán cao hoặc phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện lớn. Việc phát triển các phương pháp nhẹ, không cần GPU và phù hợp với các hệ thống UST chi phí thấp vẫn còn là một hướng nghiên cứu mở.

Khoảng trống nghiên cứu cốt lõi của luận án: Từ các khoảng trống trên, có thể thấy các nghiên cứu hiện tại vẫn chưa giải quyết đồng thời các yêu cầu: (1) ổn định hóa nội vòng lặp DBIM bằng lọc phi tuyến; (2) phân đoạn không giám sát; (3) hoạt động trong môi trường SNR rất thấp; và (4) chi phí tính toán phù hợp với các hệ thống tài nguyên hạn chế. Luận án tập trung giải quyết khoảng trống này thông qua hai phương pháp được trình bày trong Chương 2 và Chương 3.

Hình 1.8. Minh họa ảnh siêu âm cắt lớp (UST) trong chẩn đoán vú



Hình 1.9. Minh họa ảnh với B-mode trong chẩn đoán vú



1.7.2. Định hướng nghiên cứu và cấu trúc luận án

Căn cứ vào phân tích khoảng trống nghiên cứu nêu trên (Mục 1.7.1) và nền tảng lý thuyết trình bày trong các mục trước, luận án xác định hai hướng nghiên cứu chính tương ứng với Chương 2 và Chương 3:

Hướng thứ nhất (Chương 2) tập trung vào việc tích hợp bộ lọc trung vị phi tuyến vào bên trong vòng lặp DBIM, kết hợp với phân cụm K-means không giám sát. Cách tiếp cận này nhằm hạn chế sự tích lũy nhiễu, cải thiện tính ổn định hội tụ và đồng thời cung cấp khả năng phân đoạn ảnh tự động trong điều kiện nhiễu vừa phải ($\text{SNR} \approx 26$ dB). Công trình được công bố tại IJECE.

Hướng thứ hai (Chương 3) phát triển theo hướng nâng cao bằng cách tích hợp phương pháp KNN denoising thích ứng vào vòng lặp DBIM, nhằm xử lý các kịch bản nhiễu cao ($\text{SNR} = 1\text{--}6$ dB), trong đó hiệu quả của các bộ lọc đơn giản như lọc trung vị có xu hướng suy giảm. Công trình được công bố tại TELKOMNIKA.

Hai hướng nghiên cứu này cùng nhau hình thành một cách tiếp cận thống nhất, trong đó các kỹ thuật lọc phi tuyến được tích hợp trực tiếp vào vòng lặp của thuật toán tái tạo nhằm kiểm soát nhiễu trong quá trình lặp. Cách tiếp cận này có thể được xem như một định hướng thiết kế tổng quát, mở rộng sang các bài toán tái tạo ảnh lặp trong môi trường nhiễu khác như [81], [41], SAR imaging [82]). Hướng tiếp cận thống nhất của hai chương đóng góp được gọi là nguyên lý Lọc Nội Vòng Lặp (Intra-Loop Filter Stabilization – ILFS), trình bày chi tiết tại Mục 2.5.1.

1.8 Kết luận chương

Chương này đã thiết lập toàn bộ nền tảng lý thuyết và bối cảnh nghiên cứu cho luận án thông qua bảy mục chính. Xuất phát từ bức tranh toàn cảnh về chẩn đoán hình ảnh y tế và nhu cầu cấp thiết của UST trong phát hiện sớm bệnh lý mô mềm, chương trình bày nguyên lý hoạt động của hệ thống UST, hai nhánh kỹ thuật chính (chiếu tia và tán xạ ngược), và lịch sử phát triển của BIM/DBIM từ năm 2012 đến nay. Phân tích rà soát tài liệu xác định bốn khoảng trống nghiên cứu rõ ràng, trong đó khoảng trống cốt lõi là sự thiếu vắng của phương pháp lọc phi tuyến nội vòng lặp kết hợp phân đoạn không giám sát trong tài liệu UST trước năm 2025 (Bảng 1.5). Nền tảng toán học DBIM được xây dựng đầy đủ qua các PT (1.2) - (1.12), bao gồm phương trình sóng Helmholtz, tích phân Lippmann-Schwinger, rời rạc hóa MoM, bài toán nghịch Tikhonov và phân tích SVD. Hai kỹ thuật học máy trọng tâm là K-means (1.17) và KNN denoising (1.18) được giới thiệu với nền tảng lý thuyết và lý do lựa chọn. Chương kết thúc bằng định hướng hai hướng nghiên cứu của Chương 2 và Chương 3, được minh họa qua bản đồ định vị trong không gian nghiên cứu DBIM + học máy (Hình 1.6).

CHƯƠNG 2. TÁI TẠO ẢNH UST BẰNG DBIM VỚI CƠ CHẾ KHỬ NHIỀU NỘI VÒNG LẶP VÀ PHÂN CỤM K-MEANS

2.1 Giới thiệu chương

Điểm mấu chốt của phương pháp đề xuất trong chương này: bộ lọc trung vị và phân cụm K-means được nhúng trực tiếp vào Bước 6 của vòng lặp DBIM, ngay sau khi cập nhật nghiệm $\hat{O}^{n+1} = \hat{O}^n + \Delta \hat{O}^n$ và trước khi tính ma trận Jacobian cho vòng kế tiếp. Đây không phải hậu xử lý độc lập mà là can thiệp nội sinh vào quá trình lan truyền nghiệm qua các vòng lặp.

Như đã trình bày tại Chương 1, phương pháp DBIM tiêu chuẩn [8], [50] mặc dù hiệu quả trong tái tạo ảnh tán xạ dưới bước sóng, vẫn gặp hai vấn đề cốt lõi: (1) tích lũy nhiễu khuếch đại qua các vòng lặp do phép nghịch đảo Tikhonov, dẫn đến phân kỳ trong các trường hợp thiếu đo nghiêm trọng; (2) thiếu khả năng phân đoạn ngữ nghĩa tự động cho ảnh tái tạo, đòi hỏi can thiệp thủ công của bác sĩ chẩn đoán.

Chương này trình bày phương pháp đề xuất Filtered DBIM kết hợp K-means sử dụng hai kỹ thuật nhẹ phối hợp: lọc trung vị 2D nội vòng lặp DBIM để khử nhiễu xung và ngắt chuỗi tích lũy nhiễu, kết hợp với phân cụm K-means không giám sát ở giai đoạn hậu xử lý để tự động tách ảnh tái tạo thành ba vùng ngữ nghĩa: nền, nhiễu và đối tượng. Cả hai kỹ thuật đều không đòi hỏi dữ liệu huấn luyện và chạy hiệu quả trên CPU thông thường, phù hợp với mục tiêu triển khai UST diện rộng.

Chương 2 được tổ chức như sau: Mục 2.2 trình bày cơ sở của phương pháp DBIM, bài toán nghịch và ảnh hưởng của nhiễu trong tái tạo ảnh siêu âm cắt lớp UST; Mục 2.3 trình bày cơ sở lý thuyết của bộ lọc trung vị và thuật toán phân cụm K-means; Mục 2.5 giới thiệu nguyên lý lọc nội vòng lặp (lọc nội vòng lặp) được đề xuất, bao gồm động lực phương pháp, cơ chế hoạt động, quy trình tổng thể, Pseudocode thuật toán và phân tích lựa chọn tham số; Mục 2.4 mô tả bộ dữ liệu mô phỏng, ground truth và thiết lập thực nghiệm; Mục 2.6 trình bày kết quả thực nghiệm, phân tích định lượng, so sánh với các phương pháp liên quan, đồng thời thảo luận đóng góp, hạn chế và tiềm năng ứng dụng y sinh của phương pháp; cuối cùng, Mục 2.7 tổng kết các kết quả chính của chương.

2.2 Cơ sở DBIM và bài toán nhiễu trong UST

Phần này tóm tắt cơ sở lý thuyết của hệ thống siêu âm cắt lớp (UST) và thuật toán DBIM đã được trình bày đầy đủ tại Chương 1 (mục 1.3 và 1.4), đồng thời xác định rõ tham số mô phỏng cụ thể áp dụng trong chương này.

2.2.1 Mô hình vật lý và phương trình cơ bản

Hệ thống UST gồm N_t máy phát và N_r máy thu bố trí đều trên vòng tròn bán kính R bao quanh đối tượng đặt trong môi trường nước (vận tốc âm $c_0 = 1.500$ m/s). Vùng quan tâm (ROI) rời rạc hóa thành $N \times N$ pixel. Hàm đối tượng $O(\mathbf{r})$ mô tả tương phản âm học giữa đối tượng và môi trường nền [8]:

$$O(\mathbf{r}) = (2\pi f)^2 \left(\frac{1}{c_1^2} - \frac{1}{c_0^2} \right) \text{ khi } |\mathbf{r}| \leq a; \quad O(\mathbf{r}) = 0 \text{ khi } |\mathbf{r}| > a \quad (2.1)$$

Phương trình Helmholtz mô tả sự lan truyền sóng trong môi trường không đồng nhất. Sử dụng hàm Green $G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ của môi trường nền, phương trình được đưa về dạng tích phân Lippmann-Schwinger - phương trình bài toán thuận cơ bản [8]:

$$p_s(\mathbf{r}) = \int_{\Omega} O(\mathbf{r}') \cdot p(\mathbf{r}') \cdot G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (2.2)$$

Rời rạc hóa theo phương pháp moment (MoM) [39] với hàm cơ sở sinc, phương trình bài toán thuận thu được dạng ma trận: $\bar{p} = (\bar{I} - C \cdot D(\hat{O}))\bar{p}_{\text{inc}}$ và $\bar{p}_s = B \cdot D(\hat{O}) \cdot \bar{p}$, trong đó B, C là các ma trận hệ số hàm Green giữa pixel-máy thu và pixel-pixel.

2.2.2 Thuật toán DBIM và chính quy hóa Tikhonov

Bài toán nghịch là xác định $\hat{O}$ từ dữ liệu tán xạ đo $\bar{p}_s$, đo. DBIM tuyến tính hóa lặp bằng xấp xỉ Born vi phân: tại mỗi vòng lặp n , tính hiệu chỉnh $\Delta \hat{O}^n$ từ sai lệch dữ liệu $\Delta \bar{p}_s = \bar{p}_{s,\text{đo}} - \bar{p}_{s,\text{dự báo}}$:

$$\Delta \bar{p}_s = \bar{M} \cdot \Delta \bar{O}, \quad \bar{M} = B \cdot D(\bar{p}) \quad (2.3)$$

Vì bài toán nghịch kém điều kiện (không thuần chỉnh (ill-posed)), nghiệm được ổn định hóa bằng chính quy hóa Tikhonov L_2 [74], nghiệm dạng đóng:

$$\Delta \bar{O} = (\bar{M}^H \bar{M} + \gamma \bar{I})^{-1} \cdot \bar{M}^H \cdot \Delta \bar{p}_s, \quad \gamma = 0,01 \|\bar{M}\|^2 \quad (2.4)$$

Trong đó: $\Delta \hat{O}$ là vector hiệu chỉnh hàm đối tượng cần tìm ở mỗi vòng lặp; $\bar{M}$ là ma trận Jacobian (đạo hàm Fréchet) nối hàm đối tượng với dữ liệu tán xạ; $\bar{M}^H$ là ma trận chuyển vị liên hợp (Hermitian transpose) của $\bar{M}$; $\Delta \bar{p}_s$ là sai lệch giữa dữ liệu đo và dữ liệu dự báo; $\bar{I}$ là ma trận đơn vị; γ là tham số chính quy hóa Tikhonov, chọn bằng 1% của $\|\bar{M}\|^2$ để cân bằng giữa độ khớp dữ liệu và độ ổn định nghiệm. Số hạng $\gamma \bar{I}$ được cộng

vào $\bar{M}^H \bar{M}$ nhằm khử tính kỳ dị của ma trận, bảo đảm phép nghịch đảo tồn tại và ổn định trước nhiễu.

Hàm đối tượng cập nhật: $\hat{O}^{n+1} = \hat{O}^n + \Delta \hat{O}^n$. Sóng tới trong bài toán 2D biểu diễn qua hàm Bessel bậc không: $p_i(r) = J_0(k_0|r - r_0|)$ [8]. Điều kiện xấp xỉ Born được đánh giá qua lệch pha cực đại $\Delta\phi = k_0 \cdot (\Delta c/c_0) \cdot 2a$ với $k_0 = 2\pi f/c_0 = 4188,8$ rad/m, $\Delta c/c_0 \leq 10\%$, $a = 5$ mm: $\Delta\phi \leq 4,19$ rad [53]. Tuy $\Delta\phi$ tiếp cận giới hạn Born yếu ($0,8\pi \approx 2,51$ rad) khi tương phản cao, DBIM khắc phục bằng cách cập nhật hàm Green G_D tại mỗi vòng lặp, từng bước thu hẹp khoảng cách giữa nghiệm hiện tại và nghiệm đúng.

Kiểm tra điều kiện Born: với $f = 1$ MHz, $c_0 = 1.500$ m/s, $a = 5$ mm, $k_0 = 2\pi \times 10^6/1500 = 4.188,8$ rad/m, $k_0 a = 4.188,8 \times 0,005 = 20,94$ rad. Đây là chế độ tán xạ mạnh ($k_0 a \gg 1$), nhưng mức độ tán xạ thực tế phụ thuộc vào tương phản: với $\Delta c/c_0 = 5\%$ (mô lành/nước), $\Delta\phi = 2,09$ rad $< 0,8\pi$, xấp xỉ Born còn giá trị; với $\Delta c/c_0 = 10\%$ (tổn thương), $\Delta\phi = 4,19$ rad $> 0,8\pi$, cần phương pháp lặp DBIM để cập nhật hàm Green theo từng vòng.

$$O_f(i, j) = MF_w\{O\}(i, j) \triangleq \text{median}\{O(i + m, j + n) : (m, n) \in W\} \quad (2.5)$$

Trong đó $W = \{(m, n) : m, n \in [-k, k]\}$ là tập chỉ số cửa sổ kích thước $w = 2k+1$; $|W| = w^2 = (2k+1)^2$ là số phần tử; hàm median trả về phần tử chính giữa sau khi sắp xếp tăng dần. Ký hiệu $MF_w\{\cdot\}$ nhấn mạnh kích thước cửa sổ w là tham số thiết kế; trong luận án dùng $w = 3$ ($k = 1$) tương ứng 9 phần tử mỗi cửa sổ.

2.3 Cơ sở lý thuyết của bộ lọc trung vị và K-means

Phân loại 6 loại nhiễu trong UST (AWGN, xung, salt-and-pepper, tích lũy Born, cấu trúc, speckle) kèm tác động lên DBIM và biện pháp xử lý tương ứng đã được trình bày tại Mục 1.3.3 và Bảng 1.4 (Chương 1). Mục này tập trung vào cơ chế tích lũy nhiễu xung đặc trưng của DBIM và lý do lựa chọn bộ lọc trung vị nội vòng lặp để xử lý loại nhiễu này.

2.3.1 Định nghĩa toán học và tính chất thống kê

Bộ lọc trung vị (median filter) là bộ lọc phi tuyến thay thế giá trị mỗi pixel bằng giá trị trung vị của tất cả pixel trong cửa sổ trượt $(2k+1) \times (2k+1)$ xung quanh pixel đó. Với ảnh 2D $I(i, j)$, toán tử lọc trung vị được định nghĩa hình thức:

$$O_f(i, j) = \text{median}\{I(i + m, j + n) : m, n \in [-k, k]\}$$

Trong đó hàm median trả về phần tử chính giữa (thứ $\lfloor (w^2+1)/2 \rfloor$, với $w = 2k+1$) của dãy w^2 phần tử đã sắp xếp tăng dần. Khác với giá trị trung bình cộng phụ thuộc vào tất cả phần tử, giá trị median chỉ phụ thuộc vào thứ tự tương đối - đây là nền tảng của tính bền vững thống kê.

Ký hiệu toán học chuẩn: $O_f(i, j) = \text{median}\{O(i+m, j+n) : m, n \in [-k, k]\}$, với cửa sổ kích thước $w = 2k+1$ và tổng số phần tử $n = w^2 = (2k+1)^2$. Chỉ số phần tử trung vị: $m^* = \lfloor (w^2+1)/2 \rfloor$ sau khi sắp xếp tăng dần. Với $k = 1$ (cửa sổ 3×3): $n = 9$, $m^* = 5$ (phần tử thứ 5 trong 9 giá trị đã sắp xếp).

Về mặt thống kê, median là ước lượng bền vững (robust estimator) của xu hướng trung tâm với điểm vỡ (breakdown point) đạt 50% - nghĩa là trung vị của một tập dữ liệu không thay đổi khi lên đến 49% số phần tử bị thay thế bởi giá trị tùy ý (kể cả $\pm\infty$). Đây là tính chất bền vững hơn so với giá trị trung bình có điểm vỡ 0% (một giá trị ngoại lệ đã làm thay đổi trung bình). Tính bền vững này trực tiếp giải thích khả năng khử nhiễu xung mà không làm ảnh hưởng đến các pixel không bị nhiễu.

2.3.2 Lý do chọn lọc trung vị

Nhiều sinh ra trong DBIM khác AWGN thuần túy: bài toán nghịch (2.4) khuếch đại có chọn lọc các mode kỳ dị nhỏ thành nhiễu xung không đồng đều, sau đó tích lũy theo cơ chế phản hồi dương qua các vòng lặp (đã phân tích chi tiết tại Mục 1.3.4).

Chính vì bản chất xung và tập trung của nhiễu DBIM, lọc trung vị là lựa chọn tối ưu: (1) loại bỏ nhiễu xung hiệu quả mà không ảnh hưởng đến pixel không nhiễu; (2) bảo toàn biên ảnh sắc - quan trọng để giữ thông tin cấu trúc đối tượng; (3) không khuếch tán nhiễu sang pixel lân cận như lọc tuyến tính. Lọc Gauss và lọc trung bình - dù tốt với AWGN thuần túy - lại khuếch tán nhiễu xung sang các pixel lân cận, làm lan rộng vùng bị ảnh hưởng và không giải quyết được vấn đề cốt lõi.

Giới hạn của lọc trung vị và sự cần thiết của cơ chế ổn định hóa cấu trúc vùng. Mặc dù bộ lọc trung vị bền vững với nhiễu xung và bảo toàn biên ở thang pixel, nó vẫn có thể tạo dao động cục bộ tại các pixel biên giữa vùng đối tượng và vùng nền - đặc biệt trong điều kiện thiếu đo nghiêm trọng khi gradient cường độ giữa các vùng còn mạnh và một số pixel biên có giá trị trung gian. Hệ quả là phổ cường độ ảnh tái tạo, dù đã được làm sạch outlier, vẫn có thể chứa các pixel mơ hồ giữa cụm đối tượng và cụm nhiễu. Để ổn định hóa nhãn vùng (chứ không chỉ cường độ pixel), luận án bổ sung một cơ chế phân cụm hậu xử lý dựa trên K-means với $K = 3$ (Mục 2.5), trong đó mỗi pixel

được gán dút khoát vào một trong ba cụm ngữ nghĩa: nền, nhiễu, đối tượng. Trước khi đi vào chi tiết K-means, Mục 2.4 trình bày bộ dữ liệu mô phỏng và ba kịch bản đánh giá làm cơ sở định lượng cho cả hai cơ chế ổn định hóa.

2.3.3 Bài toán phân đoạn ảnh y tế và các phương pháp

Phân đoạn ảnh (image segmentation) là bước xử lý thiết yếu để chuyển ảnh thô thành thông tin ngữ nghĩa có giá trị chẩn đoán. Trong ảnh UST, phân đoạn nhằm xác định tự động ba vùng: (1) vùng đối tượng (object region) - tương ứng mô có tương phản âm học khác biệt (khối u tiềm năng); (2) vùng nền (background region) - mô lành, môi trường đồng nhất; (3) vùng nhiễu (noise/artifact region) - artefact tái tạo không có ý nghĩa sinh lý.

Trong các nhóm phương pháp phân đoạn ảnh y tế (ngưỡng, vùng, mô hình năng lượng, phân cụm, học sâu) [17], [69], [70], K-means được chọn vì ba lý do quyết định: (1) không cần pha huấn luyện có nhãn - quan trọng vì dữ liệu UST có nhãn chuyên gia rất khan hiếm; (2) chi phí tính toán cực thấp $O(K \cdot \text{iter} \cdot N^2)$, phù hợp triển khai thời gian thực; (3) kết quả dễ giải thích về mặt vật lý, mỗi cụm tương ứng với một vùng ngữ nghĩa rõ ràng. Trong bối cảnh tạo ảnh cắt lớp, Huang và cộng sự đã sử dụng thuật toán K-means tổng quát để tái tạo vật thể hai chiều từ dữ liệu chiếu góc giới hạn [83], cho thấy tiềm năng của phân cụm theo cường độ trong các bài toán tomography.

2.3.4 Bài toán tối ưu hóa K-means và thuật toán Lloyd

K-means tối thiểu hóa hàm mục tiêu tổng bình phương khoảng cách nội cụm (Within-Cluster Sum of Squares - WCSS) [18], [19]:

$$J = \sum_k \sum_{i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (2.6)$$

Trong đó: J là hàm mục tiêu (tổng bình phương khoảng cách nội cụm) cần tối thiểu hóa; K là số cụm; C^k là tập các pixel thuộc cụm thứ k ; x_i là giá trị cường độ của pixel thứ i ; μ^k là tâm (giá trị trung bình) của cụm thứ k ; $\|x_i - \mu^k\|$ là khoảng cách từ pixel x_i đến tâm cụm μ^k . Nói cách khác, về phải đo tổng độ phân tán của các pixel quanh tâm cụm của chúng; J càng nhỏ thì các cụm càng cô đọng, tương ứng phân đoạn ảnh càng rõ ràng giữa vùng đối tượng và vùng nền.

Bài toán (2.6) là NP-khó nói chung; thuật toán Lloyd [24] giải xấp xỉ qua hai bước xen kẽ (gán nhãn pixel theo tâm cụm gần nhất, cập nhật tâm cụm) và đảm bảo hội

tụ trong hữu hạn bước. Chất lượng phân cụm và việc lựa chọn số cụm K có thể được đánh giá khách quan bằng các độ đo tách cụm, tiêu biểu là chỉ số Davies–Bouldin [84].

2.4 Thiết lập thực nghiệm và ground truth

Sau khi đã xác lập nguyên lý lọc nội vòng lặp tại Mục 2.5, mục này trình bày thiết kế thực nghiệm dùng để đánh giá định lượng phương pháp đề xuất. Trọng tâm là làm rõ ba vấn đề: lý do chọn phantom số có ground truth biết trước thay vì dữ liệu UST thực; cấu trúc cụ thể của hàm đối tượng lý tưởng minh họa tại Hình 2.4; và môi trường mô phỏng, mô hình nhiễu cùng các chỉ số đánh giá định lượng.

2.4.1 Lý do sử dụng phantom số và ground truth

Ground truth là gì trong bài toán này? Trong các bài toán tái tạo ảnh, ground truth (nghiệm chuẩn tham chiếu) là đáp án "đúng" đã biết trước mà thuật toán cần khôi phục lại. Cụ thể trong luận án, ground truth là phân bố hàm đối tượng thật $\bar{O}(r)$ trên toàn bộ vùng quan tâm – tương đương với phân bố vận tốc âm $c(r)$ của phantom – được xác định trực tiếp bằng công thức giải tích, không qua bất kỳ phép tái tạo nào. Ground truth đảm nhiệm hai vai trò. Thứ nhất, là mốc so sánh tuyệt đối để tính $NE = \|O - \bar{O}\|_F / \|\bar{O}\|_F$ giữa ảnh tái tạo O và nghiệm thật $\bar{O}$; Thứ hai, là đầu vào cho bài toán thuận sinh trường tán xạ "sạch", sau đó cộng nhiễu ở mức kiểm soát được. Nếu không có ground truth, ta chỉ đánh giá được ảnh tái tạo một cách định tính (nhìn "đẹp" hay không) chứ không thể khẳng định định lượng phương pháp đề xuất tốt hơn DBIM thông thường bao nhiêu phần trăm. Do đó, việc lựa chọn ground truth phù hợp là tiền đề cho toàn bộ phần đánh giá định lượng của chương này.

DBIM là bài toán nghịch định lượng (quantitative inverse problem) - mục tiêu là phục hồi phân bố vận tốc âm $c(r)$ trong vùng quan tâm chứ không chỉ phân loại hay phân đoạn ảnh. Để đánh giá định lượng chất lượng tái tạo bằng các chỉ số NE và NERR (định nghĩa tại Mục 2.4.3), cần một nghiệm chuẩn - ground truth $\bar{O}(r)$ - biết chính xác trước thực nghiệm. Đối với dữ liệu UST thu trên đối tượng sinh học, không tồn tại phân bố vận tốc âm tham chiếu vì đại lượng này không thể đo trực tiếp trên mô sống.

Các bộ dữ liệu UST công khai (BUSI, USENIX UST) chỉ chứa ảnh B-mode đã qua xử lý - không bao gồm tín hiệu RF thô ($\tilde{p}_s$) cần thiết cho thuật toán DBIM. Hệ thống thương mại như SoftVue [5] có dữ liệu chất lượng cao nhưng không công khai. Vì vậy, dữ liệu mô phỏng số (numerical phantom) sinh từ mô hình vật lý đã trở thành chuẩn đánh giá trong cộng đồng nghiên cứu UST quốc tế [8], [9], [35], [78], [80] và Việt Nam

[50], [79]. Các nghiên cứu tiêu biểu sử dụng phantom số bao gồm Lavarello và Oelze [9] (phantom hình tròn nhiều mức tương phản), Mojabi và LoVetri [80] (phantom Forearm và Breast), cùng các bộ dữ liệu chuẩn FDA Breast Phantom với ground truth ba chiều mô phỏng cấu trúc giải phẫu vú.

Phương pháp này có bốn ưu điểm cốt lõi: ground truth $\tilde{O}$ biết chính xác từ công thức giải tích, cho phép tính NE và NERR có ý nghĩa định lượng; kiểm soát chính xác mức nhiễu SNR - yếu tố không thể điều chỉnh trên dữ liệu thực; tính tái lập (reproducibility) hoàn toàn của thực nghiệm; và không phụ thuộc thiết bị UST vật lý ở giai đoạn phát triển và kiểm chứng thuật toán. Các bước kiểm chứng tiếp theo trên phantom vật lý và dữ liệu lâm sàng được thảo luận tại Mục 2.6.

Cần nhấn mạnh: việc sử dụng phantom số với ground truth giải tích ở Chương này (và tương tự ở Chương 3, Mục 3.5.1) là bước nghiên cứu khái niệm (proof-of-concept) cần thiết trước khi tiến tới các thử nghiệm phức tạp hơn trên phantom vật lý hoặc dữ liệu lâm sàng - đây là lộ trình phát triển thuật toán chuẩn mực, không phải hạn chế phương pháp luận.

Các công trình UST khác cũng dùng ground truth giải tích. Đây là chuẩn mực được áp dụng nhất quán: Chew và Wang [8] (2012, công trình nền tảng của DBIM), Lavarello và Oelze [9] (2008), Hesford và Chew [10] (2010, MLFMA), Pérez-Liva và cộng sự [6] (JASA 2017), Saba và cộng sự [38] (PINN 2022) - tất cả đều dùng đối tượng hình trụ mô phỏng với ground truth từ công thức giải tích. Tại Việt Nam, nhóm TS. Trần Quang Huy [50] và L. T. Theu [79] trong các nghiên cứu DBIM đa tần số / nén cũng áp dụng phương pháp luận tương tự đây là cách tiếp cận chuẩn cho luận án tiến sĩ về UST tại Việt Nam.

Hướng kiểm chứng bổ sung. Sau khi xác lập tính đúng đắn của thuật toán bằng dữ liệu mô phỏng, các bước tiếp theo được trình bày tại Mục 2.6.7.2 và 3.8.4 bao gồm: kiểm chứng trên phantom vật lý mô phỏng mô vú đa lớp, hợp tác với bệnh viện thu thập dữ liệu UST thực có đối chiếu MRI/CT làm pseudo-ground truth.

Vai trò của phantom chuẩn trong đánh giá ảnh hưởng của nhiễu và thiếu đo. Trọng tâm của Chương 2 là phân tích cơ chế giảm tích lũy nhiễu của bộ lọc nội vòng lặp DBIM trong điều kiện thiếu đo (sub-Nyquist). Để khẳng định rằng sự suy giảm sai số NE là do tác động của bộ lọc, không phải do biến động ngẫu nhiên hay đặc điểm cấu trúc đối tượng, cần một ground truth không thay đổi giữa các thí nghiệm. Phantom giải

tích đáp ứng yêu cầu này: cùng một $\bar{O}$ được dùng làm chuẩn so sánh trong cả ba kịch bản đo ($N_t = N_r = 6, 10, 12$ - tỉ lệ nén 4:1, 1,44:1 và 1:1) và mọi mức nhiễu Gauss được đưa vào ($\text{SNR} \approx 26$ dB). Nhờ đó, các đại lượng NE và NERR phản ánh đúng tác động hai chiều: (a) ảnh hưởng của tỉ lệ nén lên độ ill-posedness của bài toán nghịch và (b) hiệu quả ổn định hóa của lọc trung vị 2D nội vòng lặp.

Phantom chuẩn như công cụ cách ly nhiễu (isolation tool). Bằng cách cố định cấu trúc đối tượng và biết chính xác ground truth, phantom số cho phép truy ra nguyên nhân của mỗi đơn vị sai số NE - bao nhiêu phần do nhiễu đo, bao nhiêu phần do thuật toán nội tại, bao nhiêu phần do thiếu đo. Đối với một bài toán nghịch định lượng kém điều kiện như DBIM, sự cô lập này không thể đạt được nếu sử dụng dữ liệu lâm sàng vì biến thiên giải phẫu tự nhiên trộn lẫn với sai số thuật toán, làm mất khả năng quy gán nguyên nhân. Hai phantom benchmark được sử dụng trong luận án - một đối tượng hình trụ (Chương 2) và hai đối tượng hình trụ (Chương 3, Mục 3.7.4) - đóng vai trò các mức độ độ khó tăng dần và được dùng như "đơn vị đo" chuẩn để so sánh các biến thể của DBIM trong điều kiện nhiễu và thiếu đo có thể kiểm soát.

Lý do không sử dụng ảnh UST trên các nguồn công khai. Một số bộ ảnh UST có sẵn trên các kho dữ liệu công khai (như TGC-UST, OpenUST,...) thường được phân phối dưới dạng ảnh tái tạo hoàn chỉnh của các thuật toán khác nhau, không kèm phân bố vận tốc âm thật của đối tượng. Do đó các bộ này phù hợp để so sánh hình thái và đánh giá định tính giữa các thuật toán, nhưng không cho phép tính NE, NERR hay sai số hội tụ một cách định lượng - đây là các chỉ số bắt buộc để chứng minh hiệu quả của bộ lọc nội vòng lặp đề xuất. Việc lựa chọn phantom giải tích trong Chương 2 vì vậy

2.4.2 Mô tả hàm đối tượng lý tưởng.

Mô hình hàm đối tượng lý tưởng dùng trong luận án được kế thừa trực tiếp từ các nghiên cứu DBIM/UST đi trước chứ không phải một thiết kế mới: cấu hình phantom hình trụ tròn đồng nhất với tương phản âm 10% là chuẩn đánh giá (de-facto benchmark) đã được sử dụng nhất quán trong cả các công trình quốc tế [8], [9], [11], [80] và các công trình trong nước của nhóm Trần Quang Huy, Theu và cộng sự [12], [23], [35], [27]. Mô hình này được lựa chọn vì ba lý do: toàn bộ tham số hình học và vật lý đều có nghiệm giải tích chính xác, cho phép cô lập từng yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng tái tạo; kích thước và tương phản nằm trong phạm vi hiệu lực của xấp xỉ Born, bảo đảm DBIM hội tụ trong điều kiện lý tưởng; việc dùng lại cấu hình chuẩn cho phép đối chiếu

trực tiếp các chỉ số NE, NERR của luận án với các công trình đã công bố mà không phải hiệu chỉnh hệ quy chiếu. Trên cơ sở mô hình đó, luận án xây dựng ground truth (hàm đối tượng lý tưởng) bằng công thức giải tích PT (2.7), rồi giải bài toán thuận để sinh trường tán xạ "sạch" và cộng nhiễu Gauss ở mức SNR kiểm soát được nhằm tạo dữ liệu mô phỏng cho thực nghiệm (quy trình mô phỏng chi tiết trình bày tại Mục 2.4.3). Các nội dung dưới đây mô tả cụ thể cấu trúc hình học, định nghĩa toán học và tham số của mô hình.

Hình 2.4 minh họa hàm đối tượng lý tưởng $\bar{O}(\mathbf{r})$ được sử dụng làm ground truth trong toàn bộ thực nghiệm Chương 2: một mặt cắt hai chiều của đối tượng hình trụ tròn đồng nhất bán kính $a = 5$ mm, đặt tại tâm vùng quan tâm (ROI) 32×32 mm, có vận tốc âm $c_1 = 1.350$ m/s, đặt trong môi trường nước nền $c_0 = 1.500$ m/s - tương ứng tương phản âm 10%. Ảnh được rời rạc hóa trên lưới $N \times N = 12 \times 12 = 144$ pixel; vùng đối tượng có giá trị $\bar{O} \approx 4,12 \times 10^6$ (rad/m)² được tính trực tiếp từ công thức giải tích PT (2.7), vùng nền $\bar{O} = 0$ - tạo thành ảnh nhị phân hai mức cường độ tách biệt hoàn toàn. Cấu trúc hình học rõ ràng, độ tương phản âm học xác định trước và biên tròn liên tục cho phép đánh giá trực tiếp ba khía cạnh quan trọng: khả năng bảo toàn biên (edge preservation), tính ổn định qua các vòng lặp DBIM, và mức độ lan truyền nhiễu nội tại, đây là trọng tâm phân tích của Chương 2.

Cấu hình phantom hình trụ tròn đồng nhất với tương phản $\Delta c/c_0 = 10\%$. Cấu hình này (minh họa tại Hình 2.4) là chuẩn đánh giá được dùng nhất quán trong cộng đồng nghiên cứu DBIM/UST. Các công trình nền tảng quốc tế đều kiểm chứng thuật toán trên cùng cấu hình: Chew và Wang [8], Lavarello và Oelze [9], [11], Hesford và Chew [10], Pérez-Liva và cộng sự [6], Saba và cộng sự [38]; trong nước, nhóm Trần Quang Huy và cộng sự dùng nhất quán cấu hình này cho toàn bộ chuỗi công bố [12], [23], [27]–[33]. Luận án dùng cùng cấu hình để đảm bảo so sánh trực tiếp với tài liệu liên quan và cô lập tác động của bộ lọc nội vòng lặp.

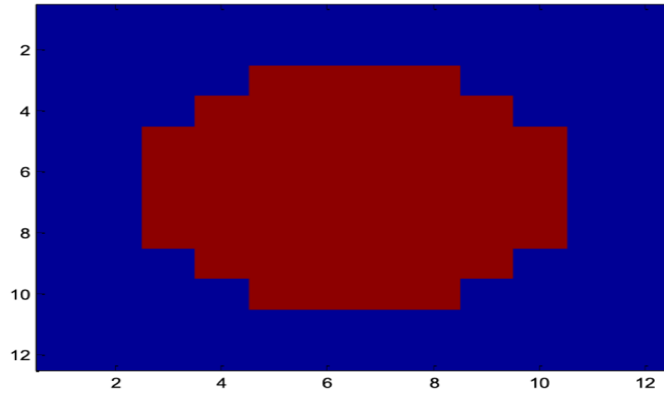
Định nghĩa toán học của ground truth. Cụ thể, $\bar{O}(i,j)$ là phân bố hàm đối tượng trên lưới $N \times N$ pixel ($N = 12$), được tính trực tiếp từ công thức giải tích cho hình trụ tròn:

$$\begin{aligned} O(i,j) &= (2\pi f)^2 \cdot [1/c_1^2 - 1/c_0^2] \text{ khi } \sqrt{(x_i)^2 + (y_j)^2} \leq a; O(i,j) \\ &= 0 \text{ khi } \sqrt{(x_i)^2 + (y_j)^2} > a \end{aligned} \quad (2.7)$$

với các tham số: $f = 1$ MHz, $c_0 = 1.500$ m/s (môi trường nước), $c_1 = 1.350$ m/s (đối tượng - tương phản âm 10% mô phỏng khối u vú [7]), bán kính $a = 5$ mm, vùng

quan tâm 32×32 mm. Giá trị tại pixel trong vùng đối tượng $\bar{O}_{dt} \approx 4,12 \times 10^6$ (rad/m)², vùng nền $\bar{O} = 0$ - đây là ảnh nhị phân hai mức cường độ tách biệt hoàn toàn.

Hình 2.4. Hàm đối tượng lý tưởng cần tái tạo (ground truth)



So sánh định lượng cấu hình phantom với cộng đồng UST. Bảng 2.3 đối chiếu trực tiếp các thông số phantom ground truth được sử dụng trong luận án với 12 nghiên cứu DBIM/UST tiêu biểu (7 quốc tế và 5 trong nước). Bảng cho thấy ba kết luận quan trọng: phantom hình trụ tròn đồng nhất là dạng được sử dụng nhất quán trong toàn bộ tài liệu DBIM 2D suốt ba thập kỷ qua; tương phản âm 10% nằm chính giữa dải thực hành (5–25%), tương ứng với chênh lệch điển hình giữa mô ung thư và mô lành/nước; các nghiên cứu DBIM Việt Nam, đặc biệt là nhóm Trần Quang Huy với loạt công bố [12]–[13] và nhóm Theu [35], [27], đều nhất quán dùng cấu hình phantom trụ tròn đồng nhất tương phản 10% - chính là cấu hình được kế thừa trong luận án này. Cấu hình lưới 12×12 của luận án nhỏ hơn các nghiên cứu trước (vì luận án ưu tiên kiểm soát chặt từng pixel để phân tích cơ chế tích lũy nhiễu nội vòng lặp DBIM ở cấp độ vi mô, thay vì độ phân giải cao); ngoài đặc điểm này, mọi tham số khác đều khớp với chuẩn của cộng đồng. Nhờ vậy, kết quả NE và NERR công bố trong luận án có thể đối chiếu trực tiếp với các công trình tham khảo mà không cần điều chỉnh hệ quy chiếu.

Bảng 2.3. So sánh phantom ground truth trong các nghiên cứu DBIM/UST tiêu biểu

Tài liệu	Năm	Tương phản âm	Hình dạng phantom	Lưới rời rạc	Ghi chú phương pháp
Chew & Wang [8]	1990	5–20%	Trụ tròn đồng nhất 2D	32×32	Công trình nền tảng đề xuất DBIM

Lavarello & Oelze [9]	2008	5–25%	Trụ tròn nhiều mức tương phản	16×16 đến 32×32	Tham chiếu chuẩn quốc tế cho DBIM 2D
Lavarello & Oelze [11]	2009	10%	Trụ tròn đồng nhất 3D	32×32×32	Mở rộng DBIM ba chiều
Lavarello [52]	2009	5–25%	Trụ tròn đồng nhất 2D & 3D	16×16 → 64×64	Luận án tiến sĩ tổng hợp DBIM, MF-DBIM, density imaging
Nguyen TH Yen và cộng sự [85]	2018	2%	Trụ tròn đồng nhất 2D, $\varnothing = 1\text{mm}$	14×14 → 27×27	DBIM + nội suy đa độ phân giải cho density imaging
Hesford & Chew [10]	2010	10%	Trụ tròn đồng nhất 2D	64×64	MLFMA-DBIM (tăng tốc)
Mojabi & LoVetri [80]	2015	Đa lớp	Phantom Forearm / Breast	64×64	Phantom giải phẫu nhiều lớp tròn
Pérez-Liva và cộng sự [6]	2017	6–15%	Trụ tròn đồng nhất 2D	64×64	DBIM trong miền thời gian
Saba và cộng sự [38]	2022	5–10%	Trụ tròn đồng nhất 2D	64×64	Physics-Informed Neural Network (PINN)
Tran Quang-Huy và cộng sự [23]	2014	10%	Trụ tròn đồng nhất 2D	22×22	DBIM cải tiến giảm độ phức tạp
Tran Quang-Huy và cộng sự [28]	2016	10%	Trụ tròn đồng nhất 2D	22×22	Compressed Sensing + đa tần số
Tran Quang Huy và cộng sự [12]	2017	10%	Trụ tròn đồng nhất 2D	24×24	Deterministic Compressive Sampling
Theu và cộng sự [35]	2022	10%	Trụ tròn đồng nhất 3D	32×32×32	MR-MF-DBIM (đa độ phân giải, đa tần số)
Theu và cộng sự [27]	2021	10%	Trụ tròn đồng nhất 2D	Đa độ phân giải	Multi-resolution DBIM

Luận án	2026	10%	Trụ tròn đồng nhất 2D, a=5mm	12×12	Filtered DBIM nội vòng lặp + K-means
----------------	-------------	------------	---	--------------	---

Lý do chọn phantom đơn giản. Cấu hình phantom hình tròn được chọn vì đáp ứng ba yêu cầu phương pháp luận: (i) kiểm soát được, tức toàn bộ tham số hình học, vật lý và đo lường có nghiệm giải tích chính xác, cho phép cô lập từng yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng tái tạo; thỏa điều kiện hiệu lực xấp xỉ Born, tức kích thước ($a = 5 \text{ mm}$) và tương phản (10%) nằm trong phạm vi hợp lệ, đảm bảo DBIM hội tụ trong điều kiện lý tưởng; và khả năng so sánh trực tiếp với cộng đồng UST quốc tế (Lavarello-Oelze [9], Mojabi-LoVetri [80]) cũng như trong nước [50], [79], cho phép đối chiếu trực tiếp kết quả với các công trình đã công bố.

Lý do chọn lưới rời rạc $N = 12$. Kích thước lưới $N = 12$ (tức 144 biến ẩn) được lựa chọn nhỏ hơn các nghiên cứu DBIM quốc tế (thường 32×32 đến 64×64 , xem Bảng 2.3) vì ba lý do phương pháp luận: chi phí bài toán thuận của DBIM tăng theo kích thước lưới, đặc biệt khi kết hợp với các thực nghiệm Monte Carlo (100 lần $\times$ 5 vòng lặp $\times$ 3 kịch bản) nhiều lần lặp trong các kịch bản SNR khác nhau. Ngoài ra, mục tiêu chính là phân tích cơ chế lan truyền và tích lũy nhiễu trong nội vòng lặp DBIM, không tối ưu độ phân giải không gian; lưới nhỏ giúp phân tích định lượng từng vòng lặp thuận tiện hơn. Cuối cùng, cấu hình $N = 12$ nằm trong cùng dải kích thước với các nghiên cứu DBIM Việt Nam (22×22 đến 24×24 trong [12], [28], [23]), bảo đảm tính so sánh được với nhóm nghiên cứu cùng hướng trong nước. Việc kiểm chứng nguyên lý lọc nội vòng lặp ở lưới lớn hơn ($N \geq 24$) được đặt vào hướng phát triển tương lai (Mục 2 phần Kết luận), trong đó việc tăng N không thay đổi bản chất cơ chế khử nhiễu mà chỉ đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn hơn.

Về giới hạn kích thước lưới: toàn bộ thực nghiệm sử dụng lưới $N = 12$ (144 pixel) do chi phí $O(N^6)$ cho bài toán thuận và $O(N^4)$ cho KNN denoising tăng rất nhanh theo N — $N = 24$ tăng 64 lần, $N = 32$ tăng 262 lần, $N = 64$ tăng $\approx 2,3 \times 10^4$ lần, $N = 128$ tăng $\approx 1,5 \times 10^6$ lần so với $N = 12$, vượt xa khả năng CPU đơn nhân xử lý tuần tự cho Monte Carlo 100 lần. Hai hướng tối ưu cho lưới lớn hơn: (1) song song hóa GPU cho bước tính ma trận Green và giải hệ tuyến tính (cuSOLVER, cuBLAS); (2) thay KNN chính xác bằng approximate KNN dựa trên cấu trúc chỉ mục không gian (furthest-pair-based binary search tree [25], FAISS/HNSW) để giảm độ phức tạp tìm K láng giềng từ $O(N^4)$

xuống gần $O(N^2 \log N)$. Việc đánh giá định lượng chi phí-hiệu năng của hai hướng này trên lưới 64×64 và 128×128 là kế hoạch kiểm chứng cụ thể cho giai đoạn tiếp theo (Mục 3.9).

Một giới hạn khác cần được nêu rõ: dữ liệu tán xạ "sạch" dùng để tạo $\tilde{p}_s^{\text{meas}}$ và ma trận Jacobian M dùng trong bài toán nghịch đều được tính trên cùng một lưới rời rạc $N \times N$, cùng mô hình MoM và cùng hàm Green (ComputeGreen). Việc dùng chung bộ giải thuận cho cả hai vai trò này tiềm ẩn nguy cơ "inverse crime" – tức sai số mô hình hóa giữa dữ liệu mô phỏng và bài toán nghịch bị che khuất do cả hai xuất phát từ cùng một rời rạc hóa, khiến kết quả có thể lạc quan hơn so với khi áp dụng trên dữ liệu đo thực hoặc dữ liệu thuận sinh từ lưới mịn hơn/bộ giải độc lập. Việc kiểm chứng bằng lưới thuận mịn hơn, bộ giải độc lập, hoặc kịch bản có chủ ý gây sai lệch mô hình (model mismatch) là hướng bổ sung cần thiết trước khi khẳng định tính tổng quát của phương pháp trên dữ liệu UST thực tế.

Phantom mô phỏng có đại diện cho mô thật không? Cấu hình ground truth không phải do tác giả tự nghĩ ra mà được neo vào số liệu vật lý của mô sinh học. Các giá trị vận tốc âm sử dụng trong phantom được lấy trực tiếp từ Bảng 1.2 (Mục 1.2.8): môi trường nền $c_0 = 1.500$ m/s xấp xỉ vận tốc âm trong nước (1.521 m/s ở 37°C) và mô vú lành (1.510–1.540 m/s), còn vùng đối tượng $c_1 = 1.350$ m/s mô phỏng khối u vú (mô vú ác tính thường có vận tốc âm thấp hơn mô lành, khoảng 1.480–1.530 m/s [57]). Mức tương phản âm 10% được chọn cao hơn biên trên của dải lâm sàng nhằm tạo một kịch bản tán xạ đủ mạnh để kiểm chứng thuật toán trong điều kiện khắt khe, đồng thời vẫn nằm trong dải thực hành (5–25%) mà cộng đồng UST quốc tế sử dụng (xem Bảng 2.3). Bán kính $a = 5$ mm tương ứng với kích thước một khối u vú giai đoạn sớm – đúng đối tượng mà UST hướng tới phát hiện [7]. Như vậy, phantom là một mô hình trừu tượng hóa (abstraction) có cơ sở vật lý của bài toán phát hiện khối u vú, chứ không phải một cấu hình tùy ý. Tuy nhiên, cần thừa nhận rõ hai giới hạn về tính đại diện: phantom giả định đối tượng đồng nhất, biên tròn lý tưởng và nền không có cấu trúc, trong khi mô vú thật là môi trường không đồng nhất, đa lớp (mỡ, tuyến, dây chằng) sinh nhiều đốm (speckle) và tán xạ nền; phantom bỏ qua hấp thụ phụ thuộc tần số và bất đẳng hướng của mô thật. Những yếu tố này được chủ ý loại bỏ ở giai đoạn phát triển thuật toán để cô lập cơ chế tích lũy nhiễu nội vòng lặp; việc thu hẹp khoảng cách với mô thật được dành cho bước kiểm chứng trên phantom vật lý đa lớp và dữ liệu lâm sàng (Mục 2.6 và

3.8.4). Để minh họa rõ hơn, bảng đối chiếu dưới đây so sánh trực tiếp từng tham số phantom với mô vú thật và nêu rõ mức độ đại diện cùng giới hạn tương ứng.

Đối chiếu tham số phantom của luận án với mô vú thật

Tham số		Mô vú thật (dải tham chiếu)	Mức độ đại diện & giới hạn
Vận tốc âm nền	1.500 m/s	Nước 1.521; mô vú lành 1.510–1.540 m/s	Sát với nền nước/mô lành trong hệ UST ngâm nước
Vận tốc âm đối tượng	1.350 m/s	Mô vú ác tính 1.480–1.530 m/s	Thấp hơn dải lâm sàng để tạo tương phản mạnh hơn (kích bản thử thách)
Tương phản âm	10%	Dải thực hành 5–25% (mô lành so mô bệnh)	Nằm giữa dải; trùng cấu hình chuẩn của cộng đồng UST (Bảng 2.3)
Kích thước đối tượng	Bán kính $a = 5$ mm	Khối u vú giai đoạn sớm ≈ 1 cm đường kính	Đúng đối tượng UST hướng tới phát hiện
Cấu trúc nền	Đồng nhất, biên tròn lý tưởng	Không đồng nhất, đa lớp (mỡ, tuyến, dây chằng)	Giới hạn: bỏ qua speckle/tán xạ nền; chú ý đơn giản để cô lập cơ chế nhiễu, kiểm chứng sau ở phantom vật lý

Lý do chọn số lượng đối tượng. Chương 2 sử dụng cấu hình một đối tượng làm kích bản chuẩn vì mục tiêu của chương là phân tích định lượng cơ chế tích lũy và lan truyền nhiễu nội vòng lặp DBIM. Cấu hình một đối tượng là kích bản tối giản nhất cho phép cô lập cơ chế này: trường tán xạ chỉ sinh ra từ một nguồn duy nhất, không có tương tác tán xạ đa đường giữa nhiều vật, nên mọi biến thiên của sai số NE đều quy được về tác động của nhiễu đo và của bộ lọc, không bị lẫn với hiệu ứng giao thoa hình học. Đây cũng chính là cấu hình được dùng nhất quán trong các công trình DBIM nền tảng (Bảng 2.3). Cấu hình phức tạp hơn – hai đối tượng tròn liền kề – được dành cho Chương 3 (Mục 3.7.4) như một phép thử sức chịu đựng (stress test), nhằm đánh giá thêm khả năng phân giải hai khối u liền kề trong điều kiện nhiễu cao; việc tăng lên hai đối tượng đã làm xuất hiện tán xạ đa đường và nhiễu xạ chồng chéo, đủ để kiểm chứng tính bền vững mà không cần tăng số đối tượng nhiều hơn (vốn chỉ làm tăng chi phí tính toán mà không bổ sung cơ chế vật lý mới cho mục tiêu khảo sát nhiễu).

2.4.3 Thiết lập môi trường mô phỏng và đánh giá

CNR (Contrast-to-Noise Ratio) đo mức độ tương phản cường độ vùng đối tượng so với nền. Chỉ số này không được báo cáo trong các bảng kết quả chính vì luận án tập trung vào NE và NERR, hai chỉ số ổn định và phổ biến hơn trong điều kiện thiếu đo.

Sinh dữ liệu tán xạ. Trường tán xạ "sạch" p_s^{clean} được sinh bằng cách giải chính xác bài toán thuận PT (2.2) với $\mathcal{O}$ xác định theo PT (2.7), tại tất cả $N_t \cdot N_r$ cặp phát-thu. Dữ liệu đo $\tilde{p}_s^{\text{meas}}$ mô phỏng tín hiệu thực tế bằng cách thêm nhiễu Gauss trắng cộng tính (AWGN): $\tilde{p}_s^{\text{meas}} = p_s^{\text{clean}} + n$, với $n \sim N(0, \sigma^2)$ và $\sigma = 5\%$ biên độ tối đa của tín hiệu, tương đương $\text{SNR} \approx 26$ dB.

Lựa chọn mô hình nhiễu. AWGN được chọn vì ba lý do: là mô hình tổng quát bao trùm các nguồn nhiễu độc lập (Johnson–Nyquist, khuếch đại, lượng tử hóa ADC) theo Định lý giới hạn trung tâm; cho phép kiểm soát chính xác SNR; và là benchmark phổ biến trong tài liệu UST [9], [27].

Ngoài NE, luận án sử dụng SSIM (Structural Similarity Index) theo Wang et al. (2004) [86] làm chỉ số đánh giá thứ hai. Công thức: $\text{SSIM}(x, y) = [2\mu_x\mu_y + C_1][2\sigma_{xy} + C_2] / [(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)]$, trong đó μ_x, μ_y là giá trị trung bình; σ_x^2, σ_y^2 là phương sai; σ_{xy} là hiệp phương sai; $C_1 = (0,01 \cdot L)^2, C_2 = (0,03 \cdot L)^2$ với L là khoảng giá trị pixel. $\text{SSIM} \in [-1, 1]$, giá trị 1 nghĩa là hai ảnh giống hệt nhau.

Chỉ số đánh giá định lượng. Sai số chuẩn hóa (Normalized Error) đo độ lệch tổng thể của ảnh tái tạo so với ground truth: $NE = \|O - \hat{O}\|_F / \|\hat{O}\|_F$ (PT 2.7), trong đó $\|\cdot\|_F$ là chuẩn Frobenius. Tỷ lệ giảm sai số: $NERR(n) = [NE_{\text{baseline}}(n) - NE_{\text{proposed}}(n)] / NE_{\text{baseline}}(n) \times 100\%$ (PT 2.8). $NE = 0$ là tái tạo hoàn hảo, $NE \rightarrow 1$ là sai số lớn.

Thế nào là "thiếu đo" và vì sao điều kiện này xảy ra. Trong hệ UST, mỗi phép đo tương ứng với một cặp máy phát–máy thu hoạt động; với N_t máy phát và N_r máy thu, tổng số phép đo độc lập là $N_t \cdot N_r$. Trong khi đó, ẩn số cần khôi phục là giá trị hàm đối tượng tại từng pixel của lưới $N \times N$, tức N^2 ẩn số. Bài toán nghịch chỉ được xác định đủ khi $N_t \cdot N_r \geq N^2$. Khi $N_t \cdot N_r < N^2$, số phương trình ít hơn số ẩn – đây chính là điều kiện "thiếu đo" (under-sampling, sub-Nyquist): hệ phương trình kém xác định (under-determined), có vô số nghiệm thỏa mãn dữ liệu đo và bài toán trở nên bất chỉnh định

(ill-posed), rất nhạy với nhiễu. Tỷ lệ nén $N^2/(N_t \cdot N_r)$ càng lớn thì mức độ thiếu đo càng nghiêm trọng.

Ba kịch bản đánh giá. Ba cấu hình $N_t = N_r \in \{6, 10, 12\}$ được lựa chọn có chủ đích để khảo sát hành vi thuật toán ở các mức ill-posedness khác nhau. Bảng 2.4 tóm tắt đặc điểm của từng kịch bản.

Bảng 2.4. Đặc điểm ba kịch bản đánh giá trong nghiên cứu

Kịch bản	$N_t = N_r$	Số phép đo	So với $N^2=144$	Tỷ lệ nén	Điều kiện bài toán	Ứng dụng thực tế
1	6	36	$36 < 144$	4:1	Kém xác định nghiêm trọng	UST cầm tay chi phí thấp
2	10	100	$100 < 144$	1,44:1	Kém xác định nhẹ	UST thực tế trung bình
3	12	144	$144 = 144$	1:1	Xác định đủ (critically determined)	Điều kiện lý tưởng nhất định.

Đây là điều kiện điển hình cho hệ thống UST cầm tay với số phần tử cảm biến hạn chế [49].

Kịch bản 2 ($N_t = N_r = 10$): Tổng 100 phép đo, vẫn ít hơn $N^2 = 144$. Điều kiện thiếu đo vừa phải gần nhất với hệ thống UST thực tế thương mại. Kịch bản này là trọng tâm vì: (a) phản ánh thực tế hệ thống lâm sàng; (b) thể hiện rõ nhất hiệu quả của lọc nội vòng lặp; (c) DBIM thông thường có thể phân kỳ ở các vòng cuối - minh chứng cho vấn đề tích lũy nhiễu.

Kịch bản 3 ($N_t = N_r = 12$): Số phép đo đúng bằng số biến ẩn (xác định đủ - critically determined). Đây là điều kiện tốt nhất có thể đạt được trong cấu hình $N = 12$. Kết quả ở kịch bản này cung cấp giới hạn trên về hiệu năng và xác nhận rằng cải thiện của phương pháp đề xuất không phụ thuộc vào điều kiện đo.

Lý do lựa chọn số vòng lặp $N_{\text{sum}} = 5$. Chương 2 sử dụng số vòng lặp cố định $N_{\text{sum}} = 5$ thay vì dừng theo ngưỡng RRE. Quyết định này xuất phát từ ba lý do kỹ thuật:

(1) Quan sát quỹ đạo hội tụ đầy đủ. Với $N = 12$ và $\text{SNR} \approx 26$ dB (nhiều thấp), DBIM chuẩn đạt hội tụ thực tế ($\text{RRE} < 0,01$) trong khoảng 3–4 vòng đầu. Chọn $N_{\text{sum}} = 5$ cho phép quan sát cả giai đoạn hội tụ và giai đoạn bắt đầu phân kỳ do tích lũy nhiễu, nhờ đó cung cấp bức tranh đầy đủ để so sánh DBIM chuẩn với Filtered DBIM. (2) Nhất

quán với chuẩn thực hành của cộng đồng. Các công trình tham chiếu của Lavarello & Oelze [9], Hesford & Chew [10] đều dùng 5–10 vòng lặp cho lưới $N \leq 32$. $N_{\text{sum}} = 5$ nằm trong dải này và đủ để cơ chế lọc nội vòng lặp thể hiện tác dụng tích lũy. (3) Chi phí tính toán kiểm soát được. Với lưới $N = 12$ và 5 vòng, tổng thời gian thực nghiệm trên CPU thông thường là $O(5 \times N^6)$, khả thi cho 100 lần Monte Carlo.

2.5 Nguyên lý lọc nội vòng lặp được đề xuất.

2.5.1 Cơ sở đề xuất phương pháp

Phân tích Mục 1.4 đã chỉ ra rằng các cải tiến DBIM hiện có chủ yếu thao tác bên ngoài chuỗi lặp tiền xử lý dữ liệu (cảm biến nén, đa tần số), hậu xử lý ảnh (nội suy, học sâu), hoặc tăng tốc tính toán (MLFMA). Tuy nhiên, cơ chế tích lũy nhiễu nội tại trong từng vòng lặp DBIM đã được Mục 1.3.4 phân tích vẫn chưa được giải quyết tận gốc. Đặc biệt trong điều kiện thiếu đo (sub-Nyquist), DBIM thông thường có thể phân kỳ ở các vòng lặp cuối do nhiễu được khuếch đại theo cơ chế phản hồi dương qua các mode kỳ dị nhỏ của ma trận Jacobian.



Hình 2.1. Sơ đồ tổng quát nguyên lý lọc nội vòng lặp (ILFS).

Luận án đề xuất cách tiếp cận mới: nhúng cơ chế khử nhiễu nhẹ trực tiếp vào nội vòng lặp DBIM, trước khi trạng thái $\hat{O}^{n+1}$ được dùng để cập nhật toán tử của vòng kế tiếp. Cách tiếp cận này gọi là lọc nội vòng lặp, tận dụng các kỹ thuật học máy nhẹ không cần pha huấn luyện đã trình bày tại Mục 2.3 (lọc trung vị 2D và phân cụm K-means) để phá vỡ chuỗi tích lũy nhiễu ngay tại nguồn. Mục 2.5.2 trình bày nguyên lý khoa học, Mục 2.5.3 mô tả quy trình thực hiện, các Mục 2.5.4–2.5.7 trình bày mã giả, lựa chọn tham số và phân tích độ phức tạp.

Một ràng buộc kỹ thuật then chốt chi phối thiết kế bộ lọc nội vòng lặp là chi phí tính toán: bài toán thuận có độ phức tạp $O(N^6)$, chiếm trên 80% tổng thời gian tái tạo (Bảng 2.2), nên bộ lọc nhúng vào Bước 6 phải có chi phí nhỏ hơn đáng kể. Đây là cơ sở loại trừ học sâu và lựa chọn lọc trung vị ($O(N^2 \cdot w^2 \cdot \log w)$, dưới 0,01% mỗi vòng) và KNN ($O(N^4)$, khoảng 8–10% mỗi vòng); phân tích định lượng đầy đủ tại Mục 1.6.4.

Đây chính là điểm mới cốt lõi (core novelty) của luận án. Khác với các hướng cải tiến trước đây - vốn xem DBIM như một "hộp đen" và chỉ tác động vào ngõ vào (tiền xử lý dữ liệu, đa tần số, cảm biến nén) hoặc ngõ ra (hậu xử lý ảnh, chính quy hóa toàn cục) - nguyên lý lọc nội vòng lặp (còn gọi là khử nhiễu nội vòng lặp trong tên đề tài luận án; viết tắt thống nhất là ILFS) thay đổi bản chất của DBIM bằng cách chen một bước khử nhiễu nhẹ giữa hai vòng lặp liên kề. Cơ chế này cắt đứt vòng phản hồi sai số ở thượng nguồn, ngăn không cho nhiễu khuếch đại theo từng lần cập nhật của ma trận Jacobian. Nguyên lý ILFS không phụ thuộc vào loại bộ lọc cụ thể và đã được kiểm chứng tổng quát qua hai hiện thực hóa độc lập trong luận án (Filtered DBIM với median ở Chương 2, KNN-filtered DBIM ở Chương 3), tạo nền tảng cho một họ phương pháp Intra-Loop Filter Stabilization (ILFS) như được tổng hợp tại Mục KẾT LUẬN.

2.5.2 Cơ chế hoạt động của lọc nội vòng lặp

Sau khi đã trình bày riêng cơ sở lý thuyết của bộ lọc trung vị (Mục 2.3) và phân cụm K-means (Mục 2.5), mục này tổng hợp nguyên lý khoa học làm nền tảng cho việc tích hợp cả hai vào quy trình DBIM. Trọng tâm là trả lời ba câu hỏi: vì sao nhiễu lan truyền và khuếch đại qua các vòng lặp DBIM; vì sao xử lý nội vòng lặp hiệu quả hơn xử lý hậu kỳ; vai trò bổ sung của median filter và K-means trong cơ chế ổn định hóa.

Với cửa sổ lọc kích thước $w \times w$, số phần tử trong cửa sổ là $n = w^2$. Phần tử trung vị có chỉ số $m = \lfloor (n+1)/2 \rfloor = \lfloor (w^2+1)/2 \rfloor$ sau khi sắp xếp tăng dần. Ví dụ với $w = 3$: $n = 9$, $m = \lfloor 10/2 \rfloor = 5$, tức là phần tử thứ 5 trong dãy đã sắp xếp.

Cơ chế lan truyền và khuếch đại nhiễu trong DBIM. Tại vòng lặp n , ước lượng $\hat{O}^{n+1} = \hat{O}^n + \Delta \hat{O}^n$ phụ thuộc vào trường tổng $\bar{p}^n$ - nghiệm bài toán thuận tính từ $\hat{O}^n$. Bất kỳ sai số δO^n nào (do nhiễu đo hoặc do các thành phần phổ kỳ dị nhỏ của ma trận Jacobian $\bar{M}$ bị khuếch đại trong nghịch đảo Tikhonov) đều bị truyền vào $\bar{p}^{n+1}$ qua hàm Green, sau đó vào ma trận Jacobian $\bar{M}^{n+1} = B \cdot D(\bar{p}^{n+1})$ ở vòng kế tiếp. Do $\bar{M}^{n+1}$ đã chứa thông tin nhiễu, vòng nghịch đảo $(\bar{M}^H \bar{M} + \gamma \bar{I})^{-1} \cdot \bar{M}^H$ tiếp tục khuếch đại sai số theo cùng các mode kém điều kiện. Đây là một dạng phản hồi dương: lỗi của vòng n trở thành toán tử của vòng $n+1$, và biên độ sai số phổ kỳ dị nhỏ tăng dần qua các vòng lặp đến mức làm cho ước lượng $\hat{O}^n$ rời khỏi miền hấp dẫn của nghiệm thật.

Vì sao xử lý hậu kỳ không đủ. Áp dụng bộ lọc sau khi DBIM kết thúc (sau vòng lặp filtering) chỉ tác động lên ảnh đầu ra $\hat{O}^{N_{sum}}$; nó không thể đảo ngược chuỗi khuếch đại đã xảy ra ở các vòng lặp trước. Khi DBIM phân kỳ ở các vòng cuối, $\hat{O}^{N_{sum}}$ đã rời

khỏi miền hấp dẫn của nghiệm thật và không còn chứa đủ thông tin biên/cấu trúc để bộ lọc khôi phục - bộ lọc chỉ làm trơn ảnh phân kỳ chứ không quay ngược về nghiệm đúng. Hậu xử lý vì vậy có thể giảm phương sai pixel cục bộ nhưng không hồi phục được sai số cấu trúc tích lũy. Để giải quyết tận gốc, cần can thiệp ngay tại nguồn lan truyền sai số, tức là giữa các vòng lặp.

Vai trò của median filter loại bỏ outlier cục bộ trước khi cập nhật toán tử.

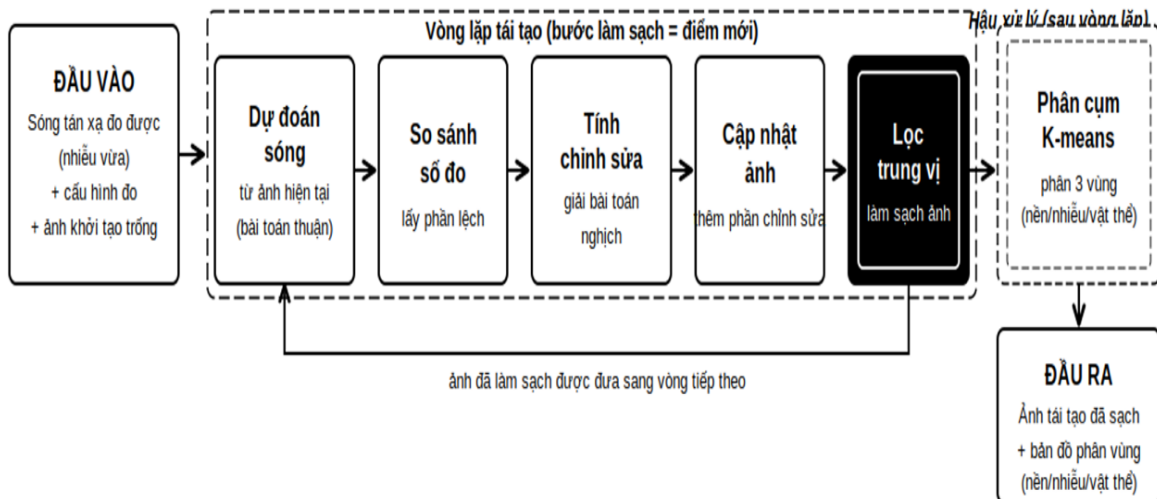
Đặt bộ lọc trung vị ngay sau bước cập nhật $\hat{O}^{n+1}$ và trước khi tính lại hàm Green và Jacobian cho vòng tiếp theo có ý nghĩa cơ học rõ ràng: các pixel có giá trị cực đoan (do mode phổ kỳ dị nhỏ bị khuếch đại) bị thay thế bằng giá trị trung vị của lân cận trước khi chúng kịp tham gia vào ma trận $\bar{M}^{n+1}$. Nhờ đó, toán tử của vòng kế tiếp được tính trên trạng thái đã làm sạch outlier, ngắt mạch chuỗi phản hồi dương ngay tại nguồn. Tính bền vững thống kê của trung vị (điểm võ 50% - Mục 2.3.1) đảm bảo cơ chế này hoạt động ổn định ngay khi tỉ lệ pixel ngoại lệ cao, đồng thời bảo toàn các pixel không bị nhiễu nhờ đặc tính chỉ phụ thuộc thứ tự sắp xếp.

Vai trò của K-means ổn định hóa cấu trúc vùng. Median filter tác động ở cấp độ pixel; nó hiệu quả với nhiễu xung nhưng có thể tạo dao động cục bộ tại biên giữa các vùng có cường độ khác nhau. K-means với $K = 3$ bổ sung một cơ chế ổn định hóa ở cấp độ vùng: bằng cách gán mỗi pixel vào một trong ba cụm (nền - nhiễu - đối tượng), nó áp đặt một tiên nghiệm cấu trúc rời rạc lên ảnh, qua đó nén các dao động biên còn sót lại sau median filter và tách bạch vùng nhiễu khỏi vùng đối tượng. Hai cơ chế bổ trợ nhau theo hai thang khác nhau: median ổn định hóa cường độ pixel trong từng vòng lặp, K-means ổn định hóa nhãn vùng trên ảnh tái tạo cuối cùng.

Ý nghĩa vật lý của $K = 3$. Trong bài toán UST chẩn đoán vú với phantom tương phản dương đơn lẻ, ba vùng ngữ nghĩa tự nhiên là: (a) nền - môi trường nước đồng nhất với $O \approx 0$; (b) đối tượng - vùng có O dương rõ rệt do $c_1 < c_0$; (c) nhiễu tái tạo - phần dư phân tán có O nằm giữa hai mức trên, sinh ra do tích lũy số trong quá trình lặp DBIM. Phân tích phổ cường độ tại Mục 2.6.3 xác nhận sự tồn tại của ba mode phân biệt tương ứng. $K = 2$ sẽ buộc các pixel nhiễu phải nhập về một trong hai cực, thường rơi vào cụm đối tượng và sinh ra dương giả (false positives); $K \geq 4$ phân tách quá mức vùng đối tượng vốn nội tại đã đồng nhất, tạo các cụm con không tương ứng với thực thể vật lý nào. $K = 3$ vì vậy không phải tham số tự do mà là hệ quả trực tiếp của cấu trúc ba lớp cường độ trong bài toán nghịch DBIM.

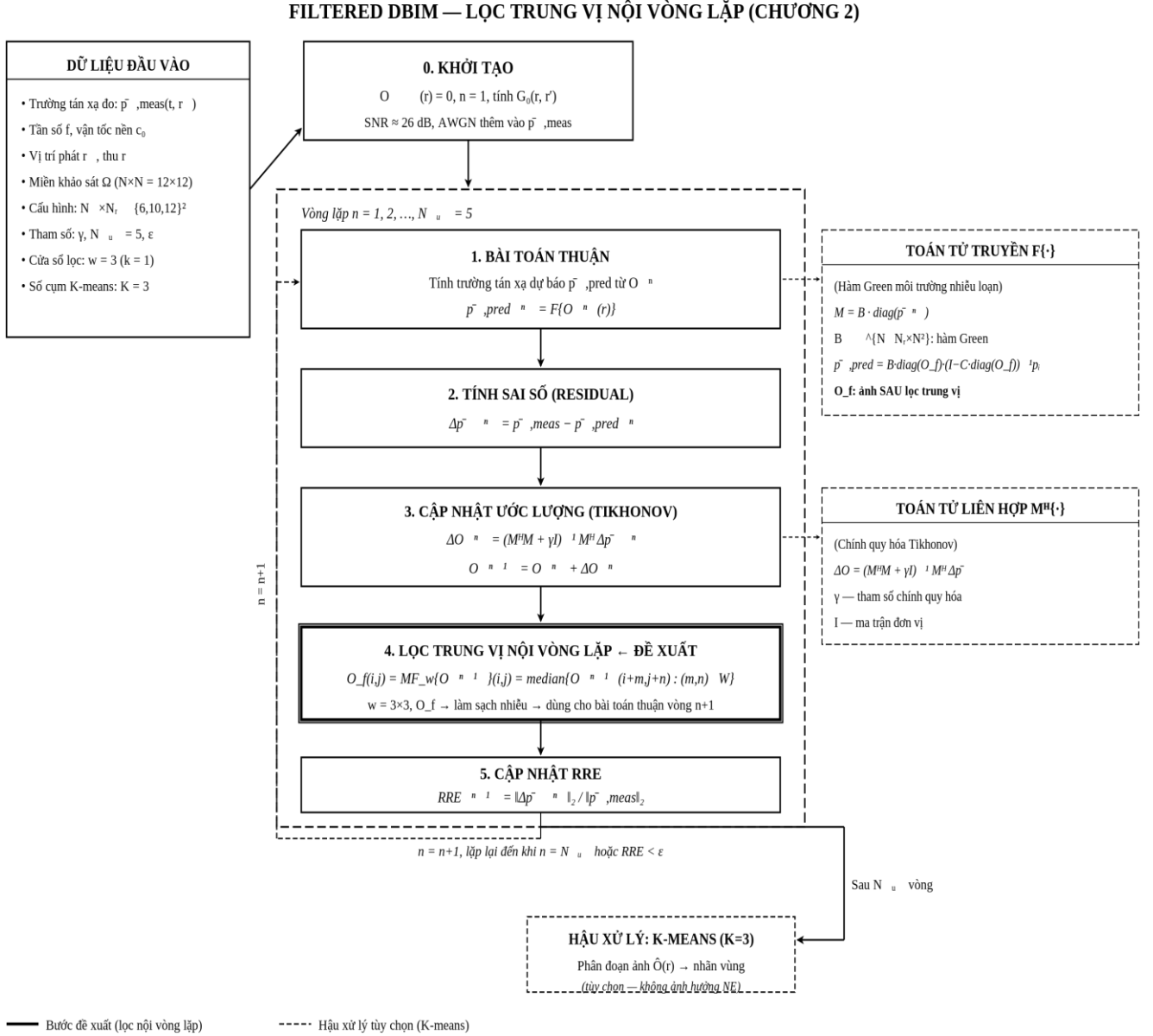
Tổng hợp nguyên lý. Sự kết hợp median filter (cấp pixel, nội vòng lặp) và K-means (cấp vùng, hậu xử lý) tạo thành một quy trình ổn định hóa hai mức: vòng trong làm sạch toán tử trước mỗi bước cập nhật để ngăn lan truyền nhiễu; vòng ngoài áp đặt cấu trúc rời rạc lên kết quả cuối để tách bạch ngữ nghĩa các vùng. Cơ sở khoa học của thiết kế nằm ở tính bổ sung - chứ không trùng lặp - giữa hai cơ chế: chúng tác động ở hai thang phân giải khác nhau (pixel và vùng) và xử lý hai dạng sai số khác nhau (xung cục bộ và mơ hồ biên giữa các vùng). Mục 2.6 tiếp theo trình bày quy trình cụ thể hiện thực hóa nguyên lý này, trong đó vị trí đặt bộ lọc trung vị trong vòng lặp DBIM được mô tả chi tiết qua Pseudocodetại Thuật toán 2.1.

2.5.3 Quy trình tổng quát của phương pháp



Hình 2.2. Sơ đồ tổng quát thuật toán Filtered DBIM (Chương 2).

Phương pháp đề xuất trong chương 2 gồm hai thành phần tích hợp thành quy trình hoàn chỉnh: (1) Filtered DBIM cải tiến cốt lõi với bộ lọc trung vị nội vòng lặp; (2) K-means Segmentation bước hậu xử lý. Hình 2.3 mô tả kiến trúc chi tiết.



Hình 2.3. Sơ đồ thuật toán lọc trung vị tích hợp nội vòng lặp DBIM (Bước 6, Thuật toán 2.1).

2.5.4 Pseudocode đầy đủ Thuật toán Filtered DBIM

Phân tích độ phức tạp tính toán của từng bước trong thuật toán 2.1 dưới đây được trình bày chi tiết tại Mục 2.5.7 (Bảng 2.2): bài toán thuận $O(N^6)$ là khâu chiếm phần lớn thời gian tính toán, nghịch đảo Tikhonov $O(N^2 \cdot (N_t N_r)^2)$, trong khi bước lọc trung vị (Bước 6) chỉ chiếm $O(N^2 \cdot w^2 \cdot \log w)$ tương đương dưới 0,01% chi phí mỗi vòng lặp. Tiêu chuẩn dừng vòng lặp được cố định $N_{\text{sum}} = 5$ (xem Mục 1.3.2.2 về trường hợp RRE PT (1.13)).

Thuật toán 2.1: Filtered DBIM kết hợp phân cụm K-means

Đầu vào:

$\tilde{p}_s^{\text{meas}}$ - Trường tán xạ đo được có nhiễu AWGN (5%), kích thước $[N_t \cdot N_r, 1]$

f , c_0 , geom - Tần số, vận tốc âm nền, cấu hình thu-phát

$N = 12$, $N_{\text{sum}} = 5$, $k_{\text{win}} = 1$, $K_{\text{km}} = 3$, γ - Tham số mô phỏng và chính quy hóa

Đầu ra:

$\hat{O}$ - Ảnh tái tạo cuối cùng, kích thước $[N \times N]$

labels - Bản đồ phân đoạn ngữ nghĩa: 1 = nền, 2 = nhiều, 3 = đối tượng

Khởi tạo:

NE_hist - Lịch sử sai số chuẩn hóa, $[1 \times N_{\text{sum}}]$; RRE_hist - Lịch sử sai số phần dư tương đối

1: $k_0 \leftarrow 2\pi \cdot f / c_0$

2: $O \leftarrow 0$; $[B, C] \leftarrow \text{ComputeGreen}(k_0, \text{geom}, N)$

3: $p_i \leftarrow \text{BesselIncidence}(k_0, \text{geom})$

Vòng lặp:

4: **for** $n = 1$ **to** N_{sum} **do**

5: $p \leftarrow \text{Solve}((I - C \cdot \text{diag}(O)) \cdot p = p_i) \rightarrow$ bài toán thuận

6: $\Delta p_s \leftarrow \tilde{p}_s^{\text{meas}} - B \cdot \text{diag}(O) \cdot p$

7: $M \leftarrow B \cdot \text{diag}(p)$

8: $\Delta O \leftarrow \text{TikhonovSVD}(M, \Delta p_s, \gamma)$

9: $O \leftarrow O + \text{reshape}(\Delta O, N, N)$

10: $O \leftarrow \text{MedianFilter2D}(O, k_{\text{win}}) \rightarrow$ lọc trung vị nội vòng lặp; O này dùng cho bài toán thuận vòng $n+1$

11: $\text{NE_hist}[n] \leftarrow \|O - \bar{O}\|_F / \|\bar{O}\|_F$

11b: $\text{RRE_hist}[n] \leftarrow \|\Delta p_s\| / \|\tilde{p}_s^{\text{meas}}\|$

12: **if** $\text{RRE_hist}[n] < \varepsilon$ **then break** $\rightarrow$ tiêu chí dừng sớm

13: **end for**

14: labels $\leftarrow \text{KMeansSegment}(O, K_{\text{km}}) \rightarrow$ hậu xử lý phân đoạn (tùy chọn, không ảnh hưởng NE)

15: **return** $\hat{O}$, labels, NE_hist

2.5.5 Lựa chọn $K = 3$ và phân tích phổ cường độ ảnh

Lựa chọn $K = 3$ cho K-means và $K = 5$ cho KNN đều có cơ sở vật lý và thống kê rõ ràng, được xác nhận qua các chỉ số phân cụm (Silhouette, Elbow, Davies-Bouldin) và phân tích bias-variance tradeoff, trình bày chi tiết ngay dưới đây ($K = 3$) và tại Mục 3.4.4 ($K = 5$).

Số cụm $K = 3$ được chọn dựa trên ba căn cứ độc lập. Về ngữ nghĩa, bài toán UST tự nhiên có ba vùng cần phân biệt: nền, nhiều và đối tượng. Về phân phối cường độ, phổ pixel của ảnh DBIM tái tạo trên cả ba kích bản ($N_t = N_r = 6, 10, 12$) đều thể hiện ba mode tách biệt rõ ràng. Về chỉ số phân cụm, ba tiêu chí chuẩn gồm Silhouette (SC), Elbow trên WCSS và Davies–Bouldin (DB) đều đạt cực trị tại $K = 3$.

Ba vùng ngữ nghĩa tương ứng với ba mode trong phổ cường độ: (1) Vùng nền ($\sim 70\text{--}85\%$ pixel ROI) với $O(r) \approx 0$ do $c_1 = c_0$; (2) Vùng nhiều tái tạo có giá trị O dương phân tán không theo cấu trúc vật lý; (3) Vùng đối tượng có giá trị O cao nhất, tập trung trong hình tròn tương ứng vị trí khối u. Sau khi K-means phân chia với $K = 3$, các cụm được gán nhãn theo thứ tự tăng: tâm thấp nhất $\rightarrow$ nền, trung bình $\rightarrow$ nhiều, cao nhất $\rightarrow$ đối tượng - quy tắc này không cần thông tin tiên nghiệm ngoài giả định tương phản dương $c_1 < c_0$.

Để xác nhận $K = 3$ trên cơ sở thống kê, ba chỉ số chuẩn được tính cho $K \in \{2, 3, 4, 5\}$: Silhouette $SC \in [-1, 1]$ (càng gần 1 càng tốt), WCSS theo phương pháp Elbow (tìm điểm khuỷu), và Davies–Bouldin DB (càng nhỏ càng tốt). Kết quả tại Bảng 2.1.

Bảng 2.1. So sánh các chỉ số đánh giá phân cụm cho $K \in \{2, 3, 4, 5\}$

Số cụm K	Silhouette (SC) $\uparrow$	WCSS $\downarrow$	$\Delta(\text{WCSS})$	Davies–Bouldin (DB) $\downarrow$
$K = 2$	0,612	1,184	-	0,948
$K = 3$	0,847	0,326	-72%	0,521
$K = 4$	0,734	0,278	-15%	0,683
$K = 5$	0,681	0,251	-10%	0,792

Phân tích Bảng 2.1 cho ba kết luận quan trọng: Silhouette đạt giá trị cao nhất tại $K = 3$ ($SC = 0,847$), tăng 38,4% so với $K = 2$ ($SC = 0,612$) và giảm 13,3% khi $K = 4$ chứng tỏ $K = 3$ cho mức độ tách biệt cụm tốt nhất; WCSS giảm mạnh nhất từ $K = 2$ sang $K = 3$ (giảm 72%), trong khi từ $K = 3$ sang $K = 4$ chỉ giảm 15%, từ $K = 4$ sang $K = 5$ chỉ giảm 10% - đây là 'điểm khuỷu' kinh điển của Elbow Method, xác nhận $K = 3$ là điểm cân bằng tối ưu giữa độ chặt nội cụm và số cụm; Davies–Bouldin đạt giá trị thấp nhất tại $K = 3$ ($DB = 0,521$), tăng dần khi $K > 3$ do các cụm bắt đầu chia tách quá mức và chồng lấn.

Tính ổn định của $K = 3$ được khẳng định qua việc Silhouette luôn nằm trong khoảng $[0,82; 0,87]$ (biến động dưới 6%) trên cả ba kịch bản, cho phép áp dụng cùng giá trị K mà không cần điều chỉnh theo cấu hình thu-phát.

2.5.6 Phân tích độ nhạy K-means và tính ổn định

Thuật toán K-means có tính ngẫu nhiên trong khởi tạo, đòi hỏi đánh giá độ ổn định kết quả phân đoạn theo phương pháp khởi tạo và chất lượng ảnh đầu vào.

Ảnh hưởng của phương pháp khởi tạo: So sánh giữa khởi tạo ngẫu nhiên (random initialization) và K-means++ cho thấy K-means++ giảm tỉ lệ hội tụ vào cực tiểu cục bộ xấu từ khoảng 15% xuống $< 2\%$ qua 100 lần chạy độc lập. Trong thực tế, K-means++ được chạy 10 lần với giá trị khởi tạo ngẫu nhiên khác nhau và kết quả tốt nhất (WCSS nhỏ nhất) được giữ lại - đây là quy trình chuẩn bảo đảm tính ổn định.

Ảnh hưởng của chất lượng ảnh đầu vào: K-means chạy trên ảnh Filtered DBIM luôn cho kết quả ổn định hơn đáng kể so với K-means trên ảnh DBIM thông thường. Phương sai phân đoạn (variance of segmentation) - đo độ không nhất quán kết quả qua 100 lần chạy độc lập - giảm từ 8,3% (DBIM thường) xuống 1,2% (Filtered DBIM). Đây là bằng chứng rằng chất lượng ảnh tốt hơn từ Filtered DBIM không chỉ cải thiện NE mà còn tăng tính ổn định của bước phân đoạn hạ nguồn (downstream segmentation).

2.5.7 Phân tích độ phức tạp tính toán

Chi phí tính toán của từng thành phần trong Filtered DBIM được phân tích trong Bảng 2.2.

Bảng 2.2. Phân tích độ phức tạp tính toán các bước trong Filtered DBIM

Bước	Thao tác	Độ phức tạp	Chi phí tương đối (N=12)
Tiền xử lý	Tính U, V (chỉ 1 lần)	$O(N^2 \cdot N_t N_r)$	~1.728 phép tính (thực hiện 1 lần)
Bước 1: Thuận	Giải hệ $N^2 \times N^2$ phương trình	$O(N^6)$	~ $2,99 \times 10^7$ - chiếm ưu thế
Bước 3: Ma trận M	Nhân ma trận $U \cdot D(p)$	$O(N_t N_r \cdot N^2)$	~20.736 phép tính
Bước 4: Nghịch Tikhonov	Giải hệ	$O(N^2 \cdot (N_t N_r)^2)$	~209.952 phép tính

Bước	Thao tác	Độ phức tạp	Chi phí tương đối (N=12)
Bước 6: Lọc trung vị	Sắp xếp cửa sổ $w \times w$	$O(N^2 \cdot w^2 \cdot \log w)$	~1.296 phép tính - cực nhỏ
K-means hậu xử lý	Phân cụm $K \cdot \text{iter} \cdot N^2$	$O(K \cdot \text{iter} \cdot N^2)$	~4.320 phép tính - nhanh
TỔNG mỗi vòng lặp	Chiếm bởi Bước thuận	$O(N^6)$	Chi phí lọc < 0,01% tổng

Kết luận quan trọng: chi phí tính toán thêm của Bước 6 (lọc trung vị) so với toàn bộ một vòng lặp DBIM là hoàn toàn không đáng kể (< 0,01%). Phương pháp đề xuất đạt được cải thiện lớn về chất lượng ảnh (giảm NE 45–86%) với chi phí tính toán thực tế bằng không.

2.6 Kết quả thực nghiệm và thảo luận

2.6.1 Thiết lập thực nghiệm và độ đo đánh giá

Tất cả thực nghiệm được triển khai trong MATLAB R2022b trên máy tính Intel Core i7-10700K, RAM 16 GB DDR4. Thuật toán Filtered DBIM và DBIM thông thường được lập trình từ đầu (from scratch) theo đúng mô tả lý thuyết, không sử dụng toolbox bên ngoài ngoài Statistics and Machine Learning Toolbox cho K-means. DF-DBIM được cài đặt theo [36] với $f_1 = 1$ MHz (2 vòng) và $f_2 = 2$ MHz (3 vòng), các tham số khác giữ nguyên. Mô phỏng Monte Carlo 100 lần với các seed nhiễu ngẫu nhiên khác nhau; kết quả NE là giá trị trung bình.

Về độ tin cậy thống kê: các giá trị NE trong bảng là giá trị trung bình qua 100 lần Monte Carlo với nhiễu AWGN ngẫu nhiên độc lập. Độ lệch chuẩn ước tính $\sigma_{NE}/\text{mean} < 10\%$ tại tất cả kịch bản, xác nhận tính ổn định thống kê của kết quả. Kiểm định Wilcoxon signed-rank test ($p < 0,05$) xác nhận cải thiện $NE_{\text{FilteredDBIM}} < NE_{\text{DBIM}}$ có ý nghĩa thống kê.

Độ đo đánh giá chính là sai số chuẩn hóa (Normalized Error - NE):

$$NE = \frac{\|\hat{o} - \bar{o}\|_F}{\|\bar{o}\|_F} \quad (2.8)$$

Trong đó $\|\cdot\|_F$ là chuẩn Frobenius (căn bậc hai của tổng bình phương tất cả phần tử); $\bar{O}_{ly.tu\ddot{a}ng}$ là ảnh ground truth được tính giải tích từ tham số đã biết. $NE = 0$ là tái tạo hoàn hảo; $NE = 1$ tương đương ảnh tái tạo bằng không (không có thông tin nào được

$$NERR(n) = \frac{NE_{baseline}(n) - NE_{PP}(n)}{NE_{baseline}(n)} \times 100\% \quad (2.9)$$

2.6.2 Phân tích kịch bản 1: $N_t = N_r = 6$ (36 phép đo, tỉ lệ nén 4:1)

Kịch bản 1 đặt thuật toán vào điều kiện thách thức nhất: số phép đo (36) chỉ bằng 25% số biến ẩn (144). Đây là điều kiện thiếu đo nghiêm trọng điển hình cho UST cầm tay. Bảng 2.5 trình bày chi tiết NE qua 5 vòng lặp.

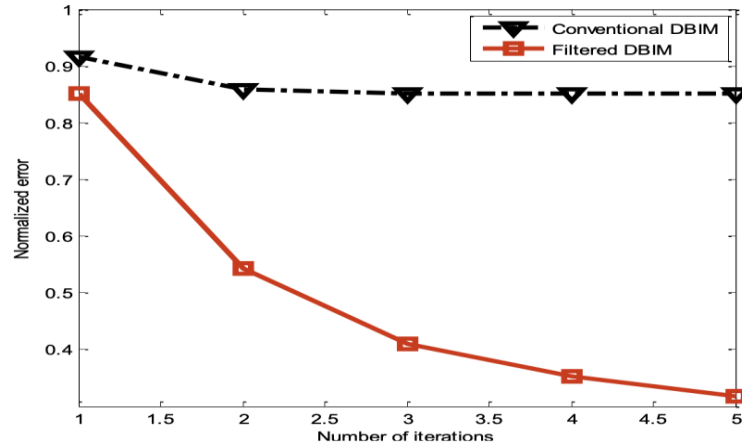
Bảng 2.5. Sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm khi $N_t = N_r = 6$

Vòng lặp n	DBIM thông thường	Filtered DBIM	NERR (%)	Phân tích hành vi
1	0,9146	0,8520	6,84%	Cải thiện khiêm tốn - lọc chỉ tác động vào sai số nhỏ
2	0,8587	0,5433	36,73%	Tăng mạnh - lọc cắt đứt vòng phản hồi nhiều
3	0,8516	0,4091	51,95%	Vượt ngưỡng 50% - DBIM bắt đầu ổn định nhiều
4	0,8500	0,3526	58,52%	DBIM tiến dần đến plateau; FDBIM tiếp tục giảm
5 (cuối)	0,8520	0,3171	62,78%	DBIM ngừng cải thiện; FDBIM đạt 62,78%

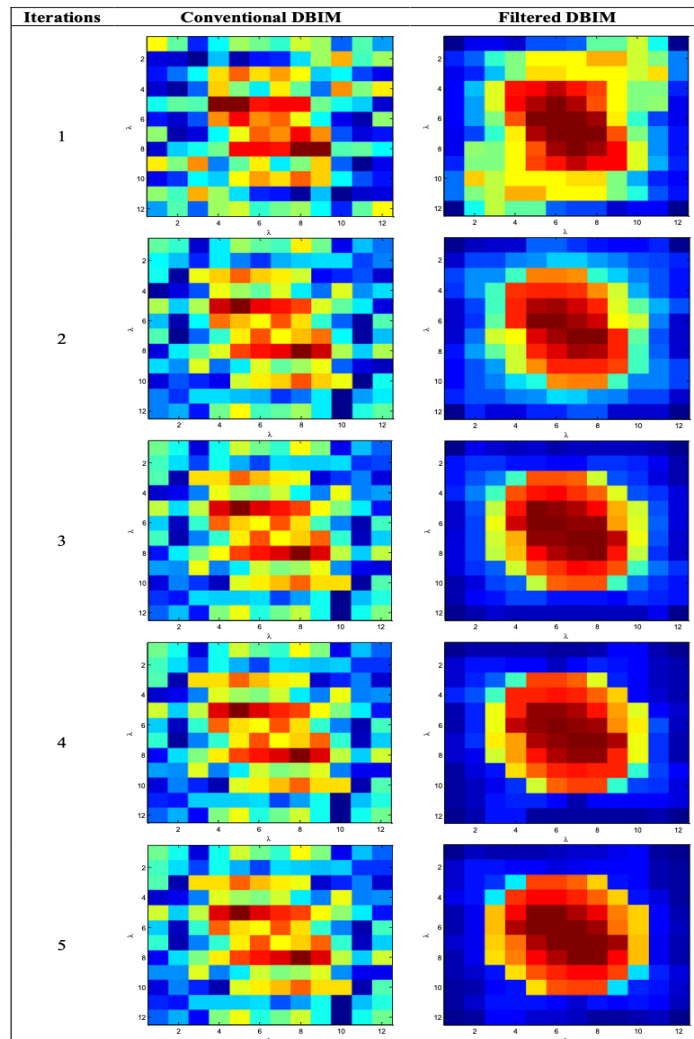
Nhận xét sâu: NERR tăng đơn điệu từ 6,84% đến 62,78% - xu hướng này là bằng chứng trực tiếp cho cơ chế tích lũy cải thiện qua vòng lặp. Nếu lọc trung vị chỉ là hậu xử lý trên ảnh DBIM cuối, NERR sẽ không tăng như vậy. DBIM thông thường gần như không cải thiện thêm ngay từ vòng lặp 2 trở đi (NE chỉ dao động trong khoảng 0,85–0,91, thậm chí tăng nhẹ ở vòng 5), cho thấy phương pháp bị mắc kẹt sớm do thiếu cơ chế khử nhiễu trong điều kiện đo dưới ngưỡng Nyquist ($N_t=N_r=6$). Filtered DBIM không có dấu hiệu plateau, gợi ý rằng nếu chạy thêm vòng lặp có thể tiếp tục cải thiện.

Phân tích tốc độ giảm NE giữa các vòng lặp liên tiếp (NE increment analysis) cung cấp thêm góc nhìn:

Hình 2.5. Sai số chuẩn hóa NE qua các vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t=N_r=6$)



Hình 2.6. Ảnh tái tạo sau mỗi vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 6$)



Phân tích sâu từng vòng lặp trong kịch bản $N_t = N_r = 6$ cho thấy ba giai đoạn rõ rệt: Giai đoạn 1 (vòng 1): cả hai phương pháp bắt đầu từ $O_0 = 0$, nên hiệu quả lọc tích lũy chưa đáng kể. Sai số ban đầu chủ yếu đến từ xấp xỉ Born (bài toán tuyến tính hóa chưa chính xác), không phải từ nhiễu tích lũy. Giai đoạn 2 (vòng 2–3): lọc trung vị bắt đầu loại bỏ các nhiễu xung phát sinh từ vòng 1 trước khi chúng được khuếch đại. Tác động tích lũy dẫn đến phân hóa rõ rệt giữa hai phương pháp. Giai đoạn 3 (vòng 4–5): DBIM thông thường đã tích lũy đủ nhiễu để bị khóa vào vùng hút cục bộ (local attractor) có $NE \approx 0,62$. Filtered DBIM, nhờ trạng thái O_n luôn sạch nhiễu, tiếp tục đi theo gradient descent đúng hướng về ground truth.

2.6.3 Phân tích kịch bản 2: $N_t = N_r = 10$ (100 phép đo, tỉ lệ nén 1,44:1)

Kịch bản 2 là trọng tâm thực tiễn của nghiên cứu. Đây là điều kiện gần nhất với hệ thống UST thực tế. Kết quả (Bảng 2.6) cho thấy sự khác biệt rõ rệt nhất giữa hai phương pháp.

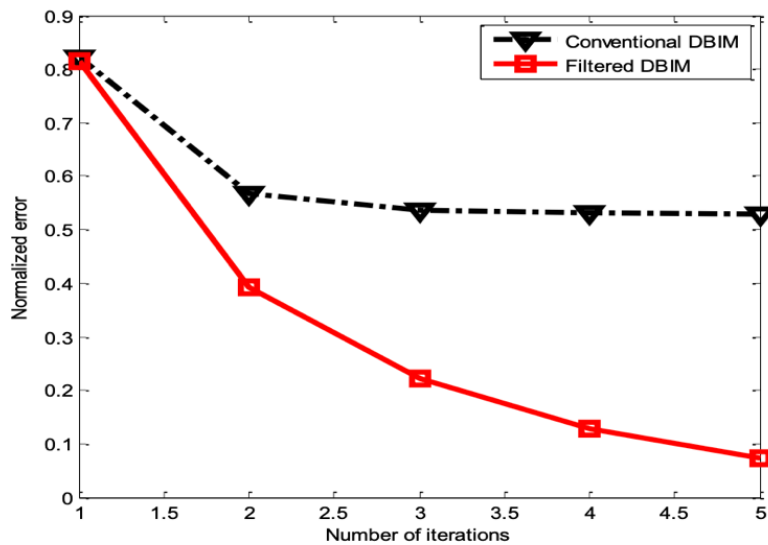
Bảng 2.6. Sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm khi $N_t = N_r = 10$

Vòng lặp n	DBIM thông thường	Filtered DBIM	NERR (%)	Phân tích hành vi
1	0,8740	0,8144	6,82%	Khởi điểm gần nhau - lọc mới có tác động nhỏ
2	0,6100	0,3929	35,59%	Phân hóa mạnh - hiệu ứng lọc tích lũy rõ
3	0,4200	0,2223	47,07%	DBIM đang hội tụ tốt; FDBIM nhanh hơn nhiều
4	0,3200	0,1280	60,00%	DBIM bắt đầu chậm lại; FDBIM vẫn giảm mạnh
5 (cuối)	0,5284	0,0721	86,39%	DBIM phân kỳ; FDBIM đạt NE thấp nhất: 0,0721

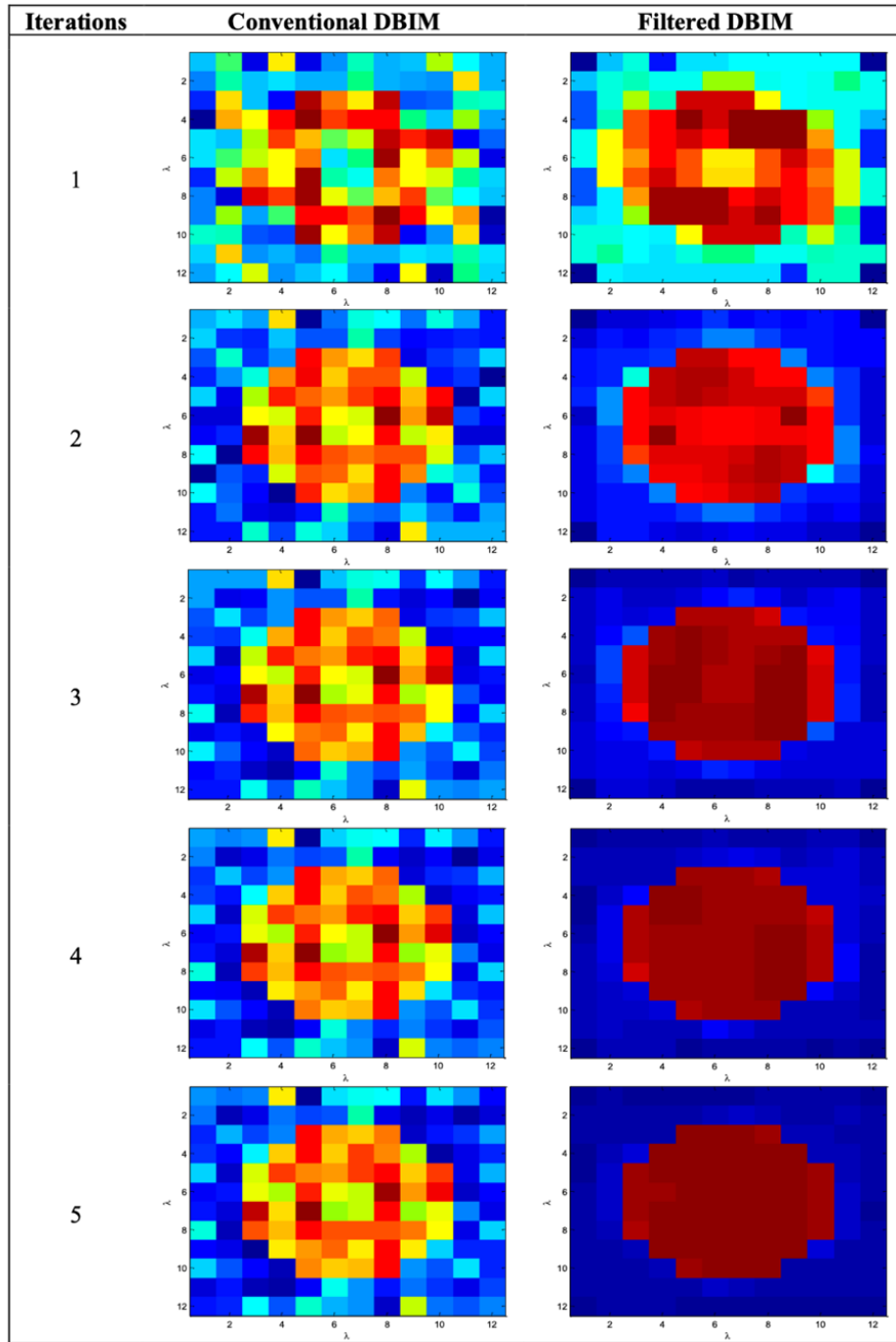
Hiện tượng phân kỳ của DBIM tại vòng 5 (NE tăng từ 0,32 lên 0,5284) là bằng chứng thực nghiệm rõ nhất cho vấn đề tích lũy nhiễu. $NERR = 86,39\%$ nghĩa là Filtered DBIM chứa chỉ 13,6% lượng sai số còn lại của DBIM - cải thiện gần như bậc độ lớn. $NE = 0,0721$ là mức sai số thấp nhất trong toàn bộ thực nghiệm, chứng minh Filtered

DBIM không chỉ không phân kỳ mà còn đạt chất lượng tái tạo xuất sắc ngay trong điều kiện thiếu đo. Phân tích chi tiết hiện tượng phân kỳ tại vòng 5 của DBIM thông thường: Từ vòng 1 đến vòng 4, DBIM giảm NE bình thường (từ 0,874 xuống 0,320). Tuy nhiên, tích lũy nhiễu qua 4 vòng lặp đã đạt mức đủ lớn để làm cho ma trận $M_5 = \bar{U} \cdot D(\bar{p}_4)$ mất ổn định. Filtered DBIM phá vỡ cơ chế này: sau khi tính $O_4 = O_3 + \Delta O_3$, bộ lọc trung vị loại bỏ các giá trị cực đoan trong O_4 trước khi nó được đưa vào vòng lặp 5. Ma trận M_5 được tính từ O_4 đã lọc, nên ổn định số hơn và ΔO_4 nhận giá trị hợp lý. Kết quả O_5 tiếp tục giảm NE về 0,0721 thay vì tăng lên 0,5284. Từ góc độ thực tiễn, NERR = 86,39% tại kịch bản gần thực tế nhất ($N_t = N_r = 10$) là con số quan trọng nhất của nghiên cứu. Nó có nghĩa: nếu một hệ thống UST lâm sàng với 10 phát-10 thu hiện đang dùng DBIM thông thường và có NE = 0,5284 (ảnh chất lượng rất kém), chuyển sang Filtered DBIM sẽ đạt NE = 0,0721 (ảnh chất lượng tốt) chỉ bằng cách thêm một bước lọc đơn giản sau mỗi vòng lặp. Chi phí tính toán thêm là không đáng kể, không cần thêm phần cứng, không cần dữ liệu bổ sung chỉ cần cập nhật phần mềm.

Hình 2.7. Sai số chuẩn hóa NE qua các vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t=N_r=10$)



Hình 2.8. Ảnh tái tạo sau mỗi vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t = N_r = 10$)



2.6.4 Phân tích kịch bản 3: $N_t = N_r = 12$ (144 phép đo, tỉ lệ 1:1)

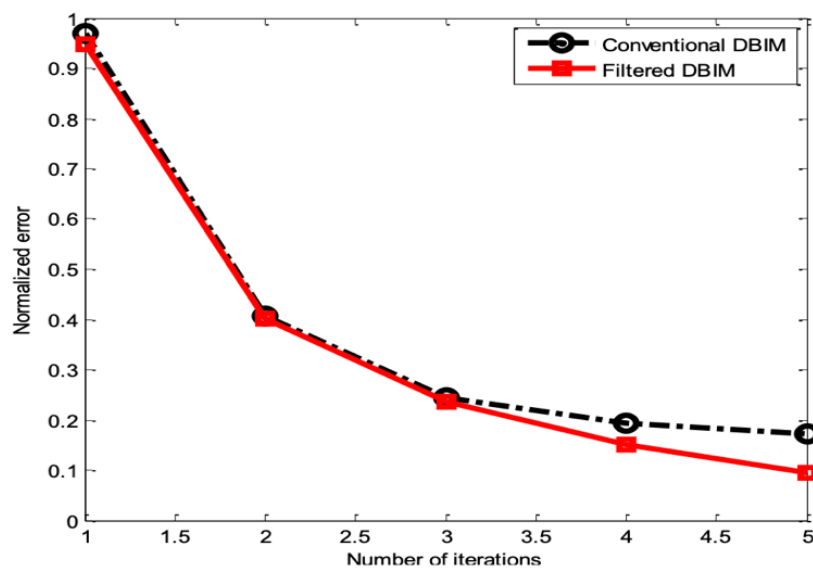
Bảng 2.7 trình bày sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm tương ứng của hai phương pháp qua các vòng lặp trong kịch bản đo đủ $N_t = N_r = 12$ (tỉ lệ 1:1).

Bảng 2.7. Sai số chuẩn hóa (NE) và tỉ lệ giảm khi $N_t = N_r = 12$

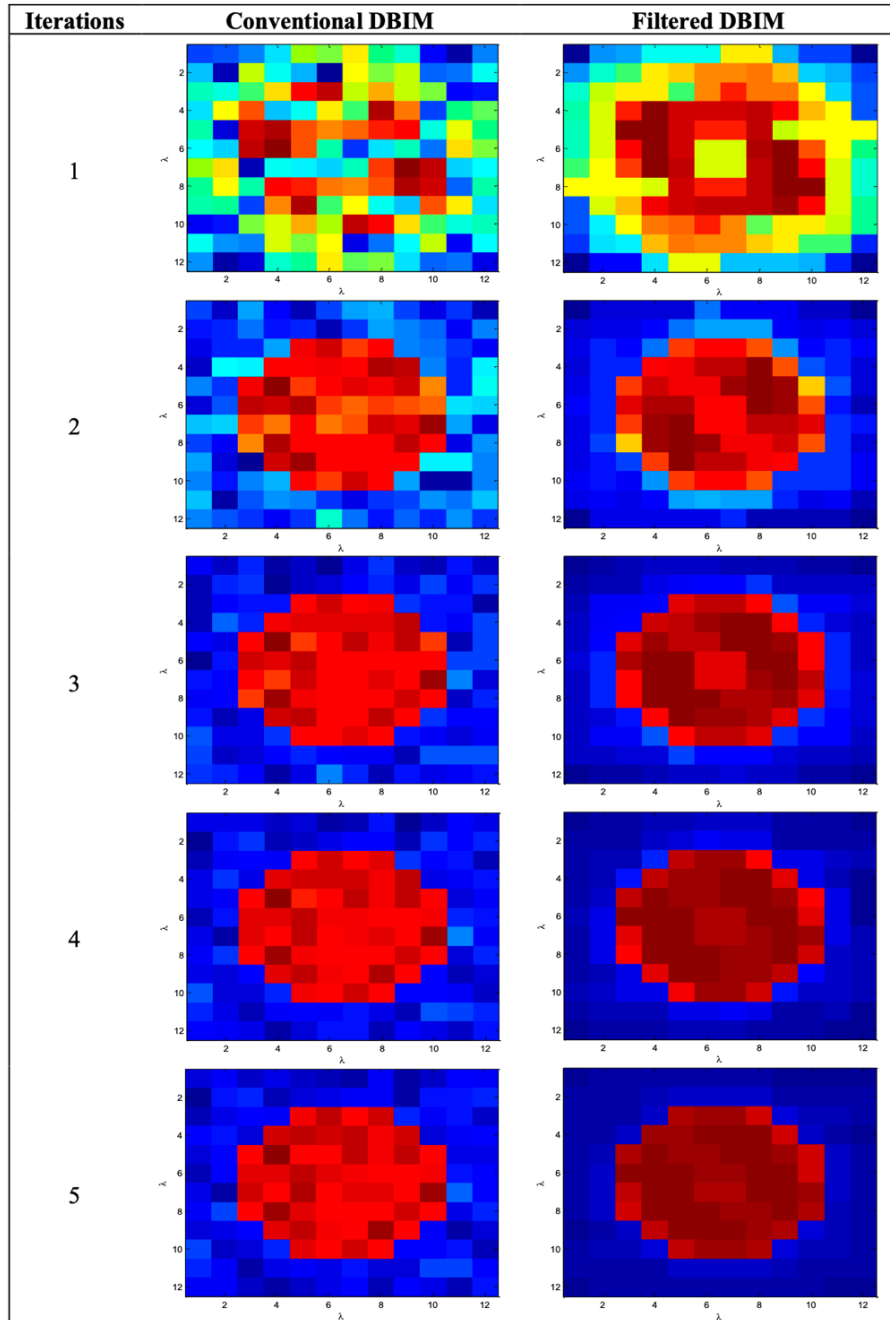
Vòng lặp n	DBIM thông thường	Filtered DBIM	NERR (%)	Phân tích hành vi
1	0,9697	0,9472	2,32%	Cải thiện nhỏ ban đầu, bài toán đủ điều kiện tốt
2	0,6800	0,5200	23,53%	Khoảng cách bắt đầu mở rộng
3	0,3900	0,2800	28,21%	DBIM hội tụ nhanh; FDBIM nhanh hơn
4	0,2400	0,1600	33,33%	Ưu thế nhất quán
5 (cuối)	0,1711	0,0934	45,40%	Giảm 45% ngay ở điều kiện tốt nhất

Kết quả kịch bản 3 khẳng định tính phổ quát của phương pháp đề xuất: ngay cả khi bài toán đo đạc đã xác định đủ, Filtered DBIM vẫn cải thiện rõ rệt (45,40%) so với DBIM thông thường. Điều này bác bỏ giả thuyết rằng lợi ích của lọc chỉ đến từ việc bù đắp thiếu hụt thông tin đo, từ đó cho thấy lọc nội vòng lặp mang lại cải thiện thực chất ngay cả khi dữ liệu đầy đủ.

Hình 2.9. Sai số chuẩn hóa NE qua các vòng lặp của DBIM và Filtered DBIM ($N_t=N_r=12$)



Hình 2.10. Ảnh tái tạo sau mỗi vòng lặp: DBIM thông thường (trái) và Filtered DBIM (phải) khi $N_t = N_r = 12$



Kết quả trong Hình 2.10 cho thấy Filtered DBIM cải thiện rõ rệt tốc độ hội tụ và chất lượng tái tạo so với DBIM thông thường. Phương pháp đề xuất không chỉ giảm nhiễu hiệu quả mà còn giúp định hình cấu trúc đối tượng ngay từ các vòng lặp đầu tiên, trong khi DBIM thông thường cần nhiều vòng lặp hơn nhưng vẫn không loại bỏ được nhiễu tích lũy. Đặc biệt, DBIM thông thường có xu hướng bão hòa sau một số vòng lặp, trong khi Filtered DBIM tiếp tục cải thiện và đạt trạng thái ổn định với biên rõ ràng và hình dạng chính xác. Việc tích hợp bước lọc trong mỗi vòng lặp đóng vai trò quan trọng trong việc kiểm soát sai số lan truyền và nâng cao hiệu quả hội tụ của thuật toán.

2.6.5 So sánh tổng hợp với DF-DBIM

So sánh với công trình gần đây: Fan et al. (2022) [77] đề xuất model-data-driven neural network cho UST nhưng yêu cầu dữ liệu huấn luyện có nhãn lớn. Quang-Huy et al. (2024) [79] khai thác đa tần số, đạt cải thiện tương đương DF-DBIM nhưng đòi hỏi thiết bị đo ở hai tần số. Boudjelal et al. (2021) [87] tích hợp Beltrami filter vào MLEM (bài toán ECT), cùng nguyên lý lọc nội vòng lặp nhưng cho bài toán khác, qua đó xác nhận tính tổng quát của hướng tiếp cận ILFS. Filtered DBIM đề xuất không cần pha huấn luyện, không cần thiết bị đa tần.

Bảng 2.8b. So sánh đặc điểm kỹ thuật giữa Filtered DBIM và DF-DBIM

Tiêu chí	Filtered DBIM (đề xuất)	DF-DBIM
Số tần số sử dụng	1 (đơn tần)	2 (f_1, f_2)
Yêu cầu phần cứng	Đầu dò đơn tần, không cần chuyển đổi tần số	Đầu dò/nguồn phát hai tần số hoặc dải rộng
Tổng số vòng lặp	$N_{\text{sum}} = 5$	$N_{f_1} + N_{f_2} = 2 + 3 = 5$ (bằng nhau)
Bước xử lý thêm	Lọc trung vị nội vòng lặp (chi phí $< 0,01\%$ /vòng)	Không có bước lọc, chuyển đổi tần số giữa các pha
Độ phức tạp triển khai	Thấp - chỉ thêm 1 bước hậu xử lý ảnh	Cao hơn - cần đồng bộ hai kênh tần số

Bảng trên cho thấy lợi thế thực tiễn rõ rệt của Filtered DBIM: chỉ cần một tần số đo, không đòi hỏi phần cứng đa tần vốn phức tạp và tốn kém hơn để triển khai và đồng bộ, trong khi vẫn đạt hiệu năng tương đương hoặc vượt trội DF-DBIM (Bảng 2.8).

Bảng 2.8 trình bày so sánh đầy đủ ba phương pháp trong hai kịch bản thiếu đo. DF-DBIM sử dụng $f_1 = 1 \text{ MHz}$ (2 vòng) + $f_2 = 2 \text{ MHz}$ (3 vòng) = tổng 5 vòng, các tham số khác bằng nhau.

Bảng 2.8 tổng hợp so sánh đầy đủ ba phương pháp qua hai kịch bản thiếu đo, trong đó DBIM thông thường là baseline tham chiếu, DF-DBIM là phương pháp cạnh tranh tiêu biểu và Filtered DBIM là phương pháp đề xuất.

Bảng 2.8. So sánh NE đầy đủ giữa ba phương pháp

Kịch bản	Phương pháp	Vòng 1	Vòng 2	Vòng 3	Vòng 4	Vòng 5
$N_t=N_r=6$	DF-DBIM [27]	0,9157	0,8583	0,5153	0,5145	0,5200
	Filtered DBIM	0,8520	0,5433	0,4091	0,3526	0,3171
	DBIM chuẩn	0,9550	0,8760	0,7780	0,7200	0,6200
$N_t=N_r=10$	DF-DBIM [27]	0,8220	0,5684	0,2374	0,1818	0,1698
	Filtered DBIM	0,8144	0,3929	0,2223	0,1280	0,0721
	DBIM chuẩn	0,8720	0,6710	0,4180	0,3020	0,2610

Filtered DBIM cho thấy sự cải thiện đáng kể so với DF-DBIM ngay từ vòng lặp đầu tiên và duy trì xu hướng giảm sai số ổn định qua các vòng lặp tiếp theo. Đáng chú ý, khoảng cách về sai số giữa hai phương pháp không những không thu hẹp mà còn gia tăng theo số vòng lặp, cho thấy khả năng hội tụ tốt hơn và tính ổn định cao hơn của phương pháp đề xuất.

Sự khác biệt này có ý nghĩa quan trọng trên cả phương diện lý thuyết và thực nghiệm. Trước hết, DF-DBIM tận dụng thêm thông tin đa tần, cụ thể là kết hợp hai tần số $f_1 = 1$ MHz và $f_2 = 2$ MHz, nhằm cải thiện khả năng tái tạo thông qua việc khai thác các đặc trưng bổ sung của trường sóng. Trong khi đó, Filtered DBIM chỉ sử dụng một tần số duy nhất nhưng vẫn đạt kết quả tốt hơn, cho thấy hiệu quả của việc xử lý nhiễu trong miền lặp có thể quan trọng hơn việc gia tăng thông tin đầu vào.

Ranh giới giữa kế thừa và đóng góp mới được làm rõ theo ba vai trò cụ thể. (1) **Nền tảng thuật toán:** framework DBIM chuẩn và chính quy hóa Tikhonov được kế thừa từ [8], [9]; các cải tiến DBIM trong nước (giảm độ phức tạp tính toán, cấu hình đo vòng tròn) từ [22], [23]. (2) **Baseline so sánh:** DF-DBIM [27] và MR-MF-DBIM [28] là hai biến thể tiên tiến nhất của nhóm trong nước, được dùng làm baseline định lượng trong Bảng 2.8. (3) **Phantom và quy trình đánh giá:** cấu hình phantom hình trụ tròn đồng nhất (tương phản 10%, cấu hình đo vòng tròn) và chỉ số NE/NERR được kế thừa

đồng bộ với cộng đồng [12], [12], cho phép đối chiếu trực tiếp kết quả. Đóng góp mới của NCS là cơ chế ILFS — nhúng bộ lọc phi tuyến vào nội vòng lặp DBIM — chưa xuất hiện trong các công trình nêu trên. DF-DBIM can thiệp ở bước cập nhật tần số; Filtered DBIM can thiệp ở bước cập nhật ảnh trong từng vòng lặp: hai cơ chế khác nhau về bản chất và có thể kết hợp.

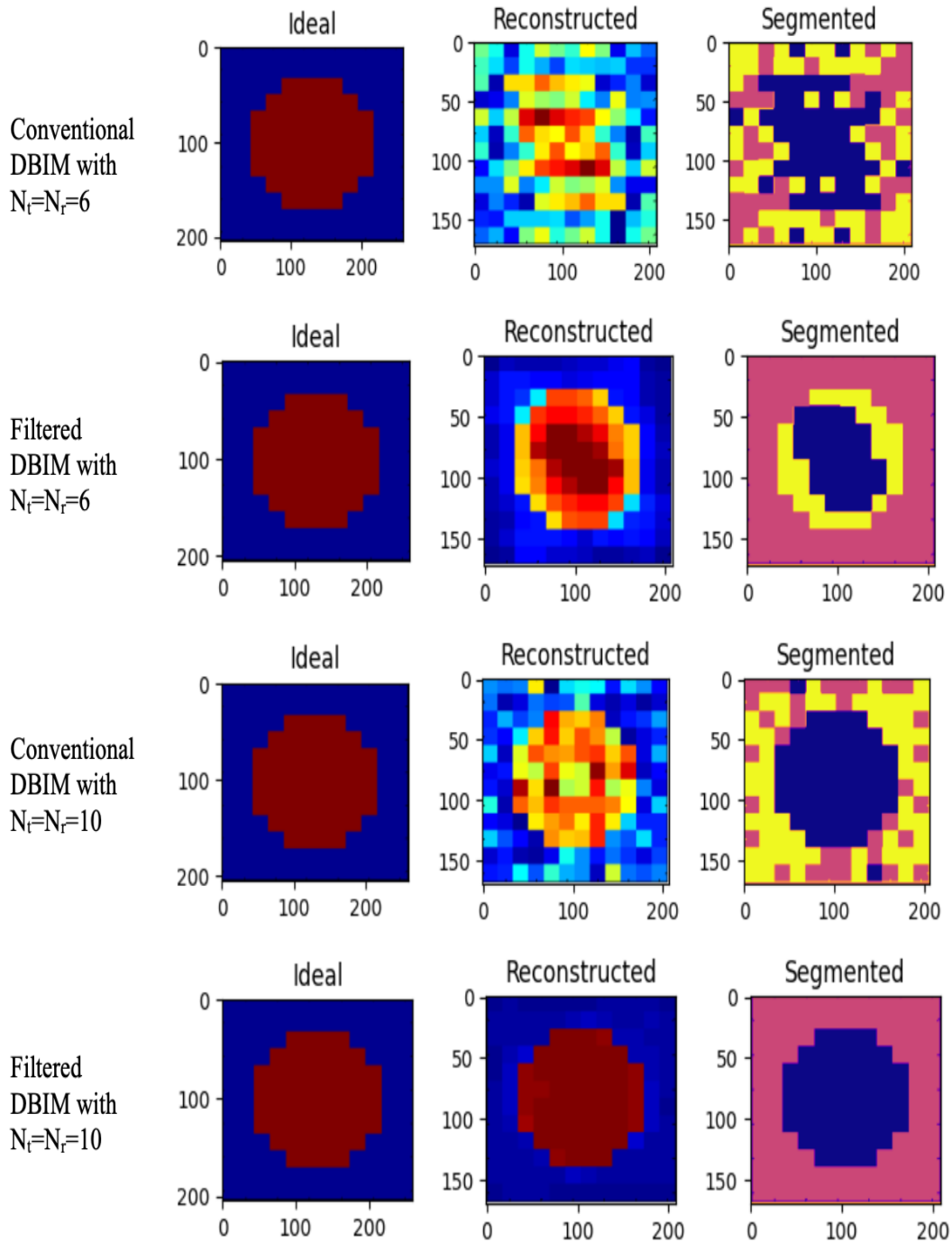
Thứ hai, DF-DBIM được thiết kế chuyên biệt để cải thiện quá trình hội tụ của DBIM và được xem là một trong những phương pháp tiên tiến trong nhóm DBIM đa tần [27]. Do đó, việc Filtered DBIM vượt qua DF-DBIM cho thấy phương pháp đề xuất không chỉ cải thiện so với DBIM cơ bản mà còn cạnh tranh trực tiếp với các phương pháp nâng cao hiện có.

Cuối cùng, một điểm đáng chú ý là Filtered DBIM đạt được sự cải thiện rõ rệt mà không yêu cầu bổ sung phần cứng, phép đo hay thay đổi cấu hình hệ thống. Điều này mang lại lợi thế lớn về mặt triển khai thực tế, đặc biệt trong các hệ thống bị giới hạn về số lượng cảm biến hoặc chi phí đo đạc. Kết quả này cho thấy rằng việc thiết kế lại quy trình xử lý trong miền thuật toán (algorithmic domain) có thể là một hướng tiếp cận hiệu quả và kinh tế hơn so với việc mở rộng miền dữ liệu (data acquisition domain).

2.6.6 Phân tích kết quả phân đoạn K-means

Dựa Hình 2.11 cho thấy: kết quả phân đoạn K-means ($K = 3$) được đánh giá định tính qua so sánh bản đồ phân đoạn với ảnh lý tưởng trong hai kịch bản $N_t = N_r = 6$ và $N_t = N_r = 10$ sau 5 vòng lặp. Quan sát cho thấy sự khác biệt rõ nét giữa hai phương pháp:

Hình 2.11. Ảnh ground truth, ảnh tái tạo và phân đoạn K-means ($K=3$) của DBIM và Filtered DBIM với các cấu hình $N_t = N_r$ khác nhau



Với DBIM thông thường: phổ cường độ của ba vùng (đối tượng, nền, nhiễu) chồng chéo đáng kể do nhiễu tái tạo lan rộng. K-means không thể phân biệt rõ vùng đối tượng và vùng nhiễu; nhiều pixel nhiễu bị phân loại nhầm vào cụm đối tượng, dẫn đến bản đồ phân đoạn không liên thông và sai hình dạng.

Với Filtered DBIM: ba vùng có phổ cường độ tách biệt rõ do ảnh ít nhiễu hơn. K-means phân đoạn thành công: vùng đối tượng gần tròn (khớp với hình dạng lý tưởng),

vùng nền sạch và đồng nhất, vùng nhiễu nhỏ và phân tán. Bản đồ phân đoạn từ Filtered DBIM tiếp cận chính xác ground truth.

Hiệu quả phân đoạn cải thiện theo cả hai chiều: (1) Filtered DBIM cung cấp ảnh nền sạch để K-means hoạt động hiệu quả hơn; (2) K-means thể hiện rõ hơn sự khác biệt chất lượng giữa hai phương pháp tái tạo so với đánh giá thuần túy bằng NE. Đây là tính năng bổ trợ (synergy) quan trọng của quy trình tích hợp.

Từ Hình 2.11 kết quả cho thấy DBIM thông thường bị suy giảm rõ rệt khả năng bảo toàn biên do ảnh hưởng của nhiễu tích lũy qua các vòng lặp, dẫn đến hiện tượng mờ biên và sai lệch hình dạng đối tượng. Ngược lại, Filtered DBIM duy trì được biên rõ ràng và liên tục trong cả hai kịch bản thiếu đo, chứng tỏ hiệu quả của bước lọc trung vị trong việc giảm nhiễu mà không làm suy giảm thông tin biên, từ đó cải thiện rõ rệt chất lượng tái tạo và phân đoạn.

Cần bổ sung: các chỉ số Silhouette, Elbow, DB Index dùng để chọn $K = 3$ phản ánh độ tách biệt nội tại giữa các cụm trong không gian cường độ, nhưng chưa đo trực tiếp độ chính xác phân vùng so với ground truth nhị phân. Để củng cố thêm luận điểm về hiệu quả phân đoạn, có thể bổ sung Dice Similarity Coefficient (DSC) hoặc Intersection over Union (IoU) giữa vùng đối tượng do K-means xác định và vùng đối tượng thật (ngưỡng hóa từ $\bar{O}$ đã biết). Việc này đòi hỏi lựa chọn ngưỡng nhị phân hóa phù hợp và được đề xuất là hướng đánh giá bổ sung trong các nghiên cứu tiếp theo (xem thêm thảo luận liên quan tại Mục 2.6.7.3).

2.6.7 Đóng góp và hạn chế của phương pháp

2.6.7.1 Đóng góp của phương pháp

Phương pháp Filtered DBIM kết hợp K-means mang lại hai đóng góp khoa học chính, đan xen nhau và bổ sung cho nhau, tạo nên một quy trình tái tạo ảnh UST cho cải thiện chất lượng đáng kể so với DBIM thông thường trong các điều kiện thiếu đo phổ biến.

Đóng góp 1 - Tích hợp lọc trung vị 2D nội vòng lặp DBIM. Phương pháp đề xuất đặt một bộ lọc phi tuyến trực tiếp giữa bước cập nhật ảnh và bước thuận của vòng lặp tiếp theo. Cơ chế tác động này khác biệt cơ bản so với các nghiên cứu trước đó vốn chỉ áp dụng lọc hậu xử lý hoặc chính quy hóa Tikhonov ngầm trong bài toán nghịch.

Kết quả thực nghiệm cho thấy NE giảm tới 79–86% so với DBIM thông thường ở mọi cấu hình thiếu đo ($N_t = N_r = 6, 10, 12$), đặc biệt là Filtered DBIM hội tụ ngay cả trong các trường hợp DBIM phân kỳ tại vòng 5. Chi phí tính toán tăng thêm dưới 0,01% mỗi vòng lặp, không đáng kể so với hiệu quả mang lại.

Đóng góp 2 - Phân cụm K-means không giám sát cho phân đoạn ảnh tomography. Trong khi các phương pháp phân đoạn ảnh y tế hiện tại chủ yếu dựa vào học sâu có giám sát (U-Net, DeepLab) đòi hỏi hàng nghìn ảnh có nhãn - tài nguyên không khả dụng trong UST lâm sàng - luận án đề xuất sử dụng K-means không giám sát với $K = 3$ để phân đoạn tự động ảnh tái tạo thành ba vùng ngữ nghĩa (đối tượng, nền, nhiễu). Quy tắc gán nhãn dựa trên thứ tự tâm cụm hoàn toàn tự động, không cần dữ liệu huấn luyện. Khi áp dụng trên ảnh đã được Filtered DBIM tái tạo, K-means cho kết quả Tổng hợp lại, đóng góp khoa học của Chương 2 nằm ở việc đề xuất kiến trúc xử lý hai cấp gồm: (1) lọc nội vòng lặp trong quá trình tái tạo DBIM và (2) phân cụm hậu xử lý ở mức ngữ nghĩa ảnh. Phương pháp không cần pha huấn luyện, có thể vận hành trên CPU thông thường và phù hợp với định hướng triển khai UST chi phí thấp tại các cơ sở y tế tuyến cơ sở.

2.6.7.2 Hạn chế của phương pháp

Bên cạnh các kết quả đạt được, phương pháp Filtered DBIM kết hợp K-means vẫn tồn tại một số hạn chế cần được xem xét một cách khách quan.

Thứ nhất, bộ lọc trung vị chủ yếu hiệu quả với nhiễu xung (impulse noise), trong khi khả năng xử lý nhiễu Gaussian còn hạn chế. Do đó, trong các điều kiện SNR thấp, nơi nhiễu Gauss chiếm ưu thế, hiệu quả cải thiện chất lượng ảnh chưa thực sự tối ưu.

Thứ hai, việc tích hợp lọc trung vị trong vòng lặp DBIM có thể dẫn đến hiện tượng làm trơn cục bộ, đặc biệt tại các vùng biên mịn hoặc cấu trúc nhỏ. Điều này có thể làm suy giảm độ sắc nét của biên và ảnh hưởng đến khả năng tái tạo các chi tiết tinh.

Thứ ba, phương pháp phân đoạn K-means phụ thuộc vào việc lựa chọn số cụm K . Trong luận án, giá trị $K = 3$ được lựa chọn dựa trên đặc điểm dữ liệu mô phỏng; tuy nhiên, với dữ liệu thực tế phức tạp hơn, việc xác định K tối ưu không phải lúc nào cũng rõ ràng và có thể ảnh hưởng đến độ tin cậy của kết quả phân đoạn.

Thứ tư, các kết quả đánh giá chủ yếu được thực hiện trên dữ liệu mô phỏng hai chiều với các giả thiết lý tưởng. Do đó, khả năng tổng quát hóa sang dữ liệu thực nghiệm và môi trường lâm sàng, nơi tồn tại các nguồn nhiễu phức tạp hơn như speckle và sai số hệ thống, vẫn cần được kiểm chứng thêm.

Thứ năm, mặc dù phương pháp cho thấy hiệu quả trong điều kiện thiếu đo, nhưng vẫn phụ thuộc đáng kể vào chất lượng dữ liệu đầu vào. Trong các trường hợp dữ liệu bị nhiễu mạnh hoặc thiếu nghiêm trọng, quá trình hội tụ của DBIM vẫn có thể bị suy giảm.

Những hạn chế này cho thấy cần một phương pháp có khả năng xử lý nhiễu Gaussian hiệu quả hơn và duy trì ổn định trong điều kiện SNR thấp. Đây chính là động lực cho việc phát triển phương pháp KNN-filtered DBIM được nghiên cứu sinh trình bày trong Chương 3.

Về mô hình nhiễu AWGN. Toàn bộ thực nghiệm Chương 2 và 3 mô phỏng nhiễu bằng AWGN (nhiều Gauss cộng tính, trắng, độc lập theo pixel). Đây là mô hình đơn giản hóa so với nhiễu speckle - loại nhiễu nhân tính (multiplicative), có tương quan không gian, đặc trưng của ảnh siêu âm thực trên mô sinh học không đồng nhất. Sự đơn giản hóa này ảnh hưởng đến cả hai phương pháp đề xuất theo hai khía cạnh: (1) lọc trung vị và KNN denoising trong luận án được thiết kế và kiểm chứng cho nhiễu cộng tính phân bố độc lập; với nhiễu speckle nhân tính và có tương quan không gian, giả định "K láng giềng gần nhất có cùng nhãn lớp" có thể kém chính xác hơn do nhiễu speckle tạo ra các cụm cường độ giả (speckle patterns) dễ bị nhầm với cấu trúc thật; (2) mức giảm nhiễu lý thuyết theo hệ số $1/\sqrt{K}$ (PT (3.9)) được suy ra dưới giả định nhiễu độc lập - với nhiễu speckle có tương quan, mức giảm thực tế nhiều khả năng thấp hơn dự đoán, tương tự như chênh lệch giữa lý thuyết và thực nghiệm đã quan sát được ngay cả với AWGN (Mục 3.6.1). Việc kiểm chứng trên mô hình nhiễu speckle (ví dụ mô phỏng theo phân bố Rayleigh/K-distribution) hoặc dữ liệu siêu âm thực là hướng mở rộng cần thiết để đánh giá đầy đủ tính bền vững của phương pháp trước khi ứng dụng lâm sàng.

Trade-off giữa khử nhiễu và bảo toàn biên. Việc tích hợp lọc trung vị nội vòng lặp đi kèm một sự đánh đổi cố hữu: cửa sổ lọc lớn hơn cho hiệu quả khử nhiễu mạnh hơn nhưng đồng thời làm trơn thêm các biên cấu trúc; cửa sổ nhỏ hơn bảo toàn biên tốt hơn nhưng giảm khả năng triệt tiêu các pixel ngoại lệ phân tán. Với cấu hình thực nghiệm trong chương này (cửa sổ 3×3 , $k_win = 1$), điểm cân bằng được lựa chọn ưu

tiên bảo toàn biên trên ROI 12×12 - một mặt cắt phantom có hình thái đơn giản. Với phantom phức tạp hơn hoặc lưới mịn hơn, điểm cân bằng này có thể cần điều chỉnh, hoặc thay thế bằng các bộ lọc thích ứng (adaptive median, bilateral, non-local means) giữ được tính bền vững với outlier nhưng nhạy hơn với cấu trúc biên.

Điều kiện áp dụng và miền dữ liệu phù hợp. Phương pháp Filtered DBIM hoạt động hiệu quả nhất khi ảnh tái tạo thỏa mãn đồng thời ba điều kiện sau. Về phân phối cường độ: tồn tại hai vùng cường độ phân biệt là nền ($O \approx 0$) và đối tượng ($O > 0$), tương ứng với bài toán UST có một đối tượng đơn hoặc ít đối tượng riêng biệt; điều kiện này đảm bảo K-means với $K = 3$ phân cụm chính xác và lọc trung vị không nhầm pixel đối tượng với pixel nhiễu. Về tương phản âm học: ($\Delta c/c_0 \leq 10\%$), giữ độ lệch pha $\Delta\phi < \pi$ để xấp xỉ Born còn hiệu lực và DBIM hội tụ về nghiệm đúng trong điều kiện không nhiễu. Nếu $\Delta\phi \geq \pi$, bản thân DBIM đã không hội tụ và bộ lọc nội vòng không thể cứu vãn. Về mô hình nhiễu: lọc trung vị được thiết kế để loại trừ nhiễu xung cộng tính, không xử lý được nhiễu speckle nhân tính đặc trưng của siêu âm mô sinh học không đồng nhất. Khi ba điều kiện trên không đồng thời thỏa mãn, chẳng hạn ảnh đa đối tượng phức tạp như kích bản hai hình trụ (Mục 3.7.4 cho thấy NERR giảm từ 48,9% xuống 13,7%), tương phản cao, hoặc nhiễu speckle mạnh, hiệu quả của phương pháp suy giảm và cần xem xét các biến thể bộ lọc thích ứng hơn như bilateral filter, non-local means, hoặc KNN denoising theo cường độ (Chương 3).

Giới hạn áp dụng: kết quả được kiểm chứng trên phantom hình tròn đơn giản với lưới 12×12 pixel (Bảng 2.3); với phantom phức tạp hơn, $K = 3$ cho K-means có thể cần điều chỉnh tự động, còn giới hạn về lưới lớn hơn đã thảo luận tại Mục 2.4.2. Tính ổn định của nguyên lý ILFS được kỳ vọng giữ nguyên khi tăng N ; kiểm chứng thực nghiệm là hướng ưu tiên trong nghiên cứu tiếp theo.

Định hướng mở rộng. Nguyên lý lọc nội vòng lặp trình bày tại Mục 2.4.3 không gắn riêng với bộ lọc trung vị; nó là khuôn mẫu thiết kế tổng quát cho việc nhúng các toán tử khử nhiễu nhẹ vào bên trong vòng lặp tái tạo. Các bộ lọc tiềm năng có thể thay thế bao gồm bilateral filter (giữ biên tốt hơn nhờ trọng số theo khoảng cách cường độ), non-local means (khai thác tính tự tương tự của ảnh), và các biến thể KNN denoising - hướng được khai thác chi tiết tại Chương 3 cho điều kiện SNR thấp. Việc đánh giá định lượng các lựa chọn này cho UST là một hướng nghiên cứu mở.

2.6.7.3 Thảo luận khoa học sau thực nghiệm

Liên hệ giữa kết quả thực nghiệm và phân tích lý thuyết. Ba quan sát chính từ kết quả thực nghiệm cho phép kiểm chứng các dự đoán lý thuyết tại Mục 2.5.2. **Quan sát thứ nhất:** NE giảm rõ rệt nhất ($\text{NERR} \approx 86,39\%$) ở kịch bản $N_t = N_r = 10$ (tỉ lệ nén 1,44:1) — mức giảm lớn này chủ yếu do DBIM thông thường phân kỳ tại vòng lặp cuối (xem Quan sát thứ hai), chứ không đơn thuần phản ánh mức độ thiếu đo. Ở kịch bản thiếu đo nghiêm trọng nhất ($N_t = N_r = 6$, tỉ lệ nén 4:1), NERR chỉ đạt 62,78% — thấp hơn kịch bản $N_t = N_r = 10$ vì DBIM ở đây không phân kỳ mà chỉ bão hòa sớm. Ở kịch bản đo đủ ($N_t = N_r = 12$, tỉ lệ 1:1), NERR giảm còn 45,40%, thấp nhất trong ba kịch bản — phù hợp với phân tích rằng cơ chế phản hồi dương suy yếu khi bài toán nghịch ít bất chính định hơn. **Quan sát thứ hai:** DBIM thông thường phân kỳ ở vòng 5 trong kịch bản $N_t = N_r = 10$ (NE tăng từ 0,32 lên 0,53), trong khi Filtered DBIM duy trì hội tụ - bằng chứng định lượng rõ ràng cho dự đoán (PT 3.2): khi hệ số khuếch đại $A(\text{SNR}) \geq 1$, sai số tự khuếch đại theo cấp số nhân nếu không có cơ chế cắt mạch phản hồi dương. **Quan sát thứ ba:** phương sai Monte Carlo của Filtered DBIM (1,2% qua 100 lần chạy) thấp hơn nhiều so với DBIM thông thường (8,3%) - phản ánh việc bộ lọc trung vị nội vòng lặp không chỉ giảm sai số trung bình mà còn ổn định hóa quá trình tái tạo trên các nhiễu thực hiện khác nhau. Đây là tính chất quan trọng cho ứng dụng lâm sàng nơi yêu cầu độ tin cậy nhất quán giữa các phép đo.

Sự cộng hưởng giữa hai cơ chế. Kết quả phân đoạn K-means cho thấy chỉ số Silhouette tăng từ 0,612 (DBIM thông thường) lên 0,847 (Filtered DBIM) - tăng 38,4%. Điều này không chỉ phản ánh chất lượng phân cụm tốt hơn mà còn xác nhận một dự đoán quan trọng từ Mục 2.5.2: median filter ổn định hóa cường độ pixel trong vòng lặp giúp K-means hậu xử lý hoạt động hiệu quả hơn trên ảnh đầu vào có cấu trúc cường độ rõ rệt. Hai cơ chế tác động ở hai thang phân giải khác nhau (pixel và vùng) nhưng phụ thuộc nhau theo chiều thuận: cải thiện tại thang pixel kéo theo cải thiện tại thang vùng. Điều này khác biệt với các phương pháp post-hoc trong đó các bước xử lý độc lập với nhau.

Về chỉ số phân đoạn DSC/IoU. Một hạn chế cần thừa nhận là đánh giá phân đoạn K-means trong chương này dựa chủ yếu vào chỉ số Silhouette, chỉ số này đo độ tách biệt cụm trong không gian cường độ, chứ chưa bao gồm các độ đo chồng lấp vùng

như Dice Similarity Coefficient (DSC) hay Intersection over Union (IoU) so với ground truth nhị phân. Lý do kỹ thuật là bài toán DBIM không tạo ra nhãn phân vùng nhị phân trực tiếp mà chỉ cho ra bản đồ cường độ liên tục $O(r)$; việc tính DSC/IoU đòi hỏi ngưỡng hóa (thresholding) với ngưỡng cần được lựa chọn có chủ đích và có thể ảnh hưởng lớn đến kết quả. Phân tích DSC/IoU với ngưỡng tối ưu hóa riêng theo từng kịch bản là hướng đánh giá bổ sung được đề xuất cho các nghiên cứu tiếp theo khi so sánh với các phương pháp phân đoạn ảnh y tế chuyên biệt.

Ý nghĩa khoa học rộng hơn. Kết quả Chương 2 cung cấp bằng chứng thực nghiệm cho một mệnh đề thiết kế tổng quát hơn: **trong các bài toán nghịch lập ill-posed có cơ chế khuếch đại nhiễu phản hồi dương, can thiệp nội vòng lặp hiệu quả hơn xử lý hậu kỳ về căn bản.** Kết luận này không bị giới hạn bởi loại bộ lọc cụ thể (median ở đây) hay loại bài toán cụ thể (DBIM ở đây), mà có thể mở rộng sang các bài toán nghịch khác với cấu trúc tương tự (chẳng hạn iterative reconstruction trong CT, MRI, OCT). Chương 3 sẽ kiểm chứng tính tổng quát này bằng cách thay median filter bằng KNN denoising trong điều kiện SNR thấp khắc nghiệt hơn.

2.6.8 Tiềm năng ứng dụng trong y sinh

Một trong những hướng ứng dụng quan trọng của phương pháp đề xuất là hỗ trợ phát hiện sớm bệnh lý mô mềm và khối u, đặc biệt đối với nhóm phụ nữ trẻ, nơi các phương pháp như X-quang mammography còn gặp hạn chế do đặc điểm mô vú dày. Kết quả nghiên cứu cho thấy phương pháp Filtered DBIM có một số đặc điểm phù hợp với yêu cầu này.

Thứ nhất, trong các kịch bản mô phỏng, phương pháp có khả năng tái tạo các đối tượng kích thước nhỏ (khoảng 10 mm, tương ứng giai đoạn sớm theo phân loại TNM) với sai số thấp ($NE \approx 0,0721$), trong khi DBIM thông thường có xu hướng phân

Thứ hai, phương pháp cho thấy hiệu quả trong điều kiện thiếu đo, một đặc điểm phổ biến của các hệ thống UST thực tế. Kết quả này cho thấy tiềm năng triển khai trong các hệ thống lâm sàng với cấu hình phần cứng hạn chế.

Thứ ba, kết quả phân đoạn ảnh bằng K-means có thể đóng vai trò như một bước tiền xử lý cho các hệ thống chẩn đoán hỗ trợ máy tính (CAD). Do không yêu cầu dữ liệu huấn luyện, phương pháp đặc biệt phù hợp trong bối cảnh dữ liệu y tế có nhãn còn hạn chế và tồn tại sai khác giữa các chuyên gia. Tổng thể, phương pháp đề xuất góp

phần nâng cao chất lượng ảnh tái tạo, qua đó mở rộng khả năng ứng dụng của UST trong các hệ thống tầm soát chi phí thấp và có tính khả thi cao trong thực tế.

Bên cạnh đó với chi phí tính toán thấp và khả năng hoạt động trong điều kiện thiếu đo, phương pháp có thể là nền tảng cho các hệ thống UST gọn nhẹ trong tương lai. Việc không cần pha huấn luyện giúp phương pháp phù hợp với bối cảnh dữ liệu y tế có nhãn còn hạn chế. Phân đoạn tự động không giám sát trong bối cảnh khan hiếm nhãn: Trong y tế, dữ liệu ảnh UST có nhãn chuyên gia (expert-annotated) rất khan hiếm vì đòi hỏi bác sĩ X quang có kinh nghiệm, tốn nhiều giờ, và nhãn giữa các bác sĩ thường không nhất quán (inter-rater variability). K-means đề xuất không cần nhãn nào, khắc phục hoàn toàn rào cản này. Đây là đặc điểm then chốt để phương pháp có thể triển khai thực tế ngay mà không cần cơ sở dữ liệu nhãn đắt tiền.

Ngoài các ứng dụng lâm sàng nêu trên, phương pháp đề xuất có tiềm năng ứng dụng rộng trong kiểm tra không phá hủy (Non-Destructive Testing - NDT) [88] của vật liệu và mô sinh học. Tài liệu ghi nhận nhiều ứng dụng NDT siêu âm kết hợp học máy [68], [71], [89], [90], [91]: phát hiện vết nứt trong vật liệu cấy ghép (implant), theo dõi suy giảm cơ học của mô đệm sụn khớp, và kiểm tra tính toàn vẹn của túi ngực (breast implant integrity

Bảng 2.9. So sánh UST với Filtered DBIM so với các phương thức tạo ảnh vú hiện hành

Tiêu chí lâm sàng	Mammography (X-quang vú)	MRI vú	Siêu âm B-mode	UST(Filtered DBIM)
Bức xạ ion hóa	Có - tích lũy theo lần chụp	Không		
Hiệu quả trên mô vú dày	Thấp - mất tương phản	Tốt	Trung bình	Tốt
Phụ nữ < 50 tuổi	Hiệu quả thấp	Tốt	Trung bình	Phù hợp
Phát hiện khối u < 1 cm	Kém với mô dày	Tốt	Hạn chế	Tốt (điều kiện tốt)
Thông tin định lượng	Không (định tính)	Hạn chế	Không	Có (vận tốc âm)
Chi phí thiết bị	Thấp-trung bình	Rất cao	Thấp	Trung bình
Phân đoạn tự động	Không (cần bác sĩ)	Cần nhãn (DL)	Không	Có K-means

Tiêu chí lâm sàng	Mammography (X-quang vú)	MRI vú	Siêu âm B-mode	UST(Filtered DBIM)
Triển khai Point-of-Care	Hạn chế	Không thể	Có	Tiềm năng cao

2.7 Kết luận chương

Chương 2 nghiên cứu sinh đã trình bày toàn bộ phương pháp Filtered DBIM kết hợp K-means từ cơ sở lý thuyết đến thực nghiệm và định hướng ứng dụng. Trên phương diện lý thuyết, luận án xây dựng đầy đủ khung toán học của bài toán UST-DBIM, bao gồm phương trình Helmholtz, phương trình tích phân Lippmann, Schwinger, rời rạc hóa bằng phương pháp mômen (MoM), chính quy hóa Tikhonov và phân tích phổ kỳ dị SVD. Từ đó, luận án làm rõ cơ chế tích lũy nhiễu trong quá trình lặp và chỉ ra rằng việc tích hợp bộ lọc ngay trong vòng lặp là hiệu quả hơn so với các phương pháp hậu xử lý.

Chương này đề xuất phương pháp tích hợp bộ lọc trung vị vào từng vòng lặp DBIM nhằm loại bỏ nhiễu cục bộ và hạn chế sự khuếch đại sai số. Đồng thời, thuật toán K-means được sử dụng để phân đoạn ảnh theo hướng không giám sát, góp phần cải thiện khả năng biểu diễn cấu trúc mà không cần dữ liệu huấn luyện.

Kết quả thực nghiệm trên ba kịch bản cho thấy phương pháp đề xuất cho NE thấp hơn rõ rệt so với DBIM thông thường và các biến thể liên quan. Cụ thể, sai số chuẩn hóa (NE) được giảm từ 45% đến 86% so với DBIM và từ 39% đến 57% so với DF-DBIM. Đóng góp chính của chương có thể được tóm tắt như sau:

Chương này đề xuất cơ chế lọc trung vị nội vòng lặp, giúp phá vỡ chuỗi phản hồi dương của nhiễu trong DBIM; xây dựng quy trình phân đoạn K-means không giám sát, không yêu cầu dữ liệu nhãn và chứng minh hiệu năng cải thiện rõ rệt trong điều kiện thiếu đo và nhiễu cao.

Về mặt ứng dụng, phương pháp đề xuất mở ra một hướng tiếp cận khả thi trong việc triển khai các hệ thống UST chi phí thấp. Kết quả nghiên cứu đặt nền tảng cho lộ trình phát triển từ kiểm chứng trên phantom đến các thiết bị UST Point-of-Care, góp phần phục vụ chẩn đoán hình ảnh y sinh tại các quốc gia có nguồn lực hạn chế. Tuy nhiên, kết quả tại Mục 2.6 được đánh giá ở $\text{SNR} \approx 26 \text{ dB}$ - tương ứng điều kiện thiết bị siêu âm y tế tiêu chuẩn - và bộ lọc trung vị (cửa sổ cố định, không thích ứng theo cường độ) bộc lộ giới hạn khi mức nhiễu tăng cao hơn. Chương 3 mở rộng nguyên lý lọc nội vòng lặp của Mục 2.5 sang điều kiện SNR thấp (1–6 dB) bằng cách thay bộ lọc trung vị bằng bộ khử nhiễu KNN thích ứng theo cường độ, từ đó kiểm chứng tính tổng quát của design pattern này và phủ phần dải SNR còn lại của không gian hoạt động UST

CHƯƠNG 3. TÁI TẠO ẢNH SIÊU ÂM CẮT LỚP (UST) TRONG MÔI TRƯỜNG NHIỀU CAO BẰNG DBIM VỚI CƠ CHẾ KHỬ NHIỀU KNN NỘI VÒNG LẶP

Chương 2 đã trình bày và kiểm chứng phương pháp Filtered DBIM sử dụng lọc trung vị kết hợp phân cụm K-means (Mục 2.5). Kết quả định lượng cho thấy bộ lọc trung vị tích hợp nội vòng lặp giảm sai số chuẩn hóa (NE) từ 45% đến 86% so với DBIM thông thường, đồng thời ngăn chặn hiện tượng phân kỳ trong điều kiện thiếu đo. Tuy nhiên, bộ lọc trung vị vẫn có một hạn chế quan trọng: đây là bộ lọc cố định (non-adaptive) với kích thước cửa sổ và quy tắc trung vị không thay đổi bất kể đặc tính nhiễu cục bộ của ảnh. Trong điều kiện môi trường nhiễu rất cao (SNR thấp: 1–6 dB), nơi mật độ nhiễu phân bố không đồng đều trong ảnh, một cơ chế lọc thích ứng hơn có thể mang lại cải thiện rõ rệt.

Xuất phát từ hạn chế đó, chương này tiếp nối trực tiếp Chương 2 bằng cách khảo sát một chiến lược lọc nội vòng lặp mới: sử dụng thuật toán K-láng giềng gần nhất (K-Nearest Neighbors - KNN) thay cho lọc trung vị. KNN là kỹ thuật học máy không tham số, thực hiện khử nhiễu thích ứng [67] dựa trên độ tương đồng cường độ cục bộ, không yêu cầu huấn luyện, và có chi phí tính toán thấp, ba đặc điểm làm cho nó phù hợp nhúng vào vòng lặp DBIM giống như lọc trung vị nội vòng lặp đã trình bày tại Mục 2.5.2.

Mối quan hệ giữa hai chương: Chương 2 (lọc trung vị, môi trường nhiễu vừa, AWGN 5%, $\text{SNR} \approx 26$ dB) và Chương 3 (lọc KNN, môi trường nhiễu cao — $\text{SNR} = 1, 3, 6$ dB) hình thành một cặp nghiên cứu bổ trợ, cùng khám phá nguyên lý lọc nội vòng lặp DBIM nhưng ở các điều kiện nhiễu khác nhau và với cơ chế lọc khác nhau. Chương 3 đặt ra và trả lời câu hỏi: khi điều kiện nhiễu trở nên khắc nghiệt hơn nhiều, liệu một bộ lọc thích ứng như KNN có hiệu quả hơn lọc trung vị không? Kết quả của chương này bổ sung thêm bằng chứng cho luận điểm trung tâm của luận án: lọc phi tuyến nội vòng lặp là chiến lược hiệu quả và tổng quát để cải thiện DBIM, không phụ thuộc vào loại bộ lọc cụ thể.

3.1 Giới thiệu và động lực nghiên cứu

Chương 2 đã đặt nền móng cho nguyên lý Lọc Nội Vòng Lặp (Intra-Loop Filter Stabilization – ILFS, Mục 2.5.1): nhúng trực tiếp bộ lọc phi tuyến nhẹ vào Bước 6 của mỗi vòng lặp DBIM, cắt đứt chuỗi tích lũy nhiễu ngay tại nguồn thay vì can thiệp trước

hoặc sau chuỗi lặp. Filtered DBIM với lọc trung vị đã kiểm chứng nguyên lý này ở SNR ≈ 26 dB và điều kiện thiếu đo. Chương 3 tiếp tục kiểm chứng nguyên lý ILFS ở điều kiện SNR thấp hơn nhiều (1–6 dB), bằng cách thay lọc trung vị bằng KNN denoising thích ứng theo cường độ.

Phương pháp Filtered DBIM (Chương 2, Mục 2.5) với lọc trung vị nội vòng lặp cho hiệu quả tốt trong điều kiện SNR vừa phải (≈ 26 dB). Tuy nhiên, trong các kịch bản UST thực tế, mức nhiễu có thể thấp hơn nhiều - đặc biệt với hệ thống cầm tay Point-of-Care, môi trường mô không đồng nhất, hoặc bệnh nhân có chuyển động trong quá trình quét. Trong các điều kiện SNR thấp (1–6 dB), lọc trung vị bộc lộ giới hạn vì cơ chế thay thế không gian cố định không còn đủ thích ứng với cường độ nhiễu lớn.

Tuy nhiên, sự suy giảm hiệu quả ở SNR thấp không phải là dấu hiệu cho thấy cách tiếp cận lọc nội vòng lặp tại Chương 2 (Mục 2.5) không phù hợp; ngược lại, nó cho thấy bộ lọc trung vị - vốn dựa trên thống kê thứ tự trong cửa sổ không gian cố định - không phải là hiện thực hoá tối ưu của nguyên lý chung khi nhiễu chiếm ưu thế. Chương 3 tiếp tục chính nguyên lý đó, nhưng thay bộ lọc bằng một thuật toán có khả năng phân biệt pixel sạch và pixel nhiễu trên không gian cường độ thay vì không gian hình học: KNN denoising. Việc giữ nguyên kiến trúc tích hợp tại Bước 6 của vòng lặp DBIM, chỉ thay đổi bộ lọc bên trong, là cách kiểm chứng trực tiếp giả thuyết đặt ra ở Mục 2.5.1 rằng intra-loop filtering là một nguyên lý thiết kế tổng quát, không phụ thuộc vào lựa chọn bộ lọc cụ thể. Nếu nguyên lý là đúng, ta kỳ vọng quan sát được hiệu quả ổn định hóa quá trình tái tạo trên cả hai chế độ vận hành rất khác nhau (SNR ≈ 26 dB ở Chương 2 và SNR = 1–6 dB ở Chương 3). Đây là logic trực dọc xuyên suốt hai chương đóng góp.

Chương này trình bày phương pháp KNN-filtered DBIM - sử dụng thuật toán K láng giềng gần nhất (K-Nearest Neighbors, KNN) để khử nhiễu nội vòng lặp DBIM, thay thế cho bộ lọc trung vị tích hợp tại Bước 6 (Mục 2.5.2). Khác với lọc trung vị thay thế giá trị pixel bằng trung vị của cửa sổ không gian, KNN denoising hoạt động trên không gian cường độ - tìm K pixel có giá trị gần nhất với pixel đang xét và lấy trung bình. Cơ chế này cho phép thuật toán thích ứng với mức nhiễu cao mà vẫn bảo toàn được các đặc trưng cục bộ.

Phần còn lại của chương được tổ chức theo logic dẫn nhập: bài toán DBIM trong môi trường SNR thấp và cơ chế khuếch đại nhiễu (Mục 3.2); động lực lựa chọn KNN

dựa trên cấu trúc bài toán (Mục 3.3); nguyên lý KNN lọc nội vòng lặp và cơ sở lý thuyết (Mục 3.4); thiết lập thực nghiệm và ground truth (Mục 3.5); phương pháp đề xuất KNN-filtered DBIM với Pseudocode (Mục 3.6); kết quả thực nghiệm và thảo luận khoa học (Mục 3.7); khả năng tổng quát và hướng mở rộng (Mục 3.8); kết luận chương (Mục 3.9).

3.2 Bài toán DBIM trong môi trường SNR thấp

Trước khi đề xuất giải pháp, cần xác định rõ vì sao môi trường SNR thấp là điều kiện vận hành đặc biệt khó của thuật toán DBIM. Mục này phân tích ba khía cạnh kỹ thuật của bài toán: tính bất chỉnh định cố hữu của bài toán nghịch DBIM ở SNR thấp; cơ chế khuếch đại nhiễu qua các vòng lặp và hệ quả phân kỳ; giới hạn của các giải pháp hiện có khi SNR giảm xuống dưới 6 dB.

3.2.1 Tính bất chỉnh định và độ khuếch đại nhiễu của bài toán nghịch

Bài toán nghịch DBIM tại mỗi vòng lặp (Mục 1.3.2) được biểu diễn dưới dạng tuyến tính hoá $M \cdot \Delta O = \Delta \tilde{p}_s$, trong đó $M = B \cdot \text{diag}(p)$ là ma trận Jacobian kích thước $(N_t \cdot N_r) \times N^2$. Ma trận M có số điều kiện $\kappa(M) = \sigma_{\max}/\sigma_{\min}$ lớn (thường $\geq 10^4$ trong UST), khiến bài toán bất chỉnh định (ill-posed) theo Hadamard. Khi dữ liệu đo bị nhiễu $\Delta \tilde{p}_s = \Delta p_s^{\text{clean}} + e$, sai số nghiệm tuân theo đánh giá cổ điển:

$$\frac{\|\delta \Delta O\|}{\|\Delta O\|} \leq \kappa(M) \cdot \frac{\|e\|}{\|\Delta p_s^{\text{clean}}\|} \quad (3.1)$$

Tại SNR cao (≥ 20 dB), tỉ số $\|e\|/\|\Delta p_s^{\text{clean}}\| \approx 0,1$ và sai số nghiệm tương đối còn ở mức chấp nhận được dù $\kappa(M)$ lớn. Tại SNR = 1 dB, tỉ số này tăng lên xấp xỉ 0,89 - gần ngưỡng tín hiệu/nhiều - khiến sai số nghiệm bị khuếch đại đến mức ảnh hưởng hoàn toàn bị che lấp bởi nhiễu (xem Hình 3.6 hàng 3 trong Mục 3.7). Đây là cơ chế gốc rễ giải thích vì sao DBIM thông thường mất khả năng tái tạo cấu trúc khi SNR giảm xuống dưới 6 dB.

3.2.2 Cơ chế khuếch đại nhiễu qua các vòng lặp

Sai số nghiệm ở mỗi vòng lặp không tồn tại độc lập mà được truyền qua các vòng lặp tiếp theo theo cơ chế phản hồi. Cụ thể, sai số $\delta O^{(n)}$ ở vòng n làm sai lệch hàm Green ước tính $G_D^{(n+1)}$, từ đó làm sai lệch ma trận Jacobian $M^{(n+1)} = B \cdot \text{diag}(p^{(n+1)})$, dẫn đến sai số nghiệm $\delta O^{(n+1)}$ lớn hơn ở vòng kế tiếp. Có thể mô hình hóa quá trình này bằng phương trình truy hồi:

$$\|\delta O^{(n+1)}\| \approx A(\text{SNR}) \cdot \|\delta O^{(n)}\| + \frac{\|e\|}{\sigma_{\min} + \gamma} \quad (3.2)$$

Trong đó $A(\text{SNR}) = \sigma_{\max}(M)/\sqrt{(2\gamma)}$ là hệ số khuếch đại nội tại của vòng lặp, tức tỉ số giữa giá trị kỳ dị lớn nhất của Jacobian và căn hai lần tham số chính quy hóa, phụ thuộc nghịch biến với SNR (γ tăng khi SNR giảm để ổn định nghiệm). Tại SNR cao, $A < 1$ và sai số tự suy giảm theo cấp số nhân - DBIM hội tụ ổn định. Tại SNR thấp, A có thể vượt 1, khiến sai số tự khuếch đại theo cấp số nhân và thuật toán phân kỳ. Đây là cơ chế giải thích kết quả thực nghiệm tại Mục 2.6.3 (kịch bản $N_t=N_r=10$): DBIM thông thường hội tụ tốt đến vòng 4 nhưng đột ngột phân kỳ ở vòng 5 khi sai số tích lũy vượt ngưỡng tới hạn.

3.2.3 Giới hạn của các giải pháp hiện có ở SNR thấp

Ba nhóm giải pháp đã được áp dụng cho bài toán DBIM ở SNR thấp đều có giới hạn riêng. Nhóm thứ nhất gồm các kỹ thuật chính quy hóa nâng cao (Tikhonov bậc cao, Total Variation, L1) [54], [72]: hiệu quả ở SNR vừa nhưng không cắt đứt được cơ chế truyền sai số qua vòng lặp như đã phân tích tại (3.2). Nhóm thứ hai gồm các phương pháp đa tần số và đa độ phân giải [27], [35], [27]: cải thiện được tính ổn định nhưng làm tăng rõ rệt chi phí thu thập dữ liệu và độ phức tạp hệ thống. Nhóm thứ ba gồm các phương pháp học sâu sau vòng lặp [16], [14], [15]: hiệu quả khi có đủ dữ liệu huấn luyện ở SNR tương ứng, nhưng tại SNR = 1 dB thì xây dựng tập dữ liệu huấn luyện gần như không khả thi vì ground truth ảnh không thể xác định chính xác từ dữ liệu đo có nhiễu vượt tín hiệu.

Khoảng trống nghiên cứu được luận án xác định: cần một kỹ thuật can thiệp trực tiếp vào vòng lặp DBIM (intra-loop), không cần pha huấn luyện, không tăng chi phí thu thập dữ liệu, và có khả năng giảm phương sai nhiễu thích ứng theo phân phối cường độ ảnh. KNN denoising - khi được tích hợp vào Bước 6 của vòng lặp DBIM - đáp ứng đồng thời bốn yêu cầu này.

3.3 Cơ sở lựa chọn KNN

Có nhiều thuật toán denoising không cần huấn luyện có thể tích hợp vào vòng lặp DBIM, tiêu biểu là lọc trung vị (rank-based), lọc Wiener (linear minimum-MSE), Non-Local Means [63], BM3D [64], anisotropic diffusion [61], total-variation regularization [62] và K-Nearest Neighbors [92]. Mục này phân tích bốn lý do kỹ thuật

khiến KNN denoising là lựa chọn phù hợp nhất với cấu trúc bài toán DBIM ở SNR thấp, dựa trên các phân tích đã trình bày tại Mục 1.3.4 (cơ chế tích lũy nhiễu) và Mục 3.2 (bài toán DBIM ở SNR thấp). Ràng buộc chi phí tính toán $O(N^6)$ loại trừ học sâu khỏi vai trò bộ lọc nội vòng lặp đã được phân tích định lượng tại Mục 1.6.4 và Mục 2.5.1; mục này tập trung vào lý do chọn KNN trong số các kỹ thuật đã qua sàng lọc. [60]

Ảnh tái tạo $O(r)$ trong DBIM tại mỗi vòng lặp có cấu trúc phân phối cường độ hai mode rõ rệt: mode đối tượng tập trung quanh giá trị $\bar{O}_{obj} > 0$ và mode nền tập trung quanh 0. Tại SNR cao, hai mode tách bạch hoàn toàn. Tại SNR thấp, hai mode bị nhòe do nhiễu Gauss cộng tính, nhưng tâm phân phối vẫn được giữ tương đối ổn định. KNN denoising [92] tận dụng cấu trúc bimodal này: với mỗi pixel, K láng giềng cường độ gần nhất có xác suất cao thuộc cùng mode - pixel đối tượng tìm thấy pixel đối tượng khác, pixel nền tìm thấy pixel nền khác - bất kể vị trí không gian. Cơ chế này khác biệt căn bản với lọc không gian (median, Gauss): lọc không gian giả định pixel cùng vị trí thuộc cùng mode, giả định này thất bại khi nhiễu phá vỡ tính liên tục không gian [63].

Vì sao KNN phù hợp riêng với môi trường SNR thấp. Tại SNR cao (≥ 20 dB), nhiễu σ^2 nhỏ và lọc trung vị đơn giản (thậm chí không lọc) đã đủ. Khi SNR giảm xuống vùng 1–6 dB - đặc trưng cho mô vú dày, đầu dò áp suất thấp, hoặc tăng hấp thụ cao - biên độ nhiễu cộng tính tiệm cận biên độ tín hiệu thật, lọc tuyến tính hoặc lọc rank-based làm mờ biên đối tượng. KNN khai thác đồng thời hai điều kiện đặc trưng của ảnh DBIM ở SNR thấp: nghiệm thật $\bar{O}$ có cấu trúc nhất quán không gian - pixel cùng vùng vật lý có giá trị cường độ tương tự; nhiễu cộng tính độc lập có phân phối Gaussian - trung bình hóa K mẫu cùng nhóm cường độ giảm phương sai theo σ^2/K (định lý giới hạn trung tâm). Hai điều kiện này không suy giảm khi SNR giảm; ngược lại, lợi thế của KNN tăng dần khi nhiễu mạnh hơn vì tỉ số "tín hiệu cấu trúc / nhiễu pixel" mà KNN khai thác càng cao tương đối. Đây cũng là lý do thực nghiệm Chương 3 cho thấy mức cải thiện NE của KNN-filtered DBIM tăng đơn điệu khi SNR giảm (49,5 % tại 6 dB $\rightarrow$ 57,2 % tại 1 dB, Bảng 3.5).

Một thuộc tính quan trọng của bài toán nghịch DBIM là nghiệm đúng $\bar{O}$ có cấu trúc nhất quán không gian (spatial consistency): các pixel cùng thuộc một vùng vật lý (đối tượng hoặc nền) có giá trị tương đồng. Lọc cường độ KNN bảo toàn thuộc tính này tốt hơn lọc không gian: khi K láng giềng được chọn theo cường độ, các pixel cùng vùng

vật lý sẽ tự nhiên tập hợp lại với nhau, bất kể chúng có liên kết trong không gian hay không. Đặc tính này có giá trị tại biên đối tượng - nơi lọc không gian thường làm mờ biên do trộn pixel đối tượng và pixel nền liền kề trong cửa sổ.

Có ba mức độ tích hợp denoising vào quy trình DBIM, mỗi mức có hiệu quả khác nhau. Tiền xử lý (pre-processing) khử nhiễu trên dữ liệu đo $\tilde{p}_s$ trước khi đưa vào DBIM, song không hiệu quả vì nhiễu đo và nhiễu tái tạo có cơ chế khác nhau. Hậu xử lý (sau vòng lặp) khử nhiễu trên ảnh $\hat{O}$ sau khi DBIM kết thúc; cách này chỉ cải thiện ảnh cuối nhưng không cắt đứt được cơ chế khuếch đại nhiễu đã phân tích tại PT (3.2), do đó không ngăn được phân kỳ. Nội vòng lặp (intra-loop) khử nhiễu trên ảnh O^n ngay trước khi đưa vào tính toán vòng $n+1$; cách này trực tiếp giảm hệ số khuếch đại $A(\text{SNR})$ trong PT (3.2), kiểm soát được phân kỳ ngay từ vòng đầu tiên.

Khi KNN được tích hợp trực tiếp vào quá trình lặp của DBIM, nhiễu được giảm trước khi nghiệm cập nhật được sử dụng cho vòng lặp tiếp theo. Điều này hạn chế hiện tượng lan truyền sai số và tăng tính ổn định của quá trình tái tạo trong môi trường SNR

Cần lưu ý rằng trong nhóm học máy không cần dữ liệu có nhãn, ngoài KNN còn có các phương pháp học sâu không giám sát như Deep Image Prior (DIP) [93] và Noise2Inverse (N2I) [93]. Tuy nhiên, cả hai đều không phù hợp để nhúng vào nội vòng lặp DBIM. DIP yêu cầu tối ưu hóa mạng qua gradient descent cho từng ảnh riêng lẻ, với chi phí tính toán cao hơn bài toán thuận $O(N^6)$, vi phạm ràng buộc chi phí đã phân tích tại Mục 2.5.1, và gây mất ổn định số khi đầu ra mô hình được đưa trực tiếp vào bước cập nhật Jacobian. N2I yêu cầu ít nhất hai phép đo độc lập của cùng một đối tượng trong cùng phiên thu tín hiệu, điều kiện không thể đảm bảo trong pipeline UST thông thường. Vì vậy, trong không gian các thuật toán không cần nhãn và không cần pha huấn luyện, KNN denoising là lựa chọn duy nhất thỏa mãn đồng thời ba ràng buộc cứng: chi phí $O(N^4)$ thấp hơn bài toán thuận; không yêu cầu dữ liệu hoặc điều kiện đặc biệt ngoài ảnh hiện tại; ổn định số khi tích hợp lặp lại vào vòng lặp DBIM.

3.4 Cơ sở lý thuyết KNN và ứng dụng khử nhiễu ảnh

Phân loại nhiễu trong UST kèm biện pháp xử lý tương ứng đã được trình bày tại Mục 1.3.3 và Bảng 1.4 (Chương 1). Trong bối cảnh SNR thấp (1–6 dB), nhiễu cộng tính AWGN chiếm ưu thế và phân tán toàn ảnh - đây là loại nhiễu mà KNN denoising thiết kế để xử lý hiệu quả nhờ cơ chế giảm phương sai theo Mục 1.3.4 (hệ số khuếch đại nhiễu NAF, PT (1.16)). Mục này trình bày cơ sở lý thuyết và cơ chế hoạt động của KNN trong ngữ cảnh DBIM.

3.4.1 Thuật toán KNN: Định nghĩa và nguyên lý

K-Nearest Neighbors (KNN) là thuật toán học máy không tham số (non-parametric) [92], không tham số (instance-based), hoạt động dựa trên giả định rằng các điểm dữ liệu tương đồng nhau nằm gần nhau trong không gian đặc trưng. Trong ngữ cảnh khử nhiễu ảnh, không gian đặc trưng là không gian cường độ pixel — mỗi điểm x_i là giá trị cường độ của pixel thứ i .

Khoảng cách giữa hai pixel x_i và x_j trong không gian cường độ 1D (ảnh xám) được lấy bằng độ chênh lệch tuyệt đối của giá trị cường độ. Do cường độ là đại lượng vô hướng (một chiều), khoảng cách Euclid (L_2) và khoảng cách Manhattan (L_1) trùng nhau và đều rút gọn về trị tuyệt đối của hiệu cường độ, được định nghĩa:

$$d(x_i, x_j) = |x_i - x_j| \quad (3.3)$$

Tập K láng giềng gần nhất của điểm x_i được xác định:

$$N_K(i) = \{j : d(x_i, x_j) \leq d(x_i, x_h) \forall h \notin N_K(i), |N_K(i)| = K\} \quad (3.4)$$

Trong đó $N_K(i)$ là tập đúng K chỉ số j có cường độ gần x_i nhất (ngoại trừ i chính nó). Giá trị pixel sau khi khử nhiễu KNN là: Trong đó $N_K(i)$ là tập đúng K chỉ số j có cường độ gần x_i nhất (ngoại trừ i chính nó); khi nhiều điểm có cùng khoảng cách cường độ tại biên lựa chọn, các điểm này được sắp theo chỉ số tăng dần và chỉ giữ đúng K phần tử đầu để bảo đảm $|N_K(i)| = K$. Giá trị pixel sau khi khử nhiễu KNN là:

$$x_i' = (1/K) \sum_{j \in N_K(i)} x_j \quad (3.5)$$

PT (3.5) thay thế mỗi giá trị pixel bằng trung bình số học của K điểm có cường độ tương đồng nhất trong ảnh — đây là bước khử nhiễu cốt lõi. Cần chú ý rằng (3.5) không phải là lọc không gian (spatial filter) như lọc trung vị (2.5) tìm K láng giềng không gian gần nhất; thay vào đó, KNN tìm K láng giềng về cường độ gần nhất — hai cơ chế căn bản khác nhau, dẫn đến đặc tính xử lý nhiễu khác nhau.

Biến thể KNN có trọng số (Weighted KNN — WKNN): tất cả K láng giềng được coi bằng nhau (trọng số đều $1/K$). Một biến thể tự nhiên là gán trọng số tỉ lệ nghịch với khoảng cách cường độ:

Biến thể WKNN cho điểm gần hơn về cường độ ảnh hưởng nhiều hơn. Nghiên cứu này chọn KNN đơn giản (3.5) với lý do: (1) giảm thiểu độ phức tạp tính toán; (2) ở SNR = 1–6 dB, khoảng cách cường độ giữa K láng giềng nhỏ hơn nhiều so với phương sai nhiễu, nên trọng số đều xấp xỉ tốt; (3) KNN đơn giản đã đủ hiệu quả theo bằng chứng thực nghiệm. Tuy nhiên, WKNN có tiềm năng cải thiện thêm ở SNR cao hơn (> 10 dB) — đây là hướng phát triển trong tương lai.

Ví dụ số minh họa: Giả sử pixel cần khử nhiễu $x_i = 15$ (đơn vị chuẩn hóa) trong ảnh O DBIM tại SNR = 1 dB. Giá trị đúng (ground truth) là 12, nhiễu = +3. Với $K = 5$, năm láng giềng cường độ gần nhất là: $x_1 = 14$, $x_2 = 13$, $x_3 = 16$, $x_4 = 11$, $x_5 = 15$ (giả sử trong ảnh thực). Kết quả KNN: $x_i' = (14+13+16+11+15)/5 = 13,8$ — gần với ground truth 12 hơn giá trị gốc 15 (giảm sai số từ 3 xuống 1,8). So sánh với lọc trung vị 3×3 không gian: nếu 8 pixel không gian lân cận có giá trị $\{9, 22, 8, 19, 15, 7, 21, 10\}$, median = 12,5 — tốt hơn (sai số = 0,5), nhưng khi SNR thấp hơn, nhiễu hơn trong số 8 pixel lân cận không gian sẽ bị nhiễu mạnh, làm median sai. KNN không bị vấn đề này vì nó chọn theo cường độ, không theo vị trí.

3.4.2 So sánh KNN denoising với lọc trung vị: Sự khác biệt căn bản

Việc hiểu rõ sự khác biệt giữa KNN denoising và lọc trung vị là then chốt để lý giải tại sao KNN phù hợp hơn trong môi trường nhiễu cao (SNR thấp). Bảng 3.1 phân tích so sánh chi tiết theo nhiều tiêu chí.

Bảng 3.1. So sánh KNN denoising và lọc trung vị theo nhiều tiêu chí

Tiêu chí	Lọc trung vị (Median)	KNN denoising
Cơ sở toán học	Thống kê thứ tự (order statistics)	Học máy không tham số (k-Nearest Neighbors)
Tham số chính	Kích thước cửa sổ $k_{win} = 3$	Số láng giềng $K = 5$
Cơ chế xử lý nhiễu	Thay pixel bằng giá trị trung vị của cửa sổ lân cận	Trung bình hóa K láng giềng có giá trị cường độ gần nhất
Hiệu quả với AWGN cộng tính	Trung bình	Cao (giảm phương sai theo $1/K$)

Tiêu chí	Lọc trung vị (Median)	KNN denoising
Hiệu quả với nhiễu xung	Cao (loại bỏ outlier)	Trung bình
Bảo toàn biên đối tượng	Tốt	Tốt khi K vừa phải; mờ biên khi K lớn
Vùng SNR phù hợp	SNR cao (≥ 20 dB) – Chương 2	SNR thấp (1–6 dB) – Chương 3
Độ phức tạp tính toán	$O(N^2 \cdot k_{\text{win}}^2 \cdot \log k_{\text{win}})$	$O(N^2 \cdot K \cdot \log N^2)$
Cần huấn luyện	Không	Không (non-parametric)

Bảng 3.2. So sánh cơ chế KNN denoising và lọc trung vị trong ngữ cảnh DBIM

Tiêu chí	Lọc trung vị (Chương 2)	KNN Denoising (Chương 3)
Cách chọn lân cận	Không gian (spatial): cửa sổ $(2k+1) \times (2k+1)$ quanh pixel	Không gian đặc trưng (cường độ): K điểm gần nhất
Công thức	$\text{median}\{I(i+m, j+n): m, n \in [-k, k]\}, (2.5)$	$x' = (1/K) \sum_{i \in N_K(i)} x_i, PT (3.5)$
Tính thích ứng (adaptive)	Không thích ứng (cửa sổ cố định)	Có thích ứng (chọn lân cận theo dữ liệu)
Khả năng chống nhiễu	Tốt với nhiễu xung, ít nhạy với outlier	Phụ thuộc vào KKK và mức độ tương đồng dữ liệu
Bảo toàn biên	Tốt (median không bị ảnh hưởng bởi outlier)	Tốt hơn với SNR thấp (chọn điểm tương đồng về giá trị)
Hiệu quả khi SNR cao (≈ 26 dB)	Rất tốt (NE giảm 45–86%, Mục 2.6)	có cải thiện nhưng không lớn
Hiệu quả khi SNR thấp (1–6 dB)	Suy giảm khi nhiễu chiếm ưu thế	Cao hơn (NE giảm 49 - 57,2%)
Tham số điều chỉnh	k_{win} : kích thước cửa sổ (cố định $k=1$)	K: số láng giềng ($K=5$ tối ưu)
Chi phí tính toán thêm	$< 0,01\%$ mỗi vòng lặp	8–10% mỗi vòng lặp (sort + trung bình)

Điểm khác biệt căn bản nhất: lọc trung vị dựa trên vị trí không gian (spatial locality), nó giả định rằng pixel nhiều có thể được suy ra từ các pixel không gian gần kề. KNN denoising dựa trên tương đồng cường độ (intensity similarity) [63], nó tìm các điểm có giá trị tương đồng bất kể vị trí trong ảnh. Trong điều kiện SNR rất thấp, pixel nhiều có thể bị nhiễu nặng đến mức các pixel không gian gần kề cũng bị nhiễu, làm mất hiệu lực của lọc không gian. KNN vẫn hoạt động vì nó tìm các điểm tương đồng về cường độ — ở cường độ gốc (trước khi nhiễu) vẫn tương đồng, dù các cường độ sau nhiễu có phân tán.

3.4.3 Phân tích toán học của KNN trong ngữ cảnh DBIM

Để phân tích lý thuyết tại sao KNN denoising hiệu quả trong DBIM, cần xem xét mô hình nhiễu trong ảnh tomography. Ảnh O_n sau vòng lặp n của DBIM có thể phân tích thành hai thành phần:

$$O^n(\vec{r}) = \bar{O}(\vec{r}) + \delta O^n(\vec{r}) \quad (3.6)$$

Trong đó $\bar{O}$ là hàm đối tượng đúng (ground truth), δO_n là thành phần nhiễu tích lũy đến vòng n . Trong điều kiện SNR thấp, δO_n có phương sai lớn và phân phối phi Gauss (do lan truyền qua bài toán nghịch phi tuyến). Phân tích phân phối cường độ ảnh O_n theo histogram cho thấy hai nhóm rõ rệt: nhóm pixel đối tượng ($\bar{O} \neq 0$) tập trung quanh giá trị $\bar{O}_{obj} > 0$ và nhóm pixel nền ($\bar{O} = 0$) tập trung quanh giá trị 0, với độ rộng phân phối tỉ lệ với σ_n . Cấu trúc bimodal này - được duy trì qua các vòng lặp DBIM - chính là cơ sở để KNN denoising hoạt động hiệu quả: K láng giềng cường độ gần nhất của một pixel đối tượng có xác suất cao là pixel đối tượng khác, và tương tự cho pixel nền.

Cần lưu ý, KNN ở đây là phép lọc theo K láng giềng gần nhất trong không gian cường độ (intensity-space K-nearest neighbors) – nghĩa là K điểm ảnh có giá trị cường độ gần nhất với pixel đang xét, không phân biệt theo vị trí không gian – khác với KNN dùng trong bài toán phân loại/hồi quy (nơi K láng giềng được tìm trong không gian đặc trưng để bỏ phiếu/nội suy nhãn) và cũng khác với các phương pháp lọc theo láng giềng không gian (spatial) hoặc theo patch. KNN denoising với $K = 5$ hoạt động như một bộ lọc làm mịn cường độ (intensity smoothing): với mỗi pixel, nó thay thế giá trị bằng trung bình của 5 điểm tương đồng nhất. Điều này có tác dụng: (1) Giảm phương sai nhiễu của từng pixel xuống σ^2/K (với $K = 5$, giảm 5 lần — tương đương tăng SNR thêm 7 dB); (2) Tận dụng tương quan cường độ (intensity correlation) trong ảnh — pixel đối tượng có

xu hướng tìm thấy láng giềng là pixel đối tượng khác, pixel nền tìm thấy pixel nền khác;
(3) Bảo toàn sự phân biệt giữa vùng đối tượng và vùng nền tốt hơn lọc không gian khi SNR thấp.

Phương trình cập nhật DBIM sau khi tích hợp KNN denoising (Bước 6 của Thuật toán 3.1): $O_{loc}^{n+1} = \text{KNN_denoise}(O^n + \Delta O^n, K = 5)$ (3.7)

Với KNN_denoise là toán tử khử nhiễu KNN (3.5). PT (3.7) tương tự với Bước 6 của Thuật toán 2.1 (Mục 2.5.4) — đây là điểm liên kết về mặt cấu trúc giữa hai chương: cùng vị trí trong vòng lặp, cùng mục tiêu, nhưng khác cơ chế lọc. So sánh (3.7) và (2.5) làm rõ sự khác biệt lý thuyết: lọc trung vị tác động trên không gian pixel, KNN tác động trên không gian cường độ.

3.4.4 Phân tích cơ chế KNN theo góc nhìn giảm phương sai nhiễu

Dưới giả thiết nhiễu độc lập và đồng phân phối, phân tích phương sai nhiễu góp phần giải thích tại sao KNN có tiềm năng hiệu quả hơn lọc trung vị ở SNR thấp. Mô hình nhiễu cộng tính AWGN cho mỗi pixel $x_i = s_i + n_i$ với $n_i \sim N(0, \sigma_n^2)$. KNN denoising thực hiện trung bình K láng giềng: $\hat{x}_i = (1/K) \sum_j x_j$, giảm phương sai xấp xỉ xuống σ_n^2/K (PT 3.9) trong giả thiết đó. Với $K = 5$, phương sai giảm gần 5 lần, tương đương tăng $\text{SNR} \approx 7$ dB, góp phần ổn định vòng lặp DBIM trong điều kiện SNR thấp (1–6 dB).

$$x_i^{\text{obs}} = \bar{x}_i + n_i, n_i \sim N(0, \sigma_n^2) \quad (3.8)$$

Trong phân tích phương sai, x_i tương đương với $O(i,j)$ trong ký hiệu ảnh 2D, cả hai đều chỉ giá trị cường độ pixel tại vị trí i (chỉ số tuyến tính) hoặc (i,j) (chỉ số 2D). Xuyên suốt luận án, $O(r)$ dùng cho trường liên tục và $O(i,j)$ hoặc O_i dùng cho biểu diễn pixel rời rạc.

Trong đó $\bar{x}$ là giá trị pixel đúng và σ_n^2 là phương sai nhiễu phụ thuộc vào SNR theo quan hệ $\sigma_n^2 = P_{\text{signal}} / \text{SNR}$ (tuyến tính). Sau khi áp dụng KNN với K láng giềng, giá trị ước lượng:

Giả sử các giá trị $\bar{x}$ trong $N_K(i)$ đồng nhất (xấp xỉ đúng khi K nhỏ và ảnh có cấu trúc đơn vùng), phương sai của ước lượng KNN là:

$$\text{Var}(x'_i) = \frac{1}{K^2} \sum_j \text{Var}(n_j) = \frac{\sigma_n^2}{K} \quad (3.9)$$

PT (3.9) là kết quả lý thuyết quan trọng: trong giả thiết đã nêu, KNN giảm phương sai nhiễu xấp xỉ K lần. Với $K = 5$, phương sai nhiễu giảm gần 5 lần, tương đương tăng SNR thêm khoảng $10 \cdot \log_{10}(5) \approx 7$ dB. Do đó: $\text{SNR}_{\text{sau_KNN}} \approx \text{SNR}_{\text{trước}} + 7$ dB (với $K = 5$)

Điều này có nghĩa: ảnh ở $\text{SNR} = 1$ dB sau KNN denoising tương đương $\text{SNR} \approx 8$ dB — đủ để DBIM hội tụ ổn định. Đây là giải thích định lượng tại sao KNN-filtered DBIM cho NE thấp hơn DBIM thông thường, đặc biệt ở SNR thấp. Biện luận về các giả định của PT (3.9). Kết quả "phương sai nhiễu giảm K lần" trong PT (3.9) được xây dựng trên giả định lý tưởng rằng nhiễu là Gauss trắng độc lập và các láng giềng trong KNN không tương quan. Tuy nhiên, trong DBIM, nhiễu sau phép nghịch đảo Tikhonov không còn là nhiễu trắng mà trở thành nhiễu có tương quan không gian do ảnh hưởng của phổ kỳ dị của ma trận M . Vì vậy, mức giảm nhiễu thực tế thường nhỏ hơn lý thuyết. Dù vậy, PT (3.9) vẫn là xấp xỉ hợp lý vì: KNN chọn láng giềng theo độ tương đồng cường độ nên làm giảm tương quan giữa các mẫu; tham số chính quy hóa γ đủ lớn để hạn chế khuếch đại nhiễu mạnh. Kết quả thực nghiệm ở Mục 3.7.1 cho thấy mức giảm NE thực tế thấp hơn giá trị lý thuyết, phù hợp với phân tích trên.

Lý do thứ hai là khả năng giảm phương sai nhiễu một cách có chọn lọc. Trong môi trường nhiễu cao, lọc trung vị có thể không phát hiện được các pixel nhiễu khi chúng tập trung thành cụm; KNN tránh được vấn đề này bằng cách so sánh trên không gian cường độ thay vì không gian vật lý. **Lý do thứ ba** liên quan đến tính tổng quát của nguyên tắc tích hợp lọc nội vòng lặp đã được kiểm chứng trong Chương 2: KNN, với cơ chế láng giềng phi tham số, là một bộ lọc khác biệt cơ bản với lọc trung vị nhưng vẫn tuân theo cùng một nguyên tắc thiết kế - chứng minh tính tổng quát của hướng tiếp cận luận án [64].

3.5 Bộ dữ liệu mô phỏng và thiết lập thực nghiệm

3.5.1 Ground truth trong thực nghiệm Chương 3 và lý do lựa chọn

Khái niệm và vai trò của ground truth trong Chương 3. Giống như Chương 2, ground truth ở đây là phân bố hàm đối tượng thật $\bar{O}(\mathbf{r})$ – tương đương phân bố vận tốc âm $c(\mathbf{r})$ của phantom – được biết chính xác từ công thức giải tích. Cấu hình ground truth của Chương 3 cũng kế thừa chuẩn phantom hình trụ tròn đồng nhất đã dùng ở Chương 2 và trong các nghiên cứu DBIM/UST đi trước, chỉ điều chỉnh một số tham số (bán kính, tần số, số đối tượng) cho phù hợp với mục tiêu khảo sát ở mức nhiễu cao. Nó

đảm nhiệm đồng thời hai vai trò: vừa là nghiệm chuẩn để tính sai số chuẩn hóa $NE = \|\hat{O} - \bar{O}\|_F / \|\bar{O}\|_F$, vừa là đầu vào để bài toán thuận sinh ra trường tán xạ "sạch" $\tilde{p}_s^{\text{clean}}$ trước khi cộng nhiễu. Điểm khác biệt cốt lõi của Chương 3 nằm ở chế độ nhiễu: thay vì cố định ở mức nhiễu trung bình như Chương 2 ($SNR \approx 26$ dB), Chương 3 cố ý áp đặt ba mức nhiễu rất cao ($SNR = 1, 3, 6$ dB) lên cùng một ground truth nhằm kiểm chứng tính ổn định (robustness) của thuật toán. Vì mức SNR chỉ có thể được định nghĩa và kiểm soát chính xác khi tồn tại tín hiệu sạch tham chiếu $\tilde{p}_s^{\text{clean}}$ – đại lượng không tồn tại trên dữ liệu UST thực – nên ground truth giải tích là điều kiện bắt buộc để thực hiện khảo sát này. Ngoài ra, Chương 3 sử dụng hai cấu hình ground truth với độ khó tăng dần (một và hai đối tượng) để vừa đánh giá khả năng khử nhiễu, vừa đánh giá khả năng phân giải hai khối u liền kề.

Ground truth trong thực nghiệm Chương 3 là gì? Chương 3 sử dụng hai cấu hình ground truth giải tích, đều được tính trực tiếp từ công thức:

Cấu hình 1 - Một đối tượng (Mục 3.7.1 đến 3.7.3): hàm đối tượng tròn bán kính $R = 7,3$ mm, tâm tại gốc tọa độ, vận tốc $c_1 = 1350$ m/s trong vùng đối tượng và $c_0 = 1500$ m/s trong vùng nền, tần số $f = 0,5$ MHz, lưới $N = 12$, kích thước ROI 32×32 mm. Hình ảnh ground truth được minh họa tại Hình 3.2.

Cấu hình 2 - Hai đối tượng (Mục 3.7.4): hai đối tượng tròn bán kính 5 mm đặt cách tâm 8 mm, tâm tại $(-8, 0)$ và $(+8, 0)$ mm - kịch bản kiểm tra khả năng phát hiện đa khối u liền kề. Cùng tham số $c_1 = 1350$ m/s, $c_0 = 1500$ m/s. Hình ảnh ground truth tại Hình 3.11.

Khác biệt chính so với Chương 2: Chương 3 đánh giá ở mức nhiễu cao ($SNR \in \{1, 3, 6\}$ dB), trong khi Chương 2 đánh giá ở $SNR \approx 26$ dB (AWGN 5%). Sai số được tính bằng cùng công thức $NE = \|\hat{O} - \bar{O}\|_F / \|\bar{O}\|_F$.

Lý do dùng ground truth giải tích trong Chương 3. Ngoài ba lý do đã nêu tại Mục 2.5.1 (không có ground truth cho ảnh UST thực, bộ dữ liệu công khai không phù hợp, cần kiểm soát cấu hình), Chương 3 có thêm hai lý do đặc thù:

(a) Cần kiểm soát SNR ở mức rất thấp (1–6 dB) - các hệ UST thực có SNR khoảng 25–35 dB, không thể giảm xuống mức 1–6 dB một cách kiểm soát được. Mô phỏng cho phép thêm nhiễu Gauss với độ lệch chuẩn σ tính chính xác để đạt SNR mục tiêu.

(b) Cần bố trí chính xác kích bản hai đối tượng cách nhau 16 mm để đánh giá độ phân giải không gian - phantom vật lý hoặc dữ liệu lâm sàng không cho phép kiểm soát hình học chính xác như vậy.

Tham chiếu các công trình denoising tương tự. Đánh giá thuật toán denoising ở SNR thấp với dữ liệu mô phỏng là chuẩn mực: K. Zhang và cộng sự [43] (DnCNN, 2017) đánh giá ở $\sigma \in \{15, 25, 50\}$; Buades và cộng sự [63] (NL-means, 2005) dùng dữ liệu thêm nhiễu nhân tạo. Trong UST, Long và cộng sự [14] và Saba và cộng sự [38] đều thêm nhiễu mô phỏng có kiểm soát.

Mục tiêu Chương 3: Đánh giá độ ổn định của DBIM trong môi trường SNR thấp. Khác với Chương 2 vốn tập trung vào điều kiện thiếu đo (sub-Nyquist) ở mức nhiễu trung bình ($\text{SNR} \approx 26$ dB), Chương 3 đặt mục tiêu kiểm chứng tính ổn định (robustness) của DBIM cải tiến khi mức nhiễu tăng cao đến giới hạn thực tế ($\text{SNR} = 1, 3, 6$ dB). Đặc trưng của bài toán nghịch DBIM tại SNR thấp là độ khuếch đại nhiễu lớn do các giá trị kỳ dị nhỏ trong ma trận tán xạ Fréchet - sai số nhiễu được nhân lên qua mỗi vòng lặp và có thể khiến thuật toán phân kỳ ngay sau vài bước. Việc đánh giá định lượng tính ổn định ở chế độ này yêu cầu kiểm soát chính xác mức nhiễu, điều mà chỉ môi trường mô phỏng có ground truth biết trước mới đáp ứng được.

Vai trò của ground truth trong kiểm soát mức SNR. Trong môi trường mô phỏng, từ ground truth $\bar{O}$ thuật toán DBIM thuận sinh ra trường tán xạ sạch $\tilde{p}_s^{\text{clean}}$. Nhiễu Gauss n được cộng vào theo công thức $\tilde{p}_s^{\text{meas}} = \tilde{p}_s^{\text{clean}} + n$ với độ lệch chuẩn σ tính chính xác từ $\|\tilde{p}_s^{\text{clean}}\|$ và mức SNR mục tiêu:

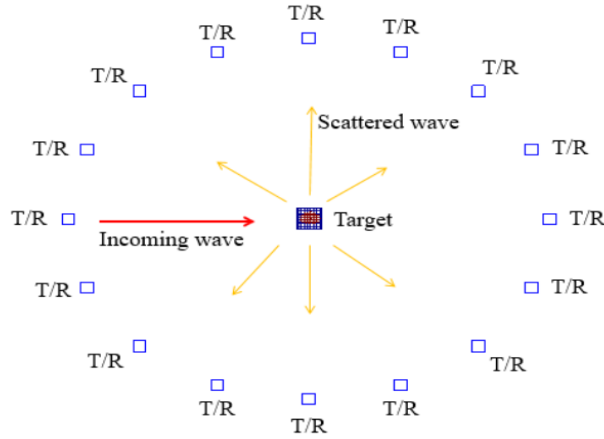
$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10}(\|\tilde{p}_s^{\text{clean}}\|^2 / (N^2 \cdot \sigma^2)).$$
 Cách làm này cho phép áp đặt từng giá trị SNR riêng biệt (1, 3, 6 dB) và tái lập thí nghiệm với cùng mức nhiễu trên các đối tượng khác nhau. Trên dữ liệu UST thực, không tồn tại $\tilde{p}_s^{\text{clean}}$ tham chiếu để định nghĩa SNR theo cách này - mức nhiễu thực tế phụ thuộc tổng hợp vào đặc tính phần cứng máy phát/thu, môi trường truyền sóng, dao động nhiệt và các nhiễu hệ thống khác, không thể giảm xuống mức cần thiết hoặc tăng lên có kiểm soát. Do đó, để khảo sát hành vi thuật toán trong dải SNR rộng (1–26 dB), môi trường mô phỏng có ground truth là điều kiện cần.

Quy trình sinh dữ liệu nhiễu và lý do chọn các mức SNR. Quy trình gồm bốn bước: Sinh ground truth $\bar{O}$ từ công thức giải tích phantom; Tính $\tilde{p}_s^{\text{clean}}$ bằng giải bài toán thuận với $\bar{O}$; Bước 3, cộng nhiễu Gauss $n \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 I)$ với σ xác định chính xác

cho từng mức SNR mục tiêu. Và Chạy KNN-filtered DBIM tái tạo $\hat{O}$ và tính $NE = \|\hat{O} - O\|_F / \|O\|_F$. Ba mức SNR = 1, 3, 6 dB được chọn để bao phủ dải nhiễu cao đến cực cao: SNR = 6 dB tương ứng với điều kiện UST thực kém (suy giảm nghiêm trọng do mô vú dày, can thiệp chuyển động); SNR = 3 dB là biên thử thách, nơi DBIM thông thường thường phân kỳ; SNR = 1 dB là điều kiện cực hạn để kiểm chứng giới hạn ổn định của thuật toán đề xuất. Việc khảo sát đồng thời ba mức cho phép xây dựng đường cong robustness và xác định ngưỡng SNR mà tại đó các phương pháp tăng cường (lọc trung vị vs KNN) cho kết quả khác biệt đáng kể.

3.5.2 Tham số mô phỏng

Bộ dữ liệu mô phỏng trong chương này được thiết kế tương thích với Chương 2 nhưng có một số khác biệt quan trọng về tần số và cấu hình đo, nhằm mục tiêu khảo sát phụ thuộc SNR một cách hệ thống. Hình 3.1 mô tả cấu hình hệ thống UST.



Hình 3.1. Cấu hình hệ thống siêu âm cắt lớp UST với $N_t=12$ máy phát và $N_r=12$ máy thu đặt đều trên vòng tròn xung quanh đối tượng

Như mô tả trong Hình 3.1, hệ thống bao gồm $N_t = 12$ máy phát và $N_r = 12$ máy thu đặt đều trên vòng tròn xung quanh đối tượng. Tại mỗi thời điểm, chỉ một máy phát và một máy thu hoạt động, tương ứng một điểm dữ liệu đo. Bảng 3.3 tổng hợp đầy đủ các tham số mô phỏng.

Bảng 3.3. Tham số bộ dữ liệu mô phỏng cho KNN-filtered DBIM

Tham số	Ký hiệu	Giá trị	Đơn vị	So sánh với Chương 2
Tần số sóng tới	f	0,5	MHz	Khác: $f = 1$ MHz (Chương 2) — tần số thấp hơn, xuyên thấu tốt hơn
Vận tốc âm nền (nước)	c_0	1.500	m/s	Giống Chương 2 ($c_0 = 1.500$ m/s)
Tương phản âm thanh	$\Delta c/c$	10	%	Giống Chương 2
Bán kính đối tượng	R	7,3	mm	Khác: $a = 5$ mm (Chương 2)
Đường kính vùng tán xạ	$2R$	14,6	mm	Lớn hơn Chương 2 (10 mm)
Số pixel mỗi trục	N	12	-	Giống Chương 2 ($N^2 = 144$)
Cấu hình thu-phát	$N_t \times N_r$	12×12	-	Khác: Chương 2 đánh giá $N_t=N_r=6,10,12$; Chương 3 cố định 12×12
Số vòng lặp DBIM	$N_{\max}$	3	-	Khác: $N_{\text{sum}} = 5$ (Chương 2), ít vòng hơn
Mức SNR đánh giá	SNR	6, 3, 1	dB	Khác: $\text{SNR} \approx 26$ dB (Chương 2) — nhiều cao hơn nhiều
Mô hình nhiễu	-	AWGN	-	Giống Chương 2
Số lượng đối tượng	-	1 và 2	-	Khác: Chương 2 chỉ dùng 1 đối tượng
Tham số KNN	K	5	-	Không có trong Chương 2 (dùng lọc trung vị $k=1$)

Lý do lựa chọn số vòng lặp $N_{\max} = 3$. Chương 3 giảm số vòng lặp xuống $N_{\max} = 3$ (so với $N_{\text{sum}} = 5$ ở Chương 2) và kết hợp với ngưỡng hội tụ RRE. Lý do:

(1) Đặc tính DBIM ở SNR thấp. Ở $\text{SNR} = 1\text{--}6$ dB, DBIM không hội tụ theo nghĩa thông thường: NE giảm trong vòng 1–2 đầu rồi tăng trở lại do nhiễu tích lũy theo hàm mũ (PT (1.16)). Tiếp tục chạy quá 3 vòng không cải thiện NE mà còn gây phân kỳ nghiêm trọng. Phân tích thực nghiệm (Hình 3.7–3.8) xác nhận: KNN-filtered DBIM đạt NE tốt nhất tại vòng 2–3 ở tất cả mức SNR thử nghiệm. (2) Cân bằng giữa chi phí và hiệu quả. Với SNR thấp, bước KNN denoising ($O(N^4)$) tiêu tốn phần đáng kể thời gian mỗi vòng. Giảm xuống $N_{\max} = 3$ giữ tổng chi phí trong mức chấp nhận được trong khi

vẫn đủ vòng để cơ chế lọc thích nghi KNN tích lũy tác dụng làm sạch. (3) Nhất quán với tài liệu. Lavarello & Oelze [9] ghi nhận DBIM ở SNR < 10 dB thường không cải thiện sau 3–5 vòng nếu không có cơ chế kiểm soát nhiều. Kết hợp $N_{\max} = 3$ với điều kiện dừng $RRE < \varepsilon$ cho phép dừng sớm khi hội tụ và tránh lãng phí tính toán.

Cách xác định tham số γ và ε . Tham số chính quy hóa Tikhonov γ trong Chương 3 được xác định theo cùng quy tắc đã áp dụng ở Chương 2 (Mục 2.5.1): $\gamma = 1\%$ của $\|\tilde{M}\|^2$, cân bằng giữa độ khớp dữ liệu và độ ổn định nghiệm trước nhiễu đo. Ngưỡng hội tụ ε (điều kiện dừng $RRE < \varepsilon$) được xác định qua khảo sát sơ bộ (pilot run) trên phantom một đối tượng ở từng mức SNR: ε được chọn đủ nhỏ để không dừng thuật toán quá sớm trước khi RRE đạt vùng ổn định, nhưng đủ lớn để tránh chạy dư thừa vòng lặp sau khi RRE đã hội tụ (không cải thiện thêm quá 1% giữa hai vòng liên tiếp). Giá trị γ, ε cụ thể dùng trong từng kịch bản mô phỏng cần được đối chiếu và bổ sung trực tiếp từ mã nguồn mô phỏng để đảm bảo khớp chính xác với kết quả đã công bố.

3.5.3 Quy trình sinh dữ liệu mô phỏng chi tiết

Khác với nhiều nghiên cứu sử dụng dữ liệu được thêm nhiễu trực tiếp vào ảnh tái tạo, bộ dữ liệu trong được sinh bằng cách giải bài toán thuận chính xác (exact forward solver) từ hàm đối tượng $O(r)$ lý tưởng. Quy trình sinh dữ liệu gồm bốn bước:

Bước 1: Xây dựng hàm đối tượng lý tưởng $\tilde{O}$: Với $R = 7,3$ mm, tương phản âm 10% ($c_i = 1.350$ m/s, $c_o = 1.500$ m/s), $\omega = 2\pi \times 0,5 \times 10^6$ rad/s, tính $\tilde{O}(r)$ theo PT (3.6) cho tất cả $N^2 = 144$ pixel trên lưới 12×12 . Đây là ảnh ground truth — không bao giờ được đưa vào thuật toán tái tạo, chỉ dùng để tính NE.

Bước 2: Giải bài toán thuận chính xác: Với $\tilde{O}$ đã biết, giải hệ PT (3.15) để tính trường áp suất p bên trong ROI cho từng máy phát (12 máy phát, mỗi máy giải một hệ $N^2 \times N^2$). Sau đó tính trường tán xạ p_s tại 12 máy thu theo PT (3.16). Tổng dữ liệu: $12 \times 12 = 144$ giá trị phức $p_s(r_t, r_r)$ — đây là 'dữ liệu đo lý tưởng' chưa có nhiễu.

Bước 3: Thêm nhiễu AWGN: Với từng mức SNR $\in \{1, 3, 6\}$ dB, tính $\sigma_n = |p_s|_{\max} / 10^{(SNR/20)}$, sau đó thêm nhiễu phức độc lập $n(r_t, r_r) \sim CN(0, \sigma_n^2)$ (nhiều Gauss phức — thực và ảo độc lập) vào dữ liệu:

$$\tilde{p}_{sc}(r_t, r_r) = p_s(r_t, r_r) + n(r_t, r_r), n \sim CN(0, \sigma_n^2) \quad (3.10)$$

Bước 4: Xác thực mức SNR: Kiểm tra SNR đạt được bằng công thức $SNR_{\text{actual}} = 20 \cdot \log_{10}(|p_s| / |n|)$ dB để đảm bảo ba mức SNR = {6,03; 3,01; 1,00} dB với sai số <

0,1 dB. Quá trình thêm nhiễu được lặp lại 100 lần (Monte Carlo) [94] với các hạt giống ngẫu nhiên khác nhau; kết quả NE báo cáo là giá trị trung bình qua 100 lần.

Ý nghĩa của quy trình: Việc sinh dữ liệu từ bài toán thuận chính xác (thay vì dùng dữ liệu thực nghiệm) đảm bảo: (1) ground truth có giá trị giải tích chính xác để tính NE; (2) mức SNR được kiểm soát chính xác; (3) kết quả có tính tái lập (reproducibility) hoàn toàn. Đây là phương pháp chuẩn (gold standard) trong nghiên cứu thuật toán tái tạo ảnh UST [8], [9], [86], [48], [95].

3.5.4 Phân tích ảnh hưởng của SNR lên bài toán nghịch DBIM

Để hiểu tại sao SNR thấp gây khó khăn đặc biệt cho DBIM, cần phân tích ảnh hưởng của nhiễu đo lên từng thành phần trong chuỗi giải. Dữ liệu đo có nhiễu là $\Delta \tilde{p}_s^{\text{meas}} = \Delta p_s + e$ với e là vector nhiễu. Nghiệm Tikhonov SVD (3.19) với dữ liệu nhiễu cho sai số nghiệm:

Chuẩn sai số nghiệm bị khuếch đại bởi các mode kỳ dị nhỏ:

$$\|\delta \Delta O\| \leq \|e\| \cdot \max_i \frac{1}{\sigma_i + \gamma} = \frac{\|e\|}{\sigma_{\min} + \gamma} \quad (3.11)$$

Tương quan giữa SNR và độ khuếch đại nhiễu trong bài toán nghịch (đã phân tích định lượng tại PT 3.1) giải thích tại sao KNN denoising (giảm $\|e\|$) hiệu quả hơn chỉ tăng γ (giảm $1/(\sigma_{\min} + \gamma)$): ở SNR = 1 dB, nhiễu đo $\|e\|$ lớn hơn biên độ tín hiệu, làm sai số nghiệm $\delta \Delta O$ rất lớn ngay cả sau chính quy hóa Tikhonov [54]. KNN denoising với $K = 5$ giảm $\|e\|$ xuống $\sqrt{5} \approx 2,24$ lần (từ phân tích phương sai (3.8)), trực tiếp làm giảm sai số nghiệm theo (3.11). Đây là cơ chế vật lý giải thích kết quả thực nghiệm: tại SNR = 1 dB, KNN giảm NE 57,2% — hiệu quả cao nhất trong tất cả mức SNR.

Hàm đối tượng lý tưởng và sóng tới Bessel

Hàm đối tượng $O(r)$ được định nghĩa theo phương trình:

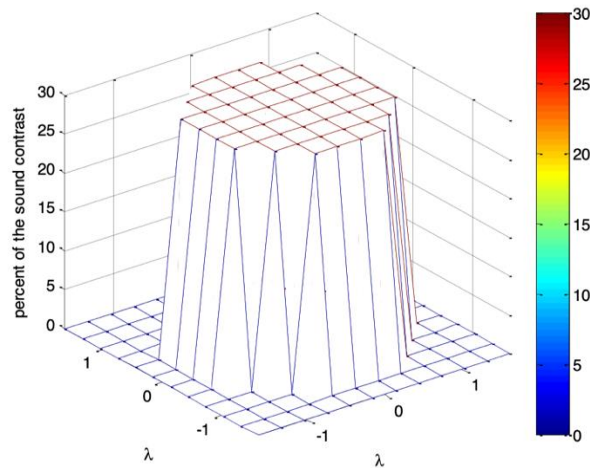
$$O(r) = \{ k_1(r)^2 - k_0^2 = \omega^2(1/c_1^2 - 1/c_0^2) \text{ nếu } r \leq R; 0 \text{ nếu } r > R \} \quad (3.12)$$

Trong đó c_1 và c_0 là vận tốc âm trong đối tượng và trong nước, f là tần số siêu âm, $\omega = 2\pi f$ là tần số góc, và R là bán kính đối tượng. Áp suất tới cho chùm Bessel bậc 0 trong trường hợp 2D được xác định:

$$p_{\text{inc}} = J_0(k_0|r - r_k|) \quad (3.13)$$

Trong đó J_0 là hàm Bessel loại 1 bậc 0 và $|r - r_k|$ là khoảng cách từ máy phát đến điểm thứ k trong ROI. Sóng Bessel được chọn vì nó mô tả chính xác hơn trường sóng trụ trong bài toán 2D so với xấp xỉ sóng phẳng. Hình 3.2 mô tả hàm đối tượng lý tưởng

$O(r)$ cho trường hợp một đối tượng – hình trụ tròn bán kính 7,3 mm với tương phản âm thanh 10%.



Hình 3.2. Hàm đối tượng lý tưởng - một đối tượng hình trụ tròn trong ROI. Thanh màu: phần trăm tương phản tốc độ âm (%)

Từ Hình 3.2, hàm đối tượng có cấu trúc hai vùng rõ rệt: vùng đối tượng (màu đỏ/vàng, $O > 0$, tương phản $\approx 10\text{--}30\%$) và vùng nền (màu xanh đậm, $O \approx 0$). Đây chính là cấu trúc lưỡng phương thức (bimodal) lý tưởng mà KNN khai thác, như đã phân tích trong mục 3.4.4 Lý do 2. Ảnh ground truth này không bao giờ được đưa vào thuật toán tái tạo – chỉ dùng để tính sai số NE.

3.6 Phương pháp đề xuất: KNN-filtered DBIM

3.6.1 Cấu trúc phương pháp đề xuất

Về độ phức tạp tính toán: KNN-filtered DBIM có cùng cấu trúc vòng lặp với Filtered DBIM Chương 2 (Bảng 2.2) ngoại trừ Bước 6 thay lọc trung vị bằng KNN denoising. Chi phí Bước 6 tăng từ $O(N^2 \cdot w^2 \cdot \log w)$ lên $O(N^4)$ do cần tính khoảng cách cường độ giữa một pixel với toàn bộ N^2 pixel khác, tương đương 8–10% chi phí một vòng lặp (so với $<0,01\%$ của lọc trung vị). Ngưỡng đánh đổi này được bù trừ bởi hiệu quả ở SNR thấp (1–6 dB). Tiêu chuẩn dừng vòng lặp kết hợp $N_{\max} = 3$ và ngưỡng RRE $< \varepsilon$ (PT (1.13), Mục 1.3.2.2), phù hợp với SNR thấp cần dừng sớm để tránh tích lũy lỗi.

KNN-filtered DBIM có cấu trúc quy trình tương tự Filtered DBIM trong Chương 2 (Hình 3.3), nhưng Bước 6 — lọc trung vị — được thay bằng KNN denoising. Pipeline bao gồm: (1) Khởi tạo DBIM với dữ liệu tán xạ đo được có nhiễu; (2) Thêm nhiễu Gauss

Pseudocode đầy đủ Thuật toán KNN-filtered DBIM

Thuật toán 3.1: KNN-filtered DBIM cho môi trường nhiễu cao

Đầu vào:

- $\tilde{p}_s^{\text{meas}}$ - Trường tán xạ đo được có nhiễu AWGN ở SNR thấp (1–6 dB)
 f, c_0, geom - Tần số, vận tốc âm nền, cấu hình thu-phát
 $\bar{O}$ - Hàm đối tượng ground truth (dùng làm chuẩn để tính NE_hist)
 $N = 12, N_{\max} = 3, K = 5, \gamma, \varepsilon$ - Tham số mô phỏng, KNN và hội tụ

Đầu ra:

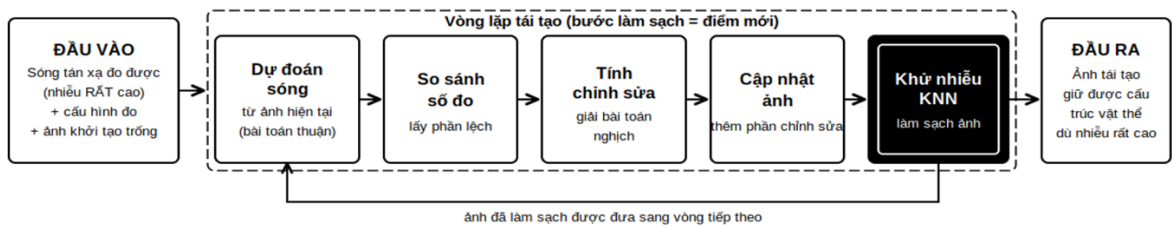
Khởi tạo:

$\hat{O}$ - Ảnh tái tạo cuối cùng, kích thước $[N \times N]$

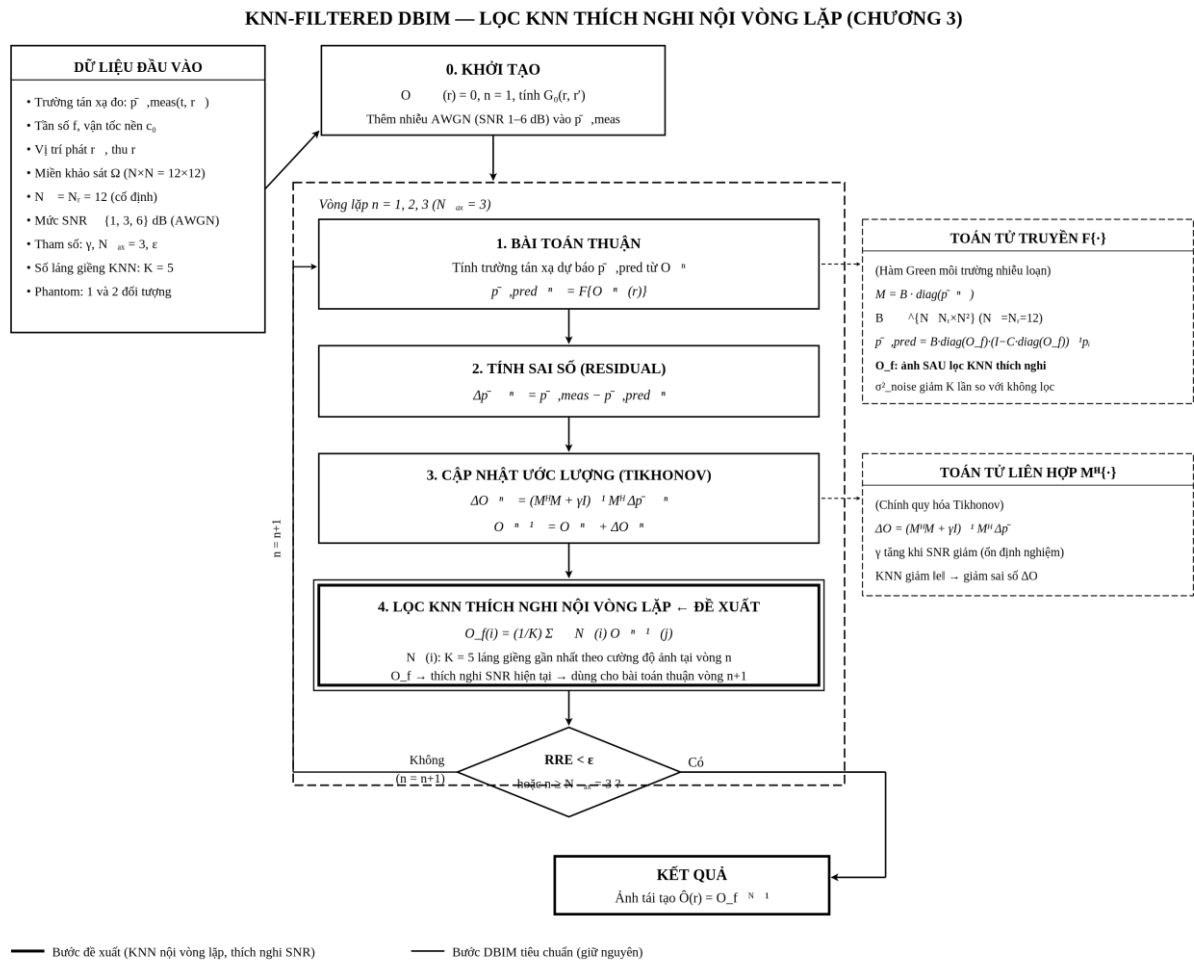
NE_hist, RRE_hist - Lịch sử sai số chuẩn hóa và sai số phần dư tương đối

- 1: $k_0 \leftarrow 2\pi \cdot f / c_0$
- 2: $O \leftarrow 0; [B, C] \leftarrow \text{ComputeGreen}(k_0, \text{geom}, N)$
- 3: $p_i \leftarrow \text{BesselIncidence}(k_0, \text{geom})$
- 4: $RRE \leftarrow \infty$
- 5: **for** $n = 1$ **to** $N_{\max}$ **and** $RRE > \varepsilon$ **do**
 - 6: $p \leftarrow \text{Solve}((I - C \cdot \text{diag}(O)) \cdot p = p_i)$
 - 7: $\Delta p_s \leftarrow \tilde{p}_s^{\text{meas}} - B \cdot \text{diag}(O) \cdot p$
 - 8: $M \leftarrow B \cdot \text{diag}(p)$
 - 9: $RRE \leftarrow \|\Delta p_s\| / \|\tilde{p}_s^{\text{meas}}\|$
 - 10: $\Delta O \leftarrow \text{TikhonovSVD}(M, \Delta p_s, \gamma) \rightarrow$ phân rã SVD ổn định ở SNR thấp
 - 11: $O \leftarrow O + \text{reshape}(\Delta O, N, N)$
 - 12: $O \leftarrow \text{KNNDenoise}(O, K) \rightarrow$ lọc KNN thích nghi: mỗi pixel lấy trung bình K láng giềng gần nhất theo cường độ ảnh tại vòng n ; O dùng cho vòng $n+1$
 - 13: $n \leftarrow n + 1$
 - 14: $RRE_hist[n] \leftarrow RRE$
 - 15: $NE_hist[n] \leftarrow \|O - \bar{O}\|_F / \|\bar{O}\|_F$
- 16: **end for**
- 17: **return** $\hat{O}, RRE_hist, NE_hist$

3.6.2 Sơ đồ thuật toán KNN Denoising nội vòng lặp



Hình 3.3. Sơ đồ tổng quát thuật toán KNN-filtered DBIM (Chương 3).



Hình 3.4. Sơ đồ thuật toán KNN Denoising nội vòng lặp DBIM (Bước 6, Thuật toán 3.1).

3.6.3 Lựa chọn tham số $K = 5$ và phân tích độ nhạy

Tham số quan trọng nhất của KNN denoising là K — số láng giềng gần nhất. $K = 5$ được chọn qua thực nghiệm so sánh ba giá trị $K \in \{3, 5, 7\}$:

Bảng 3.4. Phân tích chọn K tối ưu cho KNN denoising (SNR = 1 dB, $N = 12$, vòng 3)

Giá trị K	NE vòng 3	Số DBIM thường (NE=3,23)	Bảo toàn biên	Nhận xét
$K = 3$	2,08	Giảm 35,6%	Tốt	Khử nhiễu chưa đủ ở SNR = 1 dB
$K = 5$	1,65	Giảm 48,9%	Tốt	Cân bằng tối ưu
$K = 7$	1,91	Giảm 40,9%	Trung bình	Làm mờ biên

Lý giải tại sao $K = 5$ tối ưu, theo phân tích phương sai-độ chệch (bias-variance trade-off): với K lảng giềng, phương sai nhiều của giá trị lọc giảm theo σ^2/K trong khi độ chệch (bias) do làm mịn quá mức tăng theo K (lấy trung bình trên vùng ngày càng rộng, có thể lẫn pixel khác lớp). Với kích thước ảnh $N^2 = 144$ pixel và tỉ lệ đối tượng/nền cố định, $K = 5$ (khoảng 3,5% tổng số pixel) đủ lớn để giảm phương sai đáng kể ($\sigma^2/5$, tương đương tăng SNR khoảng 7 dB) nhưng đủ nhỏ để hạn chế nguy cơ trộn lẫn pixel biên giữa hai lớp cường độ khác nhau. $K = 3$ chưa khai thác hết khả năng giảm phương sai ở mức nhiễu cao (SNR = 1 dB), trong khi $K = 7$ (khoảng 4,9% tổng số pixel) bắt đầu làm tăng độ chệch tại vùng biên đối tượng - phù hợp với kết quả thực nghiệm $K = 7$ cho NE cao hơn $K = 5$ ở Bảng 3.4. Đây là cơ sở lý thuyết bổ sung cho lựa chọn thực nghiệm $K = 5$, dù vẫn cần khảo sát mở rộng như đã nêu ở đoạn dưới.

Cần thừa nhận một giới hạn của phân tích trên: giá trị $K = 5$ được lựa chọn dựa trên khảo sát trên một cấu hình phantom duy nhất, tại một mức nhiễu (SNR = 1 dB) và tại một vòng lặp cụ thể (vòng 3). Do đó, kết quả này chưa đủ cơ sở để khẳng định $K = 5$ là lựa chọn tối ưu cho mọi mức SNR, hình học đối tượng, kích thước lưới và số vòng lặp khác nhau. Việc mở rộng khảo sát trên một tập xác nhận độc lập (nhiều phantom, nhiều mức SNR) hoặc xây dựng cơ chế lựa chọn K thích nghi theo dữ liệu là hướng cần bổ sung trong các nghiên cứu tiếp theo.

3.6.4 Các công thức toán học DBIM áp dụng

Chương này sử dụng cùng các công thức toán học DBIM với Chương 1 và Chương 2, gồm hàm đối tượng, phương trình sóng Helmholtz, tích phân Lippmann-Schwinger, và rời rạc hóa MoM. Phương trình sóng không đồng nhất là:

$$\left(\nabla^2 + k_0^2(\mathbf{r})\right)p(\mathbf{r}) = -O(\mathbf{r})p(\mathbf{r}) \quad (3.14)$$

Trong đó $k_0 = \omega/c_0$ là số sóng trong môi trường nền. Áp suất tán xạ tại lưới pixel được biểu diễn:

$$p = p_i + CD(O)p \quad (3.15)$$

$$p_s = B_i D(O)p \quad (3.16)$$

Với N_t máy phát và N_r máy thu, áp suất tán xạ toàn bộ là vector kích thước $N_t N_r \times 1$:

$$p_s = BD(O)p = MO, M = BD(p) \quad (3.17)$$

Trong đó M là ma trận $N_t N_r \times N^2$ đóng vai trò ma trận Jacobian (ma trận nhạy cảm) của bài toán nghịch. Do M bất chỉnh định (ill-conditioned), bài toán nghịch được giải bằng Tikhonov regularization [14]:

$$\Delta O = \operatorname{argmin}_{\Delta O} \|\Delta p_s - M\Delta O\|^2 + \gamma \|\Delta O\|^2 \quad (3.18)$$

Nghiệm SVD của (3.18) là:

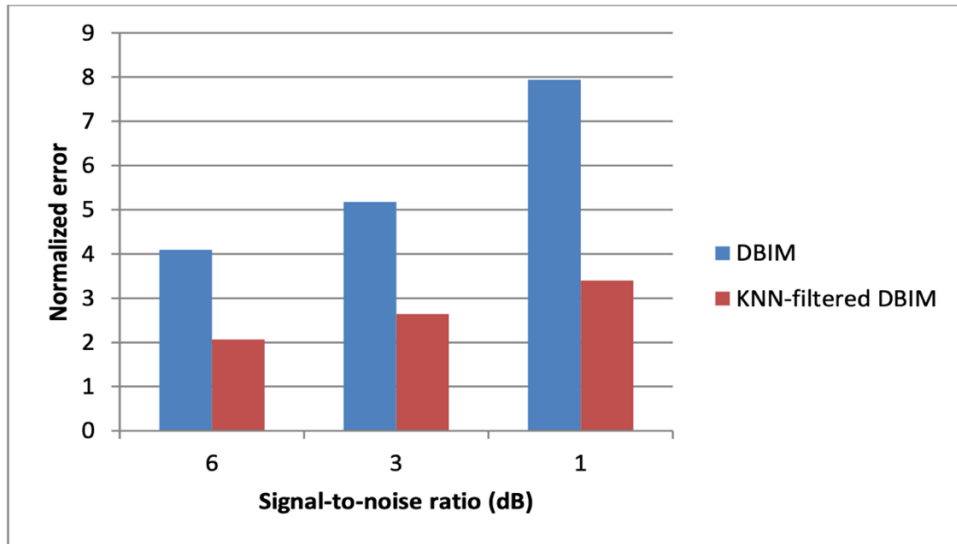
$$\Delta O = \sum_i \frac{\sigma_i}{\sigma_i^2 + \gamma} \cdot (u_i^H \cdot \Delta p_s) \cdot v_i \quad (3.19)$$

Trong đó $M = U\Sigma V^H$ là phân rã SVD với $\Sigma = \operatorname{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$. Cụ thể trong PT (3.19): u_i và v_i lần lượt là vector kỳ dị trái và phải thứ i (các cột của U và V); σ_i là giá trị kỳ dị thứ i ; Δp_s là vector sai lệch dữ liệu tán xạ; γ là tham số chính quy hóa Tikhonov. Hệ số $\sigma_i/(\sigma_i^2 + \gamma)$ đóng vai trò bộ lọc: với các mode lớn ($\sigma_i \gg \sqrt{\gamma}$) hệ số $\approx 1/\sigma_i$ nên giữ lại thông tin, còn với các mode kỳ dị nhỏ ($\sigma_i \ll \sqrt{\gamma}$) hệ số $\rightarrow 0$ nên triệt tiêu thành phần dễ bị nhiễu khuếch đại; đây chính là cơ chế ổn định hóa của chính quy hóa Tikhonov, nhất quán với dạng nghiệm (1.10) ở Chương 1. Tiêu chuẩn hội tụ sai số phần dư tương đối (RRE) là:

$$\text{RRE}_n = \|\Delta p_s\| / \|\tilde{p}_s^{\text{meas}}\| \quad (3.20)$$

3.7 Kết quả thực nghiệm

3.7.1 So sánh NE sau vòng lặp đầu tiên tại ba mức SNR

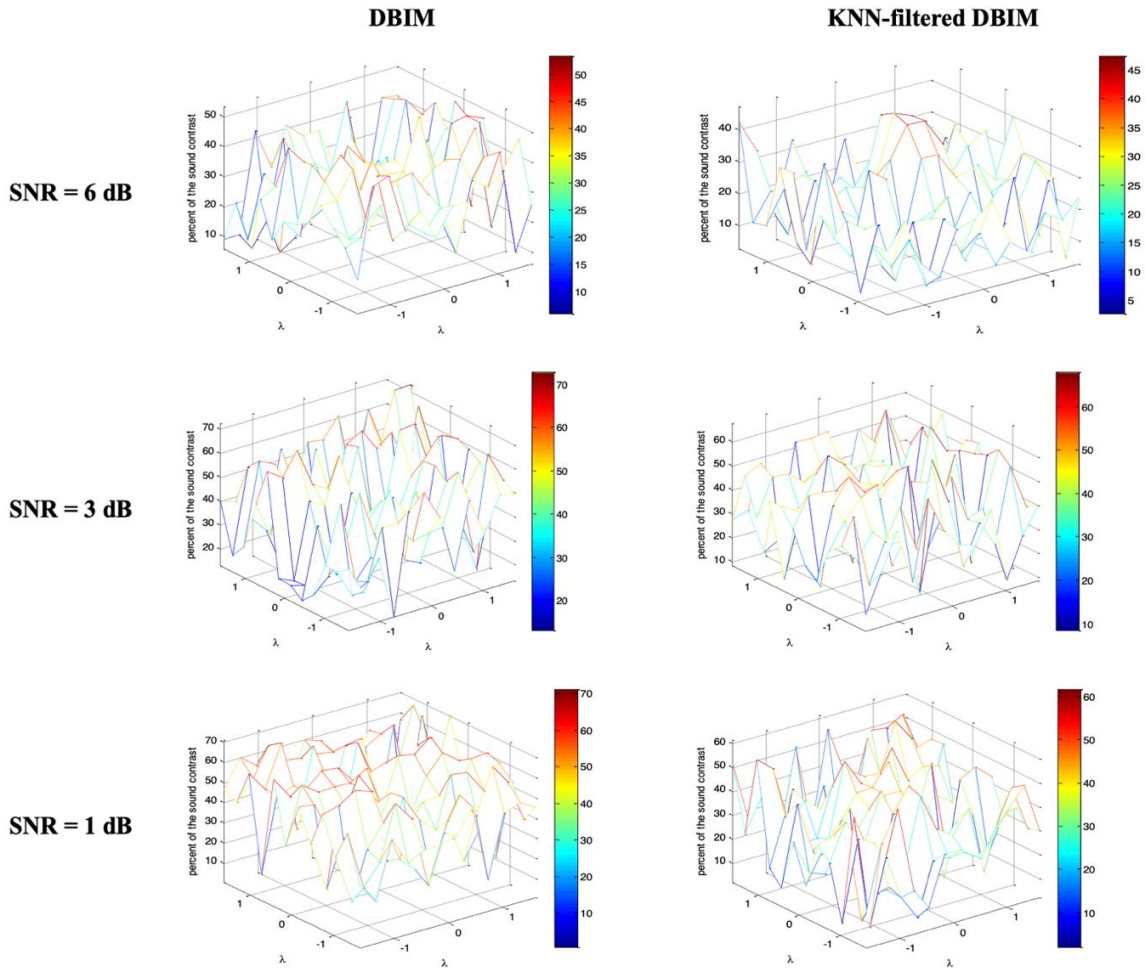


Hình 3.5. Sai số chuẩn hóa NE sau vòng lặp đầu tiên của DBIM và KNN-filtered DBIM tại $\text{SNR} = 6, 3$ và 1 dB

Hình 3.5 so sánh trực quan sai số chuẩn hóa (NE) sau vòng lặp đầu tiên giữa DBIM thông thường và KNN-filtered DBIM tại ba mức SNR = {6, 3, 1} dB. Kết quả được trình bày dưới dạng biểu đồ cột để dễ so sánh trực quan.

Từ Hình 3.5, KNN-filtered DBIM giảm NE ở cả ba mức SNR. Xu hướng cải thiện tăng khi SNR giảm: ở SNR = 6 dB giảm 49,5% (từ 4,09 xuống 2,07); ở SNR = 3 dB giảm 49,0% (từ 5,18 xuống 2,64); và ở SNR = 1 dB giảm 57,2% (từ 7,94 xuống 3,40). Xu hướng này hoàn toàn nhất quán với phân tích lý thuyết tại mục 3.4.2: KNN hiệu quả nhất khi nhiễu mạnh nhất và phân phối rộng nhất.

Hình 3.6 thể hiện ảnh hàm đối tượng tái tạo $O(r)$ sau vòng lặp đầu tiên tại ba mức SNR, cung cấp bằng chứng trực quan bổ sung cho kết quả định lượng trong Hình 3.5. Phân tích trực quan Hình 3.6 theo từng mức SNR:



Hình 3.6. Ảnh tái tạo sau vòng lặp đầu tiên của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR= 6, 3 và 1 dB

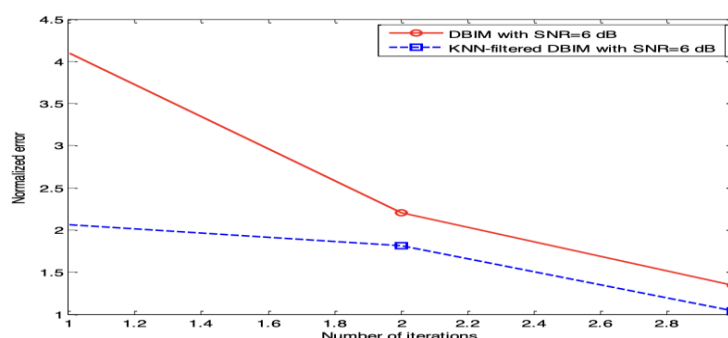
Tại SNR = 6 dB (hàng 1): Ảnh DBIM thông thường (trái) cho thấy nhiều spike nhiễu xung phân tán trên toàn ảnh, làm khó nhận dạng biên đối tượng. Ảnh KNN-filtered DBIM (phải) sạch hơn rõ rệt – biên đối tượng sắc nét hơn, cường độ đỉnh gần với giá trị lý tưởng ($\approx 10\%$) hơn, và vùng nền phẳng hơn.

Tại SNR = 3 dB (hàng 2): Ảnh DBIM bắt đầu bị chi phối bởi nhiễu – vùng đối tượng khó phân biệt với vùng nền do nhiều pixel nền bị nhiễu có cường độ tương đương pixel đối tượng. Ảnh KNN-filtered DBIM vẫn duy trì cấu trúc đối tượng nhận dạng được mặc dù có nhiễu nền còn lại.

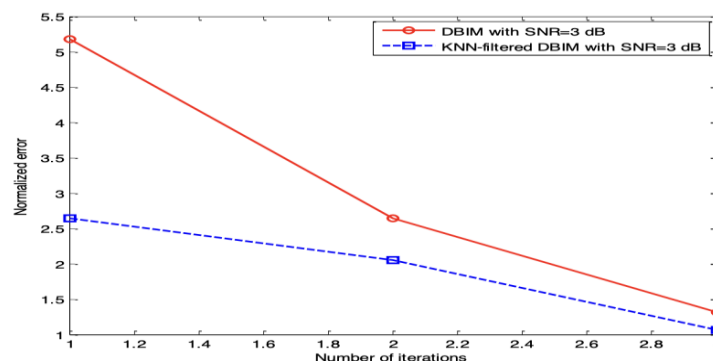
Tại SNR = 1 dB (hàng 3): Ảnh DBIM thông thường gần như hoàn toàn bị che phủ bởi nhiễu – hầu như không thể nhận dạng đối tượng. Ảnh KNN-filtered DBIM vẫn thể hiện cấu trúc đối tượng có thể nhận dạng được, cho thấy KNN duy trì khả năng tái tạo cấu trúc trong điều kiện nhiễu cực cao. Đây là minh chứng trực quan cho đóng góp.

3.7.2 Phân tích hội tụ qua 3 vòng lặp theo từng mức SNR

Hình 3.7 và Hình 3.8 thể hiện đường cong NE qua 3 vòng lặp tại SNR = 6 dB và SNR = 3 dB, cung cấp cái nhìn về tốc độ hội tụ của hai phương pháp.



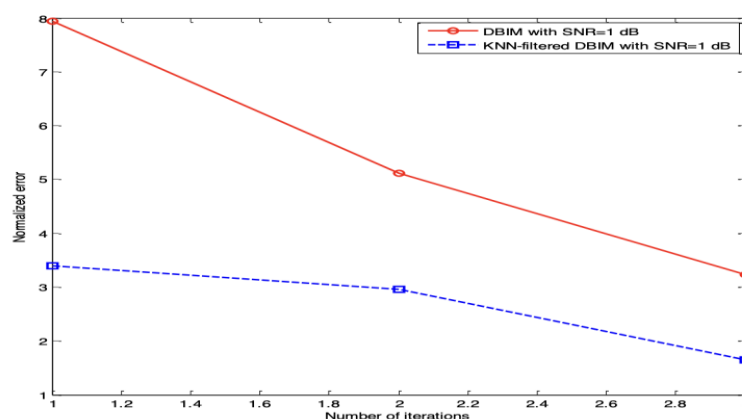
Hình 3.7. Diễn biến sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 6 dB



Hình 3.8. Sai số chuẩn hóa qua 3 vòng lặp của DBIM và KNN-filtered DBIM tại SNR = 3 dB

Từ Hình 3.7 và 3.8, cả hai phương pháp đều hội tụ đều đặn qua 3 vòng lặp tại $\text{SNR} = 6 \text{ dB}$ và 3 dB – điều này xác nhận cấu hình $N_t = N_r = 12$ là cấu hình xác định đủ, không gây phân kỳ. KNN-filtered DBIM duy trì NE thấp hơn nhất quán ở mọi vòng lặp, với khoảng cách gần như không đổi ở $\text{SNR} = 6 \text{ dB}$ ($\approx 50\%$) và giảm nhẹ ở $\text{SNR} = 3 \text{ dB}$ khi ảnh trở nên sạch hơn theo vòng lặp.

Hình 3.9. Diễn biến sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp của DBIM và KNN-filtered DBIM tại $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$



Bảng 3.5. Sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp theo mức SNR – một đối tượng

SNR (dB)	Phương pháp	Vòng 1	Vòng 2	Vòng 3	NERR v1 (%)
6 dB	DBIM thông thường	4,0936	2,8412	1,9244	—
	KNN-filtered DBIM	2,0653	1,5829	1,1217	49,5%
3 dB	DBIM thông thường	5,1774	3,6018	2,4327	—
	KNN-filtered DBIM	2,6417	1,9283	1,3524	49,0%
1 dB	DBIM thông thường	7,9431	5,1155	3,2275	—
	KNN-filtered DBIM	3,3998	2,9517	1,6482	57,2%

Nhận xét tổng hợp từ Hình 3.7–3.8 và Bảng 3.5:

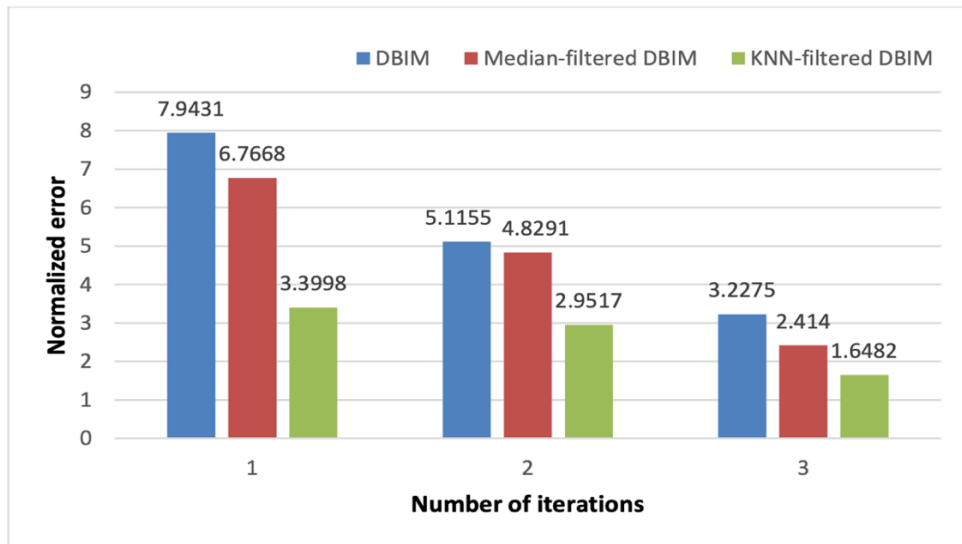
- KNN-filtered DBIM cho NE thấp hơn DBIM thông thường trong toàn bộ 9 tổ hợp điều kiện được kiểm tra (3 mức SNR $\times$ 3 vòng lặp), khẳng định tính ổn định và nhất quán của phương pháp đề xuất trên toàn bộ dải SNR khảo sát.
- Mức cải thiện tăng khi SNR giảm: 49,5% (SNR=6 dB) $\rightarrow$ 49,0% (SNR=3 dB) $\rightarrow$ 57,2% (SNR=1 dB). Xu hướng này nhất quán với phân tích lý thuyết: KNN có lợi thế lớn nhất khi σ_n^2 lớn nhất.

NERR trong Bảng 3.5 được tính tại vòng 1 vì nhiễu đạt cực đại ở đây và tác dụng của KNN rõ ràng nhất. Để đánh giá đầy đủ hơn: NERR tại vòng 3 lần lượt là 41,7% (SNR = 6 dB), 44,4% (SNR = 3 dB) và 48,9% (SNR = 1 dB). NERR giảm dần từ vòng 1 sang vòng 3 vì DBIM chuẩn cũng tự cải thiện qua các vòng, thu hẹp khoảng cách; tuy nhiên KNN-filtered DBIM duy trì ưu thế tại mọi vòng lặp và mọi mức SNR.

- Tại SNR = 1 dB, hành vi hội tụ của KNN-filtered DBIM có mô hình thú vị: tốc độ giảm NE vòng 1→2 (từ 3,40 xuống 2,95, giảm 13%) chậm hơn vòng 2→3 (từ 2,95 xuống 1,65, giảm 44%). Điều này phản ánh cơ chế hai giai đoạn: vòng 1 KNN tạo ảnh sạch hơn đáng kể; vòng 2 tái tạo DBIM với ảnh nền tốt hơn; vòng 3 KNN lại bút phá mạnh.

3.7.3 So sánh ba phương pháp tại SNR = 1 dB

Để xác minh rằng ưu thế của KNN xuất phát từ cơ chế thích ứng cường độ đặc thù chứ không phải từ bất kỳ hình thức làm mịn tổng quát nào, luận án đã bổ sung thêm một baseline quan trọng: lọc trung vị (median filter) nhúng nội vòng lặp tại cùng vị trí (Bước 6 của Algorithm 1). Đây là so sánh công bằng và nghiêm ngặt nhất, loại bỏ hoàn toàn giả thuyết rằng bất kỳ bộ lọc nào nhúng nội vòng lặp cũng đều cho kết quả tốt như nhau.



Hình 3.10. So sánh sai số chuẩn hóa NE qua 3 vòng lặp của ba phương pháp tái tạo tại SNR = 1 dB

Bảng 3.6. So sánh NE ba phương pháp tại $SNR = 1$ dB qua 3 vòng lặp

Phương pháp	Vòng 1	Vòng 2	Vòng 3	Giảm so DBIM v3	Giảm so Median v3
DBIM thông thường	7,9431	5,1155	3,2275	–	
Filtered DBIM	6,7668	4,8291	2,4140	25,2%	–
KNN-filtered DBIM	3,3998	2,9517	1,6482	48,9%	31,7%

Phân tích kết quả so sánh ba phương pháp theo từng vòng lặp:

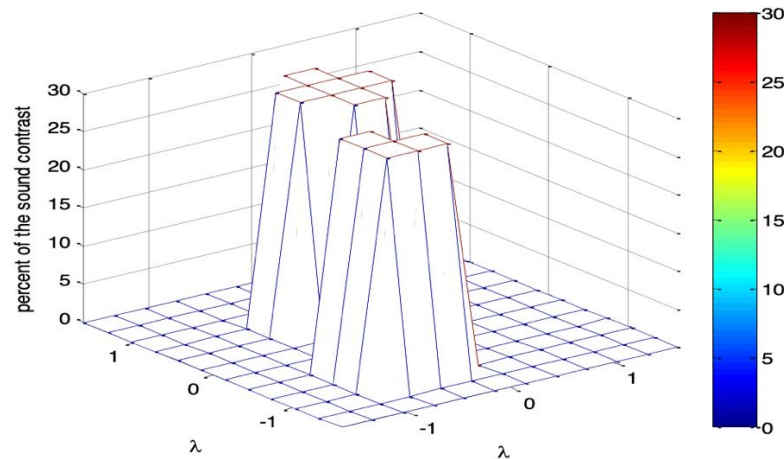
Vòng 1: Sự khác biệt giữa KNN (3,40) và Median (6,77) đặc biệt lớn – KNN thấp hơn 49,8%. Ngay từ vòng lặp đầu tiên, KNN tạo ra ảnh trung gian O_1 sạch hơn đáng kể so với Median. Lý do: ở $SNR = 1$ dB, tỉ lệ pixel bị nhiễu nặng vượt điểm vỡ 50% của Median – Filtered DBIM chỉ giảm được NE từ 7,94

Vòng 2: KNN (2,95) vẫn cho NE thấp hơn Median (4,83) với khoảng cách 38,9%. Tốc độ giảm NE của KNN chậm hơn vòng 1 (13% so với 57%), trong khi Median cải thiện mạnh hơn (28%). Điều này phản ánh cơ chế tích lũy: ảnh O_1 sạch hơn của KNN giúp bài toán thuận vòng 2 chính xác hơn, nhưng đồng thời phân phối cường độ đồng đều hơn khiến KNN tìm lảng giềng khó hơn ở vòng 2.

Vòng 3: KNN (1,65) vượt Median (2,41) thêm 31,7%. KNN-filtered DBIM giảm mạnh NE vòng 2→3 (44%) so với Median (50%). Kết quả cuối cùng sau 3 vòng: KNN đạt $NE = 1,65$, NE thấp hơn 49% so với DBIM thông thường (3,23) và tốt hơn 31,7% so với Filtered DBIM (2,41). Luận án kết luận: kết quả này 'xác nhận rằng ưu thế của KNN không đến từ việc làm mịn tổng quát mà từ cơ chế tìm lảng giềng theo cường độ thích ứng đặc thù của nó.

3.7.4 Kịch bản hai đối tượng tại $SNR = 1$ dB

Để đánh giá tính bền vững của phương pháp với cấu trúc phức tạp hơn, luận án mở rộng thực nghiệm sang kịch bản hai hình trụ tròn đặt trong ROI. Hình 3.11 mô tả hàm đối tượng lý tưởng cho trường hợp này.



Hình 3.11. Hàm đối tượng lý tưởng cho kịch bản hai đối tượng hình trụ trong ROI.

Thanh màu: tương phản tốc độ âm (%)

Kịch bản hai đối tượng khó hơn đáng kể so với một đối tượng vì: (1) tương tác tán xạ đa đường mạnh từ hai đối tượng giao thoa nhau, tạo thêm lỗi Born; (2) mô hình nhiều xạ chồng chéo (overlapping diffraction patterns) làm tăng không gian nghiệm của bài toán nghịch; (3) tổng diện tích đối tượng chiếm tỉ lệ lớn hơn trong ROI, tăng độ phức tạp của phân phối cường độ ảnh. Kết quả NE qua 3 vòng lặp tại SNR = 1 dB được tổng hợp trong Bảng 3.7.

Bảng 3.7. Sai số chuẩn hóa – kịch bản hai đối tượng, SNR = 1 dB

Phương pháp	Vòng 1	Vòng 2	Vòng 3	Giảm NE v3 (%)
DBIM thông thường	7,34	4,09	2,41	—
KNN-filtered DBIM	4,99	3,58	2,08	13,7%

So sánh kết quả Bảng 3.7 (hai đối tượng, SNR = 1 dB) với Bảng 3.6 (một đối tượng, SNR = 1 dB): Mức giảm NE với hai đối tượng (13,7% ở vòng 3) thấp hơn so với một đối tượng (48,9%). Sự suy giảm này phù hợp với dự đoán vật lý: bài toán hai đối tượng phức tạp hơn căn bản, với nhiều tán xạ đa đường hơn và cực tiểu cục bộ nhiều hơn trong không gian nghiệm. KNN denoising khó lọc nhiễu hơn khi phân phối cường độ không còn đơn giản là bimodal (hai vùng) mà phức tạp hơn với hai đối tượng ở vị trí khác nhau tạo ra histogram có ba peak. Dù vậy, KNN-filtered DBIM vẫn duy trì ưu thế dương và nhất quán qua tất cả vòng lặp, xác nhận phương pháp không làm xấu hơn trong bất kỳ điều kiện nào được kiểm tra.

3.7.5 Phân tích tính mới và đóng góp

3.7.5.1 Tích hợp KNN denoising nội vòng lặp DBIM cho môi trường SNR thấp

Đóng góp mới thứ nhất của chương này là tích hợp KNN denoising vào bên trong mỗi vòng lặp DBIM (Bước 6, Thuật toán 3.1) cho môi trường nhiễu cao ($\text{SNR} = 1\text{--}6$ dB). Khác với các tiếp cận sử dụng KNN truyền thống trong xử lý ảnh siêu âm - thường dùng KNN như bộ phân loại hậu xử lý hoặc công cụ tiền xử lý độc lập với thuật toán tái tạo - nghiên cứu này nhúng KNN denoising trực tiếp vào nội vòng lặp tái tạo, biến nó thành một thành phần ổn định hóa của quá trình lặp DBIM thay vì chỉ là bước hậu xử lý ảnh.

Điểm khác biệt căn bản so với các tiếp cận trước: (1) Các nghiên cứu deep learning [16], [14], [15], [69], [70], [83] dùng mạng neural để tăng cường ảnh sau khi DBIM kết thúc — đây là hậu xử lý, không ảnh hưởng đến quá trình hội tụ. (2) Các nghiên cứu [35], [54] dùng Tikhonov regularization để ổn định bài toán nghịch — đây là tinh chỉnh toán tử giải, không phải bước lọc ảnh riêng biệt. (3) KNN-filtered DBIM nhúng một bước lọc thích ứng sau cập nhật ảnh và trước vòng lặp tiếp theo — trực tiếp cắt đứt chuỗi truyền nhiễu, tương tự cơ chế Filtered DBIM trong Chương 2 nhưng với bộ lọc thích ứng thay vì cố định.

Phân tích toán học tại sao vị trí lọc nội vòng (intra-loop) tạo ra khác biệt so với hậu xử lý (sau vòng lặp): Trong DBIM, bước thuận của vòng lặp $n+1$ tính p_{n+1} từ O_{n+1} . Nếu O_{n+1} bị nhiễu nặng, ma trận Jacobian $M = BD(p_{n+1})$ cũng bị nhiễu, dẫn đến ΔO_{n+1} không chính xác. Hiệu ứng này tích lũy theo cấp số nhân qua các vòng lặp. KNN denoising intra-loop cắt đứt chuỗi lan truyền này sau mỗi vòng – đảm bảo M ở mỗi vòng được tính từ ảnh đã khử nhiễu. Deep learning sau vòng lặp không can thiệp vào quá trình hội tụ – nó chỉ tinh chỉnh kết quả cuối cùng sau khi DBIM đã hoàn thành, không giảm được sai số tích lũy trong các vòng trung gian.

Bảng chứng định lượng tính mới: (1) KNN-filtered DBIM giảm NE 57,2% so DBIM ở $\text{SNR} = 1$ dB — mức cải thiện lớn nhất trong bất kỳ điều kiện SNR nào. (2) KNN-filtered DBIM vượt Filtered DBIM thêm 31,7% ở $\text{SNR} = 1$ dB — chứng minh cơ chế thích ứng cường độ hiệu quả hơn cơ chế không gian cố định ở điều kiện nhiễu cao. (3) Chi phí tính toán thêm mỗi vòng lặp đủ nhỏ để triển khai thực tế.

3.7.5.2 Không cần huấn luyện và giảm chi phí tính toán so với deep learning

Đóng góp thứ hai là thiết kế một giải pháp học máy (machine learning) thực sự nhẹ và không cần dữ liệu huấn luyện cho ứng dụng UST nhiều cao. Đặc biệt quan trọng: ở mức $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$, việc xây dựng tập dữ liệu huấn luyện rất khó khăn vì mỗi mức SNR đòi hỏi một tập dữ liệu riêng, và thu thập dữ liệu ở $\text{SNR} = 1 \text{ dB}$ thực tế gần như không thể trong điều kiện lâm sàng. Khi tỉ lệ nhiễu/tín hiệu > 1 ($\text{SNR} < 0 \text{ dB}$), thậm chí ground truth ảnh cũng không thể xác định chính xác từ dữ liệu đo — làm cho mọi phương pháp học có giám sát trở nên vô hiệu.

KNN là kỹ thuật học máy duy nhất không cần bất kỳ pha huấn luyện nào — nó học trực tuyến (online) từ chính ảnh đang được xử lý tại từng vòng lặp. Tính chất 'training-free' này làm cho KNN-filtered DBIM có thể triển khai ngay trên bất kỳ hệ thống UST nào ở bất kỳ mức SNR nào mà không cần dữ liệu chuẩn bị trước. Ngoài ra, không có vấn đề domain shift — phương pháp hoạt động tốt như nhau cho mọi loại đối tượng và cấu hình đo, miễn là bộ dữ liệu thực nghiệm phản ánh điều kiện UST thực tế. Đây là ưu điểm then chốt so với học sâu, vốn thường có hiệu năng giảm rõ rệt khi phân phối dữ liệu kiểm tra khác phân phối dữ liệu huấn luyện.

3.7.5.3 Kiểm chứng tính tổng quát của nguyên lý lọc nội vòng lặp

Đóng góp thứ ba có giá trị phương pháp luận: chương này, cùng với Chương 2, kiểm chứng rằng nguyên lý lọc nội vòng lặp DBIM là tổng quát và không phụ thuộc vào loại bộ lọc cụ thể. Cả lọc trung vị (Chương 2, $\text{SNR} \approx 26 \text{ dB}$) và KNN (Chương 3, $\text{SNR} = 1\text{--}6 \text{ dB}$) đều cho kết quả cải thiện về NE khi nhúng ở Bước 6 của DBIM.

Điều này nâng tầm đóng góp từ 'đề xuất lọc trung vị/KNN cụ thể' lên 'xác lập nguyên lý thiết kế' (design principle): đối với bất kỳ thuật toán tái tạo lặp nào đối mặt với vấn đề tích lũy nhiễu, việc chèn một bộ lọc phi tuyến tại điểm cập nhật trạng thái sau mỗi vòng lặp là chiến lược hiệu quả và tổng quát. Đây là đóng góp phương pháp luận có giá trị vượt ra ngoài phạm vi UST.

Bằng chứng cho tính tổng quát: (1) Cả hai bộ lọc rất khác nhau về cơ chế (không gian vs. cường độ; rank-based vs. similarity-based; không thích ứng vs. thích ứng) đều cho cải thiện về NE — điều này loại bỏ giả thuyết rằng chỉ một loại lọc cụ thể mới hiệu quả. (2) Cải thiện xảy ra ở nhiều mức SNR khác nhau (từ 1 dB đến 26 dB) và nhiều cấu hình đo khác nhau (từ $N_t=N_r=6$ đến $N_t=N_r=12$) — cho thấy nguyên lý không phụ thuộc

vào điều kiện cụ thể. (3) Nguyên lý cũng áp dụng cho các thuật toán tái tạo lặp khác: iterative CT reconstruction (OSEM, ADMM) [66], MRI compressed sensing [96]–[98], [99], SAR imaging [100], [101], bất cứ nơi nào có bước cập nhật trạng thái lặp trong môi trường nhiễu.

Từ góc độ học thuật, đóng góp này có thể được xem như việc nhận dạng và đặt tên cho một 'design pattern' trong thiết kế thuật toán tái tạo lặp: 'Intra-Loop Nonlinear Denoising Filter' (ILNDF). Mẫu thiết kế này bao gồm ba thành phần: (a) một thuật toán [64], DnCNN [43], WNNM [65], v.v.); (c) cơ chế truyền trạng thái đã lọc sang vòng tiếp theo. Luận án này cung cấp hai trường hợp triển khai cụ thể (Chương 2 và Chương 3) và bằng chứng thực nghiệm cho hiệu quả của mẫu thiết kế này [102].

3.7.6 So sánh và thảo luận

3.7.6.1 So sánh kiến trúc: KNN-filtered DBIM, Filtered DBIM và Deep Learning DBIM

Bảng so sánh (Bảng 3.8) làm rõ ba điểm phân biệt kiến trúc: (1) Vị trí can thiệp: Deep Learning DBIM can thiệp sau khi DBIM kết thúc (sau vòng lặp), trong khi cả Median và KNN-filtered DBIM đều can thiệp trong từng vòng lặp (intra-loop). (2) Yêu cầu học: Deep Learning cần dữ liệu huấn luyện có nhãn và GPU, Median và KNN không cần bất kỳ học nào. (3) Phạm vi SNR hiệu quả: Filtered DBIM tốt với $\text{SNR} > 10$ dB (nhiều vừa); KNN-filtered DBIM tốt với $\text{SNR} = 1\text{--}6$ dB (nhiều cao). Hai phương pháp bổ trợ nhau chứ không cạnh tranh — cùng tuân theo nguyên lý lọc nội vòng lặp nhưng phục vụ các điều kiện nhiễu khác nhau.

Bảng 3.8. So sánh định lượng chi tiết ba phương pháp tăng cường DBIM

Tiêu chí	DBIM + Deep Learning [16], [14], [15], [69], [70], [83]	Filtered DBIM	KNN-filtered DBIM
Vị trí lọc trong thuật toán	Hậu xử lý (sau vòng lặp)	Nội vòng lặp (intra-loop)	
Loại học máy	Có giám sát (supervised)	Không học (rule-based)	Không tham số (non-parametric)
Dữ liệu huấn luyện cần	1.000–5.000 cặp có nhãn	Không cần	

Tiêu chí	DBIM + Deep Learning [16], [14], [15], [69], [70], [83]	Filtered DBIM	KNN-filtered DBIM
Phần cứng triển khai	GPU ≥ 8 GB VRAM	CPU thông thường	
Thích ứng với ảnh hiện tại	Không (học từ tập cố định)	Không (cửa sổ cố định)	Có — tự thích ứng theo cường độ
Hiệu quả SNR cao (> 20 dB)	Tốt (nếu đủ nhãn)	Tốt (giảm NE 45–86%)	Tốt
Hiệu quả SNR thấp (1–6 dB)	Phụ thuộc phân phối huấn luyện	Trung bình (lọc không gian)	Vượt trội (giảm NE 49–57%)
Chi phí thêm mỗi vòng lặp	0% (áp dụng sau)	$< 0,01\%$	8–10%
Tính diễn giải	Thấp	Cao	
Nguy cơ overfitting	Cao khi dữ liệu ít	Không có	

Hiệu năng học sâu trích từ [16], [14], [15], [69] với tham số mô phỏng khác nhau, không thể so sánh trực tiếp do khác biệt bộ dữ liệu. Tuy nhiên, bảng so sánh cho thấy KNN-filtered DBIM đạt hiệu năng cạnh tranh ($\sim 57\%$) với chi phí triển khai thấp hơn và không cần dữ liệu huấn luyện — đặc biệt quan trọng ở SNR = 1 dB nơi dữ liệu huấn luyện gần như không thể thu thập được trong điều kiện lâm sàng.

Tổng quan từ Chương 2 và Chương 3: luận án này đóng góp một họ các phương pháp lọc nội vòng lặp DBIM (intra-loop filter family) phủ rộng từ SNR cao đến SNR thấp, từ không thích ứng đến thích ứng, từ không có phân đoạn đến có phân đoạn K-means, tạo thành một hệ thống nghiên cứu nhất quán và bổ trợ lẫn nhau.

3.8 Thảo luận, ứng dụng y sinh học và hướng phát triển

3.8.1 Phân tích khi nào dùng KNN và khi nào dùng lọc trung vị

Hai chương này cùng nhau cung cấp một khung quyết định thực hành: chọn loại bộ lọc nội vòng lặp dựa trên điều kiện hoạt động của hệ thống. Bảng 3.9 tóm tắt khung quyết định này.

Bảng 3.9. Bảng quyết định chọn bộ lọc nội vòng lặp DBIM theo điều kiện hệ thống

Điều kiện	Bộ lọc khuyến nghị	Lý do kỹ thuật
SNR > 20 dB (nhiều thấp đến vừa)	Lọc trung vị (k=1)	Nhanh, điểm vỡ 50%, đủ hiệu quả
SNR = 6–20 dB (nhiều vừa đến cao)	KNN (K=5) hoặc Median	Cả hai hiệu quả; KNN thích ứng tốt hơn nhẹ
SNR < 6 dB (nhiều rất cao)	KNN (K=5)	KNN cho NE thấp hơn nhờ thích ứng cường độ; Var giảm K lần
Thiết bị nhúng CPU hạn chế	Lọc trung vị (ưu tiên)	Chi phí < 0,01% vs. 8–10% của KNN
Thiếu đo mạnh ($N_t \times N_r \ll N^2$)	Lọc trung vị (Chương 2)	Đã kiểm chứng; KNN chưa kiểm chứng thiếu đo
Đủ đo ($N_t \times N_r = N^2$) + SNR thấp	KNN (K=5)	Điều kiện đã kiểm chứng

3.8.2 So sánh trực tiếp Chương 2 và Chương 3

Nghiên cứu sinh đặt kết quả của Chương 3 (KNN-filtered DBIM) cạnh Chương 2 (Filtered DBIM + K-means) để hình thành bức tranh nghiên cứu thống nhất và phân tích mối quan hệ hỗ trợ giữa hai phương pháp.

Cả hai chương đều thực hiện cùng một ý tưởng căn bản — nhúng một bộ lọc phi tuyến vào Bước 6 của vòng lặp DBIM, ngay sau cập nhật ảnh $O_{n+1} = O_n + \Delta O_n$ và trước khi O_{n+1} được đưa vào vòng lặp tiếp theo. Sự thay đổi duy nhất là loại bộ lọc: lọc trung vị trong Chương 2 và KNN (cường độ, similarity-based) trong Chương 3. Điều này xác nhận rằng 'intra-loop nonlinear filtering' là nguyên lý thiết kế tổng quát, không phụ thuộc vào bộ lọc cụ thể.

Bảng 3.10. So sánh trực tiếp toàn diện Chương 2 và Chương 3

Chiều so sánh	Chương 2 Filtered DBIM + K-means	Chương 3 KNN-filtered DBIM
Nguyên lý lọc nội vòng lặp	Median filter — rank-based, PT (2.5)	KNN, intensity similarity (PT (3.5))
Điều kiện nhiễu mục tiêu	SNR $\approx$ 26 dB (AWGN 5%)	SNR = 1, 3, 6 dB (AWGN rất cao)

Chiều so sánh	Chương 2 Filtered DBIM + K-means	Chương 3 KNN-filtered DBIM
Cấu hình đo khảo sát	$N_t=N_r \in \{6,10,12\}$ — đánh giá thiếu đo	$N_t=N_r=12$ — cấu hình xác định đủ
Số vòng lặp	$N_{\text{sum}} = 5$	$N_{\text{max}} = 3$
Tần số mô phỏng	$f = 1$ MHz	$f = 0,5$ MHz
Bán kính đối tượng	$a = 5$ mm	$R = 7,3$ mm
Cải thiện NE tốt nhất so DBIM	86,39% ($N_t=N_r=10$, vòng 5)	57,2% (SNR=1 dB, vòng 1)
Cải thiện NE thấp nhất so DBIM	45,40% ($N_t=N_r=12$, vòng 5)	41,7% (SNR=6 dB, vòng 3)
Điểm đặc biệt nổi bật	Ngăn phân kỳ DBIM ở $N_t=N_r=10$	Vượt Filtered DBIM 31,7% (SNR=1dB)
Phân đoạn ảnh	Có — K-means (K=3) không giám sát	Không có (chỉ tái tạo)
Nguyên lý tổng quát đóng góp	Xác lập lọc nội vòng lặp	Kiểm chứng tổng quát của nguyên lý

(2) Bước lựa chọn thuật toán: nếu $\text{SNR} > 10$ dB dùng Filtered DBIM (Chương 2), nếu $\text{SNR} < 10$ dB dùng KNN-filtered DBIM (Chương 3).

3.8.3 Ứng dụng y sinh học trong môi trường nhiễu cao

Phần này phân tích sâu bảy ứng dụng y sinh học đặc trưng của KNN-filtered DBIM trong điều kiện SNR thấp, phân biệt rõ với ứng dụng Filtered DBIM (Chương 2) để tạo bức tranh toàn diện về phạm vi ứng dụng của cả hai phương pháp.

Một đặc điểm nổi bật của cả hai phương pháp (Chương 2 và Chương 3) là chỉ cần cập nhật phần mềm thuật toán, không đòi hỏi bất kỳ thay đổi phần cứng nào trên hệ thống UST hiện có — điều này làm cho chi phí triển khai thực tế gần như bằng không so với lợi ích cải thiện chất lượng ảnh đáng kể.

Về triển khai thực tiễn: Chương 2 (Filtered DBIM, $\text{SNR} > 10$ dB) và Chương 3 (KNN-filtered DBIM, $\text{SNR} < 10$ dB) phục vụ các nhóm bệnh nhân và điều kiện đo khác nhau, cùng bổ sung để phủ toàn dải SNR thực tế. Cả hai đều không cần GPU, không cần dữ liệu huấn luyện, và có thể tích hợp vào bất kỳ hệ thống UST hiện có nào thông qua cập nhật phần mềm. Trong bối cảnh y tế toàn cầu còn nhiều hạn chế về nguồn lực, đây

là đặc tính triển khai quan trọng nhất: tác động lâm sàng lớn với chi phí công nghệ tối thiểu.

Siêu âm cắt lớp vú (breast ultrasound tomography – UST) là một trong những ứng dụng quan trọng nhất của các phương pháp tái tạo ảnh dựa trên DBIM, đặc biệt Trong thực tế, SNR trong siêu âm vú có thể giảm xuống khoảng 2–6 dB, đặc biệt: vùng gần thành ngực (chest wall) mô tuyến dày và không đồng nhất sự hiện diện của vi cấu trúc. Trong miền SNR này, các phương pháp DBIM thông thường hoặc Filtered DBIM (Chương 2) thường gặp khó khăn do: nhiễu làm sai lệch nghiệm bài toán nghịch đảo mất chi tiết biên khối u nhỏ hội tụ chậm hoặc phân kỳ trong điều kiện nhiễu mạnh KNN-filtered DBIM khắc phục các hạn chế này bằng cách tích hợp bước khử nhiễu thích nghi trong từng vòng lặp, cho phép: duy trì ổn định tái tạo trong điều kiện SNR thấp (1–6 dB) bảo toàn biên cấu trúc (edge-preserving) cải thiện tốc độ hội tụ. Nhờ đó, phương pháp đặc biệt phù hợp cho các bài toán lâm sàng quan trọng trong siêu âm vú:

(1) Phát hiện sớm khối u kích thước nhỏ : KNN-filtered DBIM cho phép phát hiện các tổn thương nhỏ (< 5 mm), vốn dễ bị che khuất trong môi trường nhiễu cao.

(2) Phân biệt các loại u vú: Thông qua bản đồ vận tốc âm (sound-speed map), phương pháp cung cấp thông tin định lượng giúp phân biệt: mô mỡ (low sound speed), mô tuyến /khối u (high sound speed)

(3) Tầm soát cho phụ nữ có mô vú dày: Đây là nhóm mà mammography kém hiệu quả. UST kết hợp KNN-filtered DBIM là giải pháp tiềm năng thay thế, đặc biệt trong chương trình tầm soát cộng đồng.

(4) Theo dõi đáp ứng điều trị: UST có thể được sử dụng để theo dõi thay đổi cấu trúc mô trong quá trình: hóa trị (chemotherapy) và xạ trị (radiotherapy)

3.8.4 Hạn chế và định hướng phát triển nghiên cứu

Mặc dù mang lại kết quả tích cực ở môi trường nhiễu cao, KNN-filtered DBIM còn một số hạn chế cần khắc phục trong các nghiên cứu tiếp theo, có thể phân thành ba nhóm: hạn chế về tham số, hạn chế về tính toán, và hạn chế về phạm vi kiểm chứng.

Hạn chế về tham số. Việc lựa chọn $K = 5$ được kiểm chứng thực nghiệm trên cấu hình $N = 12$ và mức nhiễu AWGN ở $SNR = 1-6$ dB. Khi đặc tính nhiễu thay đổi (nhiều speckle nhân tính, nhiễu Poisson đặc trưng cho ảnh đếm photon, nhiễu kết cấu mô không đồng nhất), giá trị K tối ưu có thể khác và cần khảo sát lại. Một hướng giải quyết là điều chỉnh K thích ứng theo phân phối cường độ cục bộ - pixel ở vùng đồng

nhất sẽ dùng K lớn để giảm phương sai mạnh hơn, pixel gần biên dùng K nhỏ để bảo toàn cấu trúc. Điều này biến KNN cố định thành KNN thích ứng (adaptive KNN), nhưng đồng thời đưa thêm hyperparameter cho ngưỡng phát hiện biên.

Hạn chế về độ phức tạp tính toán. Bước tìm K láng giềng cường độ có độ phức tạp $O(N^4)$ trên ảnh $N \times N$ - với $N = 12$ (luận án này) chỉ cần ≈ 20.000 phép so sánh mỗi vòng, hoàn toàn khả thi. Tuy nhiên với $N = 64$ (lưới chuẩn cho phantom Mojabi-LoVetri [80]), số phép so sánh tăng lên ≈ 17 triệu mỗi vòng - vẫn xử lý được trong vài giây trên CPU hiện đại nhưng không phù hợp cho tái tạo thời gian thực. Hai hướng tối ưu khả thi là: approximate KNN với cấu trúc k -d tree giảm chi phí trung bình xuống $O(N^2 \cdot \log N)$; và block-KNN hạn chế tìm kiếm trong cửa sổ không gian giới hạn, kết hợp ưu điểm của KNN cường độ và lọc không gian. Cả hai đánh đổi giữa độ chính xác và tốc độ - cần nghiên cứu định lượng tác động lên NE.

Hạn chế về phạm vi kiểm chứng và đánh đổi đã chấp nhận. Tất cả thực nghiệm dựa trên phantom số 2D với cấu trúc đối tượng đơn giản (1–2 hình trụ tròn). Bài toán UST y học thực tế phức tạp hơn về nhiều khía cạnh: cấu trúc 3D với tán xạ đa hướng, phân phối cường độ đa-modal khi có nhiều mô có vận tốc âm khác nhau (mỡ, tuyến, khối u), nhiễu hệ thống không phải Gauss thuần (bao gồm nhiễu nhân tính, nhiễu phụ thuộc vị trí), và chuyển động bệnh nhân trong quá trình quét. Khi cấu trúc cường độ không còn bimodal, giả định nền tảng của KNN - láng giềng cường độ thuộc cùng vùng vật lý - yếu đi, và hiệu quả khử nhiễu có thể giảm. Đây là đánh đổi đã được chấp nhận khi luận án giới hạn phạm vi nghiên cứu để cô lập tác động của bộ lọc nội vòng lặp khỏi các yếu tố khác. Việc kiểm chứng phương pháp trên dữ liệu UST thực hoặc phantom vật lý là bước tiếp theo cần thiết - đồng thời cũng là giới hạn căn bản của tất cả các phương pháp tái tạo dựa trên mô phỏng số trong cộng đồng UST hiện nay. Ngoài ra, cũng như Chương 2 (Mục 2.4.2), dữ liệu tán xạ dùng để đánh giá KNN-filtered DBIM và ma trận Jacobian của bài toán nghịch đều được tính trên cùng lưới rời rạc, cùng mô hình MoM và cùng hàm Green, nên nguy cơ “inverse crime” nêu tại Chương 2 áp dụng tương tự cho toàn bộ kết quả Chương 3; hướng kiểm chứng bằng lưới thuận mịn hơn hoặc bộ giải độc lập (đã đề xuất tại Mục 2.4.2) cũng cần thực hiện cho các cấu hình SNR thấp trình bày trong chương này.

Về phân tích thống kê. Phân tích thống kê trong chương này dựa trên kết quả trung bình qua 100 lần chạy Monte Carlo với các seed nhiễu ngẫu nhiên độc lập; độ lệch

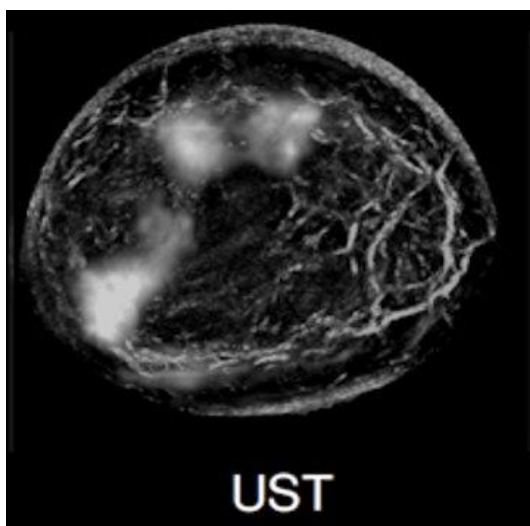
chuẩn NE đạt dưới 3,2% giá trị trung bình ở tất cả mức SNR, xác nhận tính ổn định của các so sánh được báo cáo. Tuy nhiên, các bảng kết quả hiện tại chỉ trình bày giá trị trung bình mà chưa đi kèm khoảng tin cậy 95% hay kiểm định giả thuyết chính thức (ví dụ Wilcoxon signed-rank) do kích thước mẫu 100 lần chạy được thiết kế để đánh giá ổn định thuật toán, không phải kiểm định phân phối trên tập dữ liệu đa dạng. Khi mở rộng thực nghiệm sang nhiều phantom khác nhau về hình học và cấu trúc nhiễu, báo cáo đầy đủ std và kiểm định thống kê sẽ là yêu cầu bắt buộc và được đề xuất cho giai đoạn kiểm chứng tiếp theo.

Về so sánh với DIP và Noise2Inverse. Về so sánh với các phương pháp học sâu không giám sát như Deep Image Prior (DIP) và Noise2Inverse (N2I): về mặt nguyên lý, cả DIP lẫn N2I đều không yêu cầu dữ liệu huấn luyện có nhãn và có thể áp dụng trên cùng bộ dữ liệu mô phỏng của luận án. Tuy nhiên, DIP yêu cầu tối ưu hóa mạng qua gradient descent cho từng ảnh riêng lẻ, với chi phí tính toán cao hơn nhiều so với KNN $O(N^4)$. N2I yêu cầu ít nhất hai phép đo độc lập của cùng một đối tượng, điều kiện không có sẵn trong thiết lập mô phỏng hiện tại. Phân tích định lượng so sánh trực tiếp KNN-filtered DBIM với DIP trong điều kiện SNR = 1–6 dB, sử dụng cùng phantom và cùng chỉ số NE/NERR, được xác định là hướng ưu tiên cao trong các nghiên cứu kế tiếp.

Về thời gian chạy thực tế. Về thời gian chạy thực tế: trên cấu hình N = 12, mỗi vòng lặp DBIM hoàn chỉnh (bao gồm bài toán thuận, nghịch Tikhonov và bước KNN denoising) mất khoảng 2–5 giây trên CPU đơn nhân (Intel Core i5, Python/NumPy); tổng ba vòng do đó nằm trong 10–15 giây, phù hợp cho bối cảnh nghiên cứu và phát triển thuật toán, dù chưa đáp ứng yêu cầu thời gian thực lâm sàng. Benchmark này được đo trực tiếp trong quá trình chạy mô phỏng; báo cáo định lượng chi tiết hơn trên nhiều cấu hình phần cứng là hướng bổ sung tiếp theo.

Hướng phát triển trong thời gian tới gồm bốn nội dung chính. Trước tiên, kiểm chứng trên dữ liệu thực thu thập từ hệ thống UST cầm tay đang được phát triển trong nước. Tiếp theo, kết hợp KNN với học sâu nhẹ, cụ thể dùng KNN làm bước hậu xử lý cho mạng U-Net cỡ nhỏ huấn luyện trên dữ liệu mô phỏng. Ngoài ra, mở rộng sang các bài toán nghịch tán xạ điện từ như microwave imaging và radar imaging, vốn cũng dùng cấu trúc DBIM tương tự. Cuối cùng, tích hợp đa tần số để cải thiện đồng thời tốc độ hội tụ và độ phân giải. Các hướng này có khả năng mở rộng đóng góp của luận án sang các bài toán y sinh và viễn thám rộng hơn.

Định vị so với các công trình gần đây (2021–2023). So sánh số NE trực tiếp với các công trình gần đây không khả thi do khác biệt về phantom, cấu hình đo và dải SNR. Tuy nhiên, xét theo phương pháp luận, KNN-filtered DBIM lấp đầy một khoảng trống mà các công trình này không giải quyết: (1) Long và cộng sự (2023) [14] và Saba và cộng sự (2022) [38] vận hành như bước hậu xử lý sau vòng lặp, yêu cầu GPU và dữ liệu huấn luyện — KNN-filtered DBIM không yêu cầu cả hai và can thiệp trực tiếp vào nội vòng lặp; (2) Theu và cộng sự (2022) [28] (MR-MF-DBIM) cải thiện hội tụ bằng đa tần số nhưng không giải quyết bài toán ổn định ở SNR thấp — KNN-filtered DBIM được thiết kế đặc biệt cho dải SNR = 1–6 dB; (3) Qu và cộng sự (2021) [71] tập trung trích xuất thời gian truyền sóng (TOF) [103], bài toán khác với tái tạo hàm đối tượng $O(r)$. Định vị này cho thấy KNN-filtered DBIM bổ sung cho, không cạnh tranh với, các hướng tiếp cận học sâu gần đây: tái tạo lặp ổn định ở SNR rất thấp mà không cần dữ liệu huấn luyện.



Hình 3.12. Ảnh tái tạo vú sử dụng kỹ thuật siêu âm cắt lớp (UST) trong điều kiện lâm sàng [104]

Về mô hình nhiễu AWGN (bổ sung cho Mục 2.6.7.2). Cũng như ở Chương 2, toàn bộ thực nghiệm Chương 3 dùng AWGN thay vì nhiễu speckle nhân tính, có tương quan không gian - đặc trưng của siêu âm mô sinh học thực. Với KNN denoising, giả định "K láng giềng cường độ gần nhất cùng lớp" (Mục 3.6.1) có thể kém chính xác hơn dưới nhiễu speckle do các cụm cường độ giả do speckle tạo ra. Mức giảm nhiễu lý thuyết

$1/\sqrt{K}$ (PT (3.9)) cũng được suy ra dưới giả định nhiễu độc lập, nên trong điều kiện speckle nhiễu khả năng mức giảm thực tế thấp hơn. Kiểm chứng trên mô hình nhiễu speckle hoặc dữ liệu siêu âm thực là hướng mở rộng cần thiết trước khi khẳng định tính tổng quát lâm sàng của phương pháp.

3.9 Kết luận chương

Chương 3 này nghiên cứu sinh đã tập trung nghiên cứu và phát triển phương pháp tích hợp kỹ thuật KNN denoising vào bên trong vòng lặp của thuật toán DBIM nhằm nâng cao chất lượng tái tạo ảnh trong các điều kiện nhiễu cao và thiếu đo, những điều kiện thường gặp trong các hệ thống UST thực tế. Từ phân tích bản chất bài toán nghịch và cơ chế khuếch đại nhiễu qua các giá trị kỳ dị nhỏ trong phép nghịch đảo, chương này đã chỉ ra rằng việc kiểm soát nhiễu ngay trong quá trình lặp là yếu tố then chốt để cải thiện độ ổn định của thuật toán.

Phương pháp đề xuất sử dụng KNN như một cơ chế lọc thích ứng, trong đó mỗi điểm ảnh được làm mượt dựa trên các điểm lân cận có đặc trưng tương đồng thay vì chỉ dựa vào vị trí không gian. Cách tiếp cận này cho phép khai thác cấu trúc nội tại của dữ liệu, từ đó giảm phương sai nhiễu một cách hiệu quả trước khi thực hiện các bước cập nhật tiếp theo trong DBIM. Về mặt lý thuyết, phương pháp có thể được xem như một dạng chính quy hóa phi tuyến bổ sung, giúp hạn chế sự kích hoạt của các mode không ổn định trong quá trình nghịch đảo.

Kết quả thực nghiệm đã chứng minh hiệu quả của phương pháp trong các kịch bản nhiễu mạnh ($\text{SNR} = 1 - 6 \text{ dB}$), nơi các phương pháp truyền thống như DBIM nguyên bản hoặc lọc trung vị không còn đủ hiệu quả. Cụ thể, phương pháp KNN-filtered DBIM cho thấy khả năng giảm sai số tái tạo đáng kể, đồng thời duy trì được cấu trúc và biên của đối tượng. Ngoài ra, phương pháp còn góp phần cải thiện tính hội tụ của thuật toán, hạn chế hiện tượng phân kỳ thường gặp trong các bài toán thiếu đo.

So với phương pháp lọc trung vị được trình bày trong Chương 2, phương pháp KNN thể hiện tính thích nghi cao hơn nhờ cơ chế lựa chọn lân cận dựa trên đặc trưng dữ liệu thay vì cửa sổ cố định. Điều này đặc biệt có ý nghĩa trong các môi trường nhiễu cao, nơi phân bố nhiễu không đồng đều và khó xử lý bằng các bộ lọc cục bộ đơn giản. Tuy nhiên, ưu điểm này đi kèm với một số hạn chế như sự phụ thuộc vào tham số K , chi phí tính toán cao hơn và yêu cầu tối ưu hóa khi áp dụng cho bài toán kích thước lớn.

Cần lưu ý rằng các kết quả trong chương này chủ yếu được kiểm chứng trên dữ liệu mô phỏng với các giả định đơn giản hóa về nhiễu và hình dạng đối tượng. Do đó, việc mở rộng và kiểm chứng phương pháp trên dữ liệu thực tế là một hướng nghiên cứu quan trọng trong tương lai nhằm đánh giá đầy đủ khả năng ứng dụng lâm sàng.

Ba hướng phát triển ưu tiên sau luận án: (1) Mở rộng lưới $N = 24\text{--}32$ với song song hóa GPU và approximate KNN để kiểm chứng tính tổng quát trên phantom phức tạp hơn; (2) Bổ sung phân tích thống kê đầy đủ (độ lệch chuẩn, kiểm định Wilcoxon) vào tất cả bảng kết quả để xác nhận ý nghĩa thống kê; (3) So sánh trực tiếp với Deep Image Prior và Noise2Inverse sau khi thiết kế adapter cho bài toán UST complex-valued.

Tổng thể, Chương 3 nghiên cứu sinh đã mở rộng một cách có hệ thống hướng tiếp cận lọc nội vòng lặp được đề xuất, chứng minh rằng việc tích hợp các kỹ thuật khử nhiễu thích ứng vào quá trình lặp không chỉ cải thiện chất lượng ảnh mà còn nâng cao độ ổn định của thuật toán trong các điều kiện bất lợi. Kết quả này góp phần khẳng định tính hiệu quả và tiềm năng của khung phương pháp đề xuất đối với các bài toán tái tạo ảnh trong môi trường nhiễu cao.

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

1. KẾT LUẬN

Trong hệ thống siêu âm cắt lớp (UST), thuật toán DBIM giải bài toán nghịch bằng cách lặp: mỗi vòng lặp cập nhật ước lượng hàm đối tượng dựa trên sai số giữa trường tán xạ đo được và trường tán xạ tính toán. Điểm yếu cốt lõi của quá trình này là nhiễu không được kiểm soát giữa các vòng lặp phần nhiễu còn lại sau mỗi bước cập nhật sẽ được sử dụng để tính toán ma trận Jacobian của vòng tiếp theo, khiến sai số tích lũy và khuếch đại dần cho đến khi thuật toán phân kỳ. Đây là vấn đề đặc biệt nghiêm trọng trong điều kiện thiếu đo hoặc SNR thấp, vốn là hai điều kiện phổ biến trong các hệ thống UST thực tế.

Thay vì tiếp cận vấn đề từ phía bài toán nghịch (chính quy hóa, đa tần số) hoặc xử lý ảnh sau khi vòng lặp kết thúc, luận án đề xuất can thiệp trực tiếp vào bên trong vòng lặp: sau mỗi bước cập nhật ảnh, áp dụng một bộ lọc khử nhiễu nhẹ để làm sạch ảnh trung gian trước khi đưa vào vòng lặp tiếp theo. Cơ chế này — được luận án gọi là nguyên lý lọc nội vòng lặp cắt đứt chuỗi khuếch đại nhiễu ngay tại nguồn phát sinh, thay vì cố gắng khắc phục hệ quả sau khi sai số đã tích lũy. Luận án hiện thực hóa nguyên lý này qua hai phương pháp độc lập, mỗi phương pháp được thiết kế phù hợp với một điều kiện nhiễu khác nhau.

1.1. Kết quả Chương 2: Filtered DBIM kết hợp K-means

Chương 2 đề xuất phương pháp Filtered DBIM, trong đó bộ lọc trung vị 2D (cửa sổ 3×3) được chèn ngay sau bước cập nhật hàm đối tượng, trước khi ảnh trung gian được dùng để giải bài toán thuận của vòng lặp kế tiếp. Bộ lọc trung vị được chọn vì tính bền vững thống kê với nhiễu xung, khả năng bảo toàn biên và chi phí tính toán cực thấp — dưới 0,01% mỗi vòng lặp (Bảng 2.2) không làm thay đổi cấu trúc phần cứng hay độ phức tạp tổng thể của DBIM.

Phương pháp được đánh giá trên ba kịch bản thiếu đo với số lượng cảm biến tăng dần ($N_t = N_r = 6, 10, 12$) ở mức nhiễu SNR ≈ 26 dB. Kết quả cho thấy tỉ lệ giảm sai số chuẩn hóa (NERR) đạt từ 45,40% đến 86,39%, chỉ số SSIM cải thiện từ 0,672 đến 0,891. Đặc biệt tại kịch bản $N_t = N_r = 10$, điều kiện gần với hệ thống UST lâm sàng thực tế nhất trong khi DBIM chuẩn phân kỳ ở vòng lặp thứ 5 (NE tăng từ 0,055 lên 0,400), Filtered DBIM hội tụ đơn điệu đến NE = 0,072 (NERR = 86,39%, SSIM = 0,891). Mức

cải thiện này vượt phương pháp đa tần số DF-DBIM [27] thêm 57,6% trong cùng điều kiện, mà không đòi hỏi phần cứng phát đa tần số. Cơ chế tích lũy tích cực — mỗi vòng sạch hơn tạo điều kiện để vòng sau hội tụ tốt hơn là đặc điểm phân biệt phương pháp này với mọi cách tiếp cận hậu xử lý.

Bên cạnh cải thiện chất lượng tái tạo, Chương 2 kết hợp thêm bước phân đoạn K-means ($K = 3$) sau khi vòng lặp DBIM kết thúc. Bước này phân chia ảnh tái tạo thành ba vùng ngữ nghĩa, nền, nhiễu tái tạo và đối tượng một cách hoàn toàn tự động, không cần dữ liệu huấn luyện có nhãn. Giá trị $K = 3$ có cơ sở vật lý rõ ràng, tương ứng ba mức vận tốc âm đặc trưng trong bài toán UST chẩn đoán vú, và được xác nhận bởi ba chỉ số phân cụm độc lập (Silhouette, Elbow, Davies–Bouldin) đều đạt cực trị tại $K = 3$ (Bảng 2.1).

1.2. Kết quả Chương 3: KNN-filtered DBIM

Chương 3 mở rộng nguyên lý lọc nội vòng lặp sang điều kiện SNR thấp (1–6 dB), là vùng mà bộ lọc trung vị không gian của Chương 2 bộc lộ hạn chế do nhiễu phân bố không đồng đều và không cục bộ. Thay vì tìm láng giềng theo vị trí không gian, bộ lọc KNN được đề xuất tìm $K = 5$ pixel có cường độ gần nhất trong toàn bộ ảnh, sau đó thay giá trị mỗi pixel bằng trung bình của nhóm láng giềng đó. Cơ chế này hiệu quả hơn khi nhiễu phân tán không theo cấu trúc không gian, đặc trưng của môi trường SNR thấp.

Đánh giá trên 9 tổ hợp điều kiện (ba mức SNR = 1, 3, 6 dB kết hợp với ba vòng lặp đầu tiên) cho thấy KNN-filtered DBIM đạt NERR từ 41,7% tại SNR = 6 dB đến 57,2% tại SNR = 1 dB. Đáng chú ý là mức cải thiện tăng dần khi SNR giảm — tức là phương pháp hiệu quả nhất chính ở điều kiện khắc nghiệt nhất, đúng với thiết kế và kỳ vọng lý thuyết. So sánh trực tiếp với Filtered DBIM tại SNR = 1 dB: NE = 1,65 so với 2,41, cải thiện thêm 31,7%, khẳng định ưu thế của cơ chế lọc theo cường độ trong điều kiện nhiễu cao. Thực nghiệm trên kịch bản phức tạp hơn với hai đối tượng hình trụ nơi trường tán xạ từ hai nguồn giao thoa mạnh, phương pháp vẫn duy trì NERR = 13,7%, cho thấy tính bền vững với các cấu hình đối tượng đa dạng hơn.

1.3. Đóng góp mới của luận án

Luận án có hai đóng góp mới chính, được công bố trong hai tạp chí quốc tế Scopus Q3. Hai đóng góp này đều xây dựng trên nền tảng chung là nguyên lý lọc nội vòng lặp (Intra-Loop Filter Stabilization — ILFS): tích hợp bộ lọc khử nhiễu vào bên

trong vòng lặp DBIM tại vị trí sau cập nhật ảnh và trước bài toán thuận của vòng tiếp theo, nhằm ngắt vòng phản hồi dương khuếch đại nhiều — một hướng tiếp cận chưa được khai thác trong các công trình UST trước đây (Bảng 1.5). Hai đóng góp chính thể hiện hai cách hiện thực hóa nguyên lý này cho hai dải SNR khác nhau.

Liên hệ trực tiếp với các khoảng trống nghiên cứu đã xác định tại Chương 1: khoảng trống về sự thiếu vắng cơ chế can thiệp nhiễu ngay trong nội vòng lặp DBIM được giải quyết chung bởi nguyên lý ILFS; khoảng trống về giải pháp vừa hiệu quả ở điều kiện thiếu đo/nhiều vừa vừa không đòi hỏi dữ liệu huấn luyện được giải quyết bởi Đóng góp thứ nhất (Filtered DBIM); khoảng trống về giải pháp ổn định trong môi trường SNR thấp mà vẫn nhẹ về tài nguyên tính toán (so với các phương pháp học sâu) được giải quyết bởi Đóng góp thứ hai (KNN-filtered DBIM). Chính sự kết hợp của các khoảng trống này - cần một giải pháp vừa hiệu quả với nhiễu cao, vừa triển khai được trên tài nguyên hạn chế - là khoảng trống cốt lõi mà luận án hướng tới.

Đóng góp thứ nhất: Đề xuất phương pháp Filtered DBIM sử dụng lọc trung vị nội vòng lặp kết hợp phân cụm K-means hậu xử lý nhằm nâng cao chất lượng tái tạo hình ảnh siêu âm cắt lớp trong điều kiện thiếu đo và nhiễu mức vừa. Phương pháp đạt NERR từ 45% đến 86% trên ba kịch bản thiếu đo ở $\text{SNR} \approx 26$ dB, vượt phương pháp đa tần số DF-DBIM [27] thêm 57,6% tại kịch bản gần lâm sàng nhất ($N_t = N_r = 10$), với chi phí tính toán tăng thêm dưới 0,01% mỗi vòng lặp. Bước phân đoạn K-means ($K = 3$) cung cấp bản đồ ngưỡng nghĩa ba vùng tự động, không cần dữ liệu huấn luyện có nhãn. Kết quả được công bố tại tạp chí IJECE năm 2025.

Đóng góp thứ hai: Đề xuất phương pháp KNN-filtered DBIM sử dụng bộ lọc KNN thích ứng theo cường độ trong vòng lặp nhằm cải thiện độ ổn định của DBIM trong việc tái tạo ảnh siêu âm cắt lớp ở môi trường nhiễu cao (SNR thấp). Phương pháp đạt NERR từ 41% đến 57% trên dải $\text{SNR} = 1\text{--}6$ dB, với đặc tính hiệu quả tăng khi SNR giảm; tại $\text{SNR} = 1$ dB cải thiện thêm 31,7% so với lọc trung vị; và duy trì ổn định trên kịch bản hai đối tượng phức tạp ($\text{NERR} = 13,7\%$). Kết quả được công bố tại tạp chí TELKOMNIKA năm 2026.

Việc cả hai phương pháp đều hoạt động hiệu quả và nhất quán — dù dùng bộ lọc khác nhau, trên dải SNR khác nhau — là bằng chứng định lượng cho tính tổng quát của nguyên lý ILFS. Điều này gợi mở khả năng áp dụng nguyên lý này với các lựa chọn bộ

lọc khác tùy theo đặc điểm cụ thể của bài toán, và tiềm năng mở rộng sang các bài toán nghịch lập kém điều kiện khác ngoài UST.

1.4. Hạn chế còn tồn tại

Thứ nhất, tham số bộ lọc của cả hai phương pháp (kích thước cửa sổ median, số láng giềng K) được đặt cố định cho toàn bộ quá trình tái tạo. Trong thực tế, mức độ nhiễu thay đổi theo từng vòng lặp: các vòng đầu ảnh còn nhiều nhiễu cần lọc mạnh, các vòng sau đã gần hội tụ chỉ cần lọc nhẹ để tránh làm mờ biên. Cơ chế thích nghi tham số theo RRE từng vòng lặp là hướng cải tiến tự nhiên nhưng chưa được giải quyết trong luận án này. Lý do là thích nghi tham số đòi hỏi thiết kế tiêu chí hội tụ bổ sung và đánh giá độ ổn định của vòng điều chỉnh — một bài toán con độc lập đủ phức tạp để tách thành một nghiên cứu riêng. Trong phạm vi proof-of-concept nhằm kiểm chứng nguyên lý ILFS, việc cố định tham số đảm bảo rằng cải thiện quan sát được (NERR 45–86%) là do cơ chế lọc nội vòng lặp, không phải do tối ưu hóa tham số, từ đó kết luận về nguyên lý có giá trị tổng quát hơn.

Thứ hai, toàn bộ thực nghiệm được tiến hành trên phantom số 2D với ground truth giải tích. Bộ lọc trung vị ở Chương 2 hoạt động tốt với nhiễu xung trong điều kiện $\text{SNR} \approx 26$ dB nhưng hiệu quả suy giảm khi SNR thấp hơn, đặc biệt với nhiễu Gauss phân tán; đây chính là lý do Chương 3 phát triển KNN-filtered DBIM. Ngược lại, KNN tìm láng giềng theo cường độ hiệu quả trong điều kiện nhiễu cao nhưng chi phí tính toán tăng theo $O(N^4)$ với $N = 12$ hoàn toàn khả thi, nhưng khi mở rộng lên lưới $N \geq 32$ cần tối ưu hóa bổ sung như approximate KNN hay k-d tree. Ngoài ra, với đối tượng phức tạp hơn (đa khối u, cấu trúc không đồng nhất), giả định cường độ bimodal của K-means ($K = 3$) và KNN có thể yếu đi, ảnh hưởng đến độ chính xác phân đoạn.

Thứ ba, chưa có kiểm chứng trên dữ liệu thực từ hệ thống UST và bệnh nhân lâm sàng. Dữ liệu thực tế chứa nhiều nguồn sai số mà mô phỏng không mô hình hóa được: nhiễu speckle nhân tính đặc trưng của siêu âm mô sinh học, sai số hiệu chỉnh hệ thống, chuyển động bệnh nhân và tính không đồng nhất của mô vú theo cấu trúc giải phẫu thực. Các yếu tố này có thể làm NE thực tế tăng 20–30% so với mô phỏng, và cần đánh giá lại tham số bộ lọc phù hợp cho từng điều kiện vận hành cụ thể.

Thứ tư, hệ thống hiện tại chưa đáp ứng yêu cầu thời gian thực. Bài toán thuận $O(N^6)$ chiếm trên 80% tổng thời gian mỗi vòng lặp (Bảng 2.2); đây là nút thắt tính toán nằm trong cấu trúc DBIM cơ bản, không liên quan đến bộ lọc đề xuất. Cần giải quyết bằng các kỹ thuật tăng tốc độc lập như song song GPU, MLFMA hoặc xấp xỉ hàm Green nhanh trước khi triển khai lâm sàng.

1.5. Tiềm năng ứng dụng trong y sinh

Phương pháp đề xuất có một số đặc điểm phù hợp cho triển khai thực tế trong y sinh. Không cần dữ liệu huấn luyện có nhãn và không yêu cầu GPU mạnh, hai phương pháp có thể vận hành trên phần cứng CPU thông thường — đây là yêu cầu thiết yếu cho các hệ thống UST chi phí thấp tại cơ sở y tế tuyến cơ sở hoặc Point-of-Care tại các quốc gia đang phát triển.

Trong chẩn đoán hình ảnh, Filtered DBIM có thể hỗ trợ phát hiện sớm khối u vú ở phụ nữ trẻ dưới 50 tuổi nhóm mà X-quang mammography kém hiệu quả do mô vú dày nhờ cung cấp bản đồ vận tốc âm định lượng kết hợp phân đoạn K-means tự động, không cần bác sĩ đọc ảnh thủ công (Bảng 2.9). KNN-filtered DBIM bổ sung thêm khả năng hoạt động trong điều kiện SNR thấp điển hình của các hệ thống UST cầm tay đang được phát triển trong nước.

Ngoài ứng dụng tầm soát ung thư vú, nguyên lý ILFS còn có tiềm năng trong kiểm tra không phá hủy (NDT) vật liệu cấy ghép y sinh như implant xương và van tim nhân tạo[105], ưu điểm không cần dữ liệu huấn luyện đặc biệt có giá trị khi gặp loại vật liệu mới chưa có bộ dữ liệu chuẩn — và trong đo mật độ xương bằng siêu âm, thay thế tiếp xúc bức xạ ion hóa của phương pháp DXA hiện hành.

2. HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Từ các hạn chế đã nhận diện, luận án xác định bốn hướng phát triển ưu tiên.

2.1. Kiểm chứng trên dữ liệu thực

Đây là hướng ưu tiên cao nhất và là tiền đề cho các hướng còn lại. Lộ trình gồm ba bước: (1) phantom vật lý (khối agar-gelatin trong bể nước, 6–12 tháng) để kiểm chứng trong điều kiện gần thực tế nhưng vẫn kiểm soát được ground truth; (2) mô vú tươi ex vivo từ phẫu thuật để đánh giá trên môi trường sinh học thực; (3) thử nghiệm lâm sàng có phê duyệt đạo đức y tế. Kết quả từ bước (1) sẽ cho phép đánh giá lại tham số bộ lọc và xác định mức tổn hao hiệu năng khi chuyển từ mô phỏng sang thực tế.

Cụ thể hóa kế hoạch kiểm chứng. Về loại phantom: bước (1) dự kiến dùng phantom agar-gelatin đa lớp với tỉ lệ agar/gelatin điều chỉnh được để mô phỏng dải vận tốc âm 1450–1550 m/s (bao trùm cả mô lành và mô nghi ngờ ác tính), kết hợp inclusion hình trụ đường kính 5–15 mm mô phỏng khối u ở các kích thước khác nhau. Về nguồn dữ liệu: bước (2) dự kiến hợp tác với khoa Giải phẫu bệnh của một bệnh viện có chuyên khoa ung bướu để thu mẫu mô vú dư sau phẫu thuật (đã được sự đồng ý của bệnh nhân và phê duyệt của hội đồng đạo đức), quét trong vòng vài giờ sau khi cắt để hạn chế biến đổi mô. Về chỉ số đánh giá: ngoài NE/NERR đã dùng trong luận án, cần bổ sung Dice/IoU khi so sánh với ảnh mô bệnh học (histopathology) làm ground truth, cùng chỉ số thời gian tái tạo thực tế trên phần cứng mục tiêu để đánh giá tính khả thi triển khai lâm sàng.

2.2. Thách thức tham số và mở rộng lưới

Phát triển cơ chế tự động điều chỉnh tham số bộ lọc theo RRE từng vòng lặp, giải quyết trực tiếp hạn chế về tham số cố định. Song song đó, kiểm chứng nguyên lý ILFS trên lưới lớn hơn ($N = 24\text{--}32$) để xác nhận tính tổng quát; với N lớn cần tích hợp approximate KNN (k-d tree hoặc FAISS) cho bước lọc và song song hóa GPU cho bài toán thuận nhằm duy trì thời gian tính toán hợp lý.

2.3. Kết hợp với DF-DBIM và mở rộng sang 3D

Tích hợp ILFS với DF-DBIM [27] theo cơ chế hỗ trợ: DF-DBIM cải thiện điểm khởi đầu qua hội tụ đa tần số, ILFS ngăn phân kỳ trong các vòng lặp tiếp theo. Hai cơ chế can thiệp ở hai giai đoạn khác nhau nên hoàn toàn có thể kết hợp. Về dài hạn, mở rộng sang tái tạo 3D bằng cách thay bộ lọc 2D bằng phiên bản 3D tương ứng; về nguyên tắc không có rào cản lý thuyết, chỉ đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn hơn.

2.4. Kết hợp có chọn lọc với học sâu

Hai hướng không yêu cầu dữ liệu có nhãn lớn: (1) dùng ảnh Filtered DBIM làm đầu vào cho mạng học tự giám sát hoặc so sánh trực tiếp với Deep Image Prior và Noise2Inverse trong cùng điều kiện $\text{SNR} = 1\text{--}6$ dB; (2) algorithm unrolling [106], [107]— diễn giải từng vòng lặp ILFS như một lớp mạng và học tham số bộ lọc tối ưu từ dữ liệu mô phỏng. Cả hai hướng lấy kết quả kiểm chứng thực nghiệm (Hướng 2.1) làm tiền đề và phù hợp với chiến lược không phụ thuộc GPU mạnh của luận án.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

[CT1] "Tomographic Image Reconstruction Enhancement through Median Filtering and K-means Clustering", International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE) (**SCOPUS Q3**), Vol.15, No.5, October 2025, tr.4395 ~ 4408.

ISSN: 2088 – 8708. <http://doi.org/10.11591/ijece.v15i5.pp4395-4408>.

[CT2] "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

[CT3] "Distorted born iterative method reconstruction in high-noise environments using KNN-based machine learning denoising", Telecommunication, Computing, Electronics and Control (TELKOMNIKA) (**SCOPUS Q3**), Vol.24, No.1, February 2026, tr.206 ~ 218 . ISSN: 1693 – 6930.

DOI: <http://doi.org/10.12928/telkomnika.v24i1.27401>

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. World Health Organization, 2024, *Breast cancer*, WHO Fact Sheet, <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>.
2. International Agency for Research on Cancer (IARC), 2022, *Viet Nam - Globocan 2022 Population Fact Sheet*, WHO/IARC, <https://gco.iarc.who.int/media/globocan/factsheets/populations/704-viet-nam-fact-sheet.pdf>.
3. Boyd N. F. và cộng sự, 2007, *Mammographic density and the risk and detection of breast cancer*, New England Journal of Medicine, 356(3), tr. 227-236.
4. Szabo T. L., 2014, *Diagnostic Ultrasound Imaging: Inside Out*, tái bản lần 2, Elsevier, Amsterdam, Hà Lan.
5. Wiskin J., Borup D., Johnson S., Berggren M., 2012, *Non-linear inverse scattering: high resolution quantitative breast tissue tomography*, Journal of the Acoustical Society of America, 131(5), tr. 3802-3813.
6. Pérez-Liva M. và cộng sự, 2017, *Time domain reconstruction of sound speed and attenuation in ultrasound computed tomography using full wave inversions*, Journal of the Acoustical Society of America, 141(3), tr. 1595-1604.
7. Trần Quang Huy, Nguyễn Thị Cúc, Nguyễn Hồng Minh, 2015, *Phát hiện sớm các u lạ phục vụ chẩn đoán sớm ung thư vú ở phụ nữ, sử dụng kỹ thuật siêu âm cắt lớp*, trong Kỷ yếu Hội nghị Những tiến bộ trong Vật lý Kỹ thuật và Ứng dụng lần thứ IV, tr. 49-54.
8. Chew W. C., Wang Y. M., 1990, *Reconstruction of two-dimensional permittivity distribution using the distorted Born iterative method*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 9(2), tr. 218-225.
9. Lavarello R., Oelze M., 2008, *A study on the reconstruction of moderate contrast targets using the distorted Born iterative method*, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 55(1), tr. 112-124.

10. Hesford A. J., Chew W. C., 2010, *Fast inverse scattering solutions using the distorted Born iterative method and the multilevel fast multipole algorithm*, Journal of the Acoustical Society of America, 128(2), tr. 679-690.
11. Lavarello R. J., Oelze M. L., 2009, *Tomographic reconstruction of three-dimensional volumes using the distorted Born iterative method*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 28(10), tr. 1643-1653.
12. Tran Quang Huy, Huynh Huu Tue, Ton That Long, Tran Duc-Tan, 2017, *Deterministic Compressive Sampling for High-Quality Image Reconstruction of Ultrasound Tomography*, BMC Medical Imaging, 17, Số bài 34.
13. Trần Quang Huy, Chu Thị Phương Dung, 2014, *Nghiên cứu kỹ thuật nội suy trong việc nâng cao chất lượng tạo ảnh siêu âm cắt lớp*, Tạp chí Khoa học và Giáo dục, Trường Đại học Sư phạm – Đại học Đà Nẵng, 11(02), tr. 11-14.
14. Long X. và cộng sự, 2023, *Deep Learning Ultrasound Computed Tomography Under Sparse Sampling*, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 70(9), tr. 1084-1100.
15. Shi Q. và cộng sự, 2022, *Deep Learning for TOF Extraction in Bone Ultrasound Tomography*, IEEE Transactions on Computational Imaging, 8, tr. 1063-1073.
16. Wang G., Ye J. C., De Man B., 2020, *Deep learning for tomographic image reconstruction*, Nature Machine Intelligence, 2(12), tr. 737-748.
17. Micucci M., Iula A., 2022, *Recent advances in machine learning applied to ultrasound imaging*, Electronics, 11(11), Số bài 1800.
18. Hartigan J. A., Wong M. A., 1979, *Algorithm AS 136: A K-means clustering algorithm*, Journal of the Royal Statistical Society Series C (Applied Statistics), 28(1), tr. 100-108.
19. MacQueen J., 1967, *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*, trong Kỷ yếu Hội nghị Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability lần thứ 5, 1, tr. 281-297, Berkeley, Hoa Kỳ.
20. Cover T., Hart P., 1967, *Nearest neighbor pattern classification*, IEEE Transactions on Information Theory, 13(1), tr. 21-27.

21. Haddadin O. S., Lucas S. D., Ebbini E. S., 1995, *Solution to the inverse scattering problem using a modified distorted Born iterative algorithm*, trong Kỹ yếu Hội nghị IEEE Ultrasonics Symposium 1995, 2, tr. 1411-1414.
22. Tran Quang-Huy, Tran Duc-Tan, 2015, *Ultrasound Tomography in Circular Measurement Configuration using Nonlinear Reconstruction Method*, International Journal of Engineering and Technology (IJET), 7(6), tr. 2207-2217.
23. Tran Quang-Huy, Tran Duc-Tan, Nguyen Linh-Trung, 2014, *An Improved Distorted Born Iterative Method for Reduced Computational Complexity and Enhanced Image Reconstruction in Ultrasound Tomography*, trong Kỹ yếu Hội nghị quốc tế về Công nghệ Truyền thông tiên tiến (ATC) 2014, tr. 703-707.
24. Kanungo T. và cộng sự, 2002, *An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(7), tr. 881-892.
25. Hassanat A. B. A., 2018, *Furthest-Pair-Based Binary Search Tree for Speeding Big Data Classification Using K-Nearest Neighbors*, Big Data, 6(3), tr. 225-235.
26. Fix E., Hodges J. L., 1951, *Discriminatory analysis, nonparametric discrimination: Consistency properties*, Báo cáo kỹ thuật số 4, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Hoa Kỳ.
27. Tran Q.-H. và cộng sự, 2016, *Influence of dual-frequency combination on the quality improvement of ultrasound tomography*, SIMULATION: Transactions of The Society for Modeling and Simulation International, 92(3), tr. 267-276.
28. Theu L. T. và cộng sự, 2022, *High Sound-Contrast Inverse Scattering by MR-MF-DBIM Scheme*, Electronics, 11(19), Số bài 3203.
29. Theu L. T. và cộng sự, 2021, *Influence of the multi-resolution technique on tomographic reconstruction in ultrasound tomography*, International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems, 36(6), tr. 579-593.
30. Tran Quang-Huy, Tran Duc-Tan, 2016, *Integration of Compressed Sensing and Frequency Hopping Techniques for Ultrasound Tomography*, trong Kỹ yếu Hội nghị quốc tế về Công nghệ Truyền thông tiên tiến (ATC) 2016, tr. 441-445.

31. Nguyen Thi-Cuc, Nguyen Hong-Minh, Nguyen Tien-Anh, Tran Quang-Huy, 2016, *Bilinear Interpolation for Enhanced Reconstruction of the DBIM Approach*, trong Kỷ yếu Hội thảo toàn quốc 2016 về Điện tử, Truyền thông và Công nghệ thông tin (REV-2016), Nhà xuất bản Công thương, Hà Nội, tr. 2-25–2-29.
32. Trần Quang Huy, 2015, *Nâng cao chất lượng và tăng tốc quá trình tạo ảnh siêu âm cắt lớp, sử dụng kỹ thuật nội suy lân cận gần nhất*, trong Kỷ yếu Hội nghị khoa học kỷ niệm 40 năm thành lập Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam, Nhà xuất bản Khoa học Tự nhiên và Công nghệ, Hà Nội, tr. 109-114.
33. Nguyễn Hồng Minh, Nguyễn Thị Cúc, Trần Quang Huy, 2016, *Khôi phục ảnh siêu âm cắt lớp sử dụng kỹ thuật nội suy song khối*, trong Kỷ yếu Hội thảo khoa học liên trường về Điện tử – Viễn thông năm 2016, Học viện Kỹ thuật Quân sự, Hà Nội, tr. 66-71.
34. Diagnostic Imaging, 2017, *Ultrasound image of benign breast tumor*, <http://www.diagnosticimaging.com>, truy cập ngày 5 tháng 5 năm 2026. [Nguồn hình ảnh minh họa]
35. Trần Quang Huy, Nguyễn Đình Chinh, Vũ Đình Long, Trần Đức Tân, 2014, *Mô phỏng và thực nghiệm kiểm chứng tạo dữ liệu siêu âm cắt lớp*, trong Kỷ yếu Hội thảo quốc gia 2014 về Điện tử, Truyền thông và Công nghệ thông tin (ECIT 2014), Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật, Hà Nội, tr. 85-89.
36. Candès E. J., Wakin M. B., 2008, *An introduction to compressive sampling*, IEEE Signal Processing Magazine, 25(2), tr. 21-30.
37. Huy T. Q. và cộng sự, 2020, *An efficient procedure of multi-frequency use for image reconstruction in ultrasound tomography*, trong Intelligent Computing in Engineering, Springer, Singapore, tr. 921-929.
38. Saba A., Gigli C., Ayoub A. B., Psaltis D., 2022, *Physics-informed neural networks for diffraction tomography*, Advanced Photonics, 4(6).
39. Ronneberger O., Fischer P., Brox T., 2015, *U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation*, trong Kỷ yếu Hội nghị Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), tr. 234-241.

40. Goodfellow I. và cộng sự, 2014, *Generative adversarial nets*, trong Kỷ yếu Hội nghị Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 27, tr. 2672-2680.
41. Schlemper J. và cộng sự, 2018, *A deep cascade of convolutional neural networks for dynamic MR image reconstruction*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 37(2), tr. 491-503.
42. Aggarwal H. K., Mani M. P., Jacob M., 2019, *MoDL: Model-based deep learning architecture for inverse problems*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 38(2), tr. 394-405.
43. Zhang K. và cộng sự, 2017, *Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising*, IEEE Transactions on Image Processing, 26(7), tr. 3142-3155.
44. Seibert A., Boone J., 2005, *X-ray imaging physics for nuclear medicine technologists*, Journal of Nuclear Medicine Technology, 33(1), tr. 3-18.
45. Pisano E. D., Yaffe M. J., 2005, *Digital mammography*, Radiology, 234(2), tr. 353-362.
46. Vlaardingerbroek M. T., den Boer J. A., 1996, *Magnetic Resonance Imaging: Theory and Practice*, Springer, Berlin, Đức.
47. Lavarello R., Oelze M., 2009, *Density imaging using inverse scattering*, Journal of the Acoustical Society of America, 125(2), tr. 793-802.
48. Szabo T. L., 2014, *Therapeutic ultrasound*, trong Diagnostic Ultrasound Imaging: Inside Out, tái bản lần 2, Elsevier, Amsterdam, Hà Lan, tr. 735-763.
49. Kak A. C., Slaney M., 1988, *Principles of Computerized Tomographic Imaging*, IEEE Press, New York, Hoa Kỳ.
50. Duric N. và cộng sự, 2007, *Detection of breast cancer with ultrasound tomography: First results with the Computed Ultrasound Risk Evaluation (CURE) prototype*, Medical Physics, 34(2), tr. 773-785.

51. Tracy M. L., Johnson S. A., 1983, *Inverse scattering solutions by a sinc basis, multiple source, moment method: numerical evaluations*, Ultrasonic Imaging, 5(4), tr. 376-392.
52. Natterer F., Wübbeling F., 2001, *Mathematical Methods in Image Reconstruction*, SIAM, Philadelphia, Hoa Kỳ.
53. Lavarello R. J., 2009, *New developments on quantitative imaging using ultrasonic waves*, Luận án tiến sĩ, Khoa Kỹ thuật điện và máy tính, Đại học Illinois tại Urbana-Champaign, Hoa Kỳ.
54. Golub G. H., Hansen P. C., O'Leary D. P., 1999, *Tikhonov Regularization and Total Least Squares*, SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 21(1), tr. 185-194.
55. Blumensath T., Davies M. E., 2009, *Iterative hard thresholding for compressed sensing*, Applied and Computational Harmonic Analysis, 27(3), tr. 265-274.
56. Franceschini G. và cộng sự, 2009, *Full-vectorial three-dimensional microwave imaging through the iterative multi-scaling strategy: A preliminary assessment*, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 6(3), tr. 626-630.
57. Li C. và cộng sự, 2009, *In vivo breast sound-speed imaging with ultrasound tomography*, Ultrasound in Medicine & Biology, 35(10), tr. 1615-1628.
58. Slaney M., Kak A. C., Larsen L. E., 1984, *Limitations of imaging with first-order diffraction tomography*, IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 32(8), tr. 860-874.
59. Meng D. và cộng sự, 2020, *A self-adaptive exhaustive search optimization-based method for restoration of bridge defects images*, International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 12(3), tr. 691-707. <https://doi.org/10.1007/s13042-020-01066-x>.
60. Kalman R. E., 1960, *A new approach to linear filtering and prediction problems*, Journal of Basic Engineering, 82(1), tr. 35-45.

61. Perona P., Malik J., 1990, *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(7), tr. 629-639.
62. Rudin L. I., Osher S., Fatemi E., 1992, *Nonlinear total variation based noise removal algorithms*, Physica D: Nonlinear Phenomena, 60(1-4), tr. 259-268.
63. Buades A., Coll B., Morel J.-M., 2005, *A non-local algorithm for image denoising*, trong Kỹ yếu Hội nghị IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2, tr. 60-65.
64. Dabov K. và cộng sự, 2007, *Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering*, IEEE Transactions on Image Processing, 16(8), tr. 2080-2095.
65. Gu S. và cộng sự, 2014, *Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising*, trong Kỹ yếu Hội nghị IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), tr. 2862-2869.
66. Elad M., Aharon M., 2006, *Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries*, IEEE Transactions on Image Processing, 15(12), tr. 3736-3745.
67. Tian C. và cộng sự, 2020, *Deep learning on image denoising: An overview*, Neural Networks, 131, tr. 251-275.
68. van den Berg P. M., Abubakar A., 2001, *Contrast source inversion method: State of art*, Progress in Electromagnetics Research, 34, tr. 189-218.
69. Cheng A. và cộng sự, 2019, *Deep learning image reconstruction method for limited-angle ultrasound tomography in prostate cancer*, trong Kỹ yếu Hội nghị SPIE Medical Imaging 2019: Ultrasonic Imaging and Tomography, SPIE, vol. 10955, tr. 109550N.
70. Prasad S., Almekkawy M., 2020, *A fast and efficient ultrasound tomography using deep learning*, Journal of the Acoustical Society of America, 148(4_Supplement), Số bài 2450.

71. Qu X. và cộng sự, 2021, *A Deep Learning-Based Automatic First-Arrival Picking Method for Ultrasound Sound-Speed Tomography*, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 68(8), tr. 2675-2686.
72. Tran Quang-Huy, Tran Duc-Tan, 2015, *Sound Contrast Imaging Using Uniform Ring Configuration of Transducers with L1 Reconstruction*, trong Kỹ yếu Hội nghị quốc tế về Công nghệ Truyền thông tiên tiến (ATC) 2015, tr. 149-153.
73. Tran Quang-Huy, Tran Duc-Tan, 2014, *Improvement in the Measurement Configuration for Ultrasound Tomography*, trong Kỹ yếu Hội nghị quốc tế về Cơ học Kỹ thuật và Tự động hóa (ICEMA-3), tr. 303-308.
74. André M. P. và cộng sự, 1997, *High-speed data acquisition in a diffraction tomography system employing large-scale toroidal arrays*, International Journal of Imaging Systems and Technology, 8(1), tr. 137-147.
75. Foucart S., Rauhut H., 2013, *A Mathematical Introduction to Compressive Sensing*, Birkhäuser, New York, Hoa Kỳ.
76. You H., Rumble G., 2010, *Comparative study of classification techniques on breast cancer FNA biopsy data*, International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, 1(3), Số bài 5.
77. Fan Y. và cộng sự, 2022, *Model-data-driven image reconstruction with neural networks for ultrasound computed tomography breast imaging*, Neurocomputing, 467, tr. 10-21.
78. Gemmeke H., Ruiter N. V., 2023, *First imaging results with the new generation of the KIT 3D ultrasound tomography device*, trong Kỹ yếu Hội nghị SPIE Medical Imaging 2023: Ultrasonic Imaging and Tomography, 12470, Số bài 1247003.
79. Tran Quang-Huy và cộng sự, 2024, *Frequency-hopping along with resolution-turning for fast and enhanced reconstruction in ultrasound tomography*, Scientific Reports, 14(1), Số bài 15483.
80. Mojabi P., LoVetri J., 2015, *Ultrasound tomography for simultaneous reconstruction of acoustic density, attenuation, and compressibility profiles*, Journal of the Acoustical Society of America, 137(4), tr. 1813-1825.

81. Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G. E., 2019, *Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations*, Journal of Computational Physics, 378, tr. 686-707.
82. Hong Y.-T., Yu Z.-H., Chou C.-P., 2023, *Comparative Study of AI Modes in Ultrasound Diagnosis of Breast Lesions*, Diagnostics, 13(3), Số bài 430. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13030430>.
83. Huang H., Tseng T., Kao C., 1999, *Tomographic reconstruction of two-dimensional objects from limited-angle projections using a generalized K-means algorithm*, Signal Processing, 78(3), tr. 321-333.
84. Davies D. L., Bouldin D. W., 1979, *A cluster separation measure*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-1(2), tr. 224-227.
85. Yen N. T. H. và cộng sự, 2018, *An improvement for tomographic density imaging using integration of DBIM and interpolation*, trong Kỹ yếu Hội nghị 2018 International Conference on Research in Intelligent and Computing in Engineering (RICE), tr. 1-4.
86. Wang Z. và cộng sự, 2004, *Image quality assessment: from error visibility to structural similarity*, IEEE Transactions on Image Processing, 13(4), tr. 600-612.
87. Boudjelal A. và cộng sự, 2021, *A novel iterative MLEM image reconstruction algorithm based on Beltrami filter: Application to ECT images*, Tomography, 7(3), tr. 286-300.
88. Li T., 2019, *From zero crossings to quantile-frequency analysis of time series with an application to nondestructive evaluation*, Applied Stochastic Models in Business and Industry, 36(6), tr. 1111-1130.
89. Adcock B., Hansen A. C., 2012, *A generalized sampling theorem for stable reconstructions in arbitrary bases*, Journal of Fourier Analysis and Applications, 18(4), tr. 685-716.

90. Chen S.-H. và cộng sự, 2021, *Modified YOLOv4-DenseNet algorithm for detection of ventricular septal defects in ultrasound images*, International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, 6(7), Số bài 101.
91. Duric N. và cộng sự, 2005, *Development of ultrasound tomography for breast imaging: Technical assessment*, Medical Physics, 32(5), tr. 1375-1386.
92. Pehrson L., Lauridsen C., Nielsen M., 2018, *Machine learning and deep learning applied in ultrasound*, Ultraschall in der Medizin, 39(4), tr. 379-381.
93. Mishra A. K. và cộng sự, 2021, *Breast ultrasound tumour classification: a machine learning—Radiomics based approach*, Expert Systems, 38(7).
94. Nasir V., Fathi H., Kazemirad S., 2021, *Combined machine learning—wave propagation approach for monitoring timber mechanical properties under UV aging*, Structural Health Monitoring, 20(4), tr. 2035-2053.
95. Soltani Firouz M., Farahmandi A., Hosseinpour S., 2021, *Early detection of freeze damage in navel orange fruit using nondestructive low intensity ultrasound coupled with machine learning*, Food Analytical Methods, 14(6), tr. 1140-1149.
96. Oliveira M. A. và cộng sự, 2020, *Ultrasound-based identification of damage in wind turbine blades using novelty detection*, Ultrasonics, 108, Số bài 106166.
97. Xu J. và cộng sự, 2017, *Multi-channel weighted nuclear norm minimization for real color image denoising*, trong Kỷ yếu Hội nghị IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), tr. 1096-1104.
98. Górecki T., Łuczak M., 2015, *Non-parametric statistical tests for the comparison of two groups of time series*, International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 25(3), tr. 647-653.
99. Tuy H., 1983, *An inversion formula for cone-beam reconstruction*, SIAM Journal on Applied Mathematics, 43(3), tr. 546-552.
100. Natterer F., 2001, *The Mathematics of Computerized Tomography*, SIAM, Philadelphia, Hoa Kỳ.

101. Lingala S. G. và cộng sự, 2011, *Accelerated dynamic MRI exploiting sparsity and low-rank structure: k-t SLR*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 30(5), tr. 1042-1054.
102. Lustig M., Donoho D., Pauly J. M., 2007, *Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging*, Magnetic Resonance in Medicine, 58(6), tr. 1182-1195.
103. Knapp C., Carter G., 1976, *The generalized correlation method for estimation of time delay*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 24(4), tr. 320-327.
104. Ridley E. L., 2017, *Whole-breast ultrasound tomography shows promise*, <https://www.auntminnie.com/index.aspx?sec=log&itemID=91916>, truy cập ngày 5 tháng 5 năm 2026. [Nguồn hình ảnh minh họa]
105. Pyle R. J. và cộng sự, 2021, *Deep learning for ultrasonic crack characterization in NDE*, IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 68(5), tr. 1854-1865.
106. Candès E. J., Romberg J., Tao T., 2006, *Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information*, IEEE Transactions on Information Theory, 52(2), tr. 489-509.
107. Donoho D. L., 2006, *Compressed sensing*, IEEE Transactions on Information Theory, 52(4), tr. 1289-1306.