

Deteção do Cancro da Mama por MWI

PEDRO MANUEL OSÓRIO LOPES

(Licenciado)

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre
em Engenharia Electrónica e Telecomunicações

Orientadores : Doutor Pedro Renato Tavares de Pinho
Doutora Matilde Pós-de-Mina Pato

Júri:

Presidente: Nuno António Fraga Juliano Cota

Vogais: Artur Jorge Ferreira

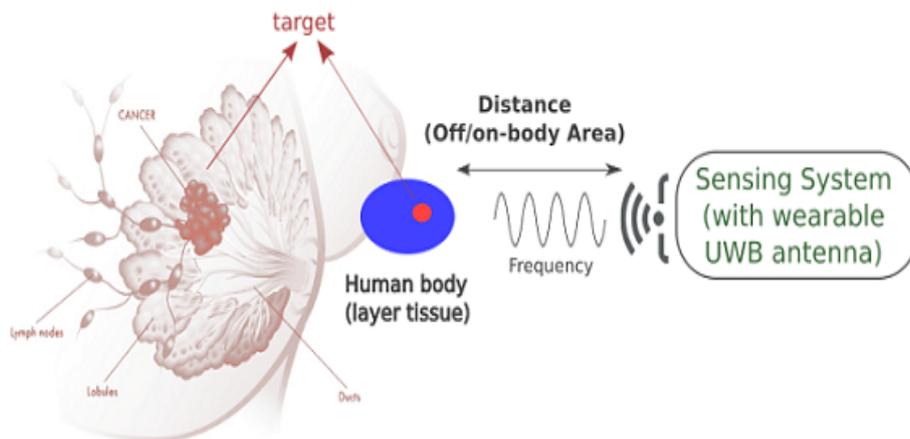
Pedro Renato Tavares de Pinho

Novembro, 2018



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA

Área Departamental de Engenharia de Electrónica e Telecomunicações e de Computadores



Deteção do Cancro da Mama por MWI

PEDRO MANUEL OSÓRIO LOPES

(Licenciado)

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre
em Engenharia Electrónica e Telecomunicações

Orientadores : Doutor Pedro Renato Tavares de Pinho
Doutora Matilde Pós-de-Mina Pato

Júri:

Presidente: Nuno António Fraga Juliano Cota

Vogais: Artur Jorge Ferreira
Pedro Renato Tavares de Pinho

Novembro, 2018

*Aos meus pais, irmã, cunhado, e a todos os meus amigos
que, com muito apoio, permitiram que eu alcançasse esta
etapa da minha vida.*

Agradecimentos

Antes de tudo gostaria de agradecer aos meus orientadores Dr. Pedro Pinho e Dra. Matilde Pato por introduzir-me o tema desta dissertação e por toda a ajuda e disponibilidade prestada ao longo deste ano.

Agradeço também ao Instituto de Telecomunicações pelo suporte à realização desta dissertação, nomeadamente ao Dr. José Vieira da Universidade de Aveiro por toda a ajuda fornecida para o desenvolvimento desta dissertação.

Aos meus colegas e amigos por todos os bons momentos proporcionados ao longo destes cinco anos.

E por fim, mas não menos importante, aos meus pais e à minha irmã, por todo o esforço que fizeram para que tudo isto fosse possível.

Resumo

A detecção do cancro de mama por micro-ondas é uma técnica bastante recente, sendo baseada na diferença das propriedades dielétricas entre os tecidos saudáveis e os tecidos malignos. Embora esta técnica apresente bastantes vantagens em relação a outras técnicas convencionais, ainda apresenta algumas limitações. Assim, esta dissertação tem como objetivo contribuir para o desenvolvimento da técnica de imagem médica por micro-ondas. Foram implementados quatro algoritmos diferentes de processamento de sinal que permitem remover os artefactos indesejados nos sinais de um sistema de imagem médica baseado em micro-ondas. O artefacto mais conhecido e o mais crítico de todos é a reflexão ocorrida na superfície da pele, que pode ser de várias ordens de magnitude superior à reflexão ocorrida no tumor. Para além disso, são implementados dois algoritmos de formação de imagem médica baseados em métodos de *beamforming*.

Por fim, para testar o correto funcionamento de cada um dos algoritmos e analisar o seu desempenho, de forma a que possa ser feita uma comparação entre cada um dos algoritmos, é utilizada uma variedade de *phantoms* numéricos, baseados em modelos FDTD (*Finite Difference Time Domain*) anatomicamente realistas.

Os resultados permitiram concluir que para alguns algoritmos o artefacto é removido com sucesso, sendo que, em qualquer um dos cenários simulados foi possível detetar o tumor com sucesso. No entanto, verificou-se a existência de um desvio de alguns milímetros da sua localização real, o que indica que ainda existem alguns desafios a superar no âmbito da formação da imagem médica por micro-ondas.

Palavras-chave: Cancro da Mama, Micro-Ondas, Remoção de Artefactos, FDTD

Abstract

The detection of breast cancer by microwave imaging is a fairly recent technique, based on the difference in dielectric properties between healthy tissues and malignant tissues. Although this technique has many advantages over other conventional techniques, it still has some limitations. Thus, this dissertation aims to contribute to the development of microwave imaging technique. Four different signal processing algorithms have been implemented that allow the removal of unwanted artifacts from the signals of a microwave-based medical imaging system. The best-known and most critical artifact is the reflection on the surface of the skin, which can be of several orders of magnitude higher than the reflection occurred in the tumor. In addition, two medical imaging algorithms are implemented based on beamforming techniques.

Finally, to test the correct functioning of each of the algorithms and to analyze their performance, so that a comparison can be made between each of the algorithms implemented, a variety of numerical breast phantoms are used in anatomically realistic FDTD (*Finite Difference Time Domain*) models.

The results allowed to conclude that for some algorithms the artifact is successfully removed, and in any of the simulated scenarios it was possible to detect the tumor successfully. However, there has been a deviation of some millimeters from its actual location, which indicates that there are still some challenges to overcome in microwave imaging techniques.

Keywords: Breast Cancer, Microwaves, Artifacts Removal, FDTD

Índice

Lista de Figuras	xv
Lista de Tabelas	xix
Lista de Acrónimos	xxi
1 Introdução	1
1.1 Enquadramento	3
1.2 Objetivo da dissertação	4
1.3 Organização do documento	5
1.4 Contribuições originais deste trabalho	5
2 Detecção do Cancro da Mama por Imgem Médica	7
2.1 Técnicas de Imagem Médica Utilizadas	7
2.1.1 Mamografia (raio-X)	7
2.1.2 Tomossíntese mamária	9
2.1.3 Ultrassom	10
2.1.4 Ressonância magnética	11
2.1.5 Imagem por Micro-Ondas	12
2.2 Estado da Arte Sobre a Imgem Médica Obtida por Micro-Ondas . .	13

3	Métodos de Processamento e Algoritmos de Reconstrução de Imagem	25
3.1	Imagem Médica por Radar UWB	25
3.2	Algoritmos de Remoção de Artefactos	26
3.2.1	Subtração Média	27
3.2.2	Filtragem Adaptativa	27
3.2.3	Remoção de Pólos no Domínio da Frequência	30
3.2.4	Janela com Base na Entropia	35
3.3	Algoritmos de Beamforming	37
3.3.1	<i>Delay-and-Sum</i>	37
3.3.2	<i>Delay-Multiply-and-Sum</i>	39
4	Modelos utilizados e resultados obtidos	41
4.1	Métricas de desempenho	41
4.2	Modelação da Mama Humana	43
4.2.1	Primeiro Modelo de Teste	45
4.2.2	Segundo Modelo de Teste	58
4.2.3	Terceiro Modelo de Teste	61
4.2.4	Quarto Modelo de Teste	64
4.2.5	Quinto Modelo de Teste	67
4.3	Considerações Finais	68
5	Conclusões e Trabalho Futuro	71
5.1	Conclusões	71
5.2	Propostas de Trabalho Futuro	73
	Referências	75

Lista de Figuras

1.1	Distribuição de casos e a mortalidade para os 10 tipos mais comuns em 2018 nas mulheres	2
1.2	Mapa com indicadores de mortalidade estimados relativos ao tumor maligno da mama em 2018 [20].	3
2.1	Mamografia. A mama é pressionada entre duas placas. O raio-X é usado para as imagens do tecido mamário	8
2.2	Ilustração de quatro classificações de mamas: gordurosa, fibrogordurosa até fibroglandular	8
2.3	Exemplo de um tumor descoberto pela técnica do ultrassom.	10
2.4	Mamografia de uma mulher de 59 anos com histórico familiar de cancro da mama	11
2.5	Sistema MWT desenvolvido em 2010 na Coreia do Sul [26].	14
2.6	Estrutura onde se coloca a mama e se realizam as medidas [26].	14
2.7	<i>Phantom</i> da mama, incluindo 5 tumores cilíndricos embebido no banho com o líquido de acoplamento	15
2.8	Imagens do <i>phantom</i> com 5 tumores	16
2.9	<i>Setup</i> experimental do sistema MWI [13].	16
2.10	Imagem obtida sem e com compensação da distância	17
2.11	Modelo do <i>phantom</i> utilizado [27].	18
2.12	Disposição das antenas em torno do <i>phantom</i> [27].	18

2.13	Resultado experimental na deteção do cancro da mama a partir do algoritmo DAS [27].	19
2.14	Desenho esquemático da redoma. Fotografia da redoma e do <i>array</i> de antenas	19
2.15	Imagem reconstruída através da diferença entre o 2º exame e o 1º exame (exame de calibração): escala linear e logarítmica	20
2.16	Imagem reconstruída através da diferença entre o 3º exame e o 1º exame (exame de calibração): escala linear e logarítmica	21
2.17	Matriz de antenas distribuídas de forma hemisférica. a) Vista de lado. b) Vista de cima. c) Fotografia da matriz parcialmente construída [14].	21
2.18	Tumor de 6mm detetado na posição $x = 20\text{mm}$, $y = 0\text{mm}$, $z = -10\text{mm}$: DAS – 2D e 3D e RCB – 2D e 3D	22
2.19	Sistema experimental [25].	23
2.20	Sinal no domínio do tempo, referente apenas à reflexão na pele, utilizando o algoritmo <i>Woody Averaging</i> e o RLS [25].	24
2.21	Imagem do <i>phantom</i> com um tumor com 1cm	24
3.1	Diagrama de blocos simplista de um sistema UWB para realização de imagem médica.	26
3.2	Exemplo de um gráfico com os valores da diagonal da matriz Σ	33
3.3	Diagrama simplista que mostra o funcionamento do algoritmo <i>Delay-and-Sum</i>	38
3.4	Geometria envolvida no algoritmo <i>Delay-and-Sum</i>	38
3.5	Diagrama de blocos do algoritmo DMAS.	40
4.1	Exemplo de uma simulação do método FDTD-2D	45
4.2	Primeiro modelo utilizado para simulação no FDTD	46
4.3	Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de processamento de Sill	47
4.4	Comparação entre diferentes valores de λ	48
4.5	Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de processamento de Sill	50
4.6	Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de processamento de remoção dos pólos no domínio da frequência.	51

4.7	Diferenças entre diversas ordens de Entropia de Rényi.	53
4.8	Diferenças entre diversas ordens de Entropia de Rényi após realizada a suavização das funções.	53
4.9	Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de janela no domínio do tempo com base na entropia.	54
4.10	Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (primeiro modelo). . .	56
4.11	Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (primeiro modelo). . .	57
4.12	Valores médio, máximo e mínimo de ASR e de TCSR (primeiro modelo)	58
4.13	Segundo modelo utilizado para simulação em FDTD	58
4.14	Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (segundo modelo). . .	59
4.15	Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (segundo modelo). . .	60
4.16	Valores médio, máximo e mínimo de ASR e de TCSR (segundo modelo)	61
4.17	Terceiro modelo utilizado para simulação em FDTD	62
4.18	Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (terceiro modelo). . .	62
4.19	Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (terceiro modelo). . .	63
4.20	Valores médio, máximo e mínimo de ASR e TCSR (terceiro modelo) . . .	64
4.21	Quarto modelo utilizado para simulação em FDTD	65
4.22	Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (quarto modelo). . . .	65
4.23	Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (quarto modelo). . .	66
4.24	Valores médio, máximo e mínimo de ASR e de TCSAR (quarto modelo)	67
4.25	Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS e DMAS (quinto modelo).	68

Lista de Tabelas

1.1	Indicadores de mortalidade relativos a tumor maligno da mama feminina, em Portugal Continental (2007 a 2011)	2
2.1	Propriedades dielétricas do líquido de acoplamento, do <i>phantom</i> utilizado em [26] e dos respetivos tumores.	15
4.1	Métricas de reconstrução da imagem do primeiro modelo.	57
4.2	Métricas de reconstrução da imagem do segundo modelo.	60
4.3	Métricas de reconstrução da imagem do terceiro modelo.	64
4.4	Métricas de reconstrução da imagem do quarto modelo.	67

Lista de Acrónimos

ASR	Artifact Suppression Ratio. 41
CC	Crânio Caudal. 7
DAS	Delay and Sum. 17
DMAS	Delay Multiply and Sum. 20
FDTD	Finite-Diference Time-Domain. ix, xi, 41, 44
FWHM	Full Width Half Maximum. 42
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform. 14
MLO	Média Lateral Oblíqua. 7
MRI	Magnetic Resonance Imaging. 10
MWI	Microwave Imaging. 4
MWT	Microwave Tomography. 13
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico. 1
PC	Personal Computer. 16
RCB	Robust Capon Beamforming. 21
RF	Rádio Frequência. 11
RLS	Recursive Least Squares. 23
SAR	Specific Absorption Rate. 12

SCR	Signal to Clutter Ratio. 42
SMR	Signal to Mean Ratio. 43
SVD	Singular Value Decomposition. 32
TCSR	Tumor and Clutter Suppression Ratio. 42
TSA	Tapered Slot Antenna. 15
TSAR	Tissue Sensing Adaptive Radar. 22
UWB	Ultra Wide Band. 14
VNA	Vector Network Analyzer. 15

1

Introdução

Neste capítulo será feita uma breve introdução à problemática do cancro da mama assim como é feito um enquadramento da situação atual no que diz respeito a técnicas de deteção do mesmo. Para além disso, são apresentados os objetivos da dissertação, a organização do documento e as contribuições originais.

O cancro da mama é um dos maiores problemas de saúde pública em todo o mundo. Apesar de não ser dos mais letais, é dos que apresenta maior taxa de mortalidade, sobretudo nas mulheres com idades superiores a quarenta anos. Segundo a Liga Portuguesa Contra o Cancro [5], apresenta a segunda maior taxa de mortalidade em relação a todos os outros tipos de cancro, sendo que anualmente são detetados cerca de 6 mil novos casos de cancro da mama, ou seja, onze novos casos por dia, morrendo quatro mulheres por dia com esta doença. A Tabela 1.1 apresenta os indicadores de mortalidade relativos ao tumor maligno da mama feminina em Portugal Continental desde 2007 até 2011 [10], onde se verifica que, a taxa de mortalidade não apresenta tendências de redução com o decorrer dos anos.

Segundo a GLOBOCAN é expectável que no ano de 2018 cerca de 630 mil mulheres morram devido ao cancro da mama, sendo possível observar essa afirmação na Figura 1.1 que mostra a percentagem expectável de incidência (nas mulheres) dos 10 tipos de cancro mais comuns no mundo inteiro, assim como, a sua taxa de mortalidade para o ano de 2018 [4].

Embora esta doença apresente uma maior incidência no sexo feminino, ela pode

Tabela 1.1: Indicadores de mortalidade relativos a tumor maligno da mama feminina, em Portugal Continental (2007 a 2011). Taxas por 100 000 mulheres [10].

	2007	2008	2009	2010	2011
Número de óbitos	1506	1504	1538	1571	1546
Taxa de mortalidade	28.9	28.8	29.4	29.9	29.5
Taxa de mortalidade padronizada	19.6	19.2	19.6	19.4	18.6
Taxa de mortalidade padronizada < 65 anos	12.1	11.8	12.5	12.2	11.5
Taxa de mortalidade padronizada ≥ 65 anos	81.0	79.3	76.5	77.9	76.2

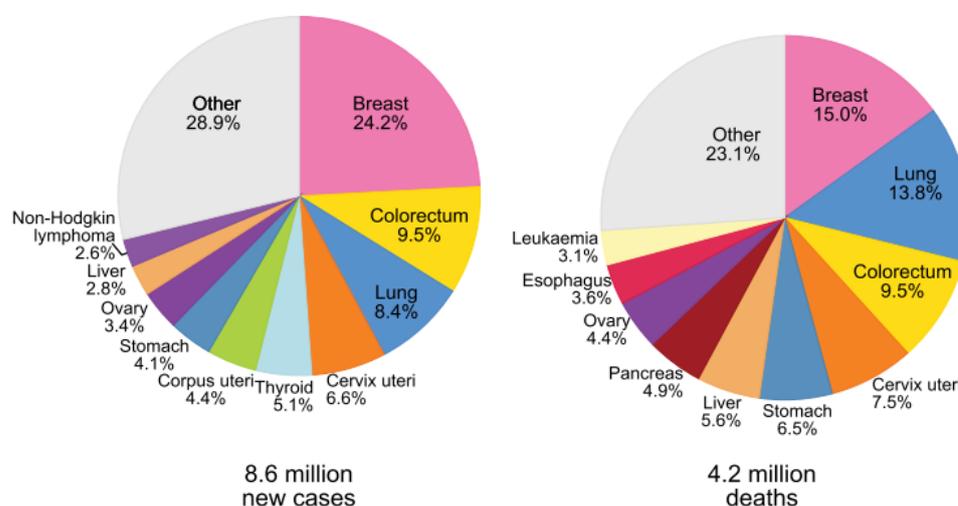


Figura 1.1: Gráfico de setores que apresenta a distribuição de casos (gráfico do lado esquerdo) e a mortalidade (gráfico do lado direito) para os 10 tipos de cancro mais comuns em 2018 nas mulheres [4].

também atingir o sexo masculino, ainda que, com muito menor frequência. Em Portugal cerca de 1% de todos os cancros da mama são no homem [5]. Ainda assim em 2013, segundo o relatório da OCDE (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico), Portugal foi dos países da Europa que registou as taxas de mortalidade mais baixas, divulgando ainda que uma das chaves do sucesso é a deteção precoce dos tumores [2].

A Figura 1.2 apresenta um mapa de todo o mundo, com os indicadores brutos expectados de mortalidade (*Crude Rate*) nas mulheres, relativos ao tumor maligno da mama no ano 2018 [20]. Em Portugal é expectável uma taxa igual a 16.7%, já em França (e.g.) é expectável que atinja uma taxa de mortalidade bruta igual a 21.8%.

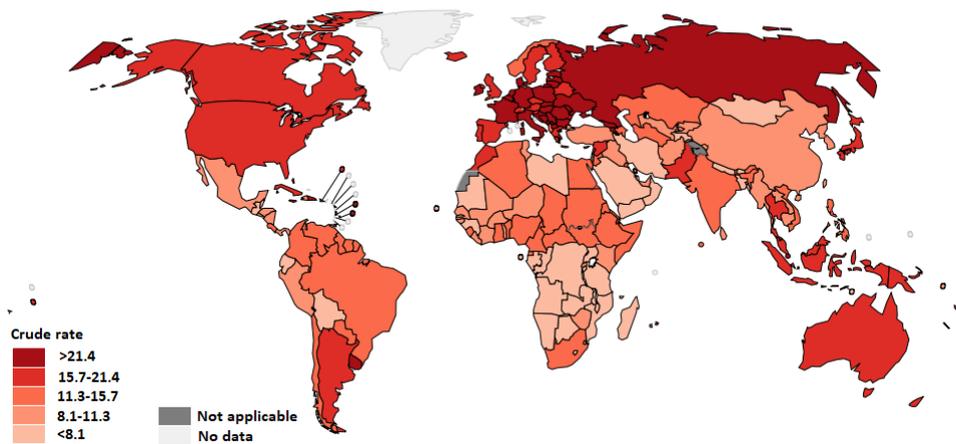


Figura 1.2: Mapa com indicadores de mortalidade estimados relativos ao tumor maligno da mama em 2018 [20].

1.1 Enquadramento

Na Europa, a maioria dos programas de rastreio de base populacional são dirigidos aos grupos etários dos 50 aos 70 anos, sendo estes os casos onde existe uma maior probabilidade de incidência do cancro da mama. Assim, as mulheres deste grupo etário realizam uma mamografia de 2 em 2 anos, o que demonstrou enormes benefícios na redução da mortalidade desta doença. Estes programas de rastreio de base populacional obedecem a um rigoroso programa de controlo de qualidade e um dos aspetos mais importantes é que todos os exames são vistos por 2 médicos especialistas em mamografia e de forma independente de modo a obter uma elevada taxa de deteção de cancro da mama [18].

O cancro da mama geralmente é detetado durante um exame de triagem antes que qualquer sintoma se tenha desenvolvido, de forma a que os tratamentos sejam mais conservadores, proporcionando maior qualidade de vida e maiores probabilidades de cura. Como tal, existem diversos tipos de exames para realizar o diagnóstico, sendo todos baseados em técnicas de imagem médica.

Atualmente estão disponíveis diversas técnicas de imagem médica que ajudam o técnico a realizar, não só a deteção do tumor, como também o acompanhamento do desenvolvimento da doença. De todas as técnicas existentes, as mais conhecidas são: a mamografia, também conhecida por raio-X, a ressonância magnética (MRI) e a ecografia (ultrassom). O raio-X permite obter uma imagem da região do corpo que se pretende visualizar através do princípio básico da relação entre os raios emitidos e os raios recebidos, após terem atravessado a região em estudo. No caso de ser detetada alguma característica suspeita durante a mamografia, é

normalmente feita uma ecografia para confirmar a presença de alguma anomalia e obter informação adicional, ou seja, a ecografia é normalmente uma técnica complementar à mamografia. Em contrapartida, se o paciente tiver um histórico familiar com vários casos de cancro da mama, especialmente em familiares de 1º grau, pode recomendar-se um programa de rastreio individualizado. Nestes grupos de mulheres de alto risco e por se tratarem de mulheres que pertencem a grupos etários mais jovens e com padrões mamários mais densos, o exame de eleição para o rastreio e deteção precoce é a MRI [18]. No entanto, esta técnica é bastante dispendiosa em relação às outras duas, i.e., uma mamografia tem um custo aproximado de 75 €, enquanto que a ressonância magnética tem um preço médio de 300 € (valores cobrados quando realizados a título particular em Portugal no ano de 2018), de acordo com entidade SaúdeBemEstar [24].

Para além destas três técnicas que já se encontram em funcionamento nos hospitais em diversos países, existe uma técnica alternativa que se encontra em constante desenvolvimento e tem vindo a apresentar resultados bastante promissores para várias aplicações biomédicas, denominada de MWI (*Micro Wave Imaging*) [13]. A MWI é uma técnica de imagem médica que tira partido dos sinais de micro-ondas. Trata-se de um método não ionizante, de baixo custo e com possibilidade de ser um sistema portátil. No entanto, durante vários anos esta técnica foi ignorada por razões técnicas, tais como: componentes de hardware demasiado dispendiosos e baixa capacidade de processamento computacional. Atualmente, dados os grandes progressos nas áreas de telecomunicações e de computadores, é possível realizar novas experiências de forma a ultrapassar as limitações que esta técnica ainda apresenta.

Do ponto de vista do paciente, a MWI é uma técnica apelativa porque tanto a radiação ionizante como a compressão da mama são evitadas.

1.2 Objetivo da dissertação

O principal objetivo desta dissertação é, tirar partido da revisão do estado da arte em relação aos algoritmos de processamento de sinal utilizados na formação da imagem médica por micro-ondas e implementar esses mesmos algoritmos de forma a que seja possível realizar uma comparação entre cada um deles. Com isto, é criada uma base sólida de um sistema de imagem médica por micro-ondas

onde poderá ser posteriormente utilizada para estudar, ou criar, novos algoritmos. Assim, pretende-se com esta dissertação, desenvolver um modelo que simule uma mama e o respetivo tumor e que permita determinar a sua localização através de técnicas de processamento utilizadas num sistema MWI, numa grelha a duas dimensões.

1.3 Organização do documento

A organização desta dissertação divide-se essencialmente em quatro capítulos, à exceção do primeiro capítulo, onde é feita uma breve introdução e contextualização do tema abordado e os problemas associados.

No Capítulo 2 são apresentadas algumas técnicas utilizadas para realizar a deteção do cancro da mama, nomeadamente técnicas que se encontram atualmente implementadas nos hospitais. Para terminar é realizado o estado da arte sobre sistemas existentes no âmbito da imagem médica através de Micro-Ondas.

No Capítulo 3 são descritos com rigor os algoritmos de processamento de sinal utilizados no sistema de imagem médica por micro-ondas realizado, assim como também são descritos alguns algoritmos de *beamforming* para realizar a reconstrução da imagem.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos em todos os testes efetuados aos diversos algoritmos desenvolvidos.

Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões de todo o trabalho realizado assim como apresentadas algumas sugestões de trabalho futuro.

1.4 Contribuições originais deste trabalho

Com a realização desta dissertação foi submetida a comunicação seguinte

P. Lopes, M.P.M.Pato, P. Pinho. Artifact Removal Algorithms for Microwave Imaging of the Breast Cancer: numerical results.

para a 13th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP2019) a realizar em 31 Março – 5 Abril, Cracóvia, Polónia.

2

Deteção do Cancro da Mama por Imagem Médica

Neste capítulo são apresentadas algumas técnicas utilizadas para realizar a deteção do cancro da mama, nomeadamente técnicas que se encontram atualmente implementadas nos hospitais. Para além disso, são apresentadas algumas experiências realizadas com o intuito de obter uma imagem médica através de sistemas de Micro-Ondas, sendo que estas começam a ser comuns e adotadas em alguns locais.

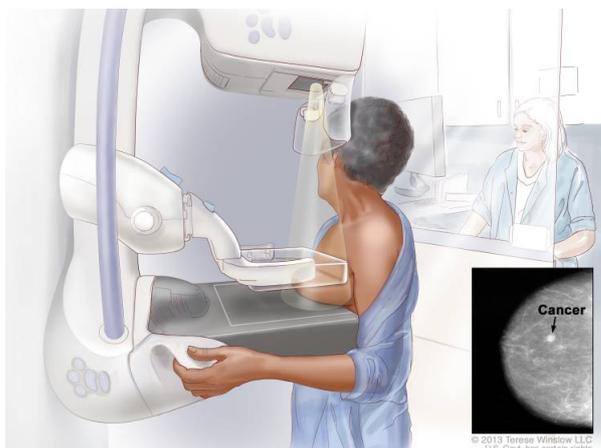
2.1 Técnicas de Imagem Médica Utilizadas

Como referido no Capítulo 1, existem diversas técnicas para realizar a deteção do cancro da mama, sendo as mais conhecidas a mamografia, a ultrassonografia e a ressonância magnética e mais recentemente a tomossíntese mamária. Estas técnicas têm vindo a ser desenvolvidas e melhoradas de forma a que permitam obter o diagnóstico mais correto e precoce possível.

2.1.1 Mamografia (raio-X)

A mamografia é a técnica definida para rastreio populacional de cancro da mama e tem mostrado uma redução na mortalidade a longo prazo estimada em 30% [7]. Este método utiliza um sistema baseado em raios-X especialmente desenvolvidos

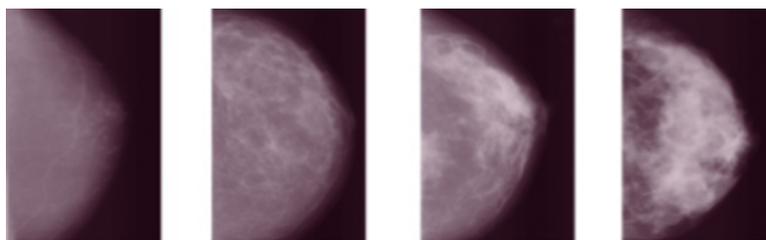
para projetar imagens detalhadas de toda mama, desde imagens 2D até 3D. Durante o processo, a mama é comprimida horizontalmente e verticalmente de forma a obter as vistas MLO (Média Lateral Oblíqua) e CC (Crânio Caudal), sendo exposta a um feixe de raios-X para cada uma das posições tal como é ilustrado na Figura 2.1.



Fonte: Breast Cancer Treatment During Pregnancy (PDQ®) <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK65716/>

Figura 2.1: Mamografia. A mama é pressionada entre duas placas. O raio-X é usado para as imagens do tecido mamário.

Embora esta técnica seja bastante utilizada para detetar cancro precoce, sendo aconselhada a ser feita anualmente a mulheres com idades entre os 40 e os 50 anos, no entanto apresenta certas limitações que são difíceis de superar. Os pontos fracos mais importantes e amplamente reconhecidos da mamografia estão associados à sua baixa sensibilidade e resolução, especialmente quando está a ser analisada uma mama mais densa, como é o caso da maioria das mulheres com idade inferior a 50 anos [17]. A Figura 2.2 ilustra 4 exemplos diferentes de densidade de mama onde se pode observar que, no caso de uma mama mais densa (imagem da direita) é mais difícil distinguir as anomalias, ou a possível existência de cancro.



Fonte: Susan G. Komen <http://komensandiego.org/breast-density-and-breast-cancer-risk/>

Figura 2.2: Ilustração de quatro classificações de mamas: gordurosa (à esquerda), fibrogordurosa até fibroglandular (direita)

Para além disso, a mamografia torna-se extremamente desconfortável, dada a necessidade de comprimir a mama entre duas superfícies planas e expõe o paciente a uma radiação ionizante, o que pode provocar o aparecimento de novos cancros, ou outras enfermidades [12]. Mais tarde foi desenvolvida uma técnica denominada de mamografia digital [12] que apresenta melhores resultados na análise de uma mama mais densa sendo mais fiável na identificação de nódulos com menos de 1cm, no entanto, este exame é substancialmente mais dispendioso que a mamografia convencional e expõe o paciente a níveis de radiação superiores.

2.1.2 Tomossíntese mamária

A tomossíntese mamária é uma técnica imagiológica inovadora que está a ser implementada mundialmente. Esta técnica surgiu em 2008 como um avanço tecnológico da mamografia digital. A inovação está na possibilidade de obter uma imagem em 3D o que evita a sobreposição de tecido glandular normal que obscurece massas ou outros achados de malignidade [29].

O exame da mamografia e da tomossíntese são realizados de maneira idêntica, ou seja, a tomossíntese partilha características da tomografia linear e computadorizada. A diferença encontra-se no movimento da ampola de raios-X, sendo que, na tomossíntese move-se num arco de amplitude entre 15° a 65° num plano alinhado com a parede torácica de forma a adquirir imagens em diferentes projeções. Nesse momento são emitidos impulsos de radiação de baixa dose a cada 1° ou 2°. Posteriormente, a informação é processada e reconstruída numa imagem 3D composta por várias secções 2D alinhadas paralelamente ao detetor, normalmente com 1mm de espessura [29].

No entanto, a tomossíntese mamária apresenta também algumas limitações. Em primeiro lugar a aquisição dos dados na tomossíntese é um pouco mais longa que na mamografia, sendo também essencial posicionar a mama corretamente porque as lesões não incluídas no campo do detetor não são visíveis. Em segundo lugar, o problema no caso da mama densa mantém-se na tomossíntese, isto é, se o tumor estiver centrado no tecido extremamente denso que continua a sobrepor-se nas secções individuais, este irá resultar num cancro oculto. Para além disso, verifica-se que a tomossíntese é equivalente ou pior que a mamografia digital no que diz respeito à deteção de microcalcificações [29].

2.1.3 Ultrassom

A ultrassonografia, ou ecografia, é atualmente a técnica de imagem médica principal para o diagnóstico clínico do cancro da mama, sendo neste caso enviado ondas sonoras desde 2MHz até 20MHz [12]. O exame é descrito pela colocação de um gel na pele em torno da mama e através de um transdutor são enviadas ondas sonoras que se vão propagar pela mama. Por sua vez, o transdutor irá captar as ondas sonoras que foram refletidas e a partir dessa informação é apresentada uma imagem a preto e branco, no ecrã de um computador, como mostra a Figura 2.3.

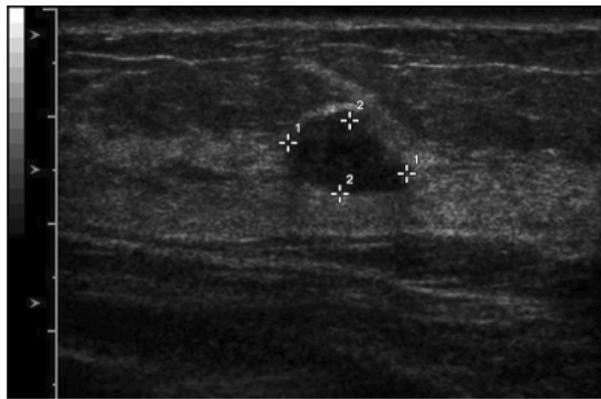


Figura 2.3: Exemplo de um tumor descoberto pela técnica do ultrassom.

A técnica de ultrassom apresenta algumas vantagens quando comparada com a mamografia, sendo as mais notórias a utilização de ondas sonoras em vez da radiação ionizante, o baixo custo de realização e ser indolor. No entanto, o ultrassom apresenta algumas limitações, nomeadamente a existência de muitos falsos positivos, a alta dependência de ajustes por parte do técnico (ajustes de ganho, zonas de foco, posicionamento do paciente, etc.) e o mais importante a experiência do técnico no reconhecimento de anomalias [12]. Como tal, o ultrassom é utilizado apenas como um suplemento de triagem em casos em que não seja possível realizar a mamografia (por exemplo, mulheres grávidas) ou em casos em que já exista conhecimento da presença do tumor. Para além disso, o ultrassom só permite distinguir entre uma massa espessa e uma sólida, sendo praticamente impossível distinguir entre um tumor benigno e um maligno, embora existam atualmente alguns transdutores de alta frequência que fornecem uma maior definição, permitindo detetar características internas e alguns padrões vasculares de massas sólidas de modo a que seja possível uma melhor diferenciação entre a situação benigna ou maligna.

2.1.4 Ressonância magnética

A técnica de MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) tem uma sensibilidade extraordinária para a detecção de tumores na mama e consegue por vezes detetar tumores que ficaram completamente ocultos em outras técnicas, tal como mostra a Figura 2.4. Esta reproduz dois exames realizados no mesmo dia: mamografia (A) e resso-

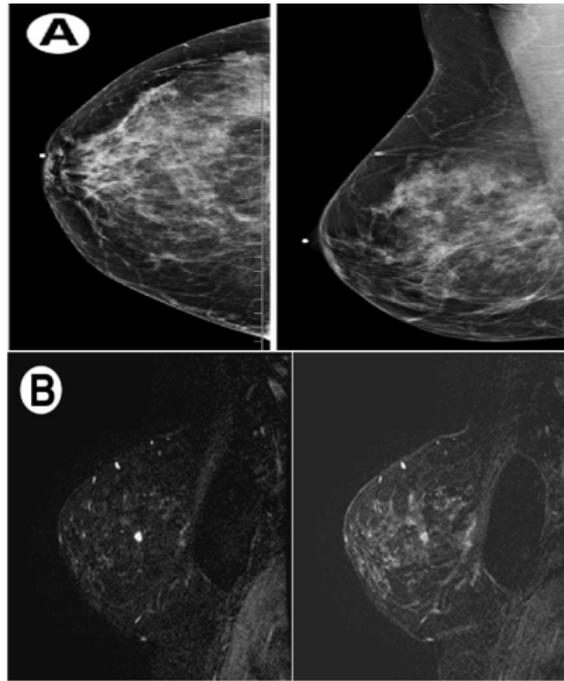


Figura 2.4: Mamografia de uma mulher de 59 anos com histórico familiar de cancro da mama (A). O mesmo paciente, no mesmo dia, depois de uma ressonância magnética (B) [12].

nância magnética (B), a uma mulher de 59 anos com histórico familiar de cancro da mama. A imagem (A) não identifica nenhuma situação anómala contrariamente a (B) onde são encontradas massas de 8mm bastante suspeitas.

A ressonância magnética não substitui a mamografia e a ecografia mamária, mas é um exame complementar em situações especiais, tais como, durante a monitorização da quimioterapia, ou a avaliação de próteses mamárias. Esta técnica baseia-se no magnetismo das nossas células. Assim, o sistema que faz o exame cria um campo magnético, o que permite obter o comportamento de um íman gigante de 3 a 5 Tesla e utiliza bobinas de RF (Rádio Frequência) para produzir imagens da mama a 3D.

Quando comparada com as outras técnicas, a MRI é bastante mais dispendiosa e requer uma injeção intravenosa de contraste do tipo gadolínio para aumentar

o contraste da imagem. Dada a necessidade desta injeção, este exame torna-se impossível de realizar em pacientes que tenham algum histórico de doenças renais e dado que o comportamento do aparelho é de um íman, este exame é também impossível realizar em pacientes com pacemakers, ou implantes de metal. Para além disso as técnicas de imagem médica por ressonância magnética são extremamente demoradas e podem produzir imagens desfocadas originando a necessidade de repetir o exame.

2.1.5 Imagem por Micro-Ondas

A MWI é uma técnica de imagem médica em desenvolvimento e que aparenta ser bastante promissora. Esta técnica é especialmente interessante porque os sinais de micro-ondas são sinais não ionizantes e não são prejudiciais no que diz respeito à saúde humana, quando utilizados em potências moderadas. As micro-ondas depositam potência nos tecidos do corpo humano e esta deposição foi estudada de forma extensiva para várias outras aplicações, como por exemplo, tratamentos de hipertermia. Assim, foram definidos padrões de segurança (IEEE Standard C95.1-1999 [1]) que explicitam a exposição máxima a campos eletromagnéticos, correntes induzidas no corpo humano e a SAR (*Specific Absorption Rate*). A SAR tem como unidades o W/Kg sendo definida como a potência absorvida por massa de tecido. Normalmente a SAR é calculada em relação a uma amostra pequena de massa (tipicamente 1g ou 10g de tecido).

O standard C95.1-1999 [1] indica que os dispositivos aceitáveis que operam entre 100kHz e 6GHz devem ter um SAR máximo de 1.6W/kg. Para contextualizar este valor, Gandhi [9] realizou um estudo, onde aplicaram radiação eletromagnética na proximidade de modelos equivalente à cabeça de um humano. Os resultados demonstraram que a potência radiada de 125mW é equilibrada para obter um SAR igual a 1.6W/kg a uma frequência de 1900MHz. É expectável que os sistemas de deteção do cancro da mama, através de micro-ondas, trabalhem com potências inferiores às potências dos sistemas de comunicação móvel, o que permite concluir que é um método que não prejudica a saúde do ser humano.

A MWI é um método que permite ver a estrutura interna de um objeto tirando partido de ondas eletromagnéticas na faixa de frequências entre os 300MHz e os 30GHz. Basicamente é utilizada uma antena transmissora para iluminar o objeto com uma onda eletromagnética. Por sua vez, a onda irá propagar-se através do objeto em estudo e irá ser detetada por uma antena recetora do lado oposto à transmissão. No caso concreto de uma mama com um tumor presente, as ondas

irão propagar ao longo da mama e encontrar uma mudança nas propriedades eletromagnéticas do dielétrico (permitividade e condutividade) o que irá provocar um espalhamento da onda, ou seja, irá ocorrer uma série de reflexões e transmissões em torno desse ponto. Isto implica no mínimo duas abordagens para realizar a construção da imagem do objeto em estudo. A primeira abordagem tira partido das ondas transmitidas e refletidas e denomina-se de tomografia. A segunda é baseada nos sistemas de radar, tirando partido apenas das ondas refletidas [13].

2.2 Estado da Arte Sobre a Imagem Médica Obtida por Micro-ondas

A abordagem por tomografia (MWT) fornece uma imagem quantitativa do perfil das propriedades dielétricas do objeto em estudo (neste caso a mama), com base na resolução de um problema eletromagnético inverso [13]. Para isso é necessária a realização de dois passos, a recolha e o processamento de dados. Durante o processo de recolha de dados é necessário realizar medidas na ausência da mama e na presença da mama. Posteriormente, é feita a subtração entre as duas medidas realizadas e conseqüentemente é obtido o conjunto de dados do campo disperso pela mama. A etapa de processamento dos dados recolhidos, mapeia a informação numa imagem quantitativa do perfil dielétrico da mama através de um algoritmo inverso apropriado. A maioria dos algoritmos utilizados são algoritmos de inversão não linear, que tentam resolver o problema de dispersão eletromagnética inversa de forma iterativa [13].

A Figura 2.5 mostra um sistema desenvolvido em 2010 na Coreia do Sul [26] que utiliza a abordagem MWT. Para realizar a recolha de dados, o paciente deita-se na maca de barriga para baixo e coloca a mama numa estrutura de antenas que se encontra submersa num líquido de acoplamento (Figura 2.6). A estrutura é composta por um *array* circular de 16 monopolos a trabalhar na faixa de frequências entre 500MHz e 3GHz. O líquido contém propriedades dielétricas semelhantes à mama de um ser humano, permitindo assim reduzir substancialmente a reflexão ocorrida na superfície da pele da mama.

O algoritmo de reconstrução da dispersão inversa não linear incluiu um método computacional de análise numérica a duas dimensões, conhecido por 2D-FDTD (*Finite-Difference Time-Domain*) e o algoritmo de Gauss-Newton [26].

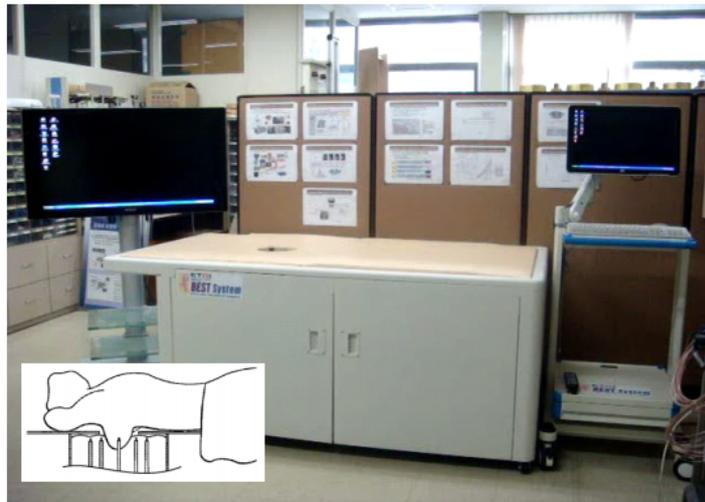


Figura 2.5: Sistema MWT desenvolvido em 2010 na Coreia do Sul [26].

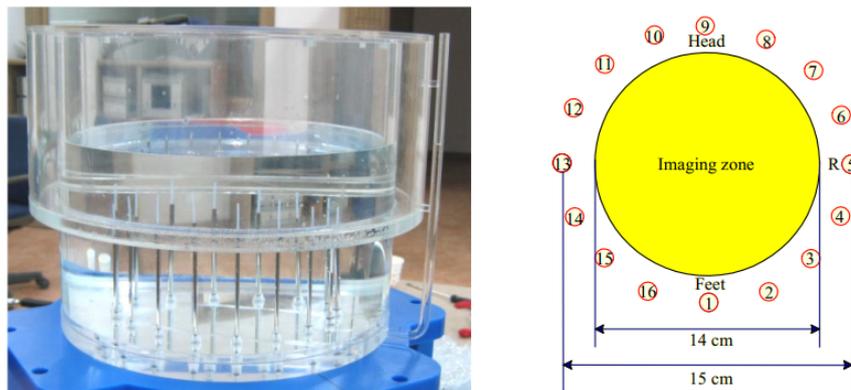


Figura 2.6: Estrutura onde se coloca a mama e se realizam as medidas [26].

Numa fase experimental, foram realizados alguns testes com um *phantom* composto por 5 tumores cilíndricos preenchidos com um líquido com uma permissividade complexa semelhante a um tumor real (Figura 2.7). A Tabela 2.1 apresenta as propriedades dielétricas do líquido de acoplamento, do *phantom* (tecidos mamários) e dos tumores utilizados.

Os resultados obtidos foram bastante positivos, sendo que a Figura 2.8 mostra as imagens reconstruídas através do algoritmo utilizado para diferentes frequências, sendo possível observar que a reconstrução apresenta uma qualidade elevada para todas as frequências examinadas na banda de 900MHz até 1300MHz.

A segunda abordagem, baseada em radar de micro-ondas consiste em emitir e receber pequenos pulsos, para diferentes posicionamentos de uma antena, ou por uma matriz de antenas. Para alcançar uma relação sinal-ruído elevada, o pulso é sintetizado no domínio da frequência, sendo realizadas medidas numa faixa de

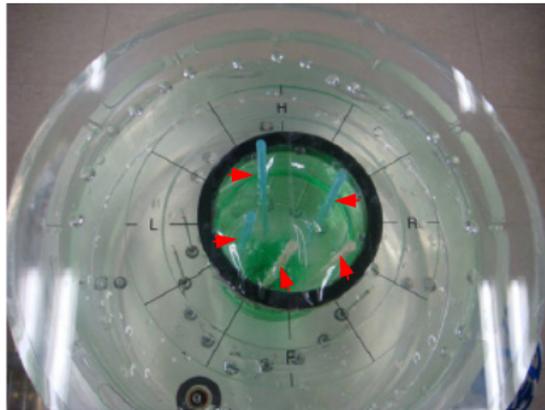


Figura 2.7: *Phantom* da mama, incluindo 5 tumores cilíndricos (apontados pelas setas vermelhas), embebido no banho com o líquido de acoplamento [26].

Tabela 2.1: Propriedades dielétricas do líquido de acoplamento, do *phantom* utilizado em [26] e dos respectivos tumores.

Frequency (MHz)	Bath (PG 85%)		Breast (PG 100%)		Tumor (Distilled Water)	
	ϵ_r	σ (S/m)	ϵ_r	σ (S/m)	ϵ_r	σ (S/m)
900	24.9	0.75	11.7	0.49	78.6	0.2
1100	22.0	0.93	10.3	0.54	78.7	0.3
1300	19.9	1.08	9.4	0.58	78.2	0.41
1500	17.9	1.21	8.6	0.62	78.5	0.54
1700	16.4	1.32	8.1	0.65	77.9	0.69

frequências ultra larga (UWB). Posteriormente, a representação no domínio do tempo é obtida tirando partido da IFFT (*Inverse Fast Fourier Transform*). Por fim, os vários sinais processados, das diferentes localizações da antena, são combinados de forma a criarem uma imagem de duas ou três dimensões que mostre a localização de um objeto altamente refletivo. Esta técnica requer algum cuidado, uma vez que, os sinais refletidos no corpo humano podem não ser apenas devido ao tumor, mas também pela sua constituição física. Por exemplo, em média, o corpo de um ser humano adulto contém 60% de água, ou seja, a transição entre o espaço-livre e a pele da mama irá provocar uma grande reflexão que poderá mascarar a reflexão do tumor. Este problema pode ser contornado utilizando o líquido de acoplamento referido anteriormente que contenha propriedades dielétricas semelhantes à pele do ser humano.

Em [13] foi feita uma experiência sobre as capacidades de um radar de micro-ondas UWB detetar tumores na mama. Nesta investigação foi utilizado o protótipo ilustrado pela Figura 2.9.

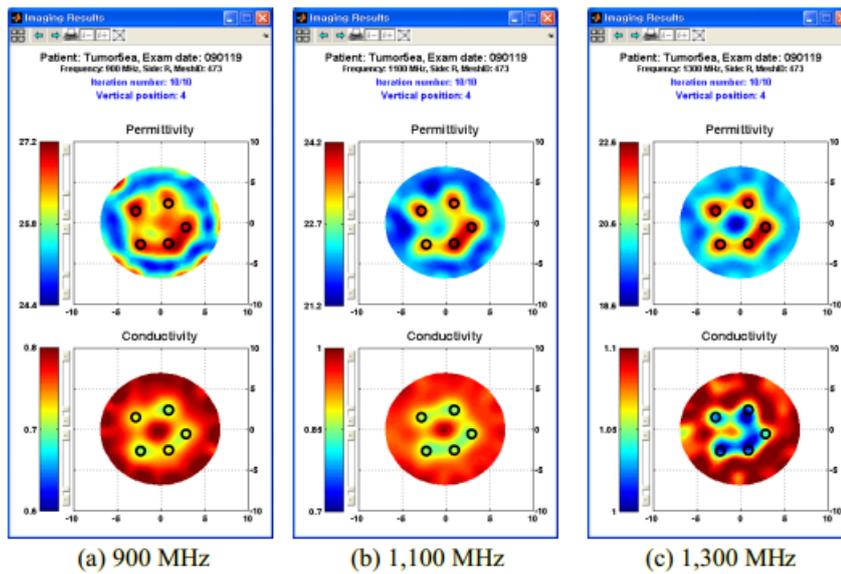


Figura 2.8: Imagens do *phantom* com 5 tumores (posição real da localização dos tumores marcada com um círculo) [26].

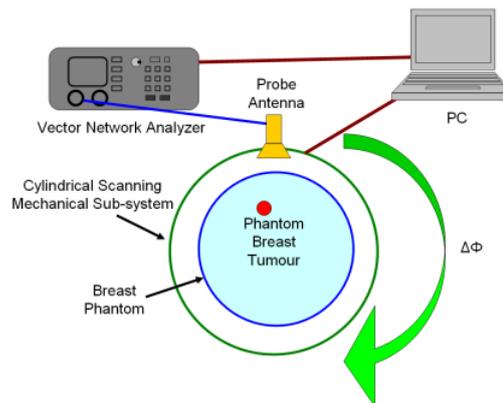


Figura 2.9: *Setup* experimental do sistema MWI [13].

Esta configuração foi baseada no princípio de um radar mono estático, no qual o emissor e o recetor encontram-se no mesmo sítio e partilham a mesma antena. Assim, é incluído um subsistema cilíndrico mecânico, permitindo assim mover a antena à volta do objeto em estudo, um VNA (*Vector Network Analyzer*) com a capacidade de processar no domínio do tempo e um *phantom* a simular a mama. O *phantom* era formado por uma camada exterior de plástico com um diâmetro de 125mm e 1mm de espessura e foi preenchido com um gel com uma permissividade relativa, ϵ_r , de 4 e com uma substância (não tóxica) com um ϵ_r de 51 de forma a emular um tumor. A antena utilizada para realizar as medidas foi uma TSA (*Tapered Slot Antenna*).

O processo da recolha de dados incluiu o tamanho do *step* da localização da antena (Δ_ϕ) e o número de *steps*. Em cada posição da antena, o PC sinalizou o VNA para realizar medidas ao coeficiente de reflexão numa dada banda de frequências. Após recolhidas as medidas do coeficiente de reflexão, os dados foram convertidos para o domínio do tempo através da IFFT e foram processados de forma a criar uma imagem com um esquema de cores.

O procedimento da criação da imagem foi baseado em duas abordagens. Na primeira abordagem, os resultados no domínio do tempo para cada uma das posições angulares, foram mapeados em coordenadas $x - y$ de forma a obter um mapa a 2D de magnitudes do coeficiente de reflexão. Esta abordagem revelou a existência de um problema, que é a possibilidade da reflexão na camada exterior do *phantom* ser muito alta e dessa forma mascarar a reflexão mais pequena produzida pelo tumor. Isto tornou a deteção do tumor bastante difícil. Para agravar esse problema, a magnitude do sinal refletido decai com um fator R^2 , onde R é a distância entre o tumor e a antena. Para ultrapassar este problema, na segunda abordagem foi feita uma modificação onde se teve em conta este decaimento de $1/R^2$ e compensou-se a figura original com um fator de R^2 [13]. A Figura 2.10 apresenta imagens obtidas para ambas as abordagens e podemos verificar que quando o fator $1/R^2$ não é compensado, a imagem do tumor (*target*) é bastante desfocada.

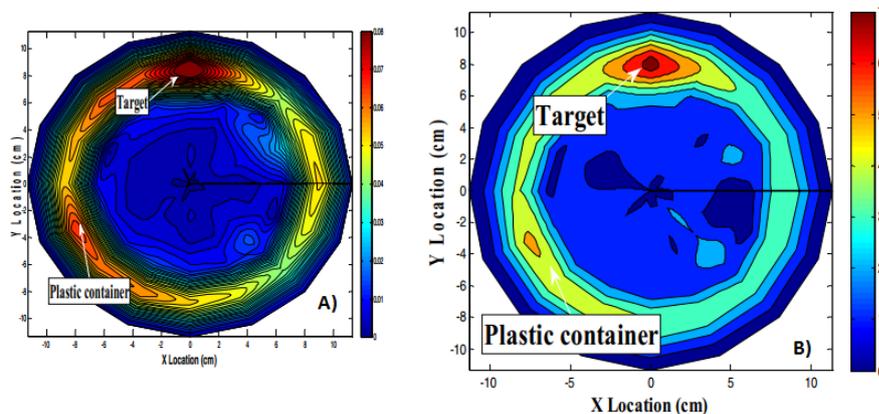


Figura 2.10: A) Imagem obtida através da primeira abordagem, sem compensação da distância. B) Imagem obtida, através da abordagem de compensação da distância [13].

Também foi realizado um projeto na Universidade de Tlemcen na Argélia que tenta abordar a técnica de imagem médica por radar de uma forma diferente [27]. Nesta experiência foi utilizado um algoritmo conhecido por DAS (*Delay-and-sum beamforming*) na realização da imagem da mama. Este algoritmo toma

em consideração o *delay* dos vários sinais recebidos e com isso corrige a diferença de fase dos vários sinais e soma todos de forma a obter uma melhor relação sinal-ruído.

Para realizar as experiências em [27], foi utilizado um *phantom* com o modelo ilustrado pela Figura 2.11 e uma matriz de 6 antenas *microstrip* (emissoras e receptoras), dispostas de uma forma simétrica em torno do *phantom*, como mostra a Figura 2.12.

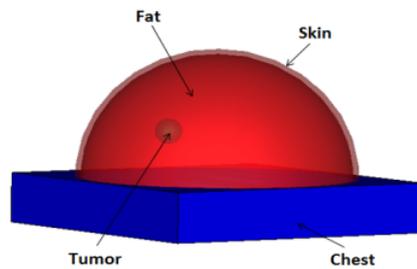


Figura 2.11: Modelo do *phantom* utilizado [27].

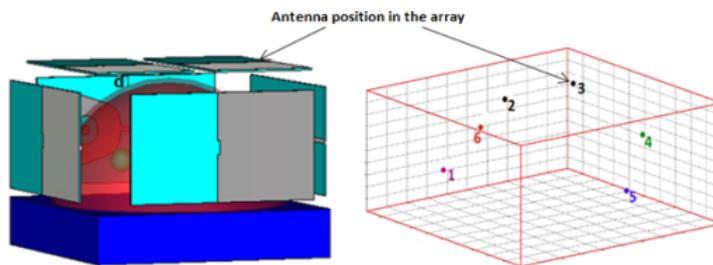


Figura 2.12: Disposição das antenas em torno do *phantom* [27].

Após definido o sistema de micro-ondas, o próximo passo foi aplicar o algoritmo DAS para detetar a localização do tumor. Assim, o algoritmo DAS realizou a soma dos vários sinais refletidos no *phantom*. Se um tumor existir num determinado ponto, então os sinais recebidos provenientes do tumor são somados de uma forma coerente e os sinais recebidos provenientes da desordem (ruído), devido a variações nos vários tipos de tecidos, são somados de uma forma incoerente e, portanto, são suprimidos. A Figura 2.13 mostra os resultados experimentais obtidos, nomeadamente a imagem a 2D do *phantom* em estudo sendo possível verificar que a identificação do tumor é bastante evidente.

Uma outra experiência foi realizada em [23] onde foram feitos testes em situações reais num grupo de pacientes saudáveis. O sistema foi baseado numa abordagem de radar multi estático e realizou todas as medidas no domínio do tempo. Foram

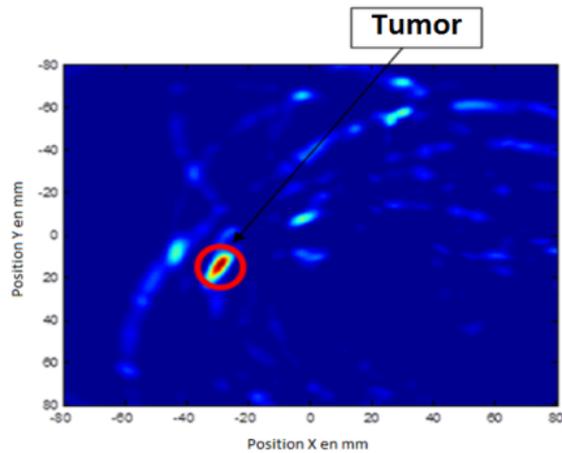


Figura 2.13: Resultado experimental na detecção do cancro da mama a partir do algoritmo DAS [27].

utilizadas 16 antenas de banda larga a operar na banda dos 2GHz até aos 4GHz, embebidas numa redoma hemisférica, como é apresentado na Figura 2.14. Para além disso, foi aplicado um gel na mama com as seguintes propriedades dielétricas: $\epsilon_r = 68$, $\sigma = 3\text{S/m}$ e $\tan\delta = 0.26$ à frequência de 3GHz [14]. Este gel teve como objetivo atenuar a reflexão ocorrida na transição entre as duas interfaces, e como tal, deve remover todas as bolhas de ar existentes entre a mama e a redoma.

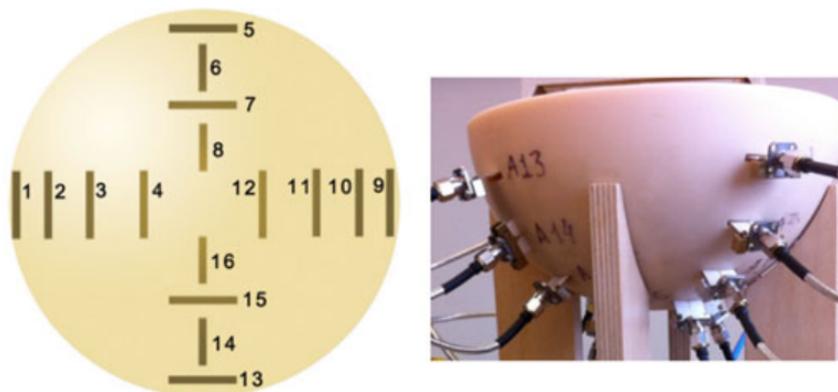


Figura 2.14: Desenho esquemático da redoma (lado esquerdo). Fotografia da redoma e do *array* de antenas (lado direito) [23].

Para realizar a recolha de dados foi gerado um pulso de curta duração (70ps) sendo remodelado através de uma linha microstrip passiva, de forma a limitar o espectro de frequências na banda entre os 2 e 4GHz. De seguida, o pulso foi amplificado e por fim transmitido por uma das 16 antenas. Após a onda se propagar através dos tecidos mamários, é recebida pelas restantes antenas. A frequência de amostragem utilizada foi de 40GHz e cada sinal era composto por 1024 amostras.

Cada exame foi composto pela geração de 240 sinais. Todos os sinais foram pré-processados antes de serem fornecidos como *input* ao algoritmo de construção da imagem da mama. Assim, os sinais foram recortados de forma a começarem no início do pulso principal, ou seja, apenas a região de interesse é retida. De seguida, os sinais foram filtrados passa-baixo com uma frequência de corte de 4GHz. Por fim, os sinais foram alinhados no domínio do tempo de forma a remover o *jitter*, sendo que isto pode ser alcançado através de técnicas de correlação cruzada.

Após este pré-processamento, as imagens foram geradas tirando partido de um método de radar diferencial, ou seja, foi feita a diferença entre dois conjuntos de dados obtidos. Para isso, foi necessário realizar uma medida de “calibração” e uma medida real. Ambas são alinhadas no domínio do tempo e é feita a diferença entre as duas. O sinal resultante dessa diferença foi posteriormente dado como *input* ao algoritmo DMAS (*Delay Multiply And Sum*), onde foi feita a reconstrução da imagem.

A Figura 2.15 mostra os resultados obtidos para uma das pacientes voluntárias, sendo do lado esquerdo apresentada na escala linear e do lado direito na escala logarítmica. Analisando a escala linear, os resultados sugerem que existem poucas diferenças entre os dois exames (o exame de calibração e o exame real), no entanto, analisando os resultados na escala logarítmica permite-nos quantificar de melhor forma os resultados, embora, o autor afirme que a intensidade do pixel por si só, sem informação extra, não é útil para identificar a presença de anomalias [23]. É necessário realizar um estudo que permita identificar quais os valores de intensidade de pixel podem ser mais propensos a indicar tecidos malignos.

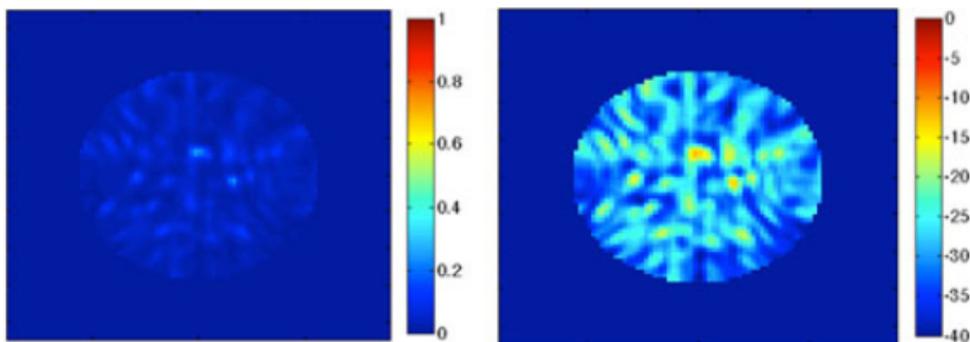


Figura 2.15: Imagem reconstruída através da diferença entre o 2º exame e o 1º exame (exame de calibração). Do lado esquerdo é apresentada a imagem numa escala linear e do lado direito numa escala logarítmica [23].

Mais tarde foi realizado um terceiro exame à mesma paciente, onde foi obtida a

imagem da Figura 2.16. É possível verificar que existem algumas diferenças nas Figuras obtidas nos dois exames. Isto poderá ser devido a uma diferente distribuição do gel de acoplamento, ou a pequenas variações na posição do paciente no intervalo entre os dois exames.

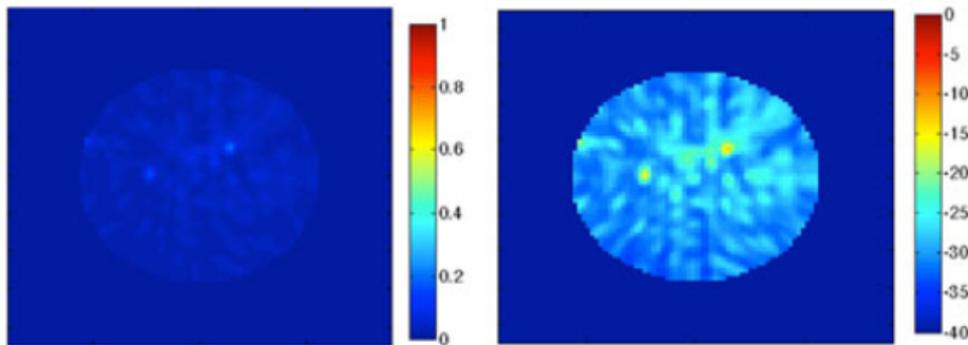


Figura 2.16: Imagem reconstruída através da diferença entre o 3º exame e o 1º exame (exame de calibração). Do lado esquerdo é apresentada a imagem numa escala linear e do lado direito numa escala logarítmica [23].

Em [14] são apresentados os resultados experimentais de um sistema parecido ao [23], sendo também utilizada a abordagem de um radar multi estático através de uma matriz de 16 antenas UWB, posicionadas de forma a criar uma secção hemisférica, como é mostrado na Figura 2.17.

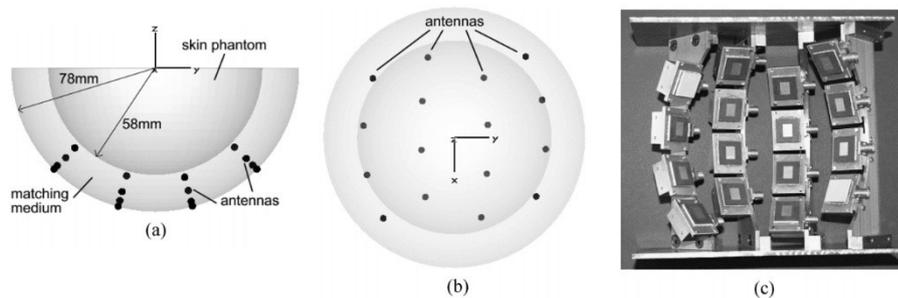


Figura 2.17: Matriz de antenas distribuídas de forma hemisférica. a) Vista de lado. b) Vista de cima. c) Fotografia da matriz parcialmente construída [14].

O *phantom* utilizado para realizar os testes era composto por uma camada de 2mm de espessura com uma permitividade relativa igual a 30, com o intuito de simular a pele, e por um tumor com uma permitividade relativa igual a 50 e uma condutividade igual a 7S/m (a 6GHz). A relação entre as propriedades dielétricas da gordura da mama e do tumor utilizada foi de 1:5 [14].

Para obter a imagem 3D da energia dispersa, foram utilizadas duas abordagens. A primeira abordagem tirou partido do algoritmo DAS, enquanto a segunda

abordagem utilizou um algoritmo adaptativo baseado no RCB (*Robust Capon Beamforming*) [14]. No entanto, antes de ser realizado o processamento dos dados recolhidos, foi feito um pré processamento. Esta etapa teve como objetivo extrair do sinal recebido, apenas os dados pretendidos, isto é, as reflexões provenientes do tumor e por fim realizar a equalização dos diversos sinais recebidos nas diversas antenas [14]. Para isolar os dados referentes apenas ao tumor, foi feita uma rotação física às antenas. Esta rotação fornece dois conjuntos de dados, nos quais os sinais indesejados, como o acoplamento da antena, ou as reflexões da pele, são quase idênticos e aparecem na mesma posição temporal, podendo assim ser eliminados. Em contrapartida, (a menos que se encontre no eixo de rotação) a resposta do tumor aparece em diferentes posições temporais nos dois conjuntos de dados adquiridos. No entanto, a aplicação desta técnica necessita que alguns requisitos sejam cumpridos, tais como: a distância entre as antenas e a pele deve ser igual em ambas as medidas; as propriedades da pele e a espessura devem ser iguais; as propriedades dos tecidos da mama devem se manter iguais [14].

A Figura 2.18 mostra os resultados obtidos a 2D e 3D para os dois algoritmos utilizados, onde é possível observar que ambos os algoritmos detetam o tumor sem quase nenhum ruído, embora o RCB apresente um pouco de menos ruído que o DAS.

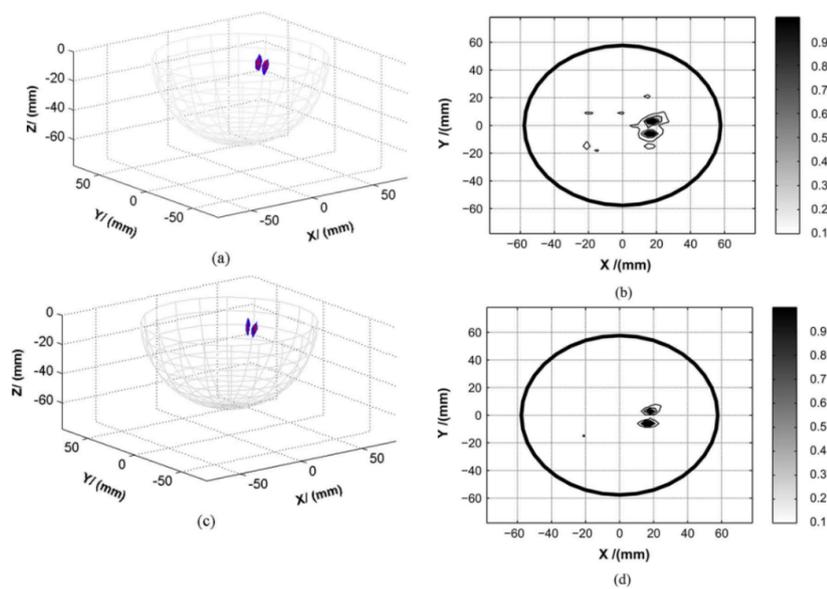


Figura 2.18: Tumor de 6mm detetado na posição $x = 20\text{mm}$, $y = 0\text{mm}$, $z = -10\text{mm}$. a) Resultados 3D do DAS. b) Resultados 2D do DAS. c) Resultados 3D do RCB. d) Resultados 2D do RCB [25].

Em [25] foi realizada uma investigação sobre TSAR (*Tissue Sensing Adaptive Radar*) e a sua capacidade para detetar o cancro da mama. Nesta investigação foram

feitas experiências também num *phantom* com propriedades dielétricas semelhantes à mama do ser humano e o sistema de protótipo consistiu na utilização de uma antena a emitir e a receber os sinais refletidos numa gama de frequências de 1-10GHz. O sistema é descrito pela Figura 2.19, onde é possível verificar que o *phantom* é representado por um cilindro e contém um tumor de geometria hemisférica. Para além disso é composto por uma camada de 2mm, de forma a representar a pele e não só o *phantom* como também a antena, encontram-se no interior de um tanque, submersos por um líquido de acoplamento. A aquisição do parâmetro S_{11} foi feita através de um VNA, onde o *phantom* é rodado com incrementos de 22.5° ou 45° de forma a simular uma análise em torno do *phantom*.

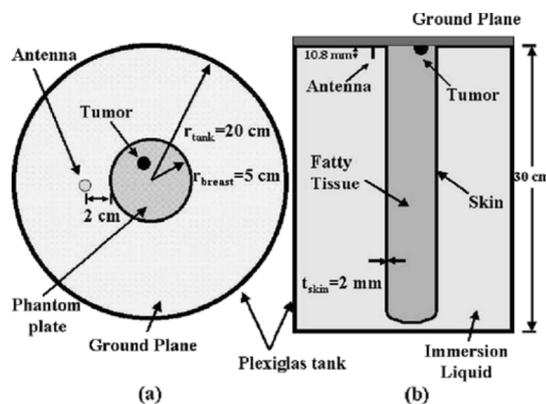


Figura 2.19: Sistema experimental [25].

O processamento dos dados incidiu essencialmente na conversão dos dados (parâmetro S_{11}) para o domínio do tempo e posteriormente na formação da imagem através de um algoritmo adequado. O primeiro passo foi realizar a calibração, isto é, subtrair as reflexões obtidas sem o objeto em estudo presente (sem o *phantom*). Isto permite remover todas as reflexões sem interesse, como por exemplo, reflexões no tanque. Feito isto, é obtido um sinal composto pela desadaptação da antena, pela reflexão na pele e pela reflexão no tumor. O próximo passo foi então realizar a subtração da reflexão na pele, onde foram utilizados dois algoritmos: o algoritmo *Woody Averaging* e o algoritmo recursivo dos mínimos quadrados (RLS) baseado no método de *beamforming* [25].

O algoritmo RLS é aplicado à secção do sinal que diz respeito ao exterior da mama, ou seja, é aplicado desde o início do sinal até ao ponto que diz respeito ao interior da mama, sendo isto feito através de estimativas baseadas na localização e espessura da pele. Por fim, o algoritmo *Woody Averaging* é aplicado ao sinal restante. A aplicação destes dois algoritmos permitem obter um sinal estimado,

que, posteriormente é subtraído ao sinal original para remover a reflexão devida à pele.

A Figura 2.20 mostra a eficácia do algoritmo RLS na remoção da reflexão ocorrida na pele, onde é possível observar o sinal após a aplicação de cada um dos algoritmos nas devidas secções do sinal. Após a aplicação do algoritmo RLS, a reflexão que diz respeito à pele desaparece por completo.

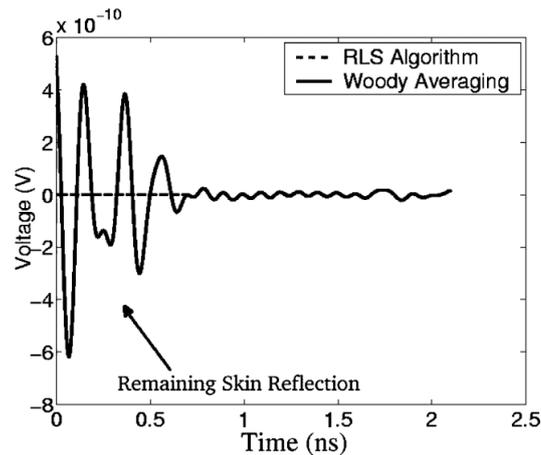


Figura 2.20: Sinal no domínio do tempo, referente apenas à reflexão na pele, utilizando o algoritmo *Woody Averaging* e o RLS [25].

Por fim, após a obtenção do sinal pretendido (sem reflexões indesejadas) foi aplicado o algoritmo de construção da imagem do *phantom* em estudo. Analisando a Figura 2.21 verifica-se que o resultado obtido foi bastante eficaz na detecção do tumor localizado em $x = 8.1\text{cm}$ e $y = 6.9\text{cm}$, sendo que, os pixels mais claros representam um sinal refletido intenso [25].

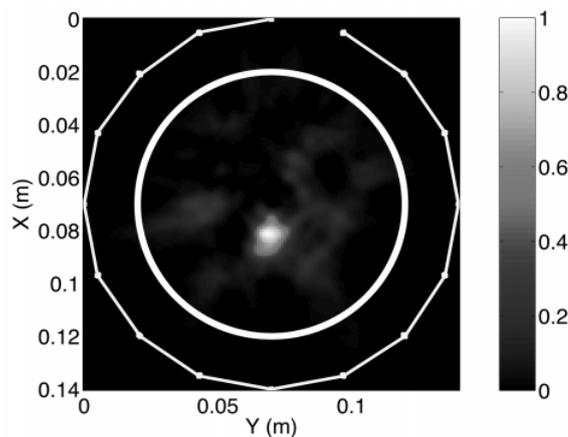


Figura 2.21: Imagem do *phantom* com um tumor com 1cm. O círculo branco ilustra a localização da pele e a linha exterior ilustra as várias localizações da antena [25].

3

Métodos de Processamento e Algoritmos de Reconstrução de Imagem

Neste capítulo é feita uma breve explicação sobre a obtenção de imagem médica por micro-ondas e todos os problemas inerentes, mais concretamente na abordagem por radar de banda ultra larga. Para além disso, são descritos com rigor alguns métodos de processamento utilizados para tentar minimizar esses mesmos problemas, assim como, também são descritos alguns algoritmos de reconstrução de imagem.

3.1 Imagem Médica por Radar UWB

No Capítulo 2 verificou-se que existem essencialmente duas abordagens no que diz respeito à realização da imagem médica por micro-ondas. A abordagem por tomografia e a abordagem por radar de banda ultra larga, sendo a segunda o foco principal desta dissertação.

As abordagens por radar de banda ultra larga envolvem iluminar a mama com um pulso bastante curto no tempo (em torno de 150ps), emitido por antenas em posições equidistantes ao redor da mama e registar o sinal refletido pela mama.

Num sistema monoestático, apenas um elemento de um *array* de antenas transmite sequencialmente o pulso UWB e recebe o sinal refletido. Num sistema multiestático, para além de uma antena transmissora, todas as antenas do sistema são simultaneamente recetoras. Posteriormente, em qualquer um dos casos (monoestático, ou multiestático), é necessário realizar um pré-processamento aos sinais recebidos, de forma a retirar alguns artefactos indesejados, como é o caso da reflexão na pele, de forma a tentar obter apenas o sinal referente à reflexão no tumor. Por fim, é necessário aplicar um algoritmo de reconstrução de imagem (*beamforming*) para realizar a focalização espacial dos sinais processados, de forma a que seja possível criar um perfil de energia da mama em estudo, para identificar a presença, ou não, de um tumor. Um diagrama de blocos simplista de um sistema UWB para imagens de micro-ondas é apresentado na Figura 3.1.

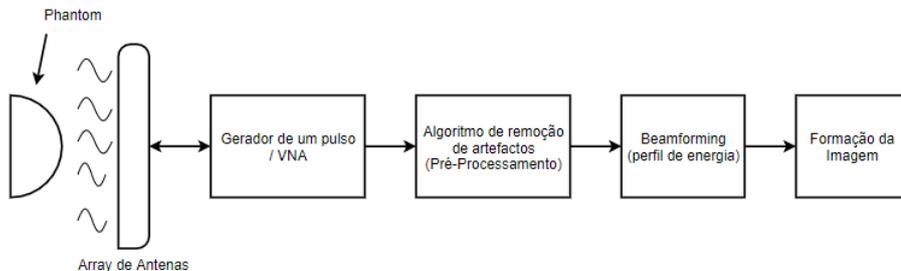


Figura 3.1: Diagrama de blocos simplista de um sistema UWB para realização de imagem médica.

3.2 Algoritmos de Remoção de Artefactos

Os sinais recebidos contêm não só a resposta do tumor, como também contêm reflexões indesejadas, sendo a reflexão na pele a reflexão mais indesejada de todas. As reflexões devidas à pele aparecem no início do sinal no domínio do tempo e são tipicamente várias ordens de magnitude superiores às reflexões de todos os outros dispersores e, portanto, se não forem removidas, podem facilmente mascarar a resposta do tumor. Quer isto dizer que, a remoção de artefactos é uma componente crítica em qualquer sistema de imagem baseado em radar UWB e precisa de ser aplicado antes de aplicar o algoritmo de reconstrução de imagem. Nas próximas subsecções são descritos alguns algoritmos de remoção de artefactos utilizados nesta dissertação, embora existam outros algoritmos [3] que ainda não foram estudados.

3.2.1 Subtração Média

O método de *Average Subtraction* (AS) descrito por Li e Hagness em [8], também conhecido por subtração média, é um dos métodos mais simples e consiste na obtenção de um sinal de referência através da realização da média de todos os sinais. Posteriormente é feita a subtração desse sinal de referência a cada um dos sinais originais. Matematicamente este método pode-se escrever de acordo com a equação (3.1):

$$sp_m = s_m - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M s_m, \quad (3.1)$$

onde, s_m é o sinal original recebido na antena m , sp_m é o sinal, após processamento, referente à antena m e M é o número de antenas do sistema.

Como a reflexão na pele é dominante no sinal de referência e as reflexões devidas aos tumores e devido ao tecido heterogéneo são reduzidos a níveis insignificantes, após a subtração, o resultado essencialmente irá conter apenas a resposta do tumor e a resposta da heterogeneidade da mama. Este método, no entanto, pressupõe que o artefacto seja idêntico para todas as antenas, o que na prática não é necessariamente verdade. Para além disso é necessário garantir que a distância de todas as antenas à superfície da pele seja igual e que a espessura da pele seja idêntica em toda a sua área, o que também não é verdade na grande maioria dos casos.

3.2.2 Filtragem Adaptativa

Como já foi referido, o artefacto presente nos vários sinais é semelhante, no entanto, não é igual devido a diferentes espessuras da pele e/ou diferentes heterogeneidades nos vários tecidos. Para ultrapassar este problema, Sill [25] propôs um método de um filtro adaptativo baseado no algoritmo *Recursive Least Squares* (RLS) que estima o melhor possível a resposta da pele. O algoritmo RLS é aplicado desde o início do sinal até um ponto que corresponda ao interior da mama, enquanto o algoritmo de subtração média é aplicado no resto do sinal. Portanto, os sinais estimados com o algoritmo RLS e o algoritmo de subtração média são combinados, criando um sinal estimado total, sendo subtraído do sinal alvo. Este processo é repetido até que os sinais recebidos em todas as antenas tenham sido considerados como sinal alvo. Os próximos parágrafos descrevem com maior detalhe o algoritmo RLS desenvolvido por Sill.

Suponhamos que queremos retirar a reflexão devida à pele no sinal recebido na antena m , e que o número de antenas no sistema é M . Este sinal é então definido como o sinal desejado (ou o sinal alvo) e os restantes sinais são pesados e somados de forma a que se aproximem o máximo possível do sinal desejado.

O sinal desejado é definido pelo vetor $\vec{d} \in \mathfrak{R}^{(1 \times N)}$, onde N é o número de amostras do sinal. Os restantes sinais são concatenados e definidos pela matriz $U = [\vec{s}_1, \vec{s}_2, \dots, \vec{s}_Q]^T \in \mathfrak{R}^{(Q \times N)}$, onde $Q = M - 1$ e $\vec{s}_c \in \mathfrak{R}^{(1 \times N)}$ é o vetor relativo ao sinal do canal c , sendo importante referir que, o canal desejado não é inserido na matriz U . O vetor de pesos do filtro no instante temporal n é definido por $\vec{w}(n) = [\vec{w}_1(n), \vec{w}_2(n), \dots, \vec{w}_Q(n)]^T \in \mathfrak{R}^{(Q \times 1)}$. O símbolo T designa o operador transposto.

A aproximação ao sinal desejado no instante temporal i é dada pela equação (3.2) e o erro associado a essa aproximação é dado pela equação (3.3):

$$\hat{d}(i) = \vec{w}(n) \cdot U(:, i) \quad (3.2)$$

$$e(i) = d(i) - \hat{d}(i). \quad (3.3)$$

Por sua vez, no instante temporal n , a soma do erro quadrático é definida pela equação (3.4):

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2, \quad (3.4)$$

onde, $0 < \lambda \leq 1$ é “fator de esquecimento” que dá exponencialmente menos importância a erros mais antigos. Quanto menor λ , menor a contribuição das amostras anteriores tornando assim o filtro mais sensível a amostras recentes, o que significa mais flutuações nos pesos do filtro. Ao realizar a expansão de $J(n)$ de forma a incluir a definição de $e(i)$ obtém-se a equação (3.5):

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} d^2(i) - 2w^T(n) \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} U(:, i) d^T(i) + w^T(n) \left[\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} U(:, i) U^T(:, i) \right] w^T(n). \quad (3.5)$$

Utilizando a equação (3.5) pode-se definir as equações (3.6) a (3.8) e reescrever a

equação (3.5) de acordo com a equação (3.9):

$$D(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} d^2(i) \quad (3.6)$$

$$\begin{aligned} \vec{z}(n) &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} U(:, i) d^T(i) \\ &= \lambda \vec{z}(n-1) + U(:, n) d^T(n) \end{aligned} \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} F(n) &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} U(:, i) U(:, i)^T \\ &= \lambda F(n-1) + U(:, i) U(:, i)^T \end{aligned} \quad (3.8)$$

$$J(n) = D(n) + 2\vec{w}(n)\vec{z}(n) + \vec{w}^T(n)F(n)\vec{w}(n). \quad (3.9)$$

A minimização do erro quadrático médio em relação a $\vec{w}(n)$ resulta na equação básica de Wiener-Hopf dada por (3.10):

$$F(n)\vec{w}(n) = \vec{z}(n). \quad (3.10)$$

Para resolver a equação (3.10) em ordem a $\vec{w}(n)$ é necessário realizar a inversão da matriz $F \in \mathfrak{R}^{(Q \times Q)}$, sendo para isso utilizado o lema de inversão de matriz utilizado em [11]. O lema de inversão de matriz é dado pela equação (3.11):

$$A^{-1} = B - BC(D + C^T BC)^{-1}C^T B. \quad (3.11)$$

Para aplicar o lema de inversão descrito pela equação (3.11) é necessário primeiro realizar as seguintes associações [11]:

$$\begin{aligned} A &= F(n) \\ B &= \lambda F(n-1) \\ C &= U(:, n) \\ D &= 1 \end{aligned}$$

Substituindo na equação (3.11), a inversão da matriz $F(n)$ é dada por (3.12):

$$F^{-1}(n) = \lambda^{-1} F^{-1}(n-1) - \frac{\lambda^2 F^{-1}(n-1) U(:, n) U^T(:, n) F^{-1}(n-1)}{1 + \lambda^{-1} U^T(:, n) F^{-1}(n-1) U(:, n)}. \quad (3.12)$$

Uma vez realizada a inversão da matriz $F(n)$, é necessário apenas realizar o cálculo do vetor $\vec{w}(n)$ através da equação (3.10) e por fim realizar o cálculo de $\hat{d}(i)$

dados pela equação (3.2).

No entanto, é importante salientar que, ao analisar as equações (3.2) e (3.12) verifica-se que é necessário dar um valor inicial ao vetor $\vec{w}(n)$ e à matriz $F^{-1}(n)$ para que o algoritmo funcione. Como tal define-se:

$$\vec{w}(0) = [0, 0, \dots, 0] \quad (3.13)$$

$$F^{-1}(0) = \delta I \quad (3.14)$$

onde δ tipicamente é um valor muito alto (por exemplo: $\delta = 100^3$)[11].

3.2.3 Remoção de Pólos no Domínio da Frequência

O algoritmo de remoção de artefactos por remoção de pólos no domínio da frequência foi originalmente proposto por Maskooki em [19], onde foi desenvolvido um modelo de frequência para isolar e remover informações do sinal relacionadas com a pele.

O princípio deste algoritmo é representar a resposta na frequência de cada sinal recebido como uma soma de exponenciais complexas, sendo que, o número de exponenciais é igual ao número de pontos de dispersão na visão da antena. Cada exponencial complexa representa um pólo do sistema e cada pólo corresponde a um dispersor específico na visão da antena. Assim, removendo os pólos correspondentes aos dispersores mais fortes da resposta na frequência, é possível obter um sinal livre do artefacto da pele. Assim, a resposta em frequência de um sinal refletido pode ser representada de acordo com a equação (3.15):

$$y(f) = \sum_{i=1}^N A_i(f) \exp(4\pi R_i f/c), \quad (3.15)$$

onde, f é a frequência, c é a velocidade da luz, N é o número de pontos de dispersão e R_i é o alcance do ponto de dispersão i . $A_i(f)$ é a função de dependência de frequência correspondente ao ponto de dispersão i . Esta função de dependência de frequência é da forma f^α e o expoente α é conhecido em alguns casos comuns. Por exemplo, um prato plano é descrito por $\alpha = 1$ enquanto uma esfera é descrita por $\alpha = 0$ [19]. O comportamento de dispersão f^α pode ser estimado com precisão por funções exponenciais ao longo de um intervalo de largura de banda finito, e por isso o modelo discreto que descreve o comportamento no domínio

da frequência do sinal refletido pode ser escrito de acordo com a equação (3.16):

$$y[k] = \sum_{i=1}^N a_i \exp(-(\alpha_i + j4\pi R_i/c) k F_s), \quad (3.16)$$

onde, a_i é o coeficiente de reflexão relativo ao dispersor i , α_i é o fator de decaimento/crescimento na frequência e F_s é a frequência de amostragem do sistema. Uma vez que, o modelo matemático do sinal refletido no domínio da frequência está descrito através da equação (3.16), é necessário estimar os vários parâmetros do modelo (a_i , R_i , α_i). Através da teoria dos sistemas sabemos que as equações (3.17) e (3.18) formam um conjunto de equações que descrevem univocamente as relações entre as variáveis de entrada, de saída e de estado para sistemas lineares

$$x(t) = A.x(t) + B.u(t) \quad (3.17)$$

$$y(t) = C.x(t) + u(t) \quad (3.18)$$

onde, $x(t)$ é o vetor de estado do sistema, $u(t)$ é o vetor de entrada e $y(t)$ é o vetor de saída do sistema. A , B e C são matrizes que caracterizam o sistema e definem o seu comportamento no espaço de estados. A função de transferência do sistema descrito em (3.17) e (3.18) é dada em (3.19):

$$\begin{aligned} H(z) &= \frac{Y(s)}{U(s)} \\ &= C(sI - A)^{-1}B + 1. \end{aligned} \quad (3.19)$$

A resposta ao impulso de um sistema, em geral, compreende um número de exponenciais complexas, ou pólos do sistema, que são as raízes do denominador ou, como está descrito em (3.19), são os valores próprios da matriz A (a matriz de malha aberta do sistema). Como tal, o sinal de saída discreto de um sistema linear, no domínio do tempo, pode ser escrito pela equação (3.20) [19]

$$y[n] = \sum_{i=1}^M a_i \exp(-(\alpha_i + j\beta_i)n\Delta t), \quad (3.20)$$

onde, M é o número de pólos do sistema ou o número de valores próprios da matriz A , a_i são os coeficientes constantes de cada exponencial complexa e α_i e β_i são o fator de amortecimento e a frequência da harmónica i , respetivamente. Δt é o intervalo de tempo de amostragem do sistema.

Realizando uma comparação entre a equação (3.16) e (3.20) verifica-se que a resposta na frequência do sinal refletido e a resposta ao impulso de um sistema linear têm uma estrutura matemática bastante semelhante. Assim, Maskooki utilizou a matemática de identificação de um sistema linear, para estimar os parâmetros do modelo do sinal refletido no domínio da frequência [19]. Os seguintes parágrafos descrevem o processo de obtenção dos diversos parâmetros, apresentado por Piou em [21].

Em primeiro lugar os sinais recebidos nas várias antenas são convertidos para o domínio da frequência através do algoritmo FFT. De seguida, o sinal no domínio da frequência é organizado na forma de uma matriz de Hankel como mostra a equação (3.21):

$$H = \begin{bmatrix} Y_i(1) & \dots & Y_i(L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_i(N-L+1) & \dots & Y_i(N) \end{bmatrix}, \quad (3.21)$$

com $H \in \mathfrak{R}^{(N-L+1 \times L)}$ onde $Y_i(k)$ é o sinal no domínio da frequência do canal i , N é o número total de amostras do sinal Y e L é dado por $N/3$.

Por decomposição em valores singulares (SVD), a matriz H é decomposta em 3 matrizes, segundo a equação (3.22):

$$H = U\Sigma V^*, \quad (3.22)$$

onde $U \in \mathfrak{R}^{(N-L+1 \times N-L+1)}$ é a matriz unitária esquerda, $V \in \mathfrak{R}^{(L \times L)}$ é a matriz unitária direita e $\Sigma \in \mathfrak{R}^{(N-L+1 \times L)}$ é uma matriz diagonal contendo os valores singulares de H em ordem decrescente. O símbolo (*) denota o conjugado transposto, ou a matriz adjunta.

Os valores próprios de H podem ser decompostos em dois subespaços. O subespaço do sinal mais ruído (sn) e o subespaço de apenas ruído (n). Assim, podemos reescrever a equação (3.22) pela equação (3.23):

$$H = \begin{bmatrix} U_{sn} & U_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{sn} & 0 \\ 0 & \Sigma_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sn}^* \\ V_n^* \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Para aumentar a precisão na obtenção das três matrizes que caracterizam o sistema, deve ser feita uma supressão do subespaço de ruído, ou seja, deve ser removido os valores próprios correspondentes ao ruído, assim como os vetores próprios associados. Para isso, é necessário desenhar um gráfico do vetor $\vec{d} = \text{diag}(\Sigma)$

e através da visualização do gráfico determinar o número de valores próprios que são dominantes. Esse número pode ser igual ao ponto onde o gráfico começa a apresentar o comportamento de assíntota. Por exemplo, na Figura 3.2 podemos observar que sensivelmente os primeiros 10 valores próprios correspondem ao subespaço do sinal mais ruído. Feito isto, obtemos a matriz $\tilde{H} \in \mathfrak{R}^{(N-L+1 \times L)}$ de

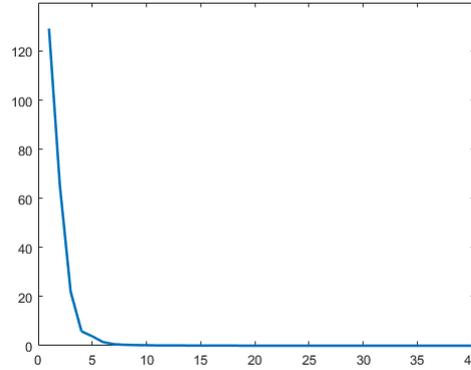


Figura 3.2: Exemplo de um gráfico com os valores da diagonal da matriz Σ

rank p de forma a que esta seja o mais próximo possível, no sentido da norma espectral, da matriz H original, sendo esta matriz obtida através da retenção apenas das componentes dominantes, como é descrito na equação (3.24):

$$\tilde{H} = U_{sn} \Sigma_{sn} V_{sn}^*. \quad (3.24)$$

De seguida, a matriz \tilde{H} é ainda fatorizada em duas matrizes como está descrito na equação 3.25.

$$\tilde{H} = \Omega \Gamma. \quad (3.25)$$

As matrizes $\Omega \in \mathfrak{R}^{(N-L+1 \times p)}$ e $\Gamma \in \mathfrak{R}^{(p \times L)}$ dizem respeito às matrizes de observabilidade e controlabilidade do sistema, respetivamente, e são obtidas através das equações (3.25) e (3.26):

$$\Omega = U_{sn} \Sigma_{sn}^{1/2} \quad (3.26)$$

$$\Gamma = \Sigma_{sn}^{1/2} V_{sn}^*. \quad (3.27)$$

A matriz $A \in \mathfrak{R}^{(p \times p)}$ pode ser obtida tanto através da observabilidade como da controlabilidade, sendo utilizada neste caso a matriz Ω . Assim tem-se a equação (3.28):

$$A = (\Omega_{rl}^* \Omega_{rl})^{-1} (\Omega_{rl}^* \Omega_{rf}). \quad (3.28)$$

As matrizes Ω_{rl} e Ω_{rf} são obtidas removendo a última e a primeira linha da matriz Ω , respetivamente.

A matriz $C \in \mathfrak{R}^{1 \times p}$ do sistema pode ser obtida através da matriz de observabilidade, como está descrita na equação 3.29, isto é, a matriz C é a primeira linha da matriz Ω .

$$C = \Omega(1, :) \quad (3.29)$$

Para que a resposta ao impulso do sistema corresponda ao vetor de dados $Y(k)$, a matriz $B \in \mathfrak{R}^{(p \times 1)}$ deve ser calculada por um método de mínimos quadrados [21]. Para facilitar a computação deste cálculo, a matriz de observabilidade é definida pela equação (3.30)

$$\Omega_N = \begin{bmatrix} C \\ C.A \\ C.A^2 \\ \vdots \\ C.A^{N-1} \end{bmatrix}, \quad (3.30)$$

com $\Omega_N \in \mathfrak{R}^{(N \times p)}$, onde N é o número de amostras do sinal $Y(k)$. De seguida, a equação (3.30) é utilizada em conjunto com a matriz B para obter o sinal $Y(k)$. Matematicamente tem-se a equação (3.31)

$$B = (\Omega_N^* \Omega_N)^{-1} (\Omega_N Y^T) \quad (3.31)$$

onde, o símbolo T denota a transposta.

Uma vez obtidas as três matrizes que caracterizam o sistema e definem o seu comportamento no espaço de estados é possível determinar os vários parâmetros do modelo discreto que representa o comportamento no domínio da frequência do sinal refletido descrito pela equação (3.16). Através dos valores próprios da matriz A (λ_i) é possível obter os parâmetros R_i e α_i como é descrito nas equações (3.32) e (3.33):

$$\alpha_i = -\frac{\log(|\lambda_i|)}{F_s} \quad (3.32)$$

$$R_i = -c \frac{\Phi_i}{4\pi F_s}, \quad (3.33)$$

onde, Φ_i representa a fase de λ_i . O parâmetro a_i é obtido através da equação (3.34):

$$a_i = \frac{(Cm_i)(v_iB)}{\lambda_i^{f_c/F_s}}, \quad (3.34)$$

onde, f_c é a frequência central do pulso transmitido, m_i são os vetores próprios da matriz A e v_i é definido pela equação (3.35):

$$\begin{aligned} v &= \left[m_1 \quad m_2 \quad \dots \quad m_p \right]^{-1} \\ &= \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_p \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (3.35)$$

Entre os vários parâmetros obtidos, a_i é o mais importante de todos, sendo que, está diretamente relacionado com a amplitude de cada um dos pulsos refletidos no domínio do tempo. Tendo em conta que a amplitude do pulso refletido no tumor é muito menor do que a amplitude do pulso refletido na pele, podemos definir um valor de *threshold* para o parâmetro a_i . Assim, removendo os pólos dominantes da resposta na frequência do sinal (todos os valores de a_i superiores ao *threshold*) garantimos que apenas os pólos correspondentes à pele são removidos do sinal. Depois de remover os pólos referentes à reflexão da pele, o sinal do domínio da frequência é reconstruído utilizando o modelo matemático da equação (3.16) e depois é convertido de volta para o domínio do tempo através do algoritmo IFFT.

3.2.4 Janela com Base na Entropia

Embora em alguns casos os filtros adaptativos apresentem resultados bastante interessantes, é também importante salientar que normalmente são bastante complexos a nível computacional e para além disso provocam alguma distorção na porção do sinal referente à reflexão do tumor.

Para superar esses problemas em Zhi e Chin [30] desenvolveram um algoritmo de remoção de artefactos onde é criada uma janela no domínio do tempo. A janela é criada com base na suposição de que os artefactos dos vários canais têm uma elevada semelhança e aparecem mais cedo no tempo, enquanto a resposta do tumor é atrasada e atenuada de forma diferente em cada canal.

A entropia é uma medida de incerteza de uma variável aleatória. O valor máximo de entropia é então máximo quando os resultados de um acontecimento são equiprováveis. Como os sinais recebidos são semelhantes e quase uniformemente distribuídos entre todas as antenas durante a zona temporal do sinal que diz respeito à reflexão na pele, é possível considerar os sinais recebidos ao longo do eixo da antena como uma função de densidade de probabilidade, de forma a que seja possível calcular a semelhança entre os vários sinais recebidos [30]. Assim, no instante temporal t , é feita a normalização dos M sinais recebidos, $x(t)$, como é descrito na equação (3.36):

$$p_i(t) = \frac{\|x_i(t)\|^2}{\sum_{i=1}^M \|x_i(t)\|^2}. \quad (3.36)$$

Que satisfaz $p_i(t) \geq 0$, $\sum_{i=1}^M p_i(t) = 1$ e pode ser interpretado como a densidade de energia no domínio da antena. A analogia entre esta densidade de energia e a função de densidade de probabilidade permite calcular a entropia no domínio da antena [30].

A entropia de Rényi, sendo ela uma generalização da entropia de Shannon, demonstra uma maneira eficaz de medir a informação. No entanto, Zhi e Chin introduziram a entropia de Rényi no domínio da antena, sendo ela dada no instante temporal t e de ordem α pela equação (3.37)

$$H_\alpha(t) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=1}^M p_i(t)^\alpha, \quad (3.37)$$

onde, α é um número real positivo. No caso especial de $\alpha = 1$, a entropia de Rényi reduz-se à entropia de Shannon [30], dada pela equação (3.38):

$$H_1(t) = - \sum_{i=1}^M p_i(t) \times \ln(p_i(t)). \quad (3.38)$$

Os artefactos, sendo eles semelhantes resultam numa grande entropia, enquanto as reflexões mais atrasadas e atenuadas na resposta mais tardia do sinal resultam numa entropia pequena. Assim, é utilizado o valor da entropia para projetar uma janela de tempo que elimine as partes idênticas nos sinais das várias antenas [30].

O valor da entropia de um dado acontecimento varia entre 0 e $\ln(M)$, para uma

distribuição uniforme. A partir da definição da dimensão teórica em [6], considera-se que $\exp(H_\alpha(t))$ é a dimensão teórica de $[x_1(t), \dots, x_M(t)]$, que descreve quantos dos M sinais das M antenas são significantes. Se for feita uma comparação entre $\exp(\alpha(t))$ e um *threshold* específico N_0 ($1 < N_0 < M$) a janela temporal pode ser dada pela equação (3.39):

$$W(t) = \begin{cases} 0, & \exp(\alpha(t)) > N_0 \\ 1, & \exp(H_\alpha(t)) \leq N_0 \end{cases} \quad (3.39)$$

Sem distorção na reflexão do tumor, o sinal livre do artefacto na antena pode ser escrito pela equação (3.40):

$$y_i(t) = W(t)x_i(t). \quad (3.40)$$

3.3 Algoritmos de Beamforming

Após o pré-processamento dos diversos sinais das várias antenas, o *beamforming* é utilizado para focar os sinais em cada pixel de uma imagem, sendo assim obtido um perfil de energia que corresponde aos diversos pontos focais dentro da mama. Um algoritmo de *beamforming* eficaz deve identificar a presença e a localização de um tumor e fornecer alta resolução enquanto suprime o ruído devido à heterogeneidade do tecido biológico. Os algoritmos estudados nesta dissertação foram o *Delay-and-Sum* (DAS) [27] e *Delay-Multiply-And-Sum* (DMAS) [16].

3.3.1 *Delay-and-Sum*

O algoritmo DAS é um método básico e bastante conhecido dada a sua simplicidade e baixa carga computacional. A Figura 3.3 mostra um diagrama simplista que explica o funcionamento do algoritmo.

O algoritmo tira partido da posição das antenas transmissoras e recetoras e da posição do ponto no qual estamos a realizar a focagem $r(x, y)$. Com essa informação, é possível calcular o tempo de propagação de ida e volta da onda, ou seja, o tempo que a onda demorou a propagar pelo caminho $R = R_1 + R_2$ como é ilustrado na Figura 3.4 (em analogia à Figura 3.3 é o mesmo que calcular o tempo t_1 ou t_2).

Assim, analisando a Figura 3.4 podemos escrever matematicamente a distância R

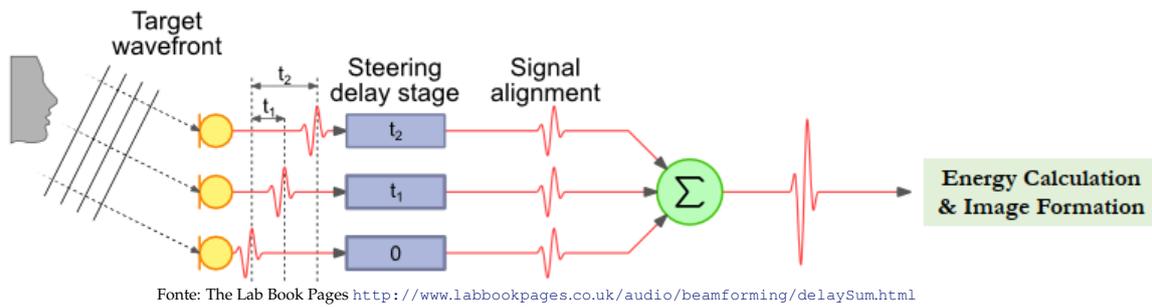


Figura 3.3: Diagrama simplista que mostra o funcionamento do algoritmo *Delay-and-Sum*.

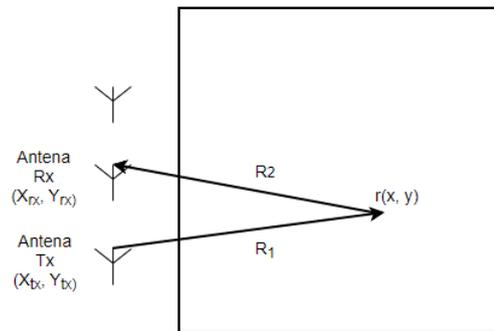


Figura 3.4: Geometria envolvida no algoritmo *Delay-and-Sum*.

pela equação (3.41):

$$\begin{aligned}
 R &= R_1 + R_2 \\
 &= \sqrt{(x_{tx} - x)^2 + (y_{tx} - y)^2} + \sqrt{(x_{rx} - x)^2 + (y_{rx} - y)^2}.
 \end{aligned} \quad (3.41)$$

Uma vez conhecida a distância, é fácil calcular o tempo que uma onda demoraria a propagar essa distância. Para isso é necessário saber a velocidade de propagação da onda, v , que pode ser obtida através da velocidade da luz, $c = 3 \times 10^8 \text{m/s}$, e pela permitividade relativa média do meio onde a onda se propagou (neste caso em concreto o ϵ_r médio da mama):

$$v = \frac{c}{\sqrt{\epsilon_r}}. \quad (3.42)$$

Conhecida a distância e a velocidade é só aplicar o teorema da velocidade média, onde a velocidade é dada pela divisão entre a distância percorrida e o tempo decorrido, ou seja, pela equação (3.43):

$$T = \frac{R}{v}. \quad (3.43)$$

Dado que os sinais são discretos no domínio do tempo, é interessante determinar qual é a amostra do sinal que diz respeito ao tempo T calculado anteriormente. Para isso é necessário saber a frequência de amostragem, F_s , do sinal e aplicar uma função que realize o arredondamento à unidade mais próxima em (3.44):

$$t_{inSamples} = \text{round}(T * F_s). \quad (3.44)$$

Após aplicado o atraso em amostras ao sinal, é calculada a energia numa pequena janela de duração T_{window} (normalmente igual à duração do pulso transmitido) e acumulada ao perfil de energia no ponto de focagem em questão.

Se considerarmos um sistema monoestático, isto é, um sistema em que apenas uma antena emite e recebe um curto pulso, podemos referir-nos à matriz $s \in \mathfrak{R}^{(M \times N)}$, como a matriz dos sinais no domínio do tempo adquiridos pelas M antenas, sendo que cada um dos sinais é composto por N amostras. Assim, para um sistema monoestático podemos escrever matematicamente a matriz s por (3.45)

$$s = \begin{bmatrix} \vec{s}_1 & \vec{s}_2 & \dots & \vec{s}_M, \end{bmatrix} \quad (3.45)$$

onde M é o número de antenas no sistema. Tendo isto em conta, é possível escrever matematicamente o perfil de energia, $I(x, y)$ pela equação (3.46):

$$I(x, y) = \int_0^{T_{window}} \left(\sum_{i=1}^M s_i(t - T_i) \right)^2 dt \quad (3.46)$$

$$T_i = \frac{2 \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}}{v}. \quad (3.47)$$

onde x_i e y_i referem-se às coordenadas da antena i e T_i ao atraso de propagação, em segundos, entre a antena i e o ponto em foco (x, y) . Assim, o perfil de energia é obtido fazendo um varrimento por todos os pontos focais e as zonas que apresentem maior energia indicam a presença de um tumor, enquanto as áreas com pouca energia indicam a presença de tecido saudável.

3.3.2 Delay-Multiply-and-Sum

Mais tarde Lim [16] propôs uma alteração ao algoritmo clássico DAS onde é feita uma multiplicação em pares entre os sinais das diversas antenas antes de ser realizado o somatório. Este algoritmo foi baseado no facto de que, aumentando o tamanho da amostra, é alcançada uma maior supressão da interferência. Por

exemplo, se considerarmos 5 antenas num sistema monoestático ($M = 5$), a rejeição de interferência e ruído no algoritmo DAS é obtida através da soma dos M sinais, enquanto no algoritmo DMAS, são somados ${}^M C_2$ sinais, ou seja, neste exemplo em concreto de 5 antenas, no algoritmo DMAS é feita a soma de 10 sinais enquanto no algoritmo DAS é feita a soma de 5 sinais. A Figura 3.5 mostra o diagrama de blocos do algoritmo DMAS.

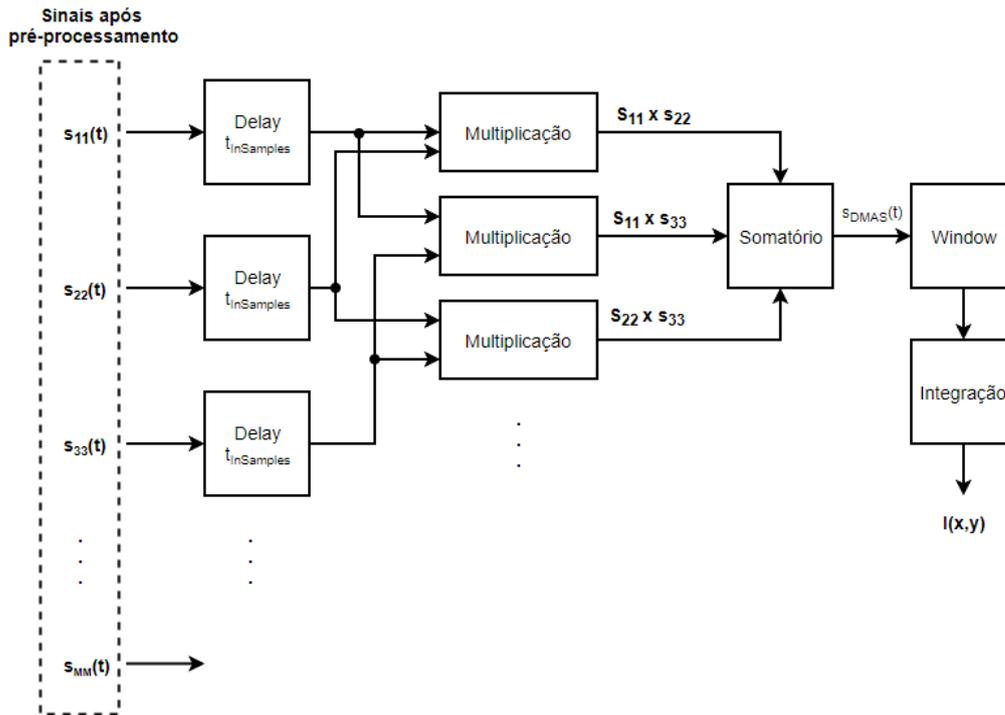


Figura 3.5: Diagrama de blocos do algoritmo DMAS.

O cálculo do atraso de propagação, $t_{inSamples}$ (ou T_i), mantém-se igual ao algoritmo DAS, no entanto, o cálculo da intensidade do pixel, $I(x, y)$ difere e pode ser escrito de acordo com a equação (3.48):

$$I(x, y) = \int_0^{T_{window}} s_{DMAS}(t)^2 dt \quad (3.48)$$

$$s_{DMAS}(t) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^M s_i(t - T_i) * s_j(t - T_j), \quad (3.49)$$

onde, T_i e T_j correspondem aos atrasos de propagação de ida e volta do sinal, relativos ao sinal da antena i e antena j , respetivamente, e são calculados da mesma forma que o algoritmo DAS.

4

Modelos utilizados e resultados obtidos

Este capítulo tem como objetivo mostrar a eficácia dos algoritmos descritos no Capítulo 3. Para isso, foram utilizados alguns modelos simulados utilizando o FDTD-2D (Finite-Difference Time-Domain 2D) de forma a obter sinais que se aproximem da realidade. Posteriormente, esses sinais foram fornecidos aos algoritmos descritos e foram apresentados os resultados dos mesmos. Para além disso, são explicadas e apresentadas nas diversas simulações, as métricas de desempenho relevantes num sistema de imagem médica por micro-ondas e apresentadas algumas considerações finais.

4.1 Métricas de desempenho

Nesta secção são descritas algumas métricas de desempenho do sistema. As métricas de análise de sinal são aplicadas para avaliar a capacidade que cada algoritmo tem de suprimir os artefactos da pele e quantificar o seu impacto na resposta tardia dos sinais e no tumor. Como tal, existem métricas que avaliam o desempenho dos algoritmos de remoção de artefactos e métricas que avaliam o desempenho dos algoritmos de reconstrução da imagem, sendo estes descritos nos próximos parágrafos.

ASR (Artifact Suppression Ratio) O ASR mede a eficácia do algoritmo de remoção de artefactos na supressão do artefacto do sinal. Assim, o ASR é definido como a relação de energia entre o sinal após realizado o processamento (ou seja, sem o artefacto) e o sinal original. Valores de ASR elevados indicam que existem ainda alguns resíduos por suprimir, enquanto valores de ASR inferiores indicam que os artefactos foram praticamente removidos e os resíduos são mínimos. O ASR é então dado pela equação (4.1):

$$ASR = 10 \log \frac{\sum_{n_0}^{m_0} |s_p[n]|^2}{\sum_{n_0}^{m_0} |s_o[n]|^2}, \quad (4.1)$$

onde, $s_p[n]$ é o sinal após aplicado o algoritmo de remoção de artefactos, $s_o[n]$ é o sinal original e os intervalos n_0 e m_0 são o início e o fim da janela temporal onde o artefacto se encontra.

TCSR (Tumour and Clutter Suppression Ratio) O TCSR mede o impacto causado na secção do sinal que contém apenas a resposta do tumor. Como tal, o TCSR é a relação de energia entre o sinal após realizado o processamento (ou seja, sem o artefacto) e o sinal original, no entanto, em contraste ao ASR, esta relação é feita numa janela onde não existia à partida nenhum artefacto. Assim, valores elevados de TCSR indicam que o algoritmo aplicado teve um efeito mínimo sobre a resposta do tumor, enquanto valores inferiores indicam que a resposta do tumor está a ser também suprimida em conjunto com o artefacto. O TCSR é então dado pela equação (4.2):

$$TCSR = 10 \log \frac{\sum_{m_0+1}^N |s_p[n]|^2}{\sum_{m_0+1}^N |s_o[n]|^2}, \quad (4.2)$$

onde, m_0 é o fim da janela onde se encontra o artefacto e N é tamanho total dos sinais no domínio do tempo.

FWHM (Full Width Half Maximum) A FWHM é a primeira métrica que avalia a reconstrução da imagem, sendo que, mede a distância entre a resposta de pico do tumor detetado e o ponto em que a energia dessa resposta cai para metade. Assim, a FWHM expressa a extensão física da resposta do tumor sendo apresentada em metros.

SCR (Signal to Clutter Ratio) A SCR compara a resposta máxima do tumor à resposta máxima correspondente à interferência/ruído. A resposta máxima de interferência é o valor máximo dos pixels da imagem que se encontrem na área que exclui a resposta do tumor até duas vezes a extensão do valor de FWHM.

SMR (Signal to Mean Ratio) A SMR compara a resposta máxima do tumor à resposta média correspondente à interferência/ruído. Novamente, a resposta média de interferência é o valor médio de todos os pixels da imagem que se encontrem na área que exclui a resposta do tumor até duas vezes a extensão do valor de FWHM.

L_{error} (Localization Error) O L_{error} calcula a diferença entre a localização do pico e a localização real do tumor. Esta métrica, assim como a FWHM, determina a eficácia do sistema na localização do tumor dentro da mama. É de salientar que esta métrica só se pode aplicar nos modelos simulados pela FDTD, sendo o único caso em que se conhece a localização exata do tumor.

4.2 Modelação da Mama Humana

Como foi referido no Capítulo 2, a MWI opera com base no princípio de que dispersões eletromagnéticas são geradas pelo contraste que existe entre tecidos com diferentes propriedades dielétricas, particularmente entre tecidos normais e malignos.

As propriedades dielétricas mais relevantes neste contexto são a permitividade relativa (ϵ_r) e a condutividade (σ). Como a maioria dos tecidos do corpo humano não contém propriedades magnéticas, a permeabilidade magnética (μ) é muito próxima da permeabilidade do espaço livre e, portanto, considera-se $\mu_r = 1$.

A permitividade descreve a interação de um material com o campo elétrico aplicado nele. O ϵ_r é um número complexo medido em Farad por metro (F/m), que se encontra dividido em parte real (ϵ') e parte imaginária (ϵ'') como é descrito na equação (4.3):

$$\epsilon_r = \frac{\epsilon}{\epsilon_0} = \frac{\epsilon' - j\epsilon''}{\epsilon_0}, \quad (4.3)$$

onde, ϵ_0 diz respeito à permitividade no vazio dada por: $\epsilon_0 = 8.85 \times 10^{-12}$ F/m.

A parte real da permitividade representa a quantidade de energia que é possível armazenar no material aquando um campo elétrico externo é aplicado ao mesmo, enquanto a parte imaginária está relacionada com a dissipação de energia, que ocorre quando a energia eletromagnética é absorvida pelo material [28]. A parte imaginária da permitividade é sempre maior que zero sendo geralmente muito menor que a parte real [28].

Existem diversos estudos focados nas propriedades dielétricas dos vários tecidos da mama humana, assim como de diversas outras partes do corpo humano. Em 2007, foi feito um estudo em larga escala por Lazebnik em [15] que permitiu uma análise abrangente das propriedades dielétricas de tecidos mamários saudáveis e cancerígenos. Esse estudo concluiu que os tecidos mamários são muito heterogêneos na sua composição interna e que existe um contraste relativamente pequeno entre as propriedades dos tecidos saudáveis e malignos, no entanto, existem estudos que parecem sugerir um contraste maior entre os mesmos [22]. Apesar do debate aberto, as propriedades relatadas em [15] permanecem como uma das melhores propriedades disponíveis para o desenvolvimento de novos *phantoms*.

Para realizar os testes aos diversos algoritmos implementados nesta dissertação, foi disponibilizado um modelo FDTD-2D. Este modelo 2D ainda se encontra em desenvolvimento, pelo que ainda não existe publicação oficial a descrever o mesmo. Um modelo FDTD é um método numérico bastante conhecido, sendo utilizado para simular a propagação de ondas eletromagnéticas num material específico, como por exemplo num tecido biológico. Ou seja, o FDTD baseia-se numa solução discreta das equações de Maxwell e como é um método que funciona no domínio do tempo, é mais intuitivo do que outras técnicas, sendo que, permite a criação de um “filme” onde é possível ver os campos a fluir pelo material em questão. Para além disso, é um método altamente preciso. A Figura 4.1 apresenta um exemplo de como funciona o FDTD, onde foi utilizado um modelo composto apenas por espaço livre (representado a cinzento na Figura 4.1a) e por um material com características dielétricas diferentes (representado a preto na mesma Figura). É possível observar na Figura 4.1b o início da propagação da onda eletromagnética pelo espaço livre e na Figura 4.1c o instante no tempo em que a onda atinge o material e começa a ocorrer uma reflexão. Por fim, na Figura 4.1d visualizamos a onda refletida pelo material a propagar no sentido inverso.

Assim, foram construídos alguns modelos com o intuito de simular diversos modelos de mama com características distintas e tentar perceber a diferença nos resultados obtidos.

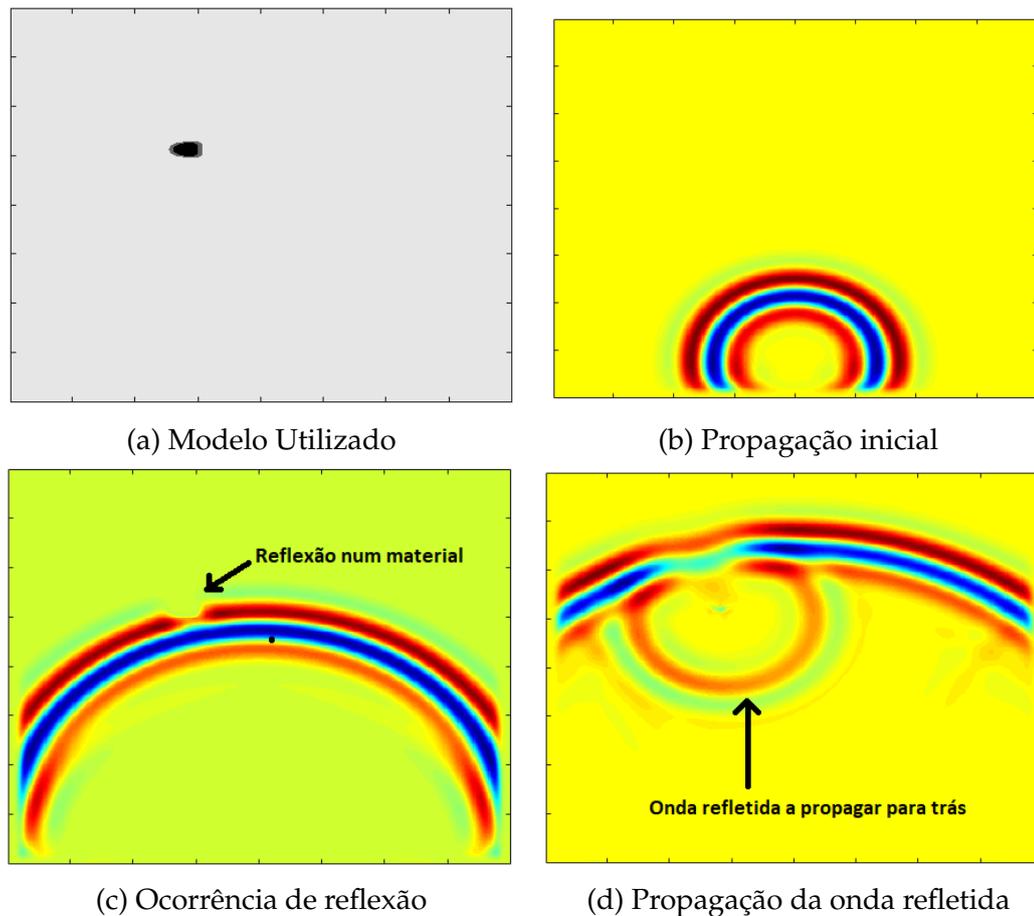


Figura 4.1: Modelo do FDTD-2D para análise da propagação num determinado meio.

4.2.1 Primeiro Modelo de Teste

O primeiro modelo 2D utilizado para simular com o FDTD é apresentado na Figura 4.2. Este modelo pretende simular um corte na mama, onde o observador se encontra de frente para a pessoa. Neste caso foram colocadas 16 antenas em torno da mama, sendo as mesmas representadas na Figura 4.2 por pequenos círculos. A numeração das antenas cresce no sentido dos ponteiros do relógio, sendo que, a primeira antena encontra-se numerada na Figura 4.2. Neste modelo é considerado que a mama é constituída por um tecido adiposo heterogéneo (sendo o material que se encontra no interior do círculo) e o seu valor de ϵ_r varia entre 2.1936 e 2.4245. O tecido maligno (nódulo preto situado no terceiro quadrante do círculo) encontra-se centrado nas coordenadas $(x=170;y=244)$ da grelha (400×400) , onde cada pixel é representado por um quadrado com dimensões de 0.5mm. O valor de ϵ_r do nódulo maligno utilizado neste modelo é igual a 23.2. Para além disso, o modelo é ainda composto por uma camada de pele (círculo com uma

espessura de 2mm), onde o valor de ϵ_r utilizado foi de 15.93. Todas as antenas encontram-se à mesma distância da pele (8mm) e estão colocadas em torno da secção circular em intervalos de 22.5° em 22.5° .

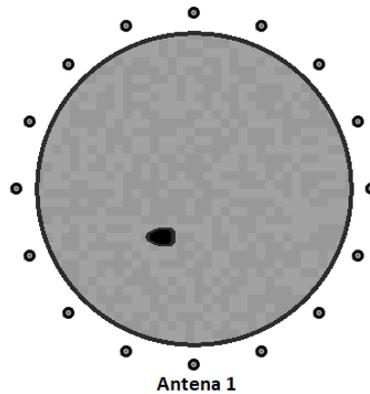
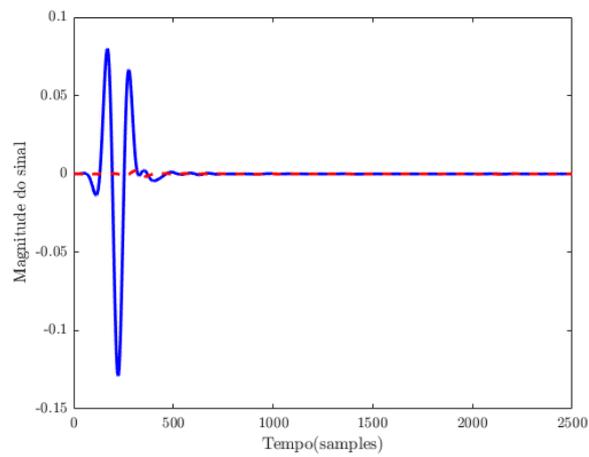


Figura 4.2: Primeiro modelo utilizado para simulação no FDTD

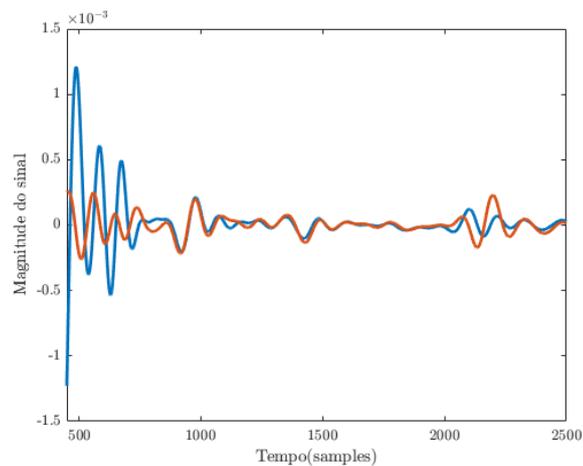
Durante a aquisição de dados, cada antena ilumina sequencialmente o *phantom* com um pulso UWB, centrado na frequência 6 GHz e com uma largura de banda igual a 6 GHz, e o sinal refletido é adquirido pela mesma antena (sistema mono-estático). Posteriormente, os sinais adquiridos pelas várias antenas foram fornecidos aos algoritmos de remoção de artefactos e por fim aos algoritmos de *beamforming* para reconstrução da imagem.

A Figura 4.3 apresenta os resultados obtidos com o algoritmo de Subtração Média. Ao observar a Figura 4.3a verificamos que a reflexão na pele é praticamente removida, no entanto, na Figura 4.3c verificamos que ainda existe um resíduo da reflexão na pele. Embora a resposta da reflexão na pele tenha sido bastante atenuada (passando de uma amplitude máxima de 0.14 para sensivelmente 0.003), ela continua a ser bastante superior à resposta do tumor. Na Figura 4.3b podemos observar a resposta tardia do sinal, isto é, a secção que contém apenas a resposta do tumor sendo que não contém a secção inicial do sinal com a reflexão da pele. Nesta, verificamos que a ordem de magnitude da resposta do tumor encontra-se na casa das décimas de milésimos. Em contrapartida, a ordem de magnitude da resposta da reflexão na pele observada na Figura 4.3c é cerca de 6 vezes superior.

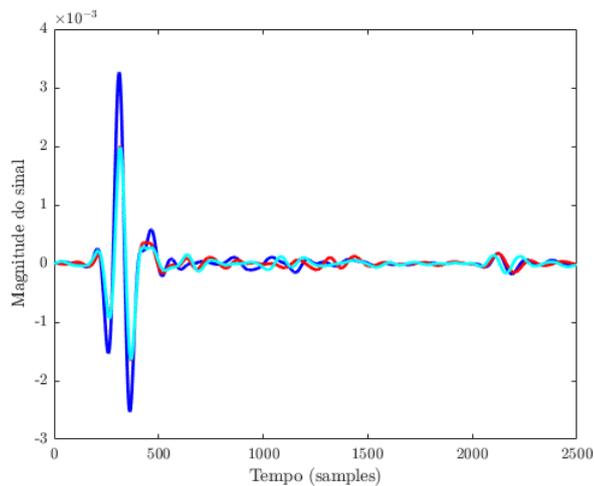
Esta diferença nas amplitudes representa um problema, pois ao realizar a reconstrução da imagem através dos algoritmos de *beamforming*, o tumor vai ser totalmente mascarado e conseqüentemente irá ficar oculto.



(a) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento



(b) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento. Resposta tardia no tempo (secção do sinal sem a resposta da pele)



(c) Sinais de 3 antenas após realizado o processamento

Figura 4.3: Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de processamento de Sill

Na Figura 4.4 podemos observar não só a eficácia do algoritmo desenvolvido por Sill (filtro adaptativo baseado no RLS) como também podemos observar como é que o parâmetro λ afeta os sinais. A Figura 4.4 apresenta os sinais de 3 antenas vizinhas após realizado o processamento com o algoritmo de filtragem adaptativa, para diferentes valores de λ .

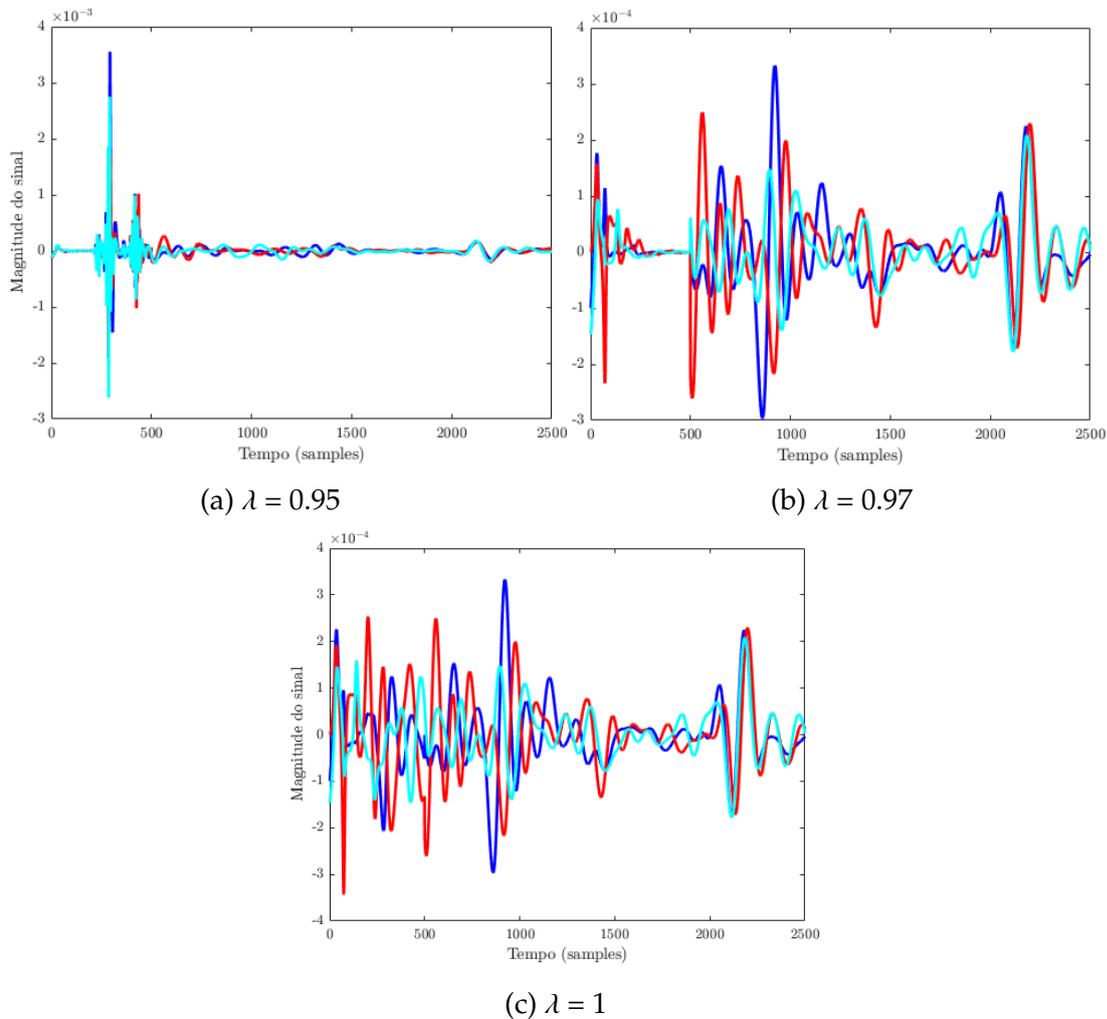


Figura 4.4: Comparação entre diferentes valores de λ .

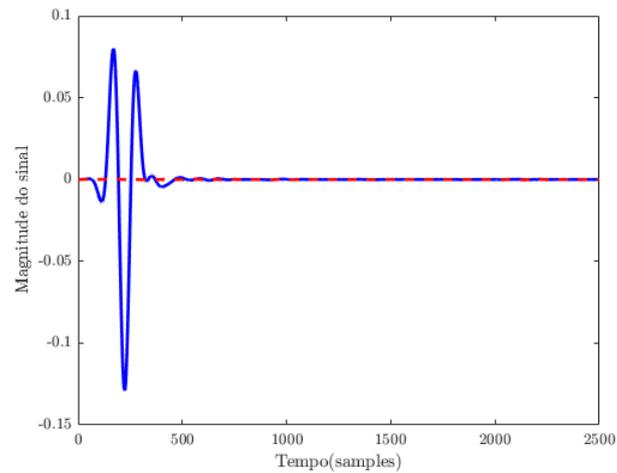
Nela podemos verificar que, para valores de λ inferiores (sensivelmente menores que 0.96), o filtro começa a apresentar comportamentos indesejados, ou de instabilidade. Isto acontece porque ao utilizar valores de λ inferiores, estamos a tornar o filtro demasiado sensível a novas amostras e, como tal, o filtro começa a apresentar alguns picos de amplitude abrupta como é observado na Figura 4.4a. A Figura 4.4b apresenta o caso em que é utilizado o valor de λ igual a 0.97 e aparenta obter resultados bastante positivos, sendo que a resposta da pele é praticamente removida na totalidade, no entanto, alguns testes demonstraram que

o valor de λ igual a 0.99, ou 1, são os melhores. Isto deve-se ao facto que, não existe um rigor absoluto na definição da janela onde se encontra o artefacto da pele, ou seja, se o tumor estiver junto à pele, é possível que o algoritmo possa suprimir a resposta do tumor, o que não é de todo o pretendido. Colocando um valor de λ superior garantimos que a resposta do tumor não é suprimida e ao mesmo tempo, a resposta da reflexão na pele é bastante atenuada.

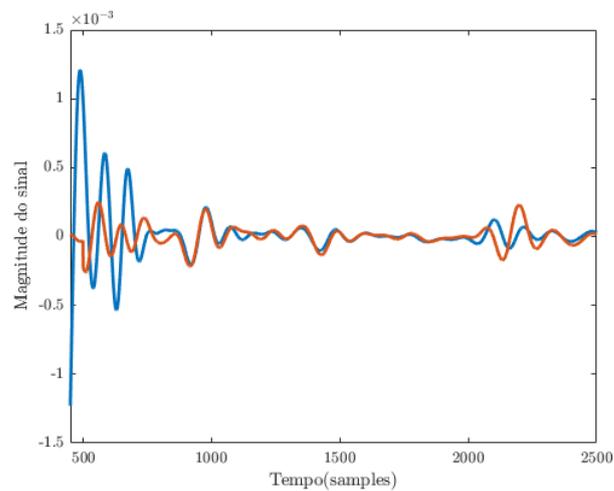
A Figura 4.5 apresenta os resultados obtidos com o algoritmo de Sill com λ igual a 0.99. Na Figura 4.5a está representado a azul o sinal antes de ser aplicado o algoritmo e a vermelho o sinal após aplicado o algoritmo, onde é possível verificar que a resposta da reflexão na pele é removida com sucesso. Para complementar essa observação, podemos verificar a Figura 4.5c que apresenta os sinais de 3 antenas, após aplicado o algoritmo de processamento e verificamos que a magnitude da resposta no início do tempo (referente à reflexão na pele) é um pouco inferior à ordem de magnitude do tumor (situado sensivelmente em torno da amostra 1000).

O algoritmo de remoção de pólos no domínio da frequência é também dependente de alguns parâmetros. Na secção 3.2.3, referiu-se que, se a pele reflete a maior energia, os pólos dominantes de alta energia no domínio da frequência corresponderão à reflexão da pele. Assim, é necessário definir um valor de *threshold* para remover esses pólos dominantes. O *threshold* é definido com base na razão entre a energia de pico refletida pela pele e a energia de pico refletida pelo tumor e é definido um pouco acima dessa razão. Muitos fatores podem afetar a razão entre os picos da resposta da pele e do tumor, sendo necessário realizar um estudo mais alargado sobre este assunto, no entanto, em [19] foi demonstrado através de algumas experiências que a maior razão entre o pico da reflexão pode ser dada por 0.0021, isto é, a magnitude da reflexão na pele é, no pior dos casos, 471 vezes superior à magnitude da reflexão no tumor. Assim, definindo o *threshold* um pouco acima de 0.21% da maior reflexão (a_{max}) e removendo todos os coeficientes a_i superiores a esse valor garantimos que a reflexão devida à pele é removida por completo do sinal.

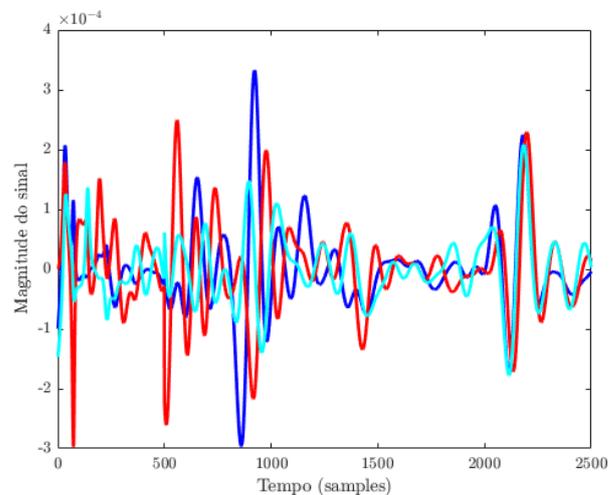
A Figura 4.6c mostra os sinais de 3 antenas vizinhas após aplicado o algoritmo de remoção de pólos na frequência. Nela observamos que, embora a resposta da pele tenha sido bastante atenuada, todo o sinal aparenta ter sido bastante distorcido do original. Analisando a Figura 4.6b verificamos novamente a azul o sinal antes de ser aplicado o algoritmo e a vermelho o sinal após aplicado o algoritmo, na secção do sinal onde se encontra apenas a resposta do tumor.



(a) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento

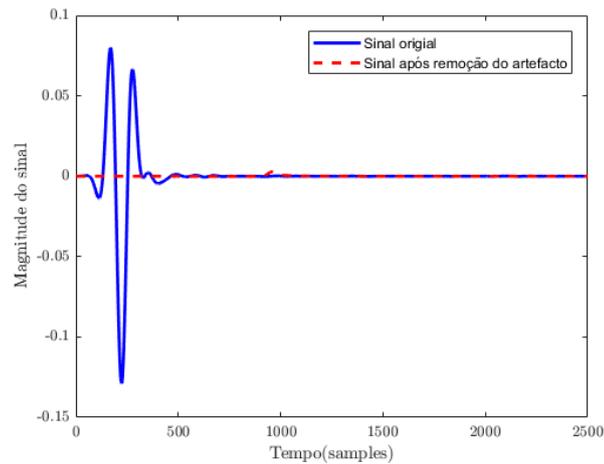


(b) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento. Resposta tardia no tempo (secção do sinal sem a resposta da pele)

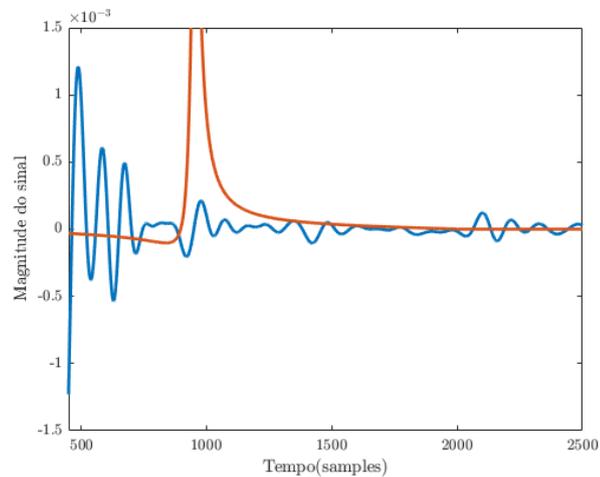


(c) Sinais de 3 antenas após realizado o processamento

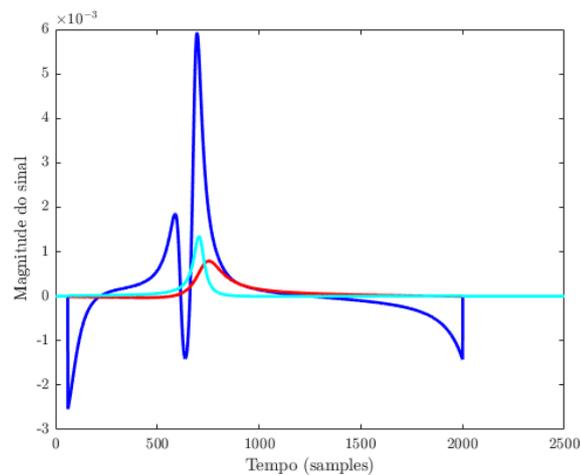
Figura 4.5: Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de processamento de Sill



(a) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento



(b) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento. Resposta tardia no tempo (secção do sinal sem a resposta da pele)



(c) Sinais de 3 antenas após realizado o processamento

Figura 4.6: Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de processamento de remoção dos pólos no domínio da frequência.

Mais, verificamos que o sinal após aplicado o algoritmo quase que contém, apenas, a resposta do tumor (em torno da amostra 1000), no entanto, dada a distorção observada na Figura 4.6c as imagens reconstruídas não serão muito bem sucedidas.

No caso da janela com base na entropia descrita na secção 3.2.4 o algoritmo é dependente de dois parâmetros. Um é o α que dita a ordem da entropia de Rényi e o outro é o N_0 que é o valor de *threshold* que dita a quantidade de canais que são importantes no sistema. A Figura 4.7 compara o andamento da função de entropia para diferentes valores do parâmetro α . É possível verificar que, quanto maior é o valor de α , maior é o decaimento da função, ou seja, em situações em que os sinais não sejam parecidos apresenta valores de entropia mais baixos. Pode-se assim dizer que, para valores de α superiores (neste caso > 10) as pequenas diferenças entre os vários sinais são bastante contabilizadas, enquanto que para valores de α inferiores é necessário existir grandes diferenças nos sinais para que o valor da entropia desça. A Figura 4.8 apresenta os mesmos resultados que a Figura 4.7, no entanto, neste caso é aplicado o filtro Savitzky-Golay de 3ª ordem para suavizar a função de entropia (H_α).

Assim é possível observar melhor o decaimento do valor da entropia e novamente verifica-se que para valores de α elevados a função de entropia é mais “sensível”. Para além disso, na Figura 4.8 é possível verificar que na secção inicial da função de entropia (sensivelmente até 0.5ns) o seu valor é máximo, isto é, a resposta relativa à reflexão na pele em todas as antenas é bastante semelhante como seria de esperar.

Uma vez escolhido o valor de α é necessário definir um valor de *threshold*. Em [30] definiram o valor de *threshold* como sendo metade do número de antenas no sistema.

A Figura 4.9 apresenta os resultados obtidos com o algoritmo da janela no domínio do tempo com base na entropia. Podemos observar na Figura 4.9b a azul o sinal antes de ser aplicado o algoritmo e a vermelho o sinal após ter sido aplicado o algoritmo e verificamos que a janela embora tenha removido praticamente a resposta da reflexão na pele na totalidade, ainda existe um resíduo final da resposta da reflexão da pele com uma amplitude considerável. Esse efeito é mais visível na Figura 4.9c onde verificamos que o resíduo da resposta da reflexão na pele ainda mascara um pouco a resposta do tumor. Este pequeno resíduo poderá também afetar mais tarde o processo de reconstrução de imagem.

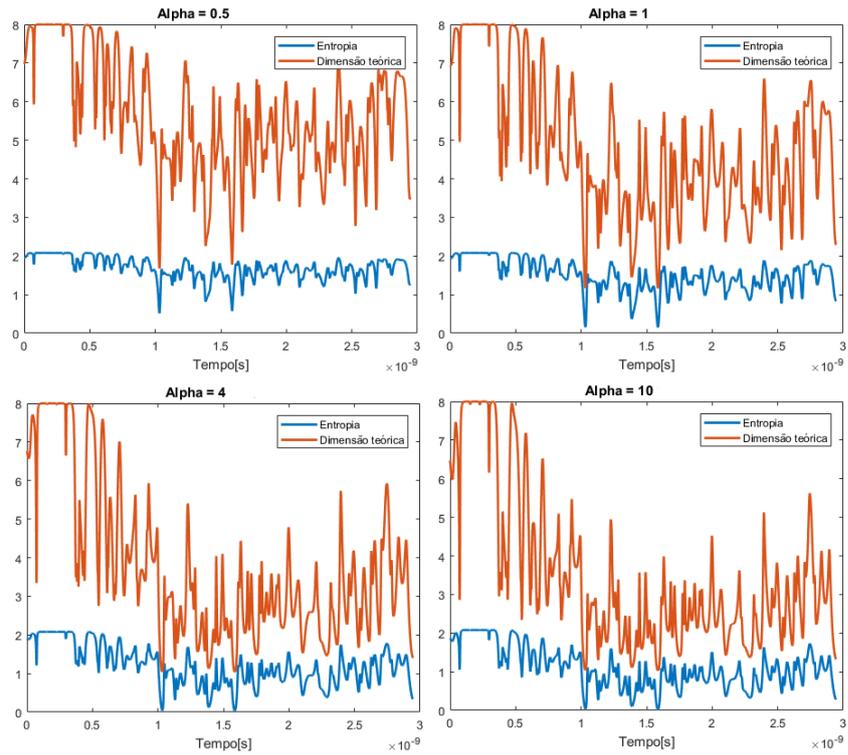


Figura 4.7: Diferenças entre diversas ordens de Entropia de Rényi.

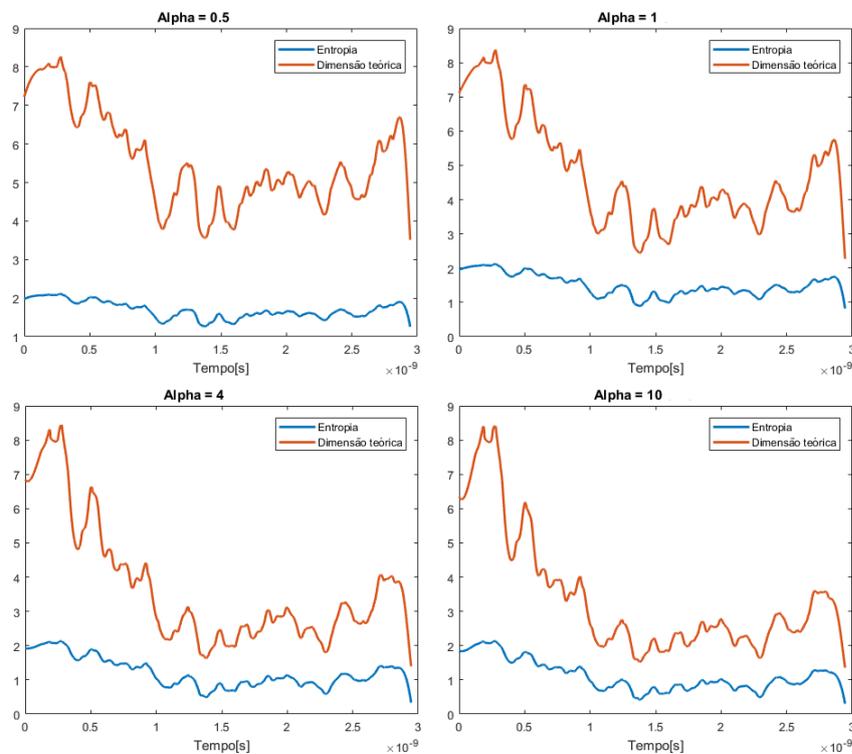
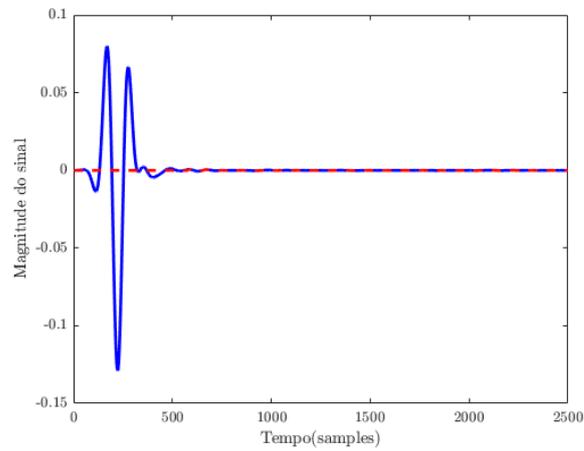
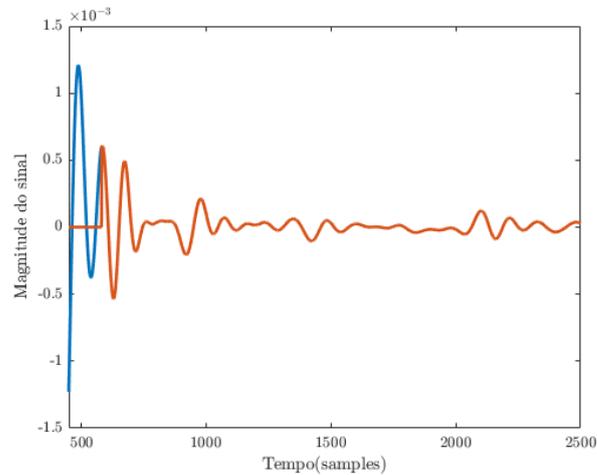


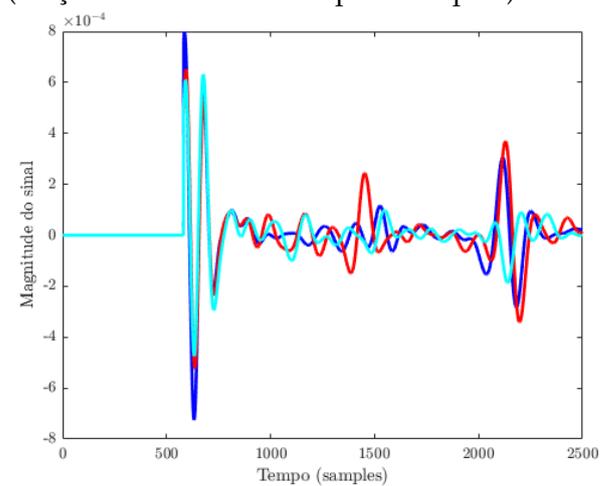
Figura 4.8: Diferenças entre diversas ordens de Entropia de Rényi após realizada a suavização das funções.



(a) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento



(b) A azul o sinal original e a vermelho o sinal após processamento. Resposta tardia no tempo (secção do sinal sem a resposta da pele)



(c) Sinais de 3 antenas após realizado o processamento

Figura 4.9: Sinais obtidos após aplicado o algoritmo de janela no domínio do tempo com base na entropia.

Após analisados os sinais dos diversos algoritmos é importante aplicar os algoritmos de *beamforming* para reconstruir as imagens e calcular as métricas para poder obter resultados mais concretos. A Figura 4.10 apresenta as imagens reconstruídas através do algoritmo DAS e a Figura 4.11 apresenta as imagens reconstruídas através do algoritmo DMAS, ambas numa escala logarítmica. Numa primeira análise podemos concluir que, apenas com o algoritmo de filtragem adaptativa é que foi possível detetar o tumor com algum sucesso. Todos os outros algoritmos falharam, ou porque não foram bem sucedidos a remover a reflexão da pele, ou porque distorceram em demasia o sinal. Para além disso, podemos observar que o algoritmo de reconstrução da imagem DMAS é bastante melhor que o algoritmo DAS, isto porque consegue reduzir bastante a energia do ruído/heterogeneidades do tecido e focar melhor o tumor. Esse efeito pode ser observado comparando por exemplo a Figura 4.10b com a Figura 4.11b, onde se verifica claramente que o algoritmo DAS apresenta uma energia bastante superior em toda a grelha, sendo que, o tumor quase que fica mascarado.

Para além de observar as imagens reconstruídas é importante também calcular as métricas, não só de reconstrução de imagem, como também dos algoritmos de remoção de artefactos. Assim, a Tabela 4.1 apresenta os valores das métricas de reconstrução de imagem.

Como o ASR e o TCSR são calculados para os sinais de todas as antenas (neste caso 16 antenas), obtemos um vetor com vários valores de ASR e TCSR. Para analisar melhor estes valores, a Figura 4.12 apresenta os valores médios de ASR e TCSR calculados para cada algoritmo, assim como, apresenta os seus valores mínimos e máximos.

Através da Tabela 4.1 verificamos o que já tinha sido concluído anteriormente, ou seja, o algoritmo DMAS é capaz de realizar uma focagem com mais eficácia, uma vez que os valores de SCR e SMR são mais elevados, indicando assim que, o ruído é suprimido de melhor forma em relação ao algoritmo DAS. Em relação à capacidade de detetar o tumor com sucesso verifica-se que, apenas com a utilização do algoritmo de filtragem adaptativa é que se obteve um resultado próximo do ideal, onde o tumor foi detectado com um desvio de 9.43mm. Todos os outros métodos apresentam um valor de L_{error} muito elevado, devido a não terem sido bem sucedidos na remoção do artefacto da reflexão da pele. Para além disso, podemos analisar a Figura 4.12 onde é possível verificar que o algoritmo de filtragem adaptativa apresenta o menor valor médio de ASR, isto é, foi o algoritmo que melhor conseguiu remover o artefacto da pele. Para além disso apresenta um

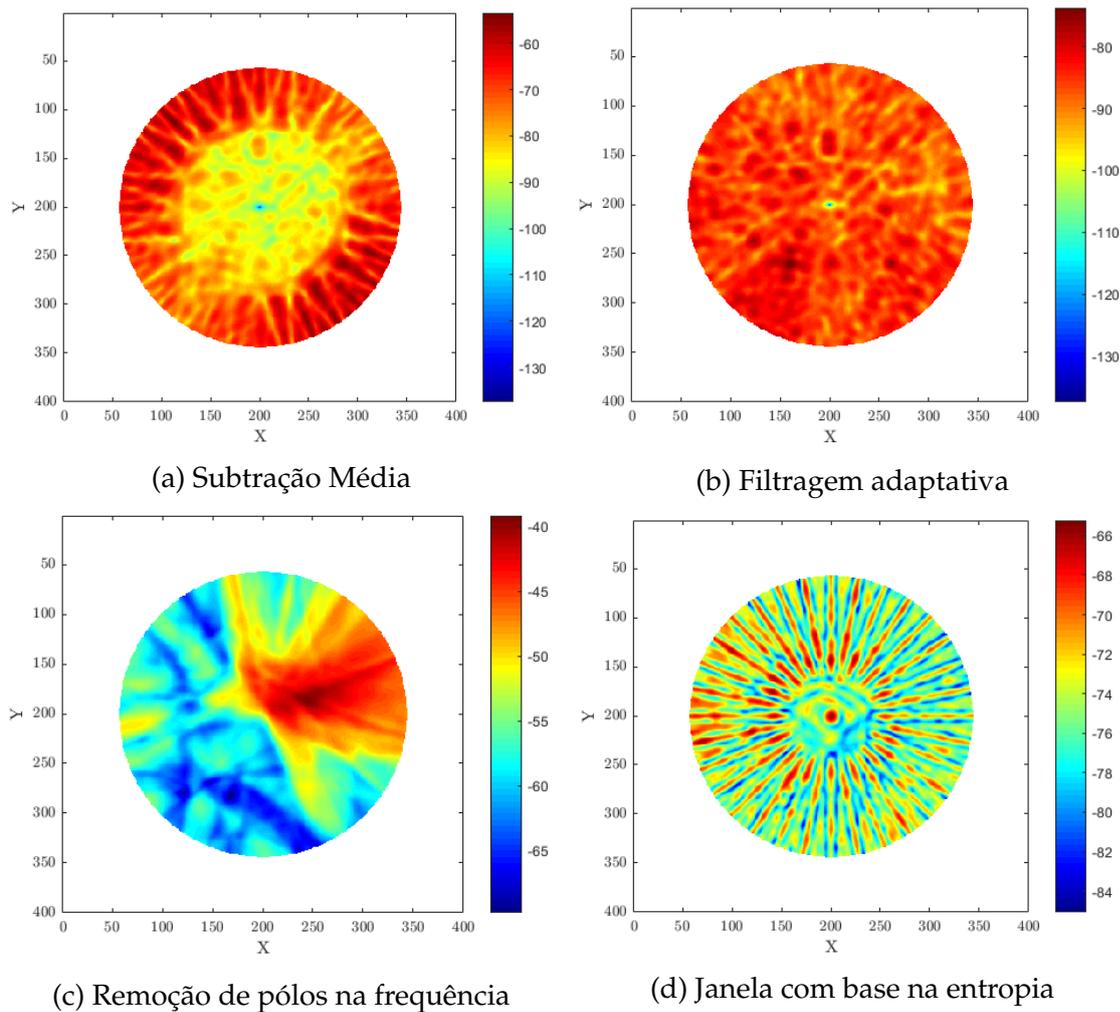


Figura 4.10: Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (primeiro modelo).

valor de TCSR bastante elevado (sensivelmente -8dB), o que indica que a aplicação do algoritmo não alterou em demasia a resposta original do tumor. Ainda assim, é necessário salientar que não faz muito sentido calcular as métricas no caso do algoritmo que utiliza a janela com base na entropia, isto porque é o único algoritmo que não altera de todo a resposta do tumor original, originando assim um valor de TCSR igual a 0 e, para além disso, uma vez que a remoção da resposta da pele é total, origina valores de ASR não reais. Podemos ainda verificar na Figura 4.12 que o valor médio de ASR do algoritmo de remoção de pólos na frequência é praticamente igual ao algoritmo de filtragem adaptativa, no entanto, os valores máximo e mínimos apresentam um grande desvio, ou seja, o algoritmo não é muito consistente e consequentemente não pode ser considerado muito fiável. Por fim, o valor de TCSR do algoritmo de subtração média é

igual ao algoritmo de filtragem adaptativa (sendo que estão sobrepostos na Figura 4.12). Isto acontece porque o algoritmo de filtragem adaptativa tira partido do algoritmo de subtração média na secção do sinal sem o artefacto.

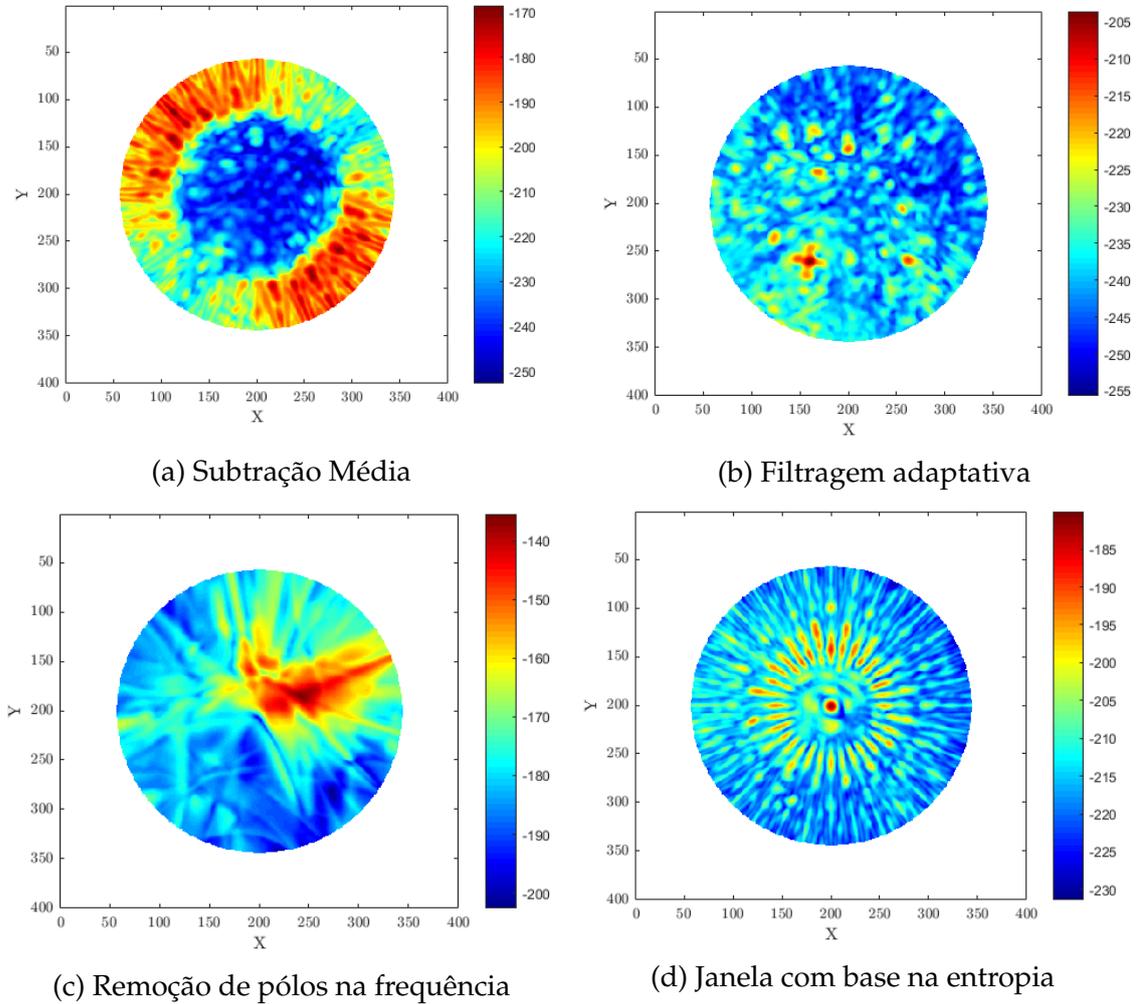


Figura 4.11: Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (primeiro modelo).

Tabela 4.1: Métricas de reconstrução da imagem do primeiro modelo.

	DAS				DMAS			
	SCR (dB)	SMR (dB)	L_{error} (mm)	FWHM (mm)	SCR (dB)	SMR (dB)	L_{error} (mm)	FWHM (mm)
Subtração Média	1.0	24.93	71.43	3.041	0.95	35.61	71.43	4.24
Filtragem Adaptativa	2.69	20.16	9.43	7.83	9.67	41.43	9.43	2.12
Remoção dos pólos dominantes	2.87	23.97	47.01	14.51	9.20	44.19	46.54	9.66
Janela com base na entropia	0.26	17.21	52.20	10.01	6.80	39.20	26.22	1.58

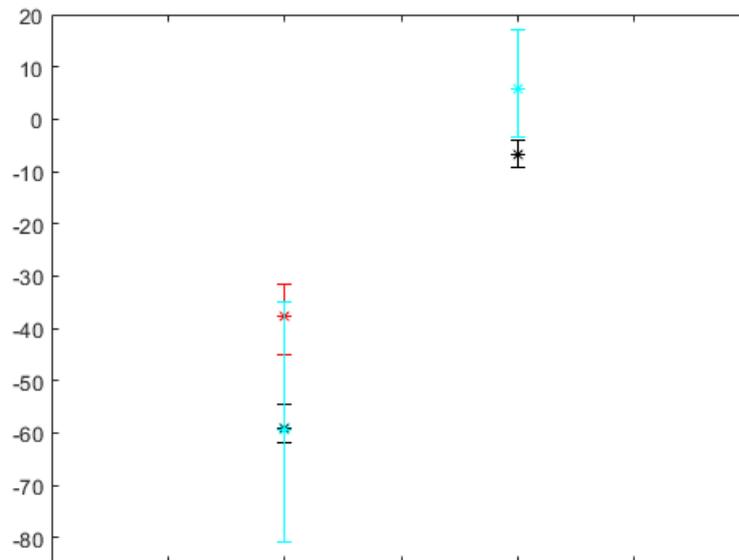


Figura 4.12: Do lado esquerdo está representado o valor médio, máximo e mínimo de ASR dos algoritmos subtração média (a vermelho), filtragem adaptativa (a preto) e remoção de pólos na frequência (a azul) e do lado direito o valor médio, máximo e mínimo de TCSR.

4.2.2 Segundo Modelo de Teste

O segundo modelo 2D utilizado na simulação FDTD é apresentado na Figura 4.13. Este modelo é bastante semelhante ao primeiro, no entanto, a localização do nódulo maligno foi alterada. Neste modelo o nódulo encontra-se centrado nas coordenadas ($x=230;y=144$) da grelha, onde cada pixel é representado novamente por um quadrado com dimensões de 0.5mm. Todos os valores de ϵ_r mantêm-se iguais e o processo de aquisição de sinais mantêm-se também igual.

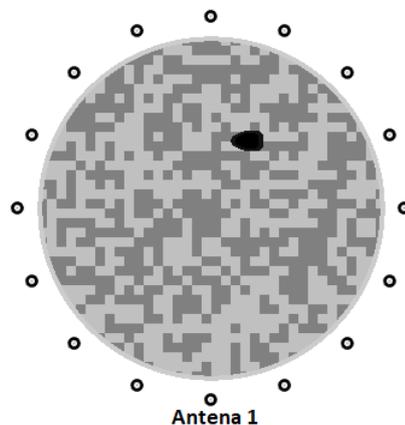


Figura 4.13: Segundo modelo utilizado para simulação em FDTD

A Figura 4.14 e Figura 4.15 apresentam respetivamente as imagens reconstruídas com o algoritmo DAS e DMAS, onde é possível concluir o mesmo que foi concluído no primeiro modelo, no entanto, neste caso o algoritmo de janela com base na entropia apresenta resultados significativamente melhores. Ainda assim, existe um foco de alta energia no centro gerando assim um falso positivo. De todos os algoritmos aplicados, o algoritmo de filtragem adaptativa continua a revelar a melhor capacidade de detetar o tumor com sucesso.

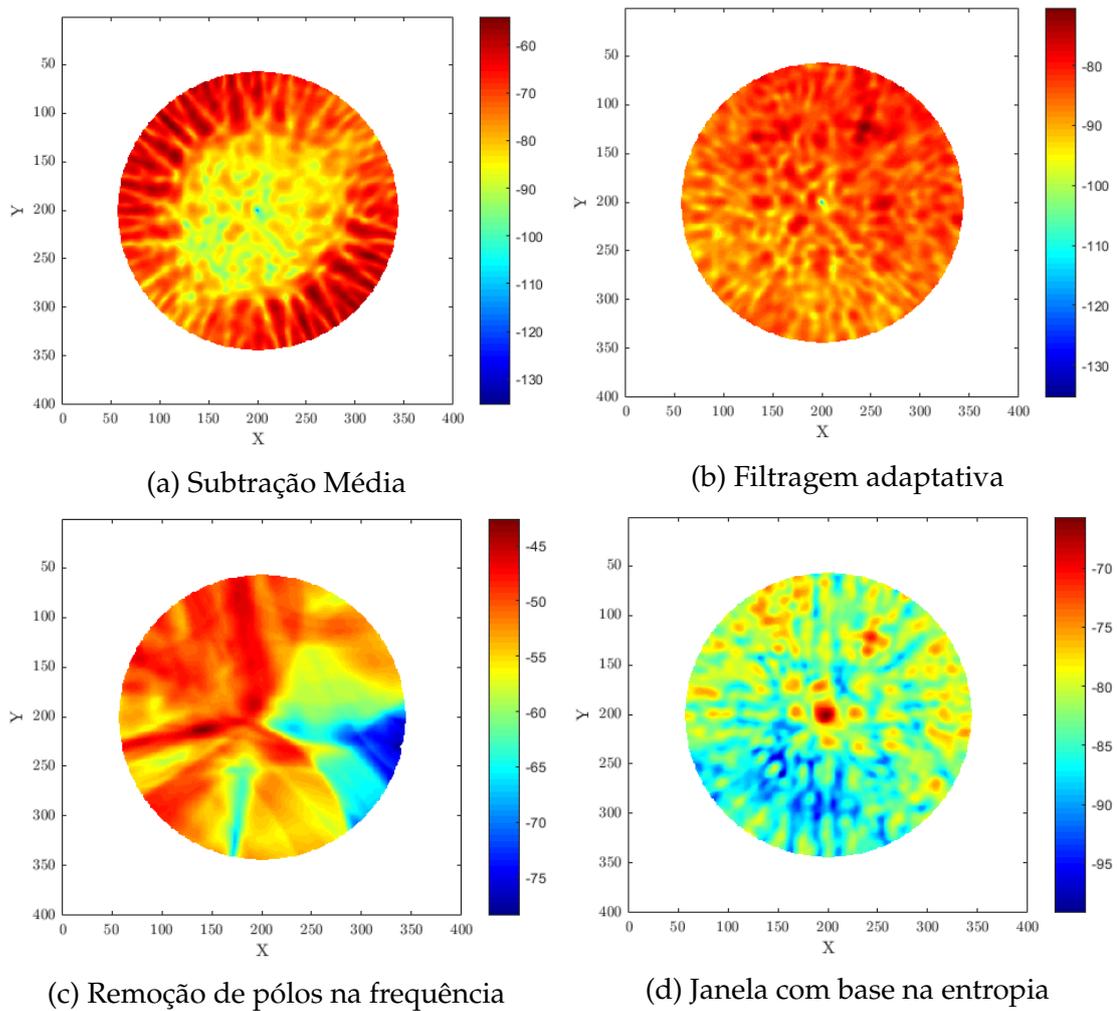


Figura 4.14: Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (segundo modelo).

Novamente, podemos analisar a Tabela 4.2 onde é possível verificar que desta vez o algoritmo de filtragem adaptativa detetou o tumor com um desvio maior, sendo que, 12.62mm é um valor bastante elevado para ser considerado apenas um "desvio". É importante também referir que o método da janela com base na entropia apresenta um valor de L_{error} bastante elevado. Isso deve-se ao falso positivo localizado no centro do círculo (Figura 4.15d e 4.14d), sendo que esse

falso positivo é considerado o "tumor" durante os cálculos das métricas.

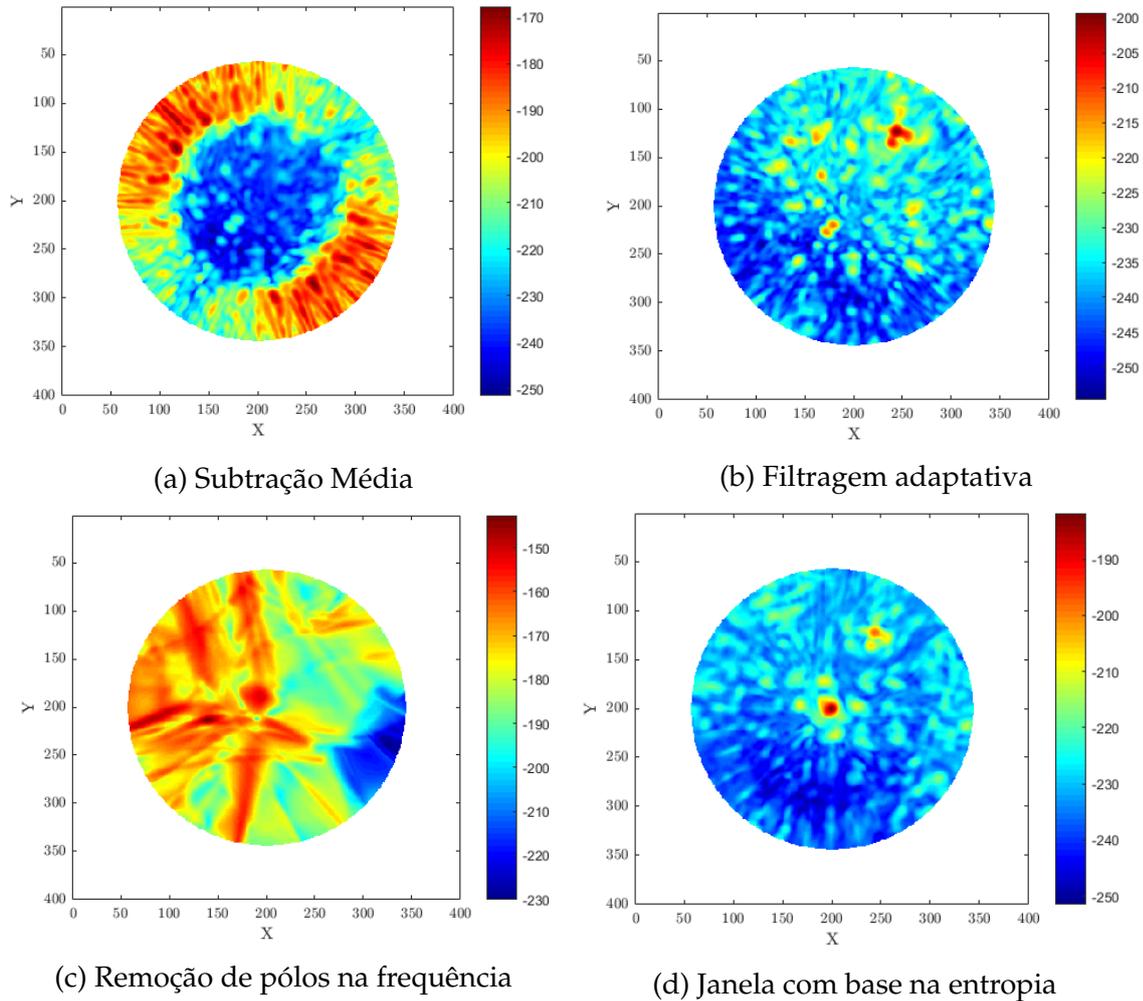


Figura 4.15: Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (segundo modelo).

Tabela 4.2: Métricas de reconstrução da imagem do segundo modelo.

	DAS				DMAS			
	SCR (dB)	SMR (dB)	L_{error} (mm)	FWHM (mm)	SCR (dB)	SMR (dB)	L_{error} (mm)	FWHM (mm)
Subtração Média	0.51	24.81	63.60	10.61	0.95	35.91	56.51	2.55
Filtragem Adaptativa	4.37	22.41	12.62	7.52	7.79	42.99	12.62	2.06
Remoção dos pólos dominantes	2.68	19.65	56.70	14.56	5.38	35.87	56.70	3.53
Janela com base na entropia	4.66	24.30	32.68	3.64	16.07	54.83	31.76	2.06

Através da Figura 4.16 podemos verificar as métricas de desempenho dos algoritmos de remoção de artefactos onde retiramos a mesma conclusão, isto é, o algoritmo de Subtração Média apresenta o ASR mais elevado, indicando assim que

a reflexão na pele não foi retirada com tanta eficácia, e o algoritmo de remoção de pólos na frequência apresenta um desvio muito grande entre valores máximos e mínimos, indicando assim uma grande falta de consistência na eficácia do algoritmo. Por exemplo, houve pelo menos um canal que apresentou um ASR de -20dB. Isto quer dizer que existe um grande resíduo da reflexão na pele presente em pelo menos um dos sinais do algoritmo de remoção de pólos na frequência. Por fim, verificamos que os resultados do algoritmo de filtragem adaptativa mantêm-se muito semelhantes aos resultados do modelo 1, o que demonstra uma grande consistência nos vários cenários e consequentemente aparenta ser o algoritmo mais fiável.

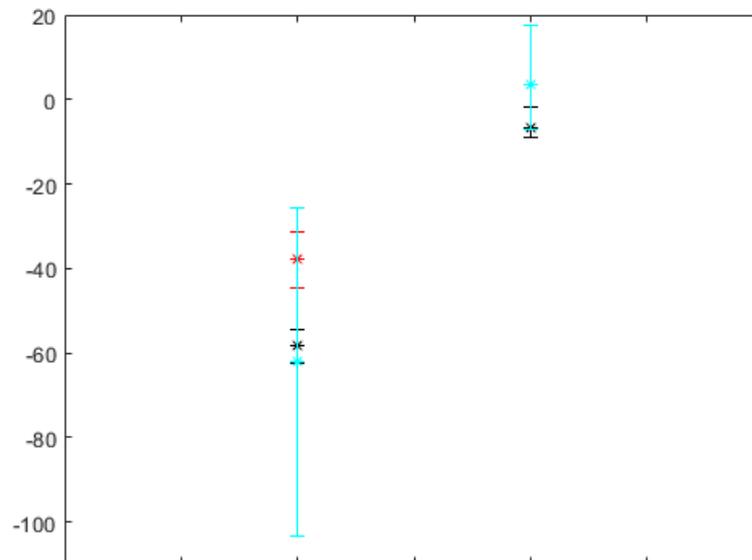


Figura 4.16: Do lado esquerdo está representado o valor médio, máximo e mínimo de ASR dos algoritmos subtração média (a vermelho), filtragem adaptativa (a preto) e remoção de pólos na frequência (a azul) e do lado direito o valor médio, máximo e mínimo de TCSR.

4.2.3 Terceiro Modelo de Teste

O terceiro modelo 2D utilizado para a simulação em FDTD é apresentado na Figura 4.17. Este modelo é bastante semelhante ao primeiro, no entanto, o nódulo utilizado neste modelo representa um nódulo benigno, isto é, o valor de ϵ_r utilizado é inferior ao valor de ϵ_r utilizado no nódulo maligno. Isto poderá causar uma reflexão inferior e, como tal, poderá ficar oculto na reconstrução da imagem. O valor de ϵ_r utilizado para representar o nódulo benigno foi de 14.2.

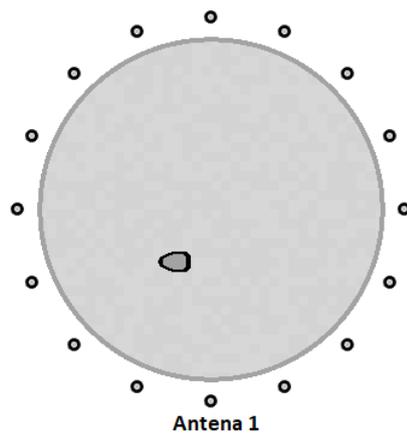


Figura 4.17: Terceiro modelo utilizado para simulação em FDTD

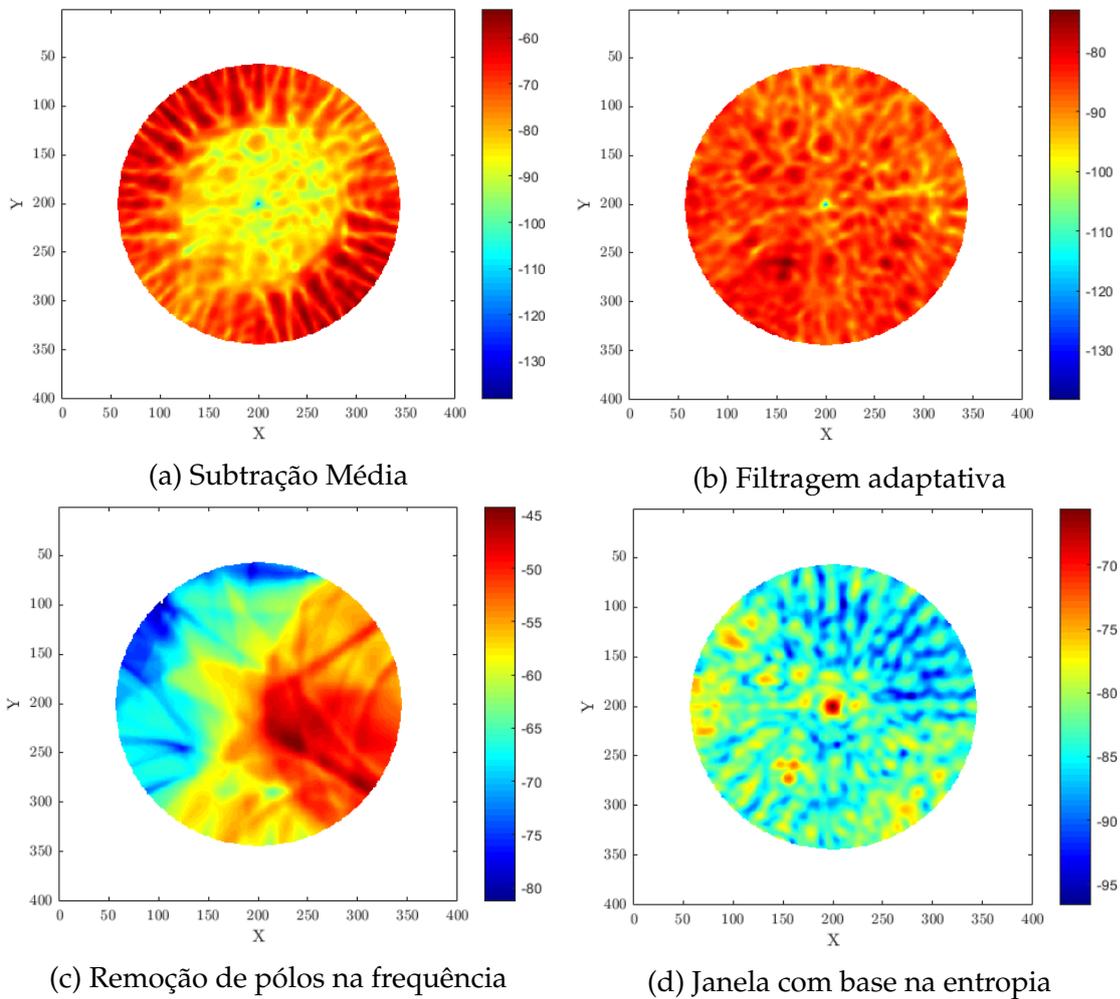


Figura 4.18: Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (terceiro modelo).

A Figura 4.18 e Figura 4.19 apresentam as imagens reconstruídas com o algoritmo DAS e DMAS, respetivamente. Novamente, as conclusões são bastante

semelhantes. O algoritmo de filtragem adaptativa apresenta novamente os melhores resultados, enquanto o algoritmo de janela com base na entropia apresenta um falso positivo no centro do círculo. Os outros dois algoritmos novamente foram incapazes de detetar o tumor, o que seria de se esperar, uma vez que não conseguiram detetar nos modelos anteriores. No entanto, é interessante salientar que, através da Tabela 4.3 verificamos que o valor de SMR e SCR, por exemplo no caso do algoritmo de filtragem adaptativa, é um pouco inferior ao verificado no primeiro modelo (Tabela 4.1). Isto acontece porque como neste caso o tumor é benigno, a sua reflexão não é tão forte, originando assim um foco de menos energia. Ainda assim, mesmo alterando as características do nódulo, os resultados foram bastante semelhantes, e o tumor não ficou oculto na reconstrução da imagem.

A Figura 4.20 apresenta as métricas de desempenho dos algoritmos de remoção de artefactos, onde é possível retirar exatamente as mesmas conclusões que nos modelos utilizados anteriormente.

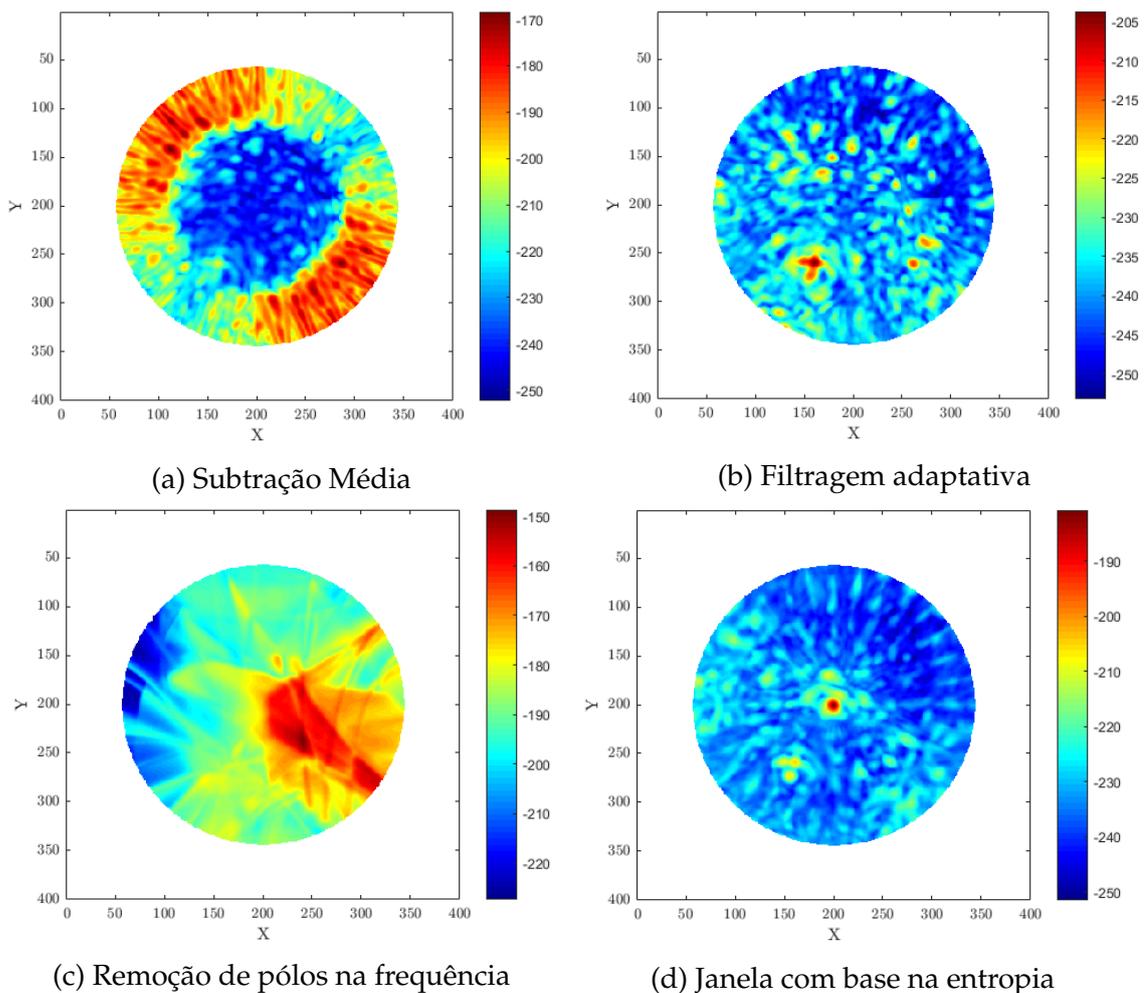


Figura 4.19: Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (terceiro modelo).

Tabela 4.3: Métricas de reconstrução da imagem do terceiro modelo.

	DAS				DMAS			
	SCR (dB)	SMR (dB)	L _{error} (mm)	FWHM (mm)	SCR (dB)	SMR (dB)	L _{error} (mm)	FWHM (mm)
Subtração Média	0.96	25.36	72.75	9.92	0.78	35.40	58.67	2.50
Filtragem Adaptativa	2.47	20.61	9.43	5.10	7.70	40.68	9.01	2.24
Remoção dos pólos dominantes	0.89	22.83	35.03	14.77	5.66	37.45	35.72	6.58
Janela com base na entropia	7.05	25.08	26.22	2.69	12.76	57.36	26.22	1.12

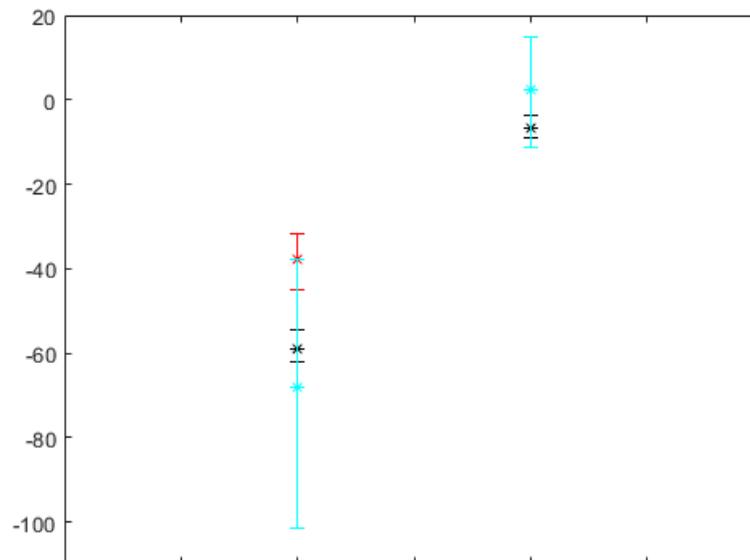


Figura 4.20: Do lado esquerdo está representado o valor médio, máximo e mínimo de ASR dos algoritmos subtração média (a vermelho), filtragem adaptativa (a preto) e remoção de pólos na frequência (a azul) e do lado direito o valor médio, máximo e mínimo de TCSR.

4.2.4 Quarto Modelo de Teste

Foi também realizado um quarto modelo 2D, onde foram utilizadas apenas 8 antenas em vez de 16. Este modelo utilizado para simulação em FDTD é apresentado na Figura 4.21, sendo que, é um modelo exatamente igual ao primeiro modelo, à exceção do número de antenas utilizadas.

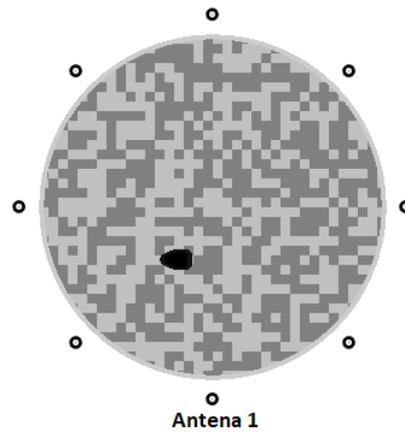


Figura 4.21: Quarto modelo utilizado para simulação em FDTD

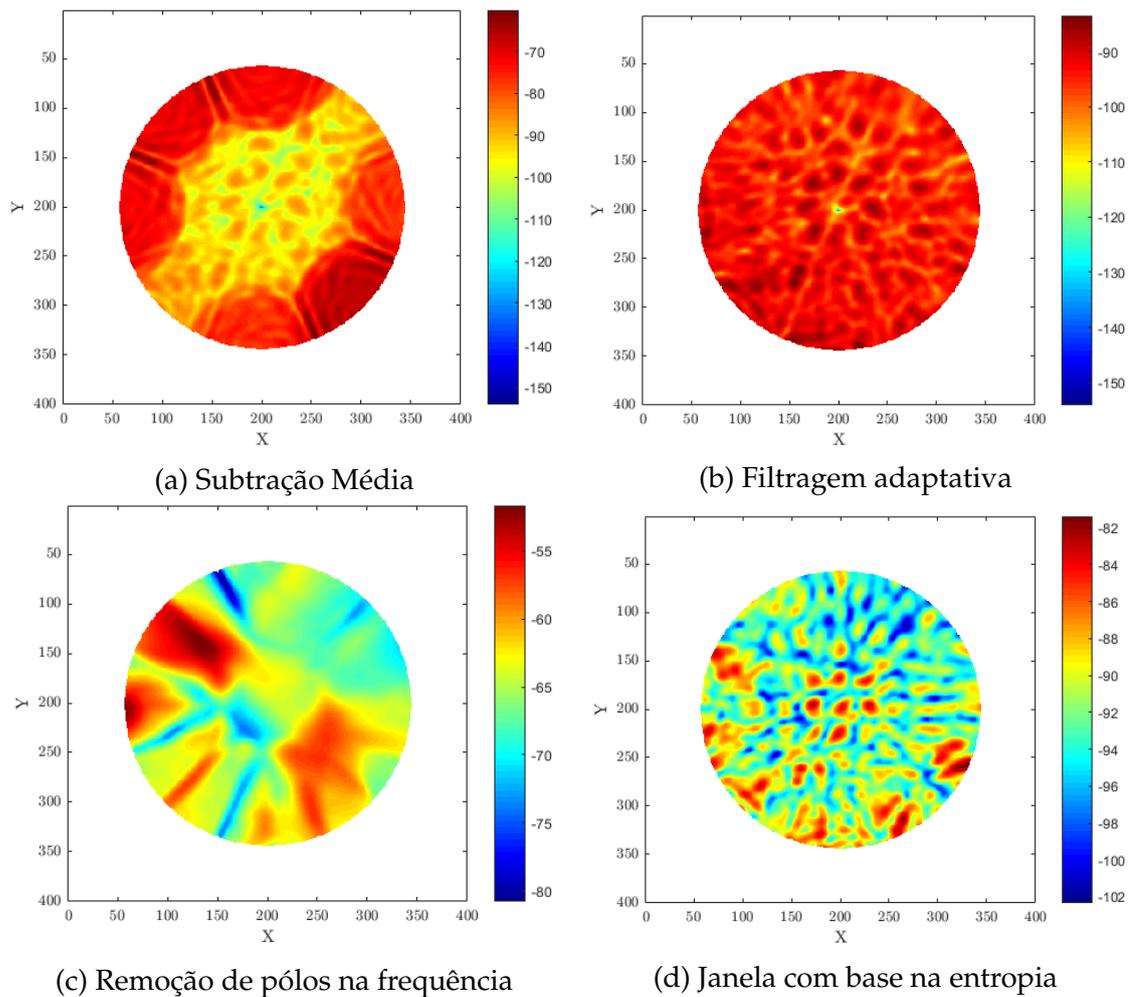


Figura 4.22: Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS (quarto modelo).

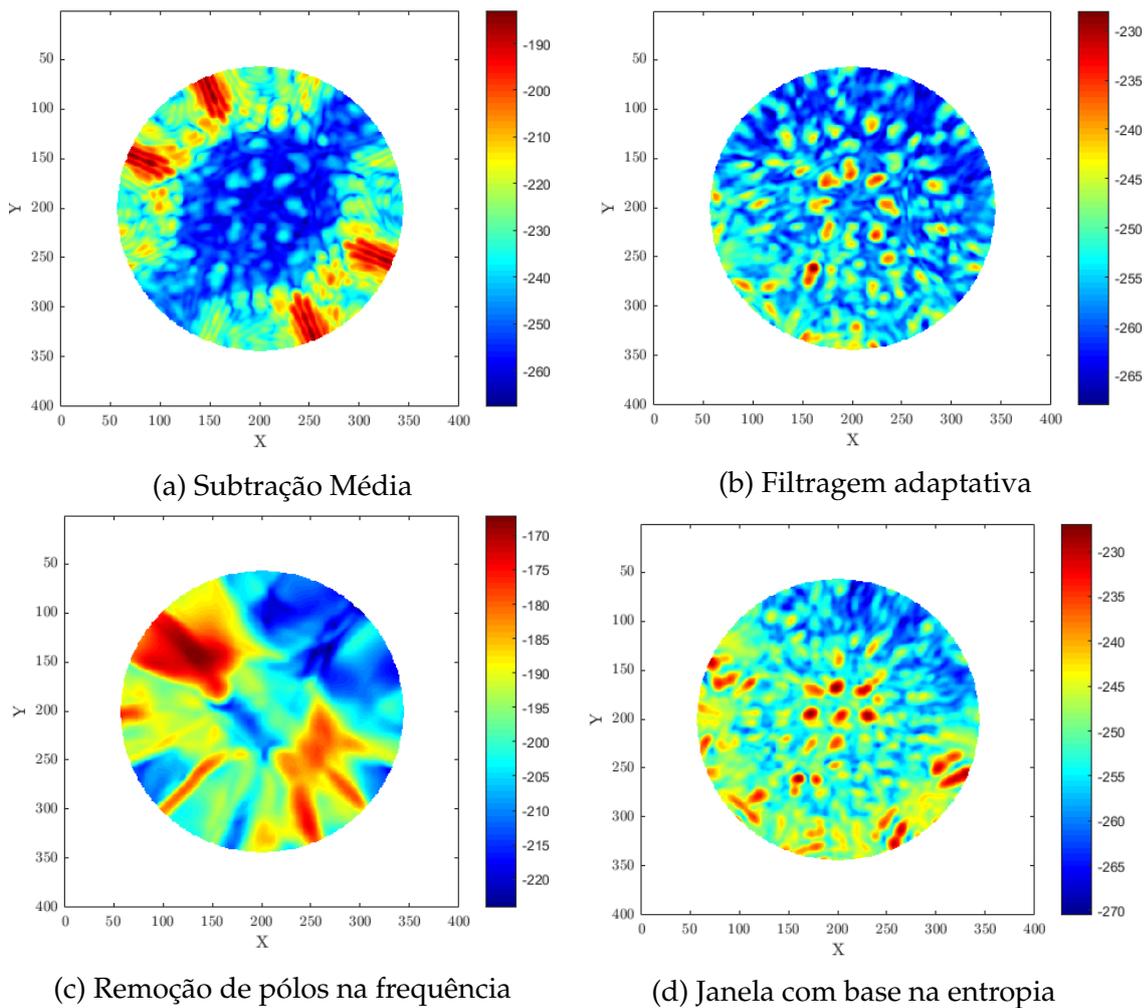


Figura 4.23: Imagens reconstruídas com o algoritmo DMAS (quarto modelo).

As Figuras 4.22 e 4.23 apresentam as imagens reconstruídas com o algoritmo DAS e DMAS, respetivamente. Numa primeira análise verificamos logo que existe “mais ruído”. Isto acontece porque ao utilizar menos antenas, a soma de energia num ponto de foco é inferior. Assim, o ruído encontra-se no mesmo patamar de energia que o tumor e, como tal, começa a ter mais importância na imagem.

Um outro ponto importante de salientar é que, analisando a Figura 4.24 verificamos novamente que o algoritmo de filtragem adaptativa apresenta resultados bastante semelhantes aos modelos anteriores, no entanto, na Tabela 4.4 o algoritmo de filtragem adaptativa apresenta valores de SMR e SCR bastante inferiores em comparação com os outros modelos. Isto diz-nos que o número de antenas é importante para os algoritmos de *beamforming*, sendo que, um maior número de antenas fornece uma melhor capacidade de focagem, no entanto, embora o número de antenas afete também o desempenho dos algoritmos de remoção de

artefactos (uma vez que, analisando a Figura 4.24 e Figura 4.12 os valores são ligeiramente diferentes), a diferença não é suficientemente relevante para causar uma discrepância de valores tão significativa na Tabela 4.4.

Tabela 4.4: Métricas de reconstrução da imagem do quarto modelo.

	DAS				DMAS			
	SCR (dB)	SMR (dB)	L_{error} (mm)	FWHM (mm)	SCR (dB)	SMR (dB)	L_{error} (mm)	FWHM (mm)
Subtração Média	0.26	25.89	59.04	12.35	0.07	41.19	78.10	3.61
Filtragem Adaptativa	0.17	17.80	54.35	4.03	6.14	32.87	9.61	2.06
Remoção dos pólos dominantes	1.10	21.73	54.87	26.63	6.39	34.52	54.13	12.75
Janela com base na entropia	0.01	20.61	54.78	11.67	0.04	50.35	81.69	4.03

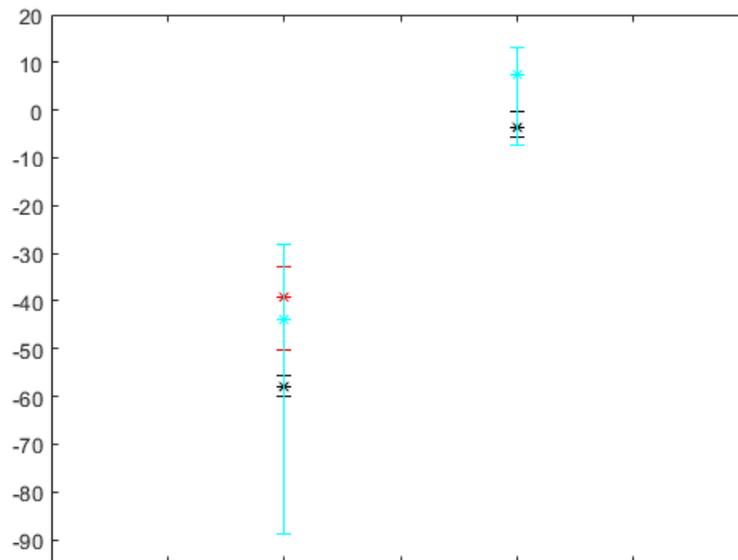


Figura 4.24: Do lado esquerdo está representado o valor médio, máximo e mínimo de ASR dos algoritmos subtração média (a vermelho), filtragem adaptativa (a preto) e remoção de pólos na frequência (a azul) e do lado direito o valor médio, máximo e mínimo de TCSR.

4.2.5 Quinto Modelo de Teste

Por fim, foi realizado um modelo 2D com as mesmas características do primeiro modelo, no entanto, sem a presença de um tumor. Neste caso foi apenas utilizado o método da filtragem adaptativa para realizar a remoção do artefacto da pele. A Figura 4.25 mostra as imagens reconstruídas com o algoritmo DAS e DMAS, onde

é possível verificar que não é identificado nenhum ponto de foco em concreto, sendo que, o patamar de energia diminuiu cerca de 30 dBs quando comparada com as Figuras 4.10b e 4.11b. Ou seja, os diversos pontos de foco que visualizamos por exemplo na Figura 4.25b contém uma energia de sensivelmente -235dB, enquanto na Figura 4.11b a energia focada na localização do tumor contém um valor de energia igual a -205dB.

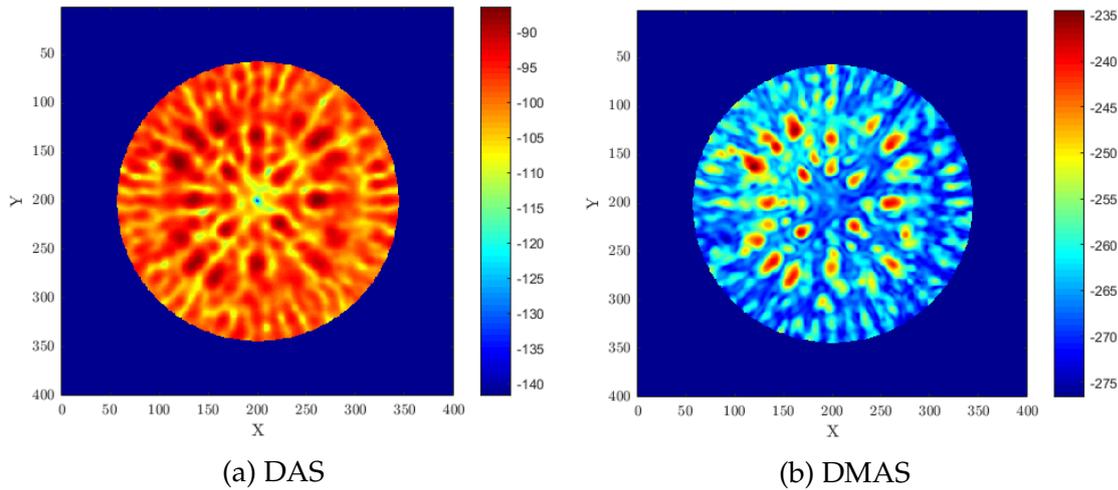


Figura 4.25: Imagens reconstruídas com o algoritmo DAS e DMAS (quinto modelo).

4.3 Considerações Finais

Em suma, verificou-se que apenas o algoritmo de filtragem adaptativa é capaz de remover o artefacto da reflexão na pele com eficácia, sendo que, em qualquer um dos modelos utilizados, foi o único método capaz de realizar uma focagem do tumor com sucesso. O segundo método que apresentou melhores resultados foi a janela com base na entropia, no entanto, esta técnica apresentou bastantes falsos positivos o que não é de todo o desejado. Ainda assim, é um bom algoritmo para determinar o tamanho da janela onde se encontra a reflexão da pele. Por exemplo, é possível combinar o método da janela com base na entropia, com o método de filtragem adaptativa, onde o método da entropia calcula os limites da janela onde se encontra o artefacto e o método do filtro adaptativo remove o mesmo. Esta técnica denomina-se de *Método Híbrido*.

É também importante referir que, embora com o método de filtragem adaptativa seja possível realizar uma boa focagem do tumor, este é detetado com um desvio de alguns milímetros. Isto acontece porque a onda eletromagnética propaga no

mínimo em quatro ambientes diferentes (espaço livre, pele, tecido adiposo, nódulo maligno/benigno), como tal, existem quatro velocidades de propagação de onda diferentes. Ao realizar a reconstrução da imagem por *beamforming* assume-se apenas uma velocidade, sendo que é considerada a velocidade média no tecido adiposo da mama. Num caso clínico real não existem apenas quatro velocidade, mas existem diversas velocidades de propagação associadas à mama. Para além disso é impossível de determinar o valor de ϵ_r médio da mama do paciente, portanto mesmo que o sistema de micro-ondas seja capaz de detetar o tumor, não é capaz de determinar com rigor a localização exata do tumor, porque não teve em consideração a velocidade exata de propagação da onda eletromagnética.



Conclusões e Trabalho Futuro

Neste capítulo é feito um resumo detalhado de todo o trabalho realizado durante esta dissertação. Por último, são também apresentadas algumas propostas para realizar num trabalho futuro.

5.1 Conclusões

O principal objetivo desta dissertação foi desenvolver um modelo que simule o comportamento de uma mama e o seu respetivo tumor e identificar a presença e a sua localização, numa grelha a duas dimensões. Assim, foram implementados alguns algoritmos/técnicas de processamento de sinal que permitem realizar não só a reconstrução da imagem médica por micro-ondas, como também remover os artefactos indesejados nos sinais do sistema, sendo que, neste caso o artefacto mais crítico é a reflexão ocorrida na superfície da pele, sendo este de várias ordens de magnitude superiores à reflexão ocorrida no tumor, mascarando assim o tumor.

Em primeiro lugar foi feita uma revisão sobre as diversas técnicas atualmente utilizadas para realizar a deteção do cancro da mama. De seguida, foi feita uma análise a diversos trabalhos onde foram utilizadas diversas técnicas de MWI permitindo assim perceber quais são os problemas que estão associados a esta técnica de imagem médica e perceber quais os passos necessários para realizar um sistema de MWI.

Após feito este estudo, foram implementados quatro algoritmos de remoção de artefactos. O primeiro algoritmo implementado foi o algoritmo de subtração média, onde é produzido um sinal de referência através da realização da média de todos os sinais. O segundo algoritmo é um filtro adaptativo baseado no algoritmo RLS, onde é feita uma estimação da resposta da reflexão na pele. Posteriormente a resposta estimada é subtraída ao sinal original, obtendo assim um sinal livre de artefactos. O terceiro algoritmo implementado é no domínio da frequência, sendo que, é feita uma remoção dos pólos correspondentes aos dispersores mais fortes da resposta na frequência. Por último, foi implementada uma janela no domínio do tempo com base na entropia entre sinais. Assim, como os sinais recebidos são semelhantes e quase uniformemente distribuídos entre todas as antenas, é possível calcular a semelhança entre os sinais das várias antenas e com isso perceber até que instante temporal existe a resposta da reflexão na pele.

Além dos algoritmos de remoção de artefactos, foram ainda implementados dois algoritmos de reconstrução de imagem baseados em *beamforming*, sendo eles o algoritmos DAS e DMAS.

Cada um dos algoritmos implementados foram comparados através de seis métricas de desempenho, sendo que, duas delas avaliam o desempenho dos algoritmos de remoção de artefactos e quatro delas avaliam o desempenho no processo de reconstrução da imagem.

Para testar o correto funcionamento e a eficácia de cada um dos algoritmos, foram utilizados quatro modelos de FDTD a duas dimensões, onde se pretende representar quatro cenários distintos. Assim, com o FDTD foi possível obter sinais refletidos pela mama próximos da realidade. As diferenças entre cada um dos modelos incidiram na localização do tumor, no tipo de tumor utilizado e no número de antenas utilizadas. Verificou-se que, em qualquer um dos modelos, apenas o algoritmo de remoção de artefactos baseado na filtragem adaptativa é que foi capaz de remover a reflexão da pele com eficácia, permitindo por fim realizar uma reconstrução de imagem onde foi possível detetar o tumor. Verificou-se também que, o algoritmo da janela com base na entropia em alguns dos modelos utilizados, apresentou um foco de energia perto da localização real do tumor, no entanto, ao mesmo tempo apresentou focos de energia superiores noutras localizações da mama, indicando assim a existência de falsos positivos. Os outros dois algoritmos em qualquer um dos modelos utilizados foram incapazes de remover a reflexão da pele com sucesso e, como tal, não são considerados algoritmos fiáveis num sistema de MWI. Verificou-se também que o número de antenas no sistema afeta bastante os algoritmos de reconstrução de imagem, sendo que, um

número de antenas elevado resulta numa imagem com menos ruído.

Por fim concluiu-se que, embora se tenha verificado que o método de filtragem adaptativa é capaz de detetar o tumor, ele apresenta um desvio considerável em relação à localização real do tumor. Este problema acontece porque as ondas eletromagnéticas ao propagar pela mama, são sujeitas a diversas velocidades de propagação diferentes, sendo assim impossível determinar um valor de velocidade durante a realização da reconstrução da imagem. Como tal, conclui-se que a MWI baseada em radar pode ser utilizada como uma técnica que permite detetar se existe, ou não, um tumor, no entanto, é necessário complementar com uma outra técnica de Imagem Médica que apresente resultados mais exatos quanto à sua localização.

5.2 Propostas de Trabalho Futuro

Como trabalho futuro, seria interessante realizar mais modelos FDTD-2D com outras características, como por exemplo: Um modelo constituído por dois nódulos; Um modelo constituído por um tecido adiposo mais heterogéneo; Um modelo que represente um corte na mama numa profundidade superior, ou seja, o nódulo é constituído por umas características dielétricas diferentes.

Outro ponto a ser desenvolvido no futuro passa por, adaptar todo o sistema a duas dimensões para um sistema a três dimensões e tentar perceber as implicações que esta adaptação tem sobre os algoritmos de pré-processamento e de reconstrução de imagem.

Referências

- [1] Standard for safety levels with respect to human exposure to radio frequency electromagnetic fields, 3 kHz to 300 GHz. 2006. (p. 12)
- [2] Vera Lúcia Arreigoso. Portugal entre os países onde o cancro da mama mata menos, 2018. URL <https://expresso.sapo.pt/sociedade/2016-11-23-Portugal-entre-os-paises-onde-o-cancro-da-mama-mata-menos>. (p. 2)
- [3] Xu; Hagness Susan; Van Veen Barry Bond, Essex; Li. Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer. 51, 2003. (p. 26)
- [4] Jacques; Soerjomataram Isabelle; Siegel Rebecca; Torre Lindsey; Jemal Ahmedi Bray, Freddie; Ferlay. Globocan estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. (pp. 1 e 2)
- [5] Liga Portuguesa Contra Cancro. Cancro da mama @ONLINE, 09-02-2018. URL <https://www.ligacontracancro.pt/cancro-da-mama/>. (pp. 1 e 2)
- [6] M. V. Coifman, R. R; Wickerhauser. Entropy-based algorithms for best basis selection. 38, 1992. (p. 37)
- [7] Stephen W Duffy, Laszlo Tabar, Anne Helene Olsen, Bedrich Vitak, Prue C Allgood, Tony HH Chen, Amy MF Yen, and Robert A Smith. Absolute numbers of lives saved and overdiagnosis in breast cancer screening, from a randomized trial and from the breast screening programme in England. *Journal of medical screening*, 17(1):25–30, 2010. (p. 7)

- [8] Xu; Hagness Susan; Stuchly Maria Fear, Elise; Li. Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localization of tumors in three dimensions. 49, 2002. (p. 27)
- [9] O P Gandhi. Some present problems and proposed experimental phantom for sar compliance testing of cellular telephones at 835 and 1900 Mhz. 2002. (p. 12)
- [10] Direção Geral de Saúde, 2013. Doenças oncológicas em números - 2013. (pp. 1 e 2)
- [11] S Haykin. Adaptive filter theory - chapter 13 - recursive least squares, 2018. URL [http://users.ics.forth.gr/tsakalid/UVEG09/Book/Haykin-AFT\(3rd.Ed.\)_Chapter13.pdf](http://users.ics.forth.gr/tsakalid/UVEG09/Book/Haykin-AFT(3rd.Ed.)_Chapter13.pdf). (pp. 29 e 30)
- [12] Naima; Hu Wen Chen Islam, Md. Shafiul; Kaabouch. A survey of medical imaging techniques used for breast cancer detection. 2013. (pp. 9, 10, e 11)
- [13] Aslina Abu; Bialkowski Marek Khor, Wee Chang; Bakar. Investigations into breast cancer detection using ultra wide band microwave radar technique. 2009. (pp. xv, 4, 13, 15, 16, e 17)
- [14] Ian; Leendertz Jack; Preece Alan; Benjamin Ralph Klemm, Maciej; Craddock. Radar-based breast cancer detection using a hemispherical antenna array - experimental results. 57, 2009. (pp. xvi, 21, e 22)
- [15] Mariya Lazebnik. A large-scale study of the ultrawideband microwave dielectric properties of normal, benign and malignant breast tissues obtained from cancer surgeries. 52, 2007. (p. 44)
- [16] Nguyen Thi Tuyet; Li Er-Ping; Thang Nguyen Duc Lim, Hooi Been; Nhung. Confocal microwave imaging for breast cancer reconstruction algorithm. 55, 2008. (pp. 37 e 39)
- [17] Margaret T Mandelson, Nina Oestreicher, Peggy L Porter, Donna White, Charles A Finder, Stephen H Taplin, and Emily White. Breast density as a predictor of mammographic detection: comparison of interval-and screen-detected cancers. *Journal of the National Cancer Institute*, 92(13):1081–1087, 2000. (p. 8)
- [18] José Carlos Marques. Técnicas de deteção precoce do cancro da mama, 2018. URL <http://www.atlasdasaude.pt/publico/content/tecnicas-de-detecao-precoce-do-cancro-da-mama>. (pp. 3 e 4)

- [19] E; Soh C; Low K Maskooki, A; Gunawan. Frequency domain skin artifact removal method for ultra-wideband breast cancer detection. 2009. (pp. 30, 31, 32, e 49)
- [20] World Wealth Organization. Cancer today, 2018. URL <https://gco.iarc.fr>. (pp. xv, 2, e 3)
- [21] J Piou. A state identification method for 1-d measurements with gaps. 2005. (pp. 32 e 34)
- [22] T D; Wells W A; Pogue B W Poplack, S P; Tosteson. Electromagnetic breast imaging: Results of a pilot study in women with abnormal mammograms. 243, 2007. (p. 44)
- [23] Mark; Popovic Milica Porter, Emily; Coates. An early clinical study of time-domain microwave radar for breast health monitoring. 63, 2016. (pp. 18, 19, 20, e 21)
- [24] SaudeBemEstar. Imagiologia, 2018. URL <https://www.saudebemestar.pt/pt/exame/imagiologia/>. (p. 4)
- [25] Elise Sill, Jeff; Fear. Tissue sensing adaptive radar for breast cancer detection - experimental investigation of simple tumor models. 53, 2015. (pp. xvi, 22, 23, 24, e 27)
- [26] Nikolai; Kim Hyuj-Je; Lee Jong-Moon; Jeon Soon-Ik Son, Seong-Ho; Simo-nov. Preclinical prototype development of a microwave tomography system for breast cancer detection. 32, 2010. (pp. xv, xix, 13, 14, 15, e 16)
- [27] Lofti; Meriah Sidi Mohammed; Chouiti Sidi Mohammed; Boussahla Miloud Taleb, Sarra; Merad. Tumor detection by microwave radar imaging system. 32, 2017. (pp. xv, xvi, 17, 18, 19, e 37)
- [28] Agilent Technologies. Agilent basics of measuring the dielectric properties of materials. (p. 44)
- [29] Ana; Sousa Marta; Mesquita Romeu; Reis Alcinda Vilaverde, Filipa; Rocha. Tomossíntese mamária: O que o radiologista deve saber. XXVIII, 2016. (p. 9)
- [30] Francois Zhi, Wanjun; Chin. Entropy-based time window for artifact removal in UWB imaging of breast cancer detection. 49, 2006. (pp. 35, 36, e 52)

