



**UNIVERSIDADE DO ALGARVE**

**Deteção automática de fraturas ósseas em imagens ultrassónicas**

Nuno Manuel da Costa Fernandes

**Dissertação**

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrónica e Telecomunicações

**Trabalho efetuado sobre a orientação de:**

Maria da Graça Cristo dos Santos Lopes Ruano

2013



**UNIVERSIDADE DO ALGARVE**

**Deteção automática de fraturas ósseas em imagens ultrassónicas**

Nuno Manuel da Costa Fernandes

**Dissertação**

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrónica e Telecomunicações

**Trabalho efetuado sobre a orientação de:**

Maria da Graça Cristo dos Santos Lopes Ruano

2013

# **Deteção automática de fraturas ósseas em imagens ultrassónicas**

## **Declaração de autoria do trabalho**

Declaro ser o(a) autor(a) deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluída.

## **Copyright©**

A Universidade do Algarve tem o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicitar este trabalho através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, de o divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor

## **Dedicatória e agradecimentos**

Agradeço à Professora Doutora Maria da Graça Ruano toda a orientação, disponibilidade, apoio e amizade ao longo desta dissertação e durante todo o tempo que frequentei a Universidade do Algarve uma vez que me acompanhou desde o primeiro dia.

Agradeço a todos os docentes que me transmitiram conhecimentos tão valiosos e importantes ao longo de todo o curso.

Agradeço em especial aos meus pais, Maria João Fernandes e Manuel José Fernandes, por serem um exemplo de vida, a minha fonte de inspiração, todo o apoio, motivação e incentivo. Sem eles nada seria possível.

Agradeço à minha companheira Anastasiya Kolesnikova por me apoiar em todas as horas e ser uma fonte de inspiração para mim.

Agradeço a toda a minha família, destacando os meus padrinhos Victória Marreiros e António Marreiros e os meus primos Paulo e Nuno Costa por serem exemplos que procuro seguir.

Agradeço ao meu companheiro académico Jorge Zeferino, a sua lealdade, amizade e companheirismo desde o 3º ano escolar até aos dias Universitários.

Agradeço a todos os meus colegas, em especial ao Miguel Ponte, Tiago Encarnação, Ozias Barros, ao Helder Duarte e ao Luís Nascimento por terem sido autênticos companheiros durante todo o curso.

## Resumo

A atual exposição da população mundial a radiação é um fator que não pode ser ignorado. Um dos maiores problemas da radiação é que a mesma é cumulativa, sendo de ter em consideração a radiação oriunda de outras fontes, como a radiação solar. A necessidade de se evitar ao máximo fontes de radiação deste género faz com que, se possível, se possam evitar técnicas de diagnóstico que impliquem o uso de radiação-ionizante, como é o caso dos raios-X. Esta necessidade ainda se torna maior quando os pacientes são crianças e jovens, onde o seu organismo ainda se encontra em desenvolvimento, tornando-os vítimas mais frágeis deste tipo de radiação.

O objetivo deste projeto de dissertação é a criação de um método de deteção automático de fraturas ósseas em ossos longos, recorrendo a imagens ultrassonográficas. O ultrassom é um tipo de onda que tem inúmeras aplicações em diferentes áreas (medicina, engenharia, ciência em geral, etc.) e é livre de radiação-ionizante. Adicionalmente, a instrumentação clínica de diagnóstico é de menor dimensão, maior facilidade de utilização, e maior economia, quando comparada com a instrumentação baseada em raio-X.

A presente tese de dissertação torna perceptível o porquê de não se usar muito os ultrassons, sendo que um dos principais entraves à aplicação generalizada deste tipo de onda na identificação de fraturas ósseas é a dificuldade de interpretação das imagens, uma vez que as mesmas se encontram corrompidas com ruído. O tipo de ruído presente neste tipo de imagens é bastante característico das mesmas e tem a denominação de *Speckle Noise*, sendo este conhecido por dar um efeito de pequenos salpicos, em vários tons de cinza, na imagem toda.

Para atingir o objetivo global desta tese, consideraram-se três objetivos distintos: a eliminação de ruído da imagem, a deteção do osso e a deteção da fratura. A prossecução sequencial destes três objetivos permite a identificação da fratura óssea nas imagens ultrassónicas.

No que concerne a redução de *Speckle Noise* neste tipo de imagens, foram estudados alguns dos métodos existentes na literatura e comparados os seus resultados com um método desenvolvido especificamente para aplicação em imagens ultrassónicas de ossos

longos. Os métodos selecionados de entre os da literatura abrangem tanto o domínio do tempo como o da frequência. O método proposto é totalmente no domínio do tempo e caracteriza-se por ser analiticamente simples e de fácil implementação computacional. A avaliação comparativa destes métodos considerou a capacidade dos mesmos preservarem na imagem três fatores: a informação radiométrica, a informação nos contornos da imagem e a resolução espacial da própria imagem. Os resultados demonstram que o método proposto – *Simple Speckle Removal* consegue reduzir o ruído *Speckle* das imagens de forma equivalente aos métodos de melhor performance já existentes, sendo simples de implementar e muito mais rápido computacionalmente.

O segundo objetivo, o da identificação do osso na imagem, foi conseguido mediante o desenvolvimento de uma técnica de rastreio de osso. Tal é conseguido percorrendo toda a extensão da imagem em busca de uma linha que traduza a forma do osso. Esta metodologia pode usar-se noutras aplicações em que se pretenda identificar um ‘caminho’ numa imagem.

O terceiro e último objetivo é o da identificação das fraturas ósseas. Para garantir a sua deteção foram desenvolvidos três métodos de pesquisa de fratura, os quais atuam em simultâneo. Dois destes métodos fazem a pesquisa associando pontos aleatórios da imagem, um considerando 3 pontos e o outro refinando a pesquisa recorrendo a 5 pontos. O terceiro método faz o rastreio da imagem percorrendo-a em toda a sua extensão em busca de descontinuidades significativas na linha do osso. As fraturas identificadas por cada um destes métodos são assinaladas na imagem original.

Assim, a conjugação destas três etapas desenvolvidas veio permitir que as imagens clínicas de ultrassom de fraturas ósseas, que sejam colocadas na entrada do algoritmo global desenvolvido, sejam devolvidas ao utilizador, em curto espaço de tempo, com as fraturas ósseas assinaladas. Os resultados demonstram que o método *Simple Speckle Removal* permite uma redução de cerca de 20% do tempo de execução do método com menor tempo de execução e equivalente desempenho em termos de avaliação visual da remoção do ruído de entre os métodos que já existiam publicados. Uma vez que, de entre as imagens disponíveis para teste dos algoritmos, 6 continham fraturas ósseas assinaladas clinicamente com setas e 2 apresentavam deformação e disrupção do tecido cortical, e, uma vez que o algoritmo assinala sempre os círculos sobre as imagens originais, verificaram-se 38% de falsos positivos no que concerne a identificação da localização da

fratura óssea. O algoritmo proposto identificou corretamente (verdadeiros positivos) 63% das imagens.

Considera-se relevante dar continuidade a este trabalho de investigação, nomeadamente no que concerne o teste dos algoritmos desenvolvidos num leque mais variado de imagens ultrassónicas de possíveis fraturas em ossos longos, e, no aperfeiçoamento do algoritmo de identificação de fratura para evitar a identificação em localização anterior à da fratura, como ocorre atualmente.

## Abstract

The current world population exposure to radiation is a factor that cannot be ignored. The major problem of radiation is that it is cumulative which means that other radiation sources like solar radiation, for instance, should also be taken into account. Therefore care should be taken with radiation doses, particularly the avoidable ones, such as the ionizing-radiation contained in X-Ray diagnostic techniques.

The main goal of this thesis is the development of an automatic method of detecting long bone fractures, when ultrasound imaging is applied. The ultrasound is a type of wave that has numerous applications in different fields (such as medicine, engineering, science in general, etc) and it's free-ionizing radiation. Additionally, clinical diagnostic instrumentations are smaller, easier to use and much cheaper when compared to other X-Ray based equipment. The present low usage of ultrasound's bone imaging is due to the difficulty in interpreting the clinical images due to the existence of high levels of speckle noise, noise always existent in ultrasound images. This kind of noise covers the entire image with small splashes, in various shades of gray, destroying clinically relevant information.

To achieve the overall goal of this thesis, three distinct goals were considered: noise reduction from the image, detection of the bone itself, and, detection of the fracture present in the detected bone. Joint and sequential application of these three procedures will allow the automatic identification of long bone fractures in ultrasound images.

Regarding the stage of Speckle Noise reduction, particularly aiming processing ultrasound images, some of the literature existent methods are present and a brand new method, specially created for long bones ultrasound images was created. Results obtained with the proposed method are compared with those obtained with already existent ones. The methods selected from literature operate either in time domain or frequency domains. The proposed method is entirely in time domain and is characterized by being analytically simple and with an easy computational implementation. The performance evaluation of these methods takes into account the preservation of three very important factors: the radiometric information, the information in the image contours and the spatial resolution of the image itself. Results demonstrate that the proposed method –Simple Speckle

Removal- can reduce the speckle noise equivalently to the literature's methods being simpler to implement and much faster than the other published methods.

The second objective is the identification of the bone itself. It was achieved by developing a technique for screening the bone. The method covers the entire length of the image searching for a line that reflects the shape of the bone. This methodology can be used in other applications where the user tries to find a path in an image.

The third and final objective is the identification of the bone fracture. To ensure its detection three methods were developed, acting simultaneously. Two of these methods perform the detection considering 3 and 5 random points in the image where its coordinates will be compared and analyzed. The third method is the screening of the image by scrolling across its length in search of a significant discontinuity in the line of the bone. The fractures identified by each of these methods are indicated in the original image as yellow circles.

The combination of these three stages makes possible that when inputting the original ultrasound image as input of the developed global algorithm, one can have at the output the original image but with the detected fractures marked, within a short period of time. The results demonstrate that the Simple Speckle Removal method allows a reduction of about 20% on computational execution time when compared with the least time consuming method among the best performed published methods. Among the images employed in this project, 6 had the fracture indicated with an arrow and 2 showed deformation and disruption of cortical tissue. Since the algorithm developed always indicates the circle on the original images, we detect 38% of false positive fractures with respect to identifying the location of the fracture in bone. The proposed algorithm identified correctly (true positives) 63% of the images.

Present research work should be followed, particularly testing more long bone ultrasound images with the proposed methods and it is also important to improve the fracture identification algorithm to avoid the fact that some fractures are detected before the real fracture happen.

## Índice

Declaração de autoria do trabalho .....	i
Dedicatória e agradecimentos .....	ii
Resumo.....	iii
Abstract .....	vi
Capítulo 1- Introdução .....	1
1.1. Motivação.....	1
1.2. Objetivos Propostos.....	1
1.3. Conteúdo da tese .....	2
Capítulo 2- Enquadramento teórico .....	3
2.1. Introdução .....	3
2.2. Imagens Ultrassónicas.....	3
2.2.1. Princípios do Ultrassom .....	3
2.2.2. Ultrassonografia .....	4
2.2.3. A problemática do Speckle Noise.....	5
2.3. Métodos de redução do Speckle Noise.....	6
2.3.1. Wavelets.....	7
2.3.2. Filtros Espaciais .....	11
2.3.3. Filtros de difusão .....	16
2.3.4. Filtros de Multi Escala .....	19
2.4. Conclusão .....	22
Capítulo 3- Métodos propostos .....	23
3.1. Introdução .....	23
3.2. Método proposto para a redução de Speckle Noise: Simple Speckle Removal (SSR) ....	23
3.2.1. O Método SSR .....	24
3.3. Identificação do Osso .....	25
3.3.1. Segunda Filtragem .....	26
3.3.2. Algoritmo de deteção do Osso.....	27
3.4. Identificação da fratura.....	33
3.4.1. Diferença de coordenadas usando 3 e 5 pontos.....	34
3.4.2. Método de Varrimento .....	39
3.5. Algoritmo Global .....	40

3.6. Conclusões .....	42
Capítulo 4- Análise de resultados.....	43
4.1. Introdução .....	43
4.1.1. Apresentação e análise das imagens originais de US com SN a usar neste projeto ..	43
4.2. Redução de Speckle Noise .....	47
4.2.1. Redução de SN com métodos existentes.....	48
4.2.2. Redução de SN com método proposto: SSR.....	69
4.2.3. Análise, Conclusões e escolha do melhor método de redução de Speckle Noise .....	75
4.3. Identificação do Osso.....	82
4.3.1. Aplicação do algoritmo de Identificação do Osso.....	82
4.3.2. Conclusões sobre o algoritmo de Identificação do Osso.....	84
4.4. Identificação da Fratura.....	84
4.4.1. Aplicação do algoritmo de Identificação da Fratura .....	84
4.4.2. Conclusões sobre o algoritmo de Identificação da Fratura .....	86
4.5. Conclusões .....	90
Capítulo 5- Conclusões e Trabalho Futuro.....	92
5.1. Conclusões .....	92
5.2. Trabalho Futuro.....	93
Referências.....	95

## Índice de Figuras

Figura 1 – Modelo WSD, adaptada de [5].....	8
Figura 2 - Diagrama esquemático da Matriz representativa da imagem quando aplicada uma decomposição de nível 1 .....	10
Figura 3- Diagrama esquemático da Matriz representativa da imagem quando aplicada uma decomposição de nível 2 .....	10
Figura 4- Diagrama Esquemático das operações efetuadas pelos filtros Multi Escala .....	21
Figura 5- Zonas típicas em imagens US de ossos longos.....	24
Figura 6- Representação gráfica da percentagem e localização na imagem da zona considerada exclusivamente constituída por ruído, em imagens US de ossos longos .....	24
Figura 7- Histograma de imagem filtrada referente a fratura na fíbula distal (I) .....	28
Figura 8- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo A. ....	29
Figura 9- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo B. ....	30
Figura 10- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo C. ....	30
Figura 11- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo D. ....	31
Figura 12 - Detecção de novo caminho do Algoritmo de Pesquisa de Osso .....	32
Figura 13- Detecção de novo píxel no Algoritmo de Pesquisa de Osso .....	33
Figura 14- Algoritmo de identificação de fratura, Processo E .....	35
Figura 15- Algoritmo de identificação de fratura, Processo F .....	36
Figura 16- Algoritmo de identificação de fratura, Processo G.....	37
Figura 17 - Algoritmo de identificação de fratura, Processo H.....	38
Figura 18- Algoritmo de deteção de fratura, Processo I.....	38
Figura 19- Algoritmo de deteção de fratura, Processo J .....	39
Figura 20- Algoritmo de deteção de fratura, Processo L .....	40
Figura 21- Processo representativo do algoritmo global.....	41
Figura 22 – Fratura do eixo Úmero Proximal com interrupção do tecido cortical.....	44
Figura 23- Fratura de stress da Fíbula Distal .....	44
Figura 24- Fratura de stress na Tíbia com formação de calo .....	45
Figura 25- Histograma referente à primeira fratura do eixo úmero proximal .....	46
Figura 26- Histograma Vs. Imagem Original.....	47
Figura 27- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Haar Wavelet .....	50
Figura 28 - Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Frost Filter .....	52
Figura 29 - Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Sigma Filter .....	54
Figura 30- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Lee Filter.....	56
Figura 31- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Kuan Filter .....	58
Figura 32- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Median Filter .....	60
Figura 33- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Gamma Map Filter.....	62
Figura 34 - Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Wiener Filter .....	64
Figura 35- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Homomorphic Filter .....	66
Figura 36- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o SRAD Filter .....	68
Figura 37- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o SSR com janela [30,90] % .....	69
Figura 38- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o SSR com janela a [20,80] % .....	70
Figura 39 – Imagem filtrada com SSR janela de [30,70] % Vs. Imagem filtrada usando o SSR com janela de [20,80]%.....	71
Figura 40– Imagem filtrada com SSR janela de [30,70] % Vs. Imagem filtrada usando o SSR com janela de [20,80]%.....	72

Figura 41 - Imagens Originais Vs. Imagens filtradas usando o SSR .....	74
Figura 42 – Medição do tempo de execução para uma imagem US com SN .....	76
Figura 43 – Medição do tempo de execução total (T <sub>exe</sub> ) para um método de filtragem .....	77
Figura 44 – Imagem original Vs. Imagem com identificação do osso .....	83
Figura 45 – Imagem original Vs. Imagem com possíveis fraturas detetadas pelos círculos amarelos .....	86

## Índice de tabelas

Tabela 1 – Medição dos tempos de execução .....	78
Tabela 2 – Tabela resumo: avaliação visual de cada método.....	80
Tabela 3 – Tabela resumo: escolha do melhor método .....	81
Tabela 4 – Tabela resumo referente à detecção das fraturas.....	89
Tabela 5 – Percentagem de falsos positivos e de verdadeiros positivos .....	90

# **Capítulo 1- Introdução**

## **1.1. Motivação**

O diagnóstico clínico atual é fortemente suportado por modalidades de imagiologia médica ionizantes como a tomografia computadorizada (TC) e a radiologia convencional. O aumento da prescrição de exames radiológicos tem sido, contudo, um dos maiores contribuintes do dramático aumento de exposição a radiação por parte da população [1].

Vários estudos têm sido feitos questionando as doses de radiação, as suas consequências e as medidas a tomar [2,3]. Em contrapartida, a imagiologia não-ionizante baseada em ultrassons (US), apesar de tão antiga como os raios-X, ainda não constitui prática corrente no diagnóstico de fraturas ósseas, campo em que a radiologia convencional e a TC são sistematicamente utilizadas.

A consulta de bibliografia reporta experiências relativamente recentes de utilização dos US como meio de diagnóstico em lugares remotos [4], em alguns casos emergência médica [5], e, em emergência pediátrica [6,7]. Fatores como a inexistência (tanto quanto se sabe) de estandartes de protocolos de exame (Pe) de fraturas ósseas (contrariamente ao ocorrido com as tradicionais modalidades ionizantes [8]) e a dificuldade de interpretação das imagens de US [9] constituem entraves à aplicação generalizada dos US na identificação de fraturas ósseas.

Neste contexto, a motivação do presente projeto de dissertação é oferecer uma alternativa de diagnóstico de fraturas ósseas, especialmente em ossos longos, livre de radiações-ionizantes, como é o caso de técnicas que têm o mesmo objetivo, como por exemplo os raios-X.

## **1.2. Objetivos Propostos**

O objetivo global proposto é o do desenvolvimento de uma ferramenta computacional de apoio ao diagnóstico clínico de fraturas ósseas quando se recorre a imagens US.

Tal objetivo pressupõe três fases: primeiro, o desenvolvimento de métodos que permitam reduzir o mais possível o ruído presente nestas imagens. Depois, pela

identificação do osso na imagem já filtrada, implementar um procedimento que permita traçar o osso em toda a imagem. Por último, desenvolver um método que, detetando a fratura óssea presente na imagem, assinale as fraturas identificadas sobre a imagem US, para que rapidamente o utilizador possa ter informação automática da localização das fraturas.

Apesar de existirem inúmeros tipos de imagens US de ossos, este projeto cobre apenas imagens US de ossos longos. Este facto deve-se à elevada taxa de ruído associada a este tipo de imagens, que tende a ser maior quanto mais pequeno for o osso em análise, pelo que, como fase inicial na investigação no campo focaliza-se em ossos longos.

### **1.3. Conteúdo da tese**

No *capítulo 1*, pretende-se explicar a motivação e os objetivos propostos para este projeto de dissertação, apresentando-se também uma descrição do conteúdo da tese.

No *capítulo 2*, trata-se do enquadramento teórico que envolve esta tese, nomeadamente dar a conhecer o que são imagens Ultrassónicas, qual a problemática que existe em torno das mesmas e as soluções já existentes que permitem tratar essa problemática. Em suma, o segundo capítulo tem como objetivo cobrir grande parte da matéria teórica que será necessária no âmbito deste projeto de dissertação.

O *capítulo 3* pretende introduzir e explicar os métodos que têm como objetivo resolver a problemática desta dissertação, nomeadamente na redução de ruído nas imagens em estudo, na deteção do osso e, por último, na deteção das fraturas ósseas em imagens de Ultrassom com *Speckle Noise*. Neste capítulo introduzem-se métodos que até ao momento não existiam.

O *capítulo 4* tem como objetivo a análise dos resultados obtidos da aplicação dos métodos estudados já existentes e dos métodos propostos durante esta tese às imagens US de osso longo.

No *capítulo 5* serão tiradas as conclusões finais e serão abordadas algumas linhas de investigação como trabalho futuro.

# **Capítulo 2- Enquadramento teórico**

## **2.1. Introdução**

Neste capítulo será abordado o enquadramento teórico necessário à compreensão da teoria presente neste projeto de dissertação. Numa primeira fase é abordado o tema das imagens Ultrassónicas, em que se tenta perceber o que é o Ultrassom, quais as suas aplicações gerais, quais as suas aplicações na medicina e a problemática do Speckle Noise (SN) neste tipo de imagens. Depois, serão descritos alguns dos métodos existentes na literatura e selecionados para integrar esta tese com vista à redução do SN em imagens Ultrassónicas. A esmagadora maioria dos métodos existentes aplicam-se a sinais genéricos, contudo, o foco será nos que se aplicam a imagens e em especial, a imagens Ultrassónicas.

## **2.2. Imagens Ultrassónicas**

### **2.2.1. Princípios do Ultrassom**

Tal como o próprio nome indica, uma onda de Ultrassom, não é mais do que uma onda sonora (som) numa frequência (ultra) elevada, acima dos valores que são audíveis por nós, humanos.

O Ser Humano tem a capacidade de ouvir até aos 20 KHz, em tenra idade. Tendo em consideração que a população mundial tende cada vez mais a ser precoce no que respeita à surdez, muito por culpa da evolução tecnológica na área do audiovisual, em especial a que privilegia o uso de auscultadores [9], a capacidade auditiva vai diminuindo ao longo dos anos, sendo que um indivíduo em idade adulta já só ouve, em média até aos 16 KHz.

De uma forma geral, define-se um Ultrassom (US) como uma onda cuja frequência se situa acima dos 20Khz, sendo que a mesma se prolonga até à ordem de grandeza dos GHz. Assim, podemos dizer que temos dois tipos de sons: os audíveis e os não audíveis, sendo que os primeiros servem sobretudo para comunicarmos e os segundos têm inúmeras aplicações nas áreas da Engenharia, Ciência em geral e Medicina. Este

projeto de dissertação situa-se claramente no tipo de som não audível.

As técnicas que usam US foram inspiradas na forma de comunicação usada por morcegos, golfinhos e baleias. Em especial, os morcegos que não conseguindo ver, têm de emitir som e usar o eco para saberem a que distâncias estão de determinado objeto. Esta foi a inspiração para se produzirem os primeiros radares [10].

### **2.2.2. Ultrassonografia**

Em medicina, a Ultrassonografia, ou Ecografia (termo como é mais conhecido), é usada como método de diagnóstico tendo como base o uso de ondas US, as quais são refletidas pelas estruturas e órgãos do corpo humano sendo os ecos ultrassônicos representados graficamente para análise clínica. Já por mais de duas décadas que a Ultrassonografia é considerada das técnicas mais poderosas para a recolha de imagens do interior do corpo humano, mais propriamente, de órgãos e tecidos humanos, contudo, nos dias de hoje, tem vindo a ser cada vez mais usada como forma alternativa aos métodos de diagnóstico por radiação ionizante, como é o caso da deteção de fraturas ósseas [11]. Esta técnica de diagnóstico tem por base três etapas: produção da onda sonora, receção do eco e processamento dos sinais de eco para produção da imagem final a ser interpretada pelos clínicos.

De forma mais detalhada, o que acontece é que a sonda ultrassónica ligada ao ecógrafo transmite pulsos sonoros de alta-frequência, na ordem dos 2 aos 18 MHz [4], para o interior do corpo humano. As ondas sonoras são produzidas por um transdutor piezoelétrico e atingem uma fronteira entre tecidos com impedâncias acústicas diferentes, especialmente entre fluídos e tecidos macios e entre tecidos macios e osso, sendo que parte das ondas são refletidas de volta para a sonda, e que outra parte prossegue até atingirem outra fronteira e aí serem refletidas de acordo com as impedâncias acústicas dessa nova fronteira. As ondas refletidas são captadas pela sonda e retransmitidas para a máquina e, na mesma, são calculadas distâncias entre a sonda e o tecido usando um valor aproximado da velocidade do som no tecido, que é por defeito 1450 m/s. É também determinado o tempo de retorno de cada eco. Em média, tudo isto se propaga pela ordem dos milésimos de segundo. No ecrã é exibida a imagem que acaba por ser uma tradução de distâncias e intensidades dos ecos recebidos.

Em suma, pode-se dizer que este método ultrassonográfico se baseia no fenómeno de interação do som com os tecidos, que reagem de acordo com as suas propriedades

mecânicas à onda US. As vantagens deste método imagiológico no caso de diagnósticos do sistema esquelético, face a métodos que implementam o mesmo tipo de tarefa, como é o caso do Raio-X, são muitas, nomeadamente:

1. Não é invasivo, sendo que as imagens podem ser capturadas de qualquer ângulo, dando liberdade ao técnico de manusear o transdutor da forma que este achar melhor, respeitando, obviamente os protocolos de examinação existentes;
2. Não contém radiação ionizante, deixando os seus pacientes livres deste tipo de radiação que se revela extremamente perigosa para a saúde pública, em especial se o paciente for uma criança. Esta é uma das vantagens mais importantes.
3. Permite aquisição de imagens em tempo real, possibilitando, entre outras coisas, o estudo do movimento das estruturas corporais;
4. Equipamento usado é leve, de dimensões reduzidas e muito menos dispendioso, quando comparado com equipamentos que fazem o mesmo tipo de tarefas, como é o caso do Raio-X, na análise a estruturas ósseas.

A principal desvantagem do uso de imagens US em diagnóstico médico é a qualidade das imagens [11], muito prejudicada pelo Speckle Noise. Isto é ainda mais visível quando se compara este tipo de imagens com as que são geradas no Raio-X, que consegue gerar imagens muito mais nítidas e claras para os especialistas que as analisam.

## **2.2.3. A problemática do Speckle Noise**

### **2.2.3.1 Definição e enquadramento**

O SN é um fenómeno complexo, que degrada a qualidade de imagem. Este fenómeno acontece devido ao aparecimento de uma onda, que é refletida de volta, e que surge devido a múltiplas reflexões microscópicas que passam pelos órgãos internos, tornando assim ainda mais difícil a análise da imagem e o respetivo diagnóstico [13].

Como qualquer outra fonte de ruído, o *Speckle Noise* corrompe informação. Na prática, o SN introduz, na imagem uma espécie de salpico em tons de cinzento, em que vários pontos se espalham de forma aleatória e imprevisível pela imagem [11]. O que costuma acontecer é que, grande parte desses pontos, que salpicam a imagem, cobrem

também zonas de grande importância para o diagnóstico médico: no caso específico, a zona do osso e a sua envolvente. Tem impacto negativo nas imagens de US, sendo que promove uma redução no contraste da mesma e pode ser o grande responsável pela má qualidade e resolução deste tipo de imagens

Uma vez que no âmbito deste projeto se ambiciona a deteção automática da eventual fratura óssea, a localização do osso e da sua envolvente torna-se o foco de atenção. Se a imagem tiver elevado nível de ruído (SN), essa tarefa torna-se ainda mais complicada, motivo pelo qual se dedica especial atenção ao SN e a formas de o reduzir.

### 2.2.3.2 Modelo do Speckle Noise

Tal como referido no ponto anterior, o SN é aleatório, pelo facto de ser ruído, no entanto, considera-se em geral que o mesmo segue um modelo com componente multiplicativa,  $u(n,m)$  e aditiva,  $\varepsilon(n,m)$ , relacionadas pela expressão [14] mostrada de seguida:

$$g(n, m) = f(n, m) \cdot u(n, m) + \varepsilon(n, m) \quad (1)$$

Nesta expressão, a função  $g$  é a imagem observada e  $f$  é a imagem real. De acordo com a literatura no tema, verifica-se que inúmeros autores defendem que a componente aditiva é irrelevante e que assim deve ser eliminada da expressão [14] anterior (1). Assim sendo, o SN pode ser expresso por:

$$g(n, m) = f(n, m) \cdot u(n, m) \quad (2)$$

## 2.3. Métodos de redução do Speckle Noise

Existem inúmeros métodos para tentar minimizar o Speckle Noise de imagens Ultrassónicas. Considera-se vital que se tenha em consideração nestes métodos três fatores fundamentais: a preservação da informação radiométrica, a preservação da informação presente nos contornos e a preservação da resolução espacial da própria imagem. A garantia destas três condicionantes permitirá assegurar que se perde o mínimo possível de informação clínica [14]. Existem técnicas de redução de SN no domínio do

tempo, da frequência ou em ambos os domínios. Em termos globais, os filtros mais associados à redução do SN são os filtros de Lee, Kaun, Frost, Median, Hybrid e os Wavelets [14].

Passam a descrever-se sucintamente alguns tipos de filtros encontrados na literatura no sentido de comparar a sua aplicabilidade ao tipo de imagens-estudo nesta dissertação face ao método desenvolvido especificamente para esta dissertação, adiante explicando.

### 2.3.1. Wavelets

O aparecimento dos Wavelets surgiu através das transformadas de Fourier, com a necessidade de se poder aproximar sinais sem ser através de funções que tendessem para o infinito, como é o caso das funções seno e cosseno, usadas na transformada de Fourier. Outra vantagem relevante apontada às transformadas Wavelet é o facto de as mesmas conseguirem aproximar com precisão sinais com descontinuidades abruptas [14].

Os Wavelets são funções matemáticas com capacidade de decompor informação nas suas diferentes componentes de frequência, em que cada componente é estudada com a resolução que se adequa à sua escala [13].

Este tipo de transformada é de tal forma polivalente e poderoso que não serve apenas para eliminação de ruído, uma vez que existem inúmeras aplicações exigentes e complexas, tais como a compressão de dados, separação de componentes no sinal em análise, identificação de singularidades, entre outras, que são implementadas usando Wavelets.

A *transformada de Wavelet (WT)* representa uma imagem como um somatório de funções *wavelet* (Wavelet), com diferentes localizações e escalas. Qualquer decomposição de uma imagem em wavelets envolve um par de *waveforms*, em que uma representa a componente para altas frequências e outra para baixas frequências. A componente de altas frequências corresponde aos detalhes da imagem, sendo que a componente de baixas frequências, corresponde às partes mais lisas e com menos detalhe da imagem [16].

Quando a transformada Wavelet é usada para filtrar uma imagem US, segue um modelo, representado na Figura 1 [13]. Esse modelo é subdividido em três processos, em que primeiramente temos a aplicação da transformada de Wavelet Discreta (DWT), depois a parte da filtragem propriamente dita, em que é escolhido e aplicado um

*Threshold* e, por último, a aplicação da transformada de Wavelet Discreta inversa (IDWT), onde se obtém a imagem filtrada.

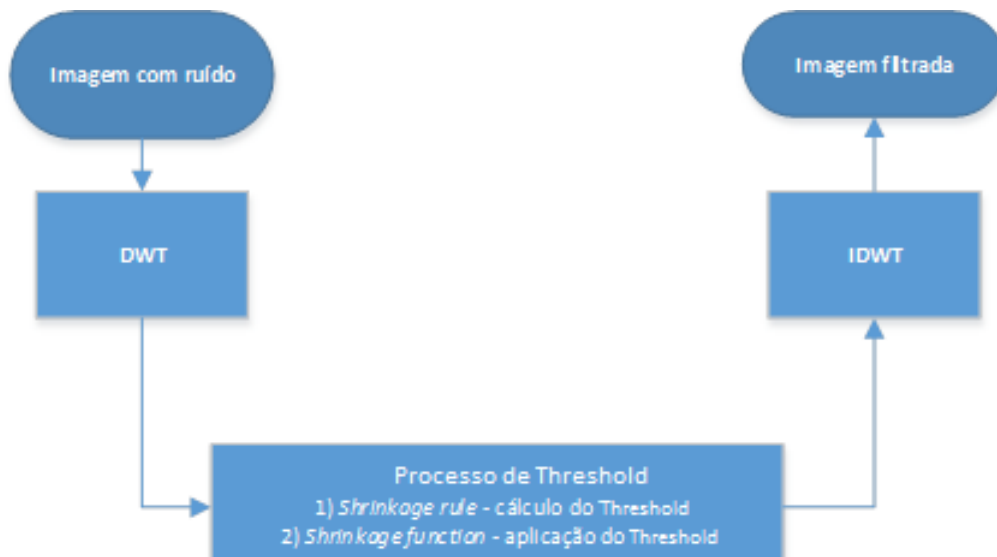


Figura 1 – Modelo WSD, adaptada de [5]

Geralmente, o que muda neste tipo de modelo, é o filtro wavelet (Haar, Symlet, etc) e o nível de *Threshold*, ou seja, muda o critério de escolha do *Threshold* a usar e isso irá definir a imagem de saída, no final do processo. A escolha do *Threshold* a usar é decisivo para o resultado final. Os métodos mais usados nesta fase, de escolha do *Threshold* são o *Soft Thresholding* e o *Hard Thresholding*, sendo que normalmente se usa o *Soft Thresholding* [13] devido à sua capacidade de reduzir mudanças bruscas que possam ocorrer na imagem, originando uma imagem cuja qualidade do objeto em análise não é afetada. Se o nível de *Threshold* for escolhido por defeito, ou seja, se o valor escolhido for demasiado baixo, corre-se o risco de a filtragem em si ser fraca e de se deixar passar ruído. Se o *Threshold* escolhido for demasiado alto, pode-se estar a impedir informação importante e, como consequência perder dados importantes para o diagnóstico médico [14].

### 2.3.1.2. Haar Wavelet

Como o próprio nome indica, a transformada *Haar Wavelet* foi inventada em 1909 pelo matemático húngaro Alfred Haar e é um caso específico da transformada discreta de Wavelet. Esta transformada é descontínua e assemelha-se bastante à função de degrau (ou

*step function*), daí ter a designação de “*square shaped*” por parte de alguns autores. Supondo que se tem determinada função  $f$ , a transformada de Haar Wavelet (HWT) para essa função é definida como sendo:

$$f \rightarrow a^L / d^L$$

Sendo que:

$$a^L = (a_1, a_2, \dots, a_n) \quad (3)$$

$$d^L = (d_1, d_2, \dots, d_n) \quad (4)$$

Onde  $L$  é o nível de decomposição,  $a$  é a aproximação à sub-banda  $d$ , a sub-banda detalhada e  $n$  representa o número total de aproximações. Após se obterem estes dados, procede-se à determinação dos coeficientes quer da sub-banda aproximada, quer da sub-banda detalhada, em que  $N$  é o número total de coeficientes:

$$a_m = \frac{f_{2m} + f_{2m-1}}{\sqrt{2}}, \quad m = 1, 2, \dots, N/2 \quad (5)$$

$$d_m = \frac{f_{2m} - f_{2m-1}}{\sqrt{2}}, \quad m = 1, 2, \dots, N/2 \quad (6)$$

Considere-se o exemplo de um sinal com tamanho 8 de comprimento:

$$f = \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8\} \quad (7)$$

O HWT decompõe  $f$  numa sub-banda aproximada, contendo as baixas frequências e noutra sub-banda, contendo as altas frequências:

$$\text{Low: } a = \frac{\{f_2 + f_1, f_4 + f_3, f_6 + f_5, f_8 + f_7\}}{\sqrt{2}} \quad (8)$$

$$\text{High: } d = \frac{\{f_2 - f_1, f_4 - f_3, f_6 - f_5, f_8 - f_7\}}{\sqrt{2}} \quad (9)$$

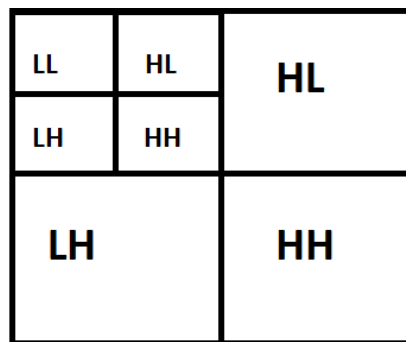
Quando o HWT é aplicado a uma imagem, o que é feito é uma primeira aplicação de um Haar Wavelet de primeiro nível em cada linha, seguido da aplicação de outro, em

cada coluna da imagem que resultou dessa primeira aplicação nas linhas. A imagem que resulta destas duas aplicações (em linhas e em colunas) é decomposta em 4 sub-bandas: LL, HL, LH e HH, em que L designa “low” e H designa “high” [17].

A sub-banda LL contém uma aproximação da imagem, sendo que as restantes contêm os detalhes em falta nesta. Se se prosseguir a nova aplicação HWT nesta imagem, ou seja, se o nível de filtragem for superior a 1, a subimagem que será filtrada é só e apenas a LL. Pode-se perceber melhor esta explicação olhando para os diagramas presentes nas figuras 2 e 3, em que se tem, respetivamente, a decomposição de nível 1 e a decomposição de nível 2.



*Figura 2 - Diagrama esquemático da Matriz representativa da imagem quando aplicada uma decomposição de nível 1*



*Figura 3- Diagrama esquemático da Matriz representativa da imagem quando aplicada uma decomposição de nível 2*

Na transformada de Haar inversa, o processo é exatamente o oposto, sendo que é decomposta pela expressão:

$$f = \left( \frac{a_1-d_1}{\sqrt{2}}, \frac{a+d_1}{\sqrt{2}}, \dots, \frac{a_{N/2}-d_{N/2}}{\sqrt{2}}, \frac{a_{N/2}+d_{N/2}}{\sqrt{2}} \right) \quad (10)$$

Onde a ordem de aplicação se verifica de forma oposta, ou seja, onde se aplica primeiro nas colunas e só depois nas linhas.

## 2.3.2. Filtros Espaciais

### 2.3.2.1. Frost Filter

O Frost Filter [19] é um filtro baseado no coeficiente de variação da intensidade da imagem, que pode ser expresso através do rácio entre o desvio padrão local e a média das intensidades local, da imagem com ruído. Este filtro, de uma forma mais generalizada, substitui o pixel atual pelo que é dado pela expressão seguinte:

$$W(x, y) = e^{-KC^2 I(x',y')/(x,y)} \quad (11)$$

Na expressão,  $K$  é a constante que controla a taxa de amortecimento, referente à função que nos dá a resposta impulsiva [19]. A expressão  $(x',y')$  denota o *pixel* a ser filtrado. Note-se que quando a expressão  $CI(x',y')$  tem um valor muito baixo, toda a equação se comporta como um filtro passa baixo (*Low Pass Filter*), sendo que, numa situação dessas, a imagem resultante tende a tornar os contornos mais suaves. Quando a mesma parte da expressão tende a ter um valor muito elevado, existe a tendência, por parte da nova imagem, a preservar mais a imagem original.

### 2.3.2.2. Sigma Filter

O filtro em questão, suaviza a imagem, tendo em conta os pixéis vizinhos, no entanto, apenas inclui os pixéis que têm um valor que não se desvia muito do valor do pixel atual, sendo que para isso é considerado um valor de intervalo de decisão. A gama de valores a usar é definida pelo desvio padrão dos valores de intensidade de pixel dentro da vizinhança. O Sigma Filter tem a capacidade de preservar melhor as arestas das imagens quando comparado, por exemplo ao Median Filter [19], que será visto adiante.

Considere-se o Sigma Filter (SF) na sua forma mais geral, bem como a estrutura de uma imagem para que a expressão que define a mesma seja a seguinte [20]:

$$y(i, j) = x(i, j) + n(i, j) \quad (12)$$

Em que  $y(i,j)$  é a imagem observada,  $x(i,j)$  é a imagem sem ruído e  $n(i,j)$  é o ruído Gaussiano aditivo. Sabe-se, pelo que foi visto no capítulo anterior, em especial nas

expressões 1 e 2, que o SN não se distribui de acordo com que está expresso na expressão 12 mas sim de forma aditiva. No entanto, o SF, apesar de conseguir filtrar SN, é um filtro mais dedicado à redução de ruído aditivo do tipo Gaussiano,  $N(\mu, \sigma^2)$ .

A ideia base do SF é que o ruído Gaussiano, com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$  tem cerca de 95% das suas amostras entre valores que se situam na gama  $[\mu-2\sigma, \mu+2\sigma]$ . Aplicando este modelo à expressão 12, para cada pixel,  $y(i,j)$ , da imagem observada, um novo valor médio de pixel é determinado dentro do intervalo  $[y(i,j)-2\sigma, y(i,j)+2\sigma]$ . Assim, cada pixel da imagem de output,  $f(i,j)$ , é substituído pela média local determinada no intervalo mencionado [20].

Outro dado importante no SF é a janela usada. Geralmente usa-se uma janela  $M \times M$  em que  $M$  compreende valores ímpares numa gama de 3 a 9 [20].

### 2.3.2.3. Lee Filter

O Lee Filter (LF) foi usado, primeiramente, para filtragem de SN em imagens de radares. Este filtro tem a capacidade de suavizar a imagem com um mínimo de perda de informação das arestas e preservando, o mais possível, a sua nitidez [21].

A característica que mais prejudica o desempenho do Filtro de Lee são as suas limitações quanto às dimensões do mesmo, sendo que, se este for demasiado pequeno, a filtragem de ruído não é eficiente e, se este for demasiado grande, a qualidade da imagem de output é seriamente afetada, uma vez que detalhes subtis serão perdidos no processo de filtragem [21], em particular no caso desta dissertação, em que se pretende detetar subtis fraturas ósseas. De salientar ainda que, a janela defendida por alguns autores [21], que consegue satisfazer as condições de não ser nem demasiado pequena, nem demasiado grande, de forma a tornar o processo de filtragem eficiente sem que a imagem perca demasiados detalhe é a dimensão de  $7 \times 7$ .

A expressão que define o Filtro de Lee [21], na sua vertente mais simplificada, é expressa pela expressão 13:

$$U(x, y) = I(x, y)W(x, y) + I'(x, y)(1 - W(x, y)) \quad (13)$$

Onde  $I'$  é o valor médio de intensidade na janela considerada e  $W(x,y)$  é o

coeficiente do filtro calculado pela expressão 14:

$$W(x, y) = 1 - \frac{Cb^2}{Ci^2 + Cb^2} \quad (14)$$

Em que  $Ci$  é o coeficiente de variação da imagem com ruído e  $Cb$  é o coeficiente do ruído. De uma forma geral, o valor de  $W(x,y)$  aproxima-se de zero em áreas cujas intensidades sigam uma distribuição uniforme.

#### 2.3.2.4. Kuan Filter

O Filtro de Kuan (KF) é um filtro que se assemelha em muito ao LF, falado no ponto anterior, sendo que tem também a capacidade de alisar a imagem sem que desta sejam retirados contornos e preservando, ao máximo, a nitidez da imagem [21]. Numa primeira fase, a aproximação feita por este filtro é a de tentar transformar o ruído multiplicativo em ruído aditivo, diretamente dependente do sinal associado. Numa segunda fase, é aplicado o critério do *Mean Square Error (MSE)*.

A expressão resultante é em muito semelhante à do LF, sendo dada à mesma pela expressão 13, com a diferença que o coeficiente  $W(x,y)$  tem um peso diferente:

$$W(x, y) = \frac{1 - \frac{Cb^2}{Ci^2}}{1 + Cb^2} \quad (15)$$

À semelhança com o LF, também o KF tem problemas com as dimensões do filtro, sendo que, se o mesmo for demasiado pequeno, a filtragem não tem a eficiência desejada e, se for demasiado grande, perde-se detalhe e qualidade na imagem de saída. A janela mais usada e defendida por alguns autores [21], volta a ser  $7 \times 7$ , pelos mesmos motivos que é usada no LF: consegue satisfazer as condições de não ser nem ser demasiado pequena, nem demasiado grande, de forma a tornar o processo de filtragem eficiente sem que a imagem perca demasiados detalhes.

### 2.3.2.5. Median Filter

O Medial Filter (MF), é um filtro espacial, não-linear cuja tarefa de remoção de ruído, de uma forma geral, é feita através da substituição do valor de determinado pixel, pelo valor do meio da janela considerada [20]. Por exemplo, considerem-se os valores {1 2 5} o resultado, se for aplicado o MF a esse conjunto de dados, é o 2. Se considerarmos os valores {1 100 3}, o valor resultante, após a aplicação de um MF será 100. O MF acaba por simplificar a imagem em questão, ao lhe remover amostras. Este processo pode não ser compensador quando o objetivo é remover ruído, uma vez que nada indica que o pixel do meio é ruído, porque pode até nem ser [23].

Apesar de tudo, este filtro é apontado por alguns autores como uma boa ferramenta para melhorar contornos da imagem [20-23]. No âmbito deste projeto de dissertação, ao melhorar os contornos da imagem acaba por ajudar na detecção do osso, em especial, na detecção do tecido cortical, que é a parte que envolve o osso e cujo detalhe deve ser preservado.

### 2.3.2.6. Gamma Map Filter

Primeiramente desenvolvido por Kuan, o autor do Kuan Filter, o *Gamma Map Filter* (GMF) teve, na sua fase inicial, uma aproximação conhecida como *Maximum a Posteriori* (MAP), que requeria o conhecimento a posteriori (ou prévio) da função densidade de probabilidade (PDF) da imagem, no entanto houve a introdução da expressão [20] pela qual este filtro é conhecido nos dias de hoje, assumindo uma determinada distribuição gama e definindo dois *Thresholds* [21]. A expressão final é dada pelas expressões seguintes:

$$U(x', y') = I'(x', y') \quad se \quad Ci(x', y') < Cb \quad (16)$$

$$U(x', y') = \frac{(\alpha-L-1)I'(x', y') + \sqrt{I'^2(x', y')(\alpha-L-1) + 4\alpha LI'(x', y')}}{2\alpha} \quad se \quad Cb < Ci(x', y') < Cmax \quad (17)$$

$$U(x', y') = I'(x', y') \quad se \quad Ci(x', y') > Cmax \quad (18)$$

Onde:

$$Cmax = \sqrt{2Cb} \quad (19)$$

$$\alpha = \frac{1+Cb^2}{Ci^2(x',y')-Cb^2} \quad (20)$$

### 2.3.2.7. Wiener Filter

Este é um filtro mais usado na remoção de *Blur Noise*, no entanto, alguns autores colocam o Wiener Filter (WF) como uma boa ferramenta na remoção de SN [14, 15, 16]. O filtro de Wiener tem como principal parâmetro a variância local da imagem,  $\sigma_x^2$ , sendo que, quando o valor da mesma é elevado, a imagem resultante tende a ficar menos suave. Quando, por sua vez, o valor da variância local é baixo, a imagem resultante tenderá a ser mais suave e nítida.

É importante referir que se  $\mu = E(X)$ , é a média do valor aleatório da variável X, então a variância é definida como sendo  $\sigma_x^2 = E((X - \mu)^2)$ .

O WF é também conhecido por preservar contornos da imagem e características de alta frequência da mesma, contudo, requer maior tempo de computação que processos de filtragem mais lineares [23]. A sua expressão, no domínio da frequência, é dada pela equação 21:

$$W = \frac{f * S_s}{f * S_s + S_w} \quad (22)$$

Onde  $f$  é o filtro que convolve com a imagem de *input*, ou seja, a imagem com ruído.  $S_w$ , é a potência do espectro do ruído e  $S_s$ , é a potência do espectro da imagem. A expressão 22 pode ainda ser simplificada, uma vez que  $f$  pode ser considerado como tendo o valor 1, uma vez que a imagem de *input* é considerada sem a aplicação de nenhum filtro prévio. Assim sendo, teremos uma nova expressão:

$$W = \frac{S_s}{S_s + S_w} \quad (23)$$

O parâmetro  $S_s$  tem de ser determinado e isso pode ser feito através da expressão 24, mostrada de seguida.

$$S_S = \frac{\sigma_s^2}{\mu x^2 + \mu y^2} \quad (24)$$

Onde  $\sigma_s$  é a variância local da imagem de input, vista anteriormente, e  $\mu x$  e  $\mu y$  são as coordenadas de frequência cujos valores se situam entre  $[-\pi, \pi]$ .

### 2.3.2.8. Homomorphic Filter

O *Homomorphic Filter* (HF) tenta aplicar melhorias na imagem através da combinação de si mesmo com a inversa da Fast Fourier Transform (FFT). A função que descreve o filtro HF é dada pela expressão  $H(u, v)$  que é apresentada na equação 25, onde  $D_0$  é a frequência de corte,  $\delta L$  é o ganho em baixa-frequência,  $\delta H$  é o ganho em alta frequência,  $u$  e  $v$  são as coordenadas espaciais da frequência e  $N$  é a dimensão da imagem no domínio espacial de  $u$  e  $v$ .

$$H(u, v) = \delta L + \frac{\delta H}{1 + \left(\frac{D_0}{D(u, v)}\right)^2} \quad (25)$$

Onde:

$$D(u, v) = \sqrt{2(u - N/2)^2 + (v - N/2)^2} \quad (26)$$

### 2.3.3. Filtros de difusão

Os Filtros de Difusão têm uma aproximação muito característica ao SN. A forma como tentam remover este tipo de ruído é implementada através de equações diferenciais.

#### 2.3.3.1. Speckle Removing Anisotropic Diffusion (SRAD)

O SRAD, não só preserva os contornos da imagem, como os consegue melhorar através da inibição da difusão do filtro através das arestas da imagem, permitindo a difusão em ambos os lados da aresta em análise [25]. A técnica de difusão, usada pelo SRAD, é baseada na mesma aproximação de filtragem usada pelos filtros de Lee, Kuan e

Frost, usando o mínimo erro quadrático médio (MSE, *minimum square error*), na sua definição. Devido a isto, alguns autores [22,25] mencionam semelhanças entre este filtro com os restantes três mencionados e já descritos em pontos anteriores.

### 2.3.3.1.1. Anisotropic Diffusion (AD)

Da definição de SRAD, surge o termo *Anisotropic Diffusion* (AD). A AD surge com a equação diferencial parcial (*Partial Differential Equation, PDE*) proposta por Perona e Malik [26,27,28], através das expressões seguintes (27 e 28), que têm como principal objetivo, suavizar a imagem no domínio contínuo.

$$\frac{dI}{dt} = \text{div}[C(|\nabla I|)\nabla I] \quad (27)$$

$$I_{t=0} = I_0 \quad (28)$$

Onde  $\nabla$  é o operador Gradiente, *div* é o operador divergência,  $|x|$  representa a magnitude de  $x$ ,  $c(x)$  é o coeficiente de difusão e  $I_0$  a imagem inicial. Quanto aos coeficientes de difusão, são propostos dois [25], apresentados de seguida:

$$C(x) = \frac{1}{1+(x/k)^2} \quad (29)$$

$$C(x) = e^{-(x/k)^2} \quad (30)$$

Onde  $k$  é um parâmetro que define a magnitude do contorno que se pretende considerar. Este parâmetro  $k$  é muito importante uma vez que no método AD a magnitude do gradiente é usada para detetar, em termos de intensidade, as bordas ou discontinuidades na imagem. A identificação é feita da seguinte forma: se  $|\nabla I|$  for muito maior que  $k$  (muito maior é definido pelo programador e de acordo com a imagem em questão), então  $C(|\nabla I|)$  tende para zero e ficamos perante um filtro passa-banda. Se  $|\nabla I|$  for muito menor que  $k$  (muito menor é também definido pelo programador e de acordo com a imagem em questão), atinge-se uma difusão isotrópica, uma vez que  $C(|\nabla I|)$  tende para um e ter-se-á um filtro Gaussiano.

A versão contínua do filtro AD pode também ser descrita na forma discreta, através da expressão seguinte:

$$I_S^{t+\Delta t} = I_S^t + \frac{\Delta t}{|\eta_S|} \sum_{p \in \eta_S} C(\Delta I_{s,p}^t) \Delta I_{s,p}^t \quad (31)$$

Onde  $I_S^t$  é a imagem já no domínio discreto,  $S$  é a posição do pixel em análise numa rede bidimensional e  $\Delta t$  é o degrau temporal do instante actual para o seguinte.  $\eta_S$  representa a vizinhança temporal do pixel a ser analisado,  $|\eta_S|$  é o número de pixéis na janela que está a ser usada e, por último,  $\Delta I_{s,p}^t$  é definido como sendo:

$$\Delta I_{s,p}^t = I_p^t - I_S^t, \forall p \in \eta_S \quad (32)$$

As vantagens de usar AD são essencialmente o alisamento de regiões dentro dos contornos e preservação desses mesmos contornos após a aplicação do filtro [25]. AD tem uma performance considerada boa, por alguns autores [25,26,27,28] em imagens com ruído aditivo, no entanto com o SN estes resultados são discutíveis, dependendo da imagem em questão, uma vez que o alisamento imposto na imagem pode camuflar informação importante.

### 2.3.3.1.2. SRAD Filter

O algoritmo SRAD, usado neste projeto de dissertação é o proposto pelos autores T. Acton e Y. Yongjan [25]. A sua teoria básica é feita de acordo com o método AD, mostrado anteriormente. Dada determinada imagem,  $I_0(x, y)$ , e tendo esta potência finita e nenhum valor sobre o parâmetro  $\Omega$ , mais conhecido como suporte de imagem, a imagem de saída  $I(x, y; t)$  é dada de acordo com as expressões seguintes:

$$\frac{dI(x,y;t)}{dt} = \text{div}[C(q)\Delta I(x, y; t)] \quad (33)$$

$$I(x, y; 0) = I_0(x, y), \left(\frac{\partial I(x,y;t)}{\partial n}\right)|_{\partial\Omega}=0 \quad (34)$$

Onde  $d\Omega$  corresponde à fronteira de  $\Omega$ ,  $n$  é a norma exterior de  $d\Omega$  e  $C(q)$  é dado pela expressão:

$$C(q) = \frac{1}{1 + \frac{q^2(x,y;t) - q_0^2(t)}{q^2(x,y;t) + q_0^2(t)}} \quad (35)$$

Onde:

$$q(x, y; t) = \sqrt{\frac{0.5\left(\frac{|\Delta I|}{I}\right)^2 - 0.25\left(\frac{|\Delta I^2|}{I}\right)^2}{1 + 0.25\left(\frac{|\Delta I^2|}{I}\right)^2}} \quad (36)$$

E  $qo(t)$  é a função de escala do SN e é dado pela expressão 37:

$$qo(t) = \sqrt{\frac{var[z(t)]}{z(t)}} \quad (37)$$

Sendo  $var[z(t)]$  e  $z(t)$  a intensidade da variância e a média sobre uma área homogénea,  $z$ , em  $t$ , respetivamente.

A notar que, no algoritmo SRAD em uso neste projeto de dissertação, o coeficiente de variação instantâneo,  $q(x,y;t)$ , demonstra valores elevados em contornos ou em superfícies de elevado contraste e valores baixos em regiões homogéneas [25]. Na prática, este coeficiente é elevado sempre que está perante áreas com variações de contraste.

### 2.3.4. Filtros de Multi Escala

O conceito de filtros em Multi Escala (ME, *Multiscale filtering*) foi inventado por *Stephane Mallat* [29, 31]. A análise em ME, no processamento de imagem pode ser visto como uma aproximação sucessiva de determinado sinal à transformada Wavelet que o melhor define [29, 31].

A partir do sinal  $f_2^{j+1}(x)$ , dois sinais discretos,  $f_2^j(x)$  e  $d_2^j(x)$  podem ser definidos como:

$$f_2^j(x) = \sum_{inf} f_2^{j+1}(x)h_0(2x - n) \quad (38)$$

$$d_2^j(x) = \sum_{inf} f_2^{j+1}(x)h_1(2x - n) \quad (39)$$

Em que  $f_2^j(x)$  significa  $f(x)$  numa resolução de  $2^j$  e  $d_2^j$  refere-se a informação perdida de resoluções compreendidas entre  $2^{j+1}$  e  $2^j$ . Esta decomposição é equivalente à passagem do sinal  $f_2^j(x)$  por um par de filtros passa-baixo e passa-alto, respetivamente  $h_0(x)$  e  $h_1(x)$ , seguida de uma amostragem.

No caso do filtro da transformada Wavelet a duas dimensões (*2D Discrete Wavelet transform, 2D-DWT*), a transformada de Wavelet pode ser generalizada para qualquer dimensão. No caso particular exposto, 2D-DWT, a função de escala, bidimensional,  $\Phi(x,y)$ , pode ser expressa como o produto de duas funções de escala a uma dimensão (1D), por exemplo,  $\Phi(x)$  e  $\Phi(y)$ , como é mostrado de seguida:

$$\Phi(x,y) = \Phi(x) \Phi(y) \quad (40)$$

As funções Wavelet 2D podem ser expressas como o produto de uma função de escala,  $\Phi$ , e uma função de Wavelet,  $\psi$ , como é mostrado a seguir:

$$\Psi_1(x,y) = \Phi_1(x) \Psi_1(y) \quad (41)$$

$$\Psi_2(x,y) = \Phi_2(x) \Psi_2(y) \quad (42)$$

$$\Psi_3(x,y) = \Phi_3(x) \Psi_3(y) \quad (43)$$

E assim sucessivamente. As equações que implementam os filtros 2D-DWT são expressas pelas seguintes expressões:

$$H_{LL}(k,v) = h(k)h(v) \quad (44)$$

$$h_{LH}(k,v) = h(k)g(v) \quad (45)$$

$$h_{HL}(k,v) = g(k)h(v) \quad (46)$$

$$h_{HH}(k,v) = g(k)g(v) \quad (47)$$

Onde L e H denotam o diminutivo de *Low-Pass* e *High-Pass*, respetivamente.  $k$  e  $v$  correspondem às coordenadas e se estas estão na horizontal ( $k$ ) ou na vertical ( $v$ ).

A aproximação em ME tem como principais objetivos a melhoria da qualidade da imagem de US e pode ser expressa através da decomposição Wavelet descrita anteriormente [31]. O bloco esquemático que traduz a análise em ME a remoção de SN é mostrado no diagrama da figura seguinte:

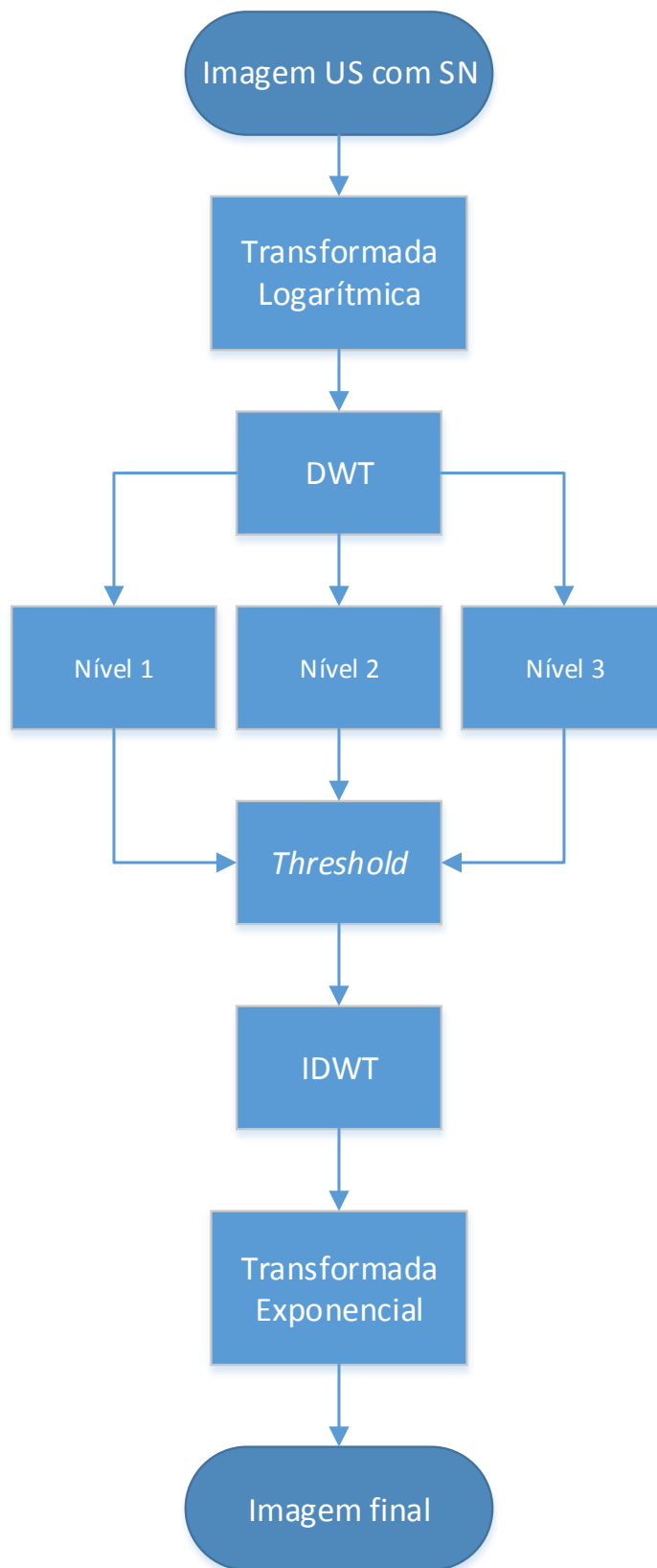


Figura 4- Diagrama Esquemático das operações efetuadas pelos filtros Multi Escala

Onde o nível 3 (Lvl.3) de decompõe em LL3, HL3, LH3 e HH3, o nível 2 em HL2, LH2 e HH2 e o nível 1 em HL1, LH1 e HH1. Assim, a análise em ME inclui a transformada logarítmica, a transformada discreta de Wavelet (geralmente em 3 níveis), Threshold dos coeficientes da Wavelet, transformada inversa de Wavelet e transformada exponencial.

## 2.4. Conclusão

Este capítulo começa por descrever o que é o ultrassom, as suas diferentes formas de utilização, referindo em particular o seu uso na construção de imagens para utilização em diagnóstico clínico, sendo descrita a problemática da existência de SN nas imagens US.

Apresentam-se de seguida alguns dos inúmeros métodos de redução de ruído presentes na literatura, todos eles indicados para a remoção de SN em imagens US. Os métodos descritos enquadram-se em quatro classes distintas: *wavelets*, espacial, de difusão e de multi escala. A escolha destas classes de filtros e em particular dos 11 métodos (compreendidos nessas 4 classes) incluídos neste capítulo deve-se ao facto dos mesmos se revelarem os mais adequados a remoção de ruído do tipo SN, após uma pesquisa exaustiva. De notar que o SN é o ruído característico das imagens ultrassónicas de ossos, imagens que constituem objeto de estudo nesta dissertação.

Apesar desses 11 métodos serem indicados para a redução de SN em imagens US, verifica-se que grande parte destes métodos tem um cariz complexo implicando, como tal, em bastante tempo de processamento computacional. Ambicionando a criação de uma ferramenta de apoio à decisão clínica no caso das fraturas ósseas usando imagens ultrassónicas, ou seja, pensando numa futura aplicação da ferramenta em tempo-real, surge a necessidade de implementação de um novo método, o qual será descrito no *capítulo 3*. A rapidez de execução algorítmica e a qualidade da remoção do SN serão os parâmetros usados na avaliação comparativa destes métodos com o proposto, tema a ser apresentado no *capítulo 4* desta tese.

# **Capítulo 3- Métodos propostos**

## **3.1. Introdução**

Conforme referido anteriormente, para atingir o objetivo proposto nesta dissertação desenvolveram-se três etapas consecutivas, tendo para cada uma delas sido desenvolvidos algoritmos. Este capítulo apresenta os 3 algoritmos desenvolvidos no desenrolar deste projeto de dissertação: o método proposto para a redução de SN em imagens US, o método usado para a identificação do osso e o método proposto para a identificação de fraturas ósseas. Posteriormente descreve-se o *algoritmo global* que explica como é que estes três métodos se relacionam entre si e originam a imagem final para apoio à decisão clínica sobre a possível fratura óssea.

## **3.2. Método proposto para a redução de Speckle Noise: Simple Speckle Removal (SSR)**

O método proposto é um método que, para o tipo de imagens US em questão, ou seja, para imagens US de fraturas ósseas em ossos longos, pretende garantir um desempenho semelhante, em termos de qualidade de imagem, ao dos métodos selecionados entre os existentes na literatura e apresentados ao longo do *capítulo 2*. Foi também tido em consideração a simplicidade do método a desenvolver para que o mesmo se traduzisse numa rápida implementação computacional ambicionando uma futura aplicação do algoritmo global em sistemas de apoio ao diagnóstico clínico em tempo-real.

Pretende-se assim a implementação de uma ferramenta no domínio do tempo que recorre a matemática simples, evitando o uso de expressões demasiado complexas computacionalmente como é o caso de expressões que recorrem a somatórios, integrais e derivadas.

### 3.2.1. O Método SSR

A primeira fase do Método SSR consiste da escolha de uma zona na imagem em que o SN se faça sentir em maior abundância. Essa zona, adiante designada por *Zona de Ruído* (ZdR), ocorre na generalidade das imagens de US de ossos longos na parte superior da imagem, verificando-se na parte inferior uma zona de sombra e, a meio da imagem, a zona do osso. Para se ser mais preciso, pode-se dividir uma imagem deste género em três partes, em que, de cima para baixo se encontra na primeira parte a ZdR, na segunda parte a zona do osso e, na última parte, ou seja na parte inferior da imagem, a zona de sombra (ver Figura 3.1). De uma forma mais específica e generalizada, define-se para ZdR a área compreendida entre os primeiros 20% de altura e 80% de largura, da imagem US em análise, conforme se observa na Figura 3.2.

Esta zona é considerada por observação de inúmeras imagens deste género e as dimensões da ZdR foram definidas por observação e de forma experimental, tendo-se verificado corresponder às dimensões que melhores resultados demonstraram durante a execução exhaustiva deste método, SSR.

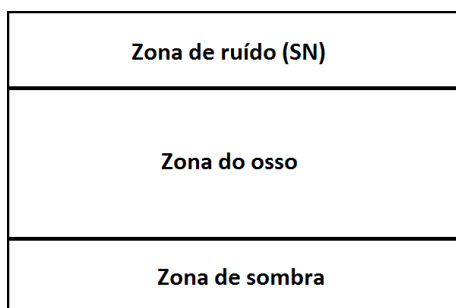


Figura 5- Zonas típicas em imagens US de ossos longos

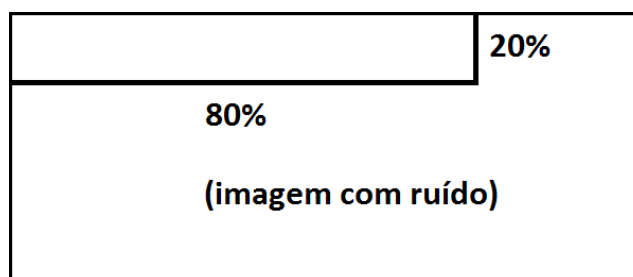


Figura 6- Representação gráfica da percentagem e localização na imagem da zona considerada exclusivamente constituída por ruído, em imagens US de ossos longos

Após a definição da ZdR, o processo seguinte é o cálculo do valor médio de intensidade de pixel nessa zona uma vez que esse valor nos dará o valor médio do ruído nessa zona. Esse valor, determinado apenas na ZdR, identificará a intensidade do ruído da imagem em estudo. Formalizando, a expressão que traduz esse processo, é dada por:

$$VdR = \sum_{j=1}^{Nj} \sum_{i=1}^{Ni} \frac{I(i,j)}{Nj.Ni} \quad (48)$$

Onde  $VdR$  é o valor de ruído,  $i$  e  $j$  traduzem linhas e colunas, respetivamente,  $Ni$  e  $Nj$  representam o número total de linhas e colunas, respetivamente e  $I$  é a imagem em análise. A multiplicação  $Nj.Ni$  traduz a área da zona de ruído em análise. A notar que  $Nj$  e  $Ni$  devem ser dimensionados de forma a cobrir a zona da imagem previamente definida como contendo exclusivamente ruído.

Depois disso, é feita sobre toda a imagem a subtração ponto-a-ponto, ou pixel-a-pixel desse *valor de ruído* ( $VdR$ ). Essa subtração é feita pela mesma ordem que é determinado o  $VdR$ , ou seja, da esquerda para a direita e de cima para baixo, considerando essa área da imagem ( $ZdR$ ) uma matriz bidimensional, usando apenas matemática simples. A expressão 49 traduz essa operação:

$$p(i,j) = I(i,j) - VdR \quad (49)$$

Onde  $i = 1, Ni$  e  $j = 1, Nj$ .

Considera-se assim completo o processo de remoção de ruído do tipo SN podendo passar-se ao processo de identificação de osso.

### 3.3. Identificação do Osso

Após a redução do *Speckle Noise*, procede-se à segunda parte do objetivo global proposto, a identificação do osso. Recebendo a imagem sem SN do algoritmo descrito na secção anterior propõe-se uma metodologia de identificação do osso baseada na análise das intensidades dos pixels da imagem. Posteriormente procede-se ao delineamento do contorno do osso para melhor identificação visual do mesmo na imagem.

De mencionar que, de acordo com o processo de criação de uma imagem US, o contorno do osso reflete as ondas ultrassónicas pelo que é representado por pixels brancos. Um osso longo será então representado numa imagem US por uma linha

contínua de pixéis brancos.

Após a identificação do osso é que será possível determinar se o mesmo apresenta ou não fratura, tarefa a ser descrita na secção seguinte.

### **3.3.1. Segunda Filtragem**

Apesar de a imagem já ter sido filtrada anteriormente, para redução de SN, a imagem resultante dessa mesma filtragem passará por novo processo de filtragem, com o intuito de lhe ser aplicada um *Threshold*, que permitirá eliminar da imagem pormenores redundantes e outros tipos de ruído. Depois disso, um algoritmo denominado de *Monotone*, procederá à ligação dos pixéis que possam estar relacionados entre si de acordo com os valores de intensidade que apresentam.

#### **3.3.1.1. Threshold**

Nesta fase é aplicado um *Threshold* à imagem. O valor do *Threshold* é escolhido de acordo com o valor pelo qual se considera que determinado pixel terá brilho suficiente para representar ao osso. Se isso acontecer, isto é, se esse mesmo pixel estiver acima desse valor de *Threshold*, passará a ser branco, em vez de ser cinzento claro, por exemplo. Caso contrário, o pixel passará a ser preto, em vez de cinzento-escuro. Após isso, a localização do osso fica muito mais nítida, contudo a imagem acaba por ficar com partes que podem confundir o algoritmo de deteção do osso, pois existem pedaços descontínuos que darão a perceção de não se relacionarem, por isso, o próximo passo é usar um algoritmo que ligue pontos dispersos, o que tornará a imagem US bastante irreal sob o ponto de vista clínico mas que se revela de extrema importância para os passos seguintes da metodologia proposta. O algoritmo utilizado para ligação dos pontos dispersos denomina-se de *Monotone*.

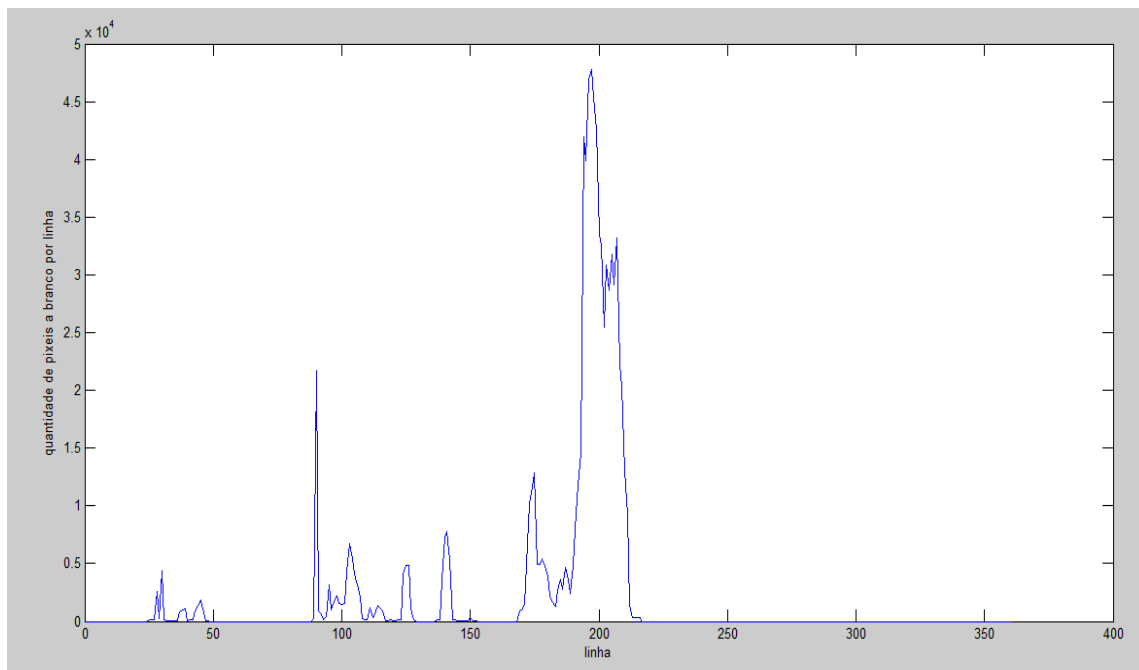
#### **3.3.1.2. Monotone**

Na prática, o que o algoritmo *Monotone* faz é verificar se após um determinado pixel branco se lhe seguir um pixel preto, se essa situação corresponde ou não a uma linha continuada de pixéis brancos. A aplicação deste algoritmo é necessária porque

determinados detalhes podem ter sido eliminados da imagem aquando da aplicação do *Threshold*. Por exemplo, um pixel, ao ser branco, significa que fará parte do osso e se até ao próximo pixel branco existirem menos de um número determinado de pixéis pretos (pixéis pretos não fazem parte do osso), então esses pixéis brancos deverão ser ligados entre si. À partida não se sabe se a linha de pixéis brancos é contínua ou não, por isso é estabelecido um número de pixéis permitidos para intervalo entre sequências de pixéis brancos. Esses pixéis de intervalo servem para dizer que se passado esse número de pixéis de intervalo, existir um pixel branco, então foi um erro de filtragem e esses pixéis serão ligados, mediante preenchimento dos pixéis pretos com branco. Caso contrário, os pixéis mantêm-se pretos. Este processo é executado quer na horizontal, com 15 pixéis de intervalo, quer na vertical, com 3 pixéis de intervalo. A escolha destes valores, 15 e 3, baseou-se nos resultados observados durante a aplicação exhaustiva deste método nos três tipos de fraturas em estudo. Veja-se no capítulo de resultados o resultado dos dois pontos explicados anteriormente, em que se aplica o *Threshold* e depois o *Monotone*.

### 3.3.2. Algoritmo de deteção do Osso

Um dos grandes problemas deste método é saber onde na matriz de intensidades representativa da imagem US, se deve começar a procura do osso. Daí que se encontrou uma estratégia que recorre ao histograma da imagem (já totalmente filtrada) para saber qual a melhor linha da matriz para começar a pesquisa. Como se irá observar de seguida, o histograma dará a quantidade de pixéis brancos por linha, querendo isto indicar que, se determinada linha tiver uma grande taxa de pixéis dessa cor, o osso passará por lá. Assim, a estratégia encontrada para poupar tempo na procura do pixel inicial é, ao recorrer ao histograma encontrar a linha com maior número de pixéis brancos, permitir uma margem de segurança possibilitando a definição de um intervalo de linhas (para cima) e começar a pesquisa nessa zona. Este algoritmo auxiliar, denominado *histograma*, ao ter uma imagem como parâmetro, retorna o respetivo histograma e o índice da linha com maior número de pixéis brancos. Veja-se o exemplo do histograma seguinte, pertencente à primeira fratura da fíbula distal presente na imagem seguinte:



*Figura 7- Histograma de imagem filtrada referente a fratura na fíbula distal (I)*

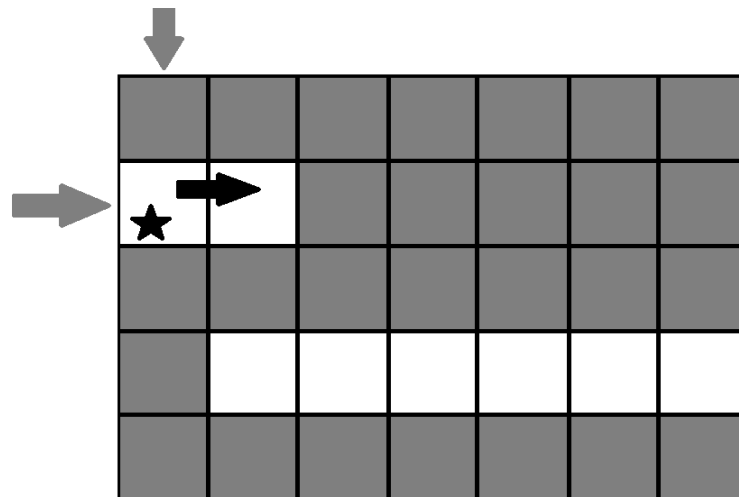
O *histograma* informa que existem algumas zonas da imagem com um número abundante de pixels brancos. Verifica-se a existência de uma zona que corresponde a pixels perdidos na zona de ruído, que compreende a região desde a primeira linha até à linha 150. Surge uma região com alguns picos de pixels brancos, onde o maior desses picos chega a ter à volta de 23000 pixels dessa cor, pela linha 90. No entanto o que chama à atenção é o pico presente no centro do gráfico, mais precisamente na linha 197 (retornada pelo algoritmo), onde se chega a ter um número de pixels brancos pela ordem dos 48000. Essa é a zona do osso, não pelo facto de ter um pico maior, mas por ter uma área de distribuição de pixels brancos maior e ser mais ou menos a meio da imagem. Neste exemplo, será vantajoso iniciar a pesquisa do osso, não na linha 197, que é onde atinge o número máximo de pixels brancos, mas ligeiramente antes, onde a zona do osso começa, ou seja, pela linha 170. O facto da linha 197 ter mais pixels brancos indica que é lá que a maior parte do osso se encontra, contudo o mesmo poderá começar numa linha anterior. Indicar o ponto de partida para a pesquisa do osso é uma forma de poupar tempo ao algoritmo, uma vez que, neste exemplo em particular, se poupa o esforço computacional da pesquisa em 170 linhas da imagem.

Depois de definir o ponto de partida da pesquisa do osso, o algoritmo tratará da busca do osso como se da busca de um caminho na imagem se tratasse, percorrendo a

imagem, primeiro, de cima para baixo (a partir do ponto de partida), em busca de um pixel que possa corresponder ao do osso, isto é, um pixel branco. Se toda a coluna for percorrida e não se encontrar nenhum pixel com essa característica, passa-se para a coluna seguinte até se identificar o pixel em questão para se poder iniciar a procura de um novo caminho. Assim que um pixel branco é encontrado, o passo seguinte é verificar se o pixel imediatamente à direita desse também é branco, se for, o processo para a direita repete-se (processo A, em que o pixel com estrela é o pixel actual e a seta indica o sentido do próximo pixel a ser verificado), se não for, é verificado o pixel imediatamente acima. Se este for branco, a pesquisa prossegue para a direita (processo B). Se não for, é visto o pixel imediatamente abaixo (processo C) e depois a pesquisa segue para a direita, repetindo-se todo este processo até que o pixel esteja isolado.

Quando se está perante um pixel isolado (processo D), ou seja, um pixel em que não tem mais caminho para nenhum dos sentidos a não ser para trás, ou ele próprio, é feita a contagem da dimensão do caminho percorrido e, se esse for o maior caminho até ao momento, o caminho é guardado num vetor bidimensional temporário, contendo as coordenadas de cada pixel de caminho.

Todos estes processos, de A a D, estão presentes na figura 3.4, mostrada de seguida.



*Figura 8- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo A: procura segue para a direita. As setas a cinzento indicam o píxel onde começou a pesquisa do caminho. A estrela, a negro indica qual é o píxel em análise e a seta, a negro, indica o sentido de pesquisa do próximo pixel.*

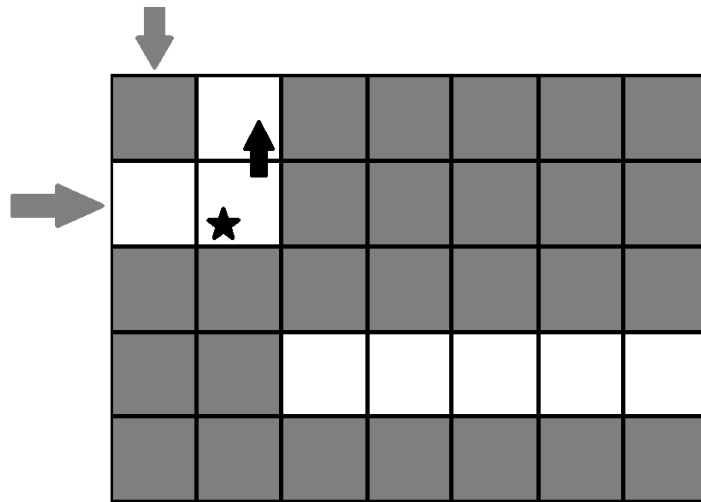


Figura 9- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo B: procura segue para cima uma vez que não há continuidade à direita do píxel assinalado com a estrela.

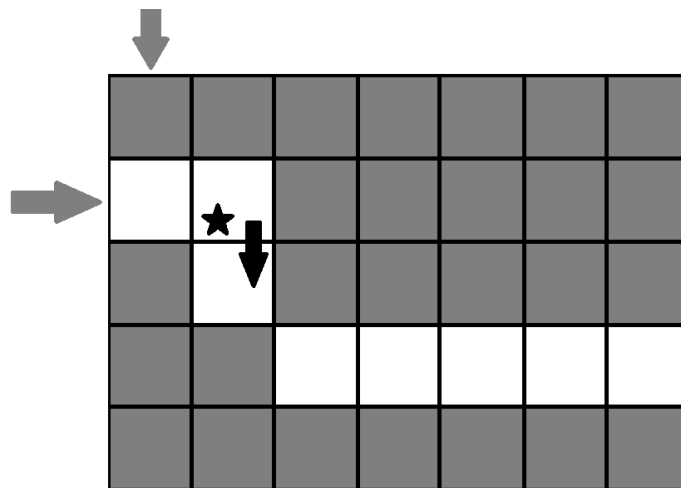
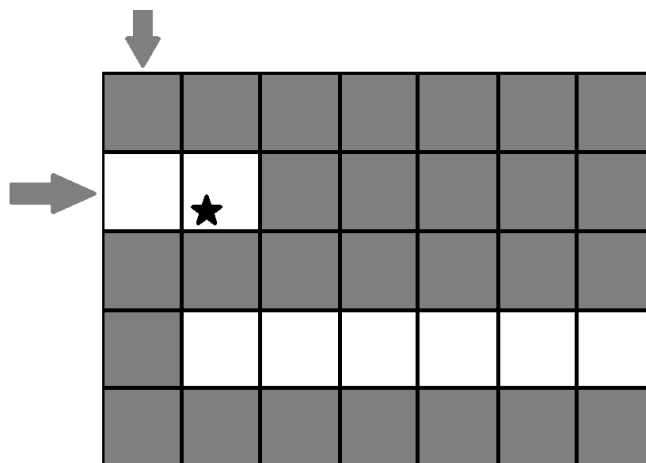


Figura 10- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo C: procura segue para baixo visto que o píxel em análise não tem continuidade nem em frente (primeiro), nem para cima (depois).



*Figura 11- Algoritmo de pesquisa de osso, Processo D: píxel em análise é um píxel isolado, o seu caminho ficou descontinuado visto que não tem continuidade em nenhum dos sentidos: direita, cima e baixo.*

A notar que, durante a procura de caminho, o algoritmo não considera a pesquisa nas diagonais. Esta decisão prende-se com a exaustiva análise de resultados, onde se comprovou que ao considerar as diagonais, seriam induzidos inúmeros caminhos errados, na esmagadora maioria das imagens. Fazendo a pesquisa apenas nos 3 sentidos indicados, verifica-se que o algoritmo tem uma taxa de sucesso maior.

Outro fator que merece ser salientado é o facto da grossura do caminho: numa imagem US de tamanho dito normal, as suas dimensões tendem a rondar, em média os 600x400 píxéis, por isso considerar a pesquisa do caminho à grossura de 1 pixel de cada vez pode parecer demasiado fino, mas tem uma utilidade extra na deteção de fraturas, pois é mais pormenorizado. A razão principal é o facto de, quando uma fratura ocorre, as duas partes de osso fraturadas e separadas apenas tendem a ficar “juntas” pelo tecido cortical, presente na envolvente do osso. Se for considerada a pesquisa de caminho com grossura superior a 1 pixel de cada vez, corre-se o risco de se identificar apenas a primeira, ou a segunda parte da fratura, sendo o tecido cortical ignorado pelo algoritmo. Se o tecido cortical for ignorado pelo algoritmo, ou seja, se este não for detetado, corre-se o risco de cada uma das partes do osso, identificadas separadamente, não serem grandes o suficiente e assim serem também elas ignoradas face a outros caminhos que possam ser encontrados pelas zonas de ruído, apesar de isso ser pouco provável. Para além destas razões de ordem algorítmica há a salientar que por vezes há fraturas que não implicam quebra da linha de osso mas que são indiciadas por variação da linha cortical, motivo pelo qual a linha cortical deve ser tida em consideração na pesquisa de fraturas ósseas.

Em suma, o algoritmo pode ser explicado recorrendo aos dois diagramas seguintes, onde é demonstrado, primeiro como ocorre a deteção do primeiro pixel, ou seja, o que inicia um caminho novo, o qual pode posteriormente levar à deteção do osso e, depois, como é feita a busca quando já estamos a procurar os pixéis seguintes que compõem o caminho até à formação do caminho que pode indicar o osso que se procura.

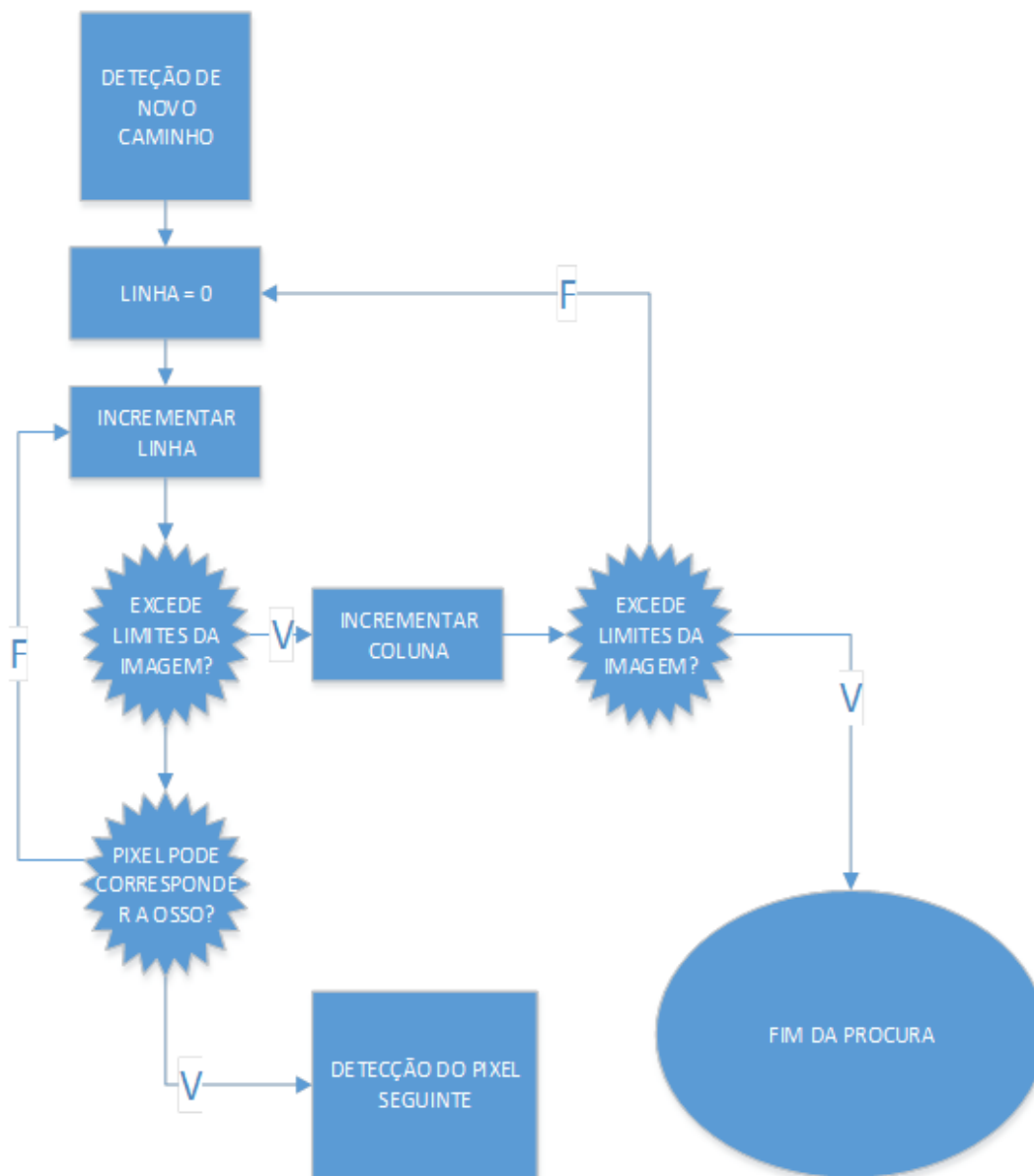


Figura 12 - Deteção de novo caminho do Algoritmo de Pesquisa de Osso

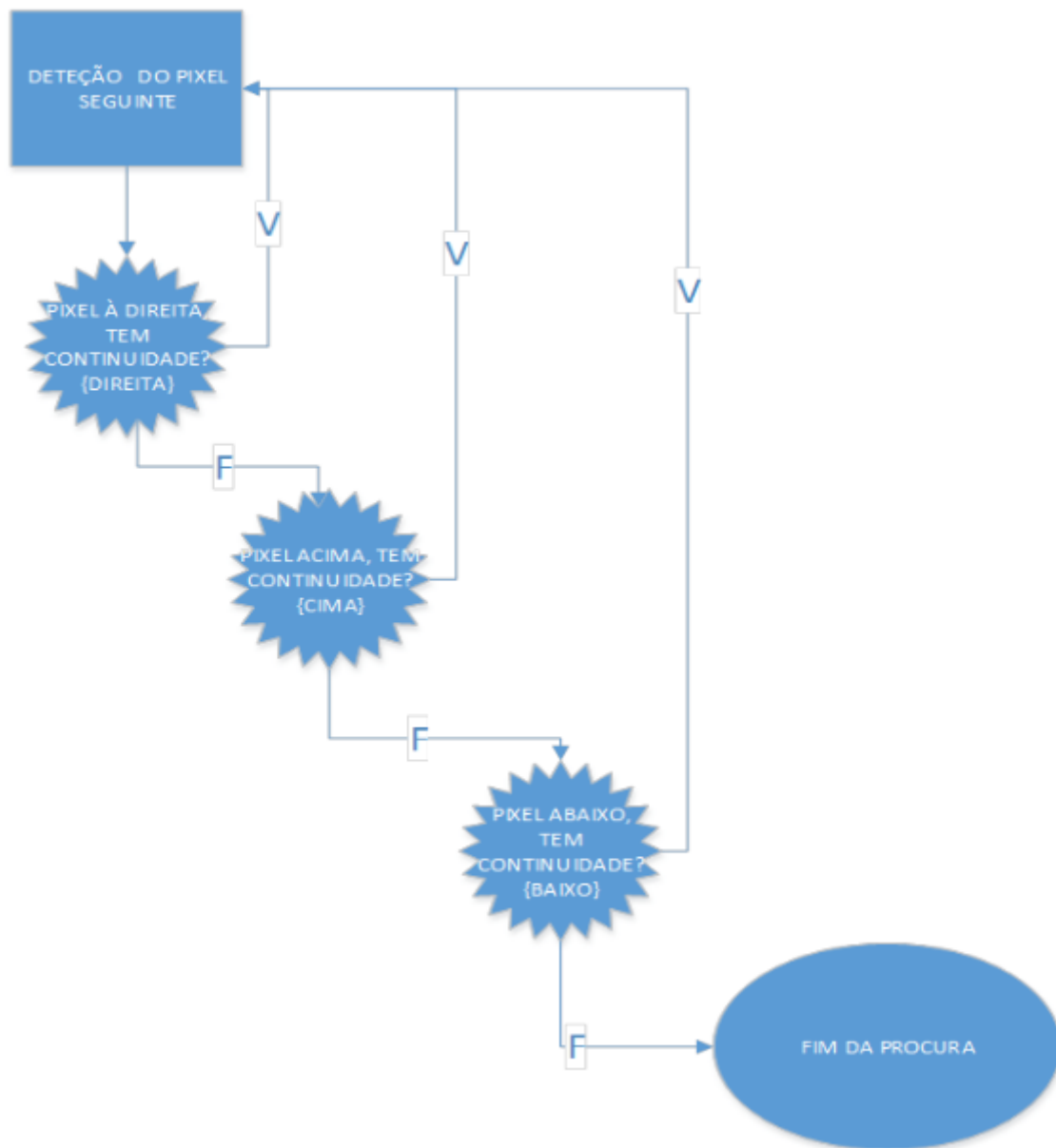


Figura 13- Detecção de novo píxel no Algoritmo de Pesquisa de Osso  
(continuação do diagrama da figura 3.5)

### 3.4. Identificação da fratura

Identificado o osso, procede-se à identificação da possível fratura óssea. Usa-se o termo “possível” pois a fratura pode nem existir, para além de possíveis erros que possam ser associados aos processos anteriormente descritos. No intuito de minimizar os possíveis erros que tenham ocorrido a identificação da fratura será composta por três processos que irão operar sequencialmente para que nenhuma possível fratura passe

despercebida. Os métodos de identificação de fratura óssea propostos e abaixo descritos são: diferença de coordenadas em 3 pontos, diferença de coordenadas em 5 pontos e método de varrimento por rastreamento horizontal do osso procurando descontinuidades significativas no mesmo.

### **3.4.1. Diferença de coordenadas usando 3 e 5 pontos**

O primeiro método usado para identificar se osso está fraturado ou não é através da análise de coordenadas em vários pontos do osso. Por observação exaustiva de imagens US de osso longos disponíveis para a realização desta dissertação concluiu-se os ossos não fraturados estão dispostos na horizontal e de forma contínua. Assim, analisando as coordenadas em vários pontos da imagem, a variável que traduz a altura não deve diferir muito de ponto para ponto. Se a coordenada de altura diferir muito de ponto para ponto, pode significar que estamos perante uma fratura óssea e isso é tomado em conta para avisar o utilizador. Portanto, ao verificar as coordenadas, mais especificamente a que corresponde à altura, se existir uma zona que difira em 20 píxeis ou mais face a uma zona anterior, toma-se como sendo uma fratura. A margem dos 20 píxeis é definida com base numa análise exaustiva de diversos valores quando aplicados às imagens usadas neste caso-estudo.

Através dos exemplos seguintes será mais fácil perceber o ponto-de-vista usado para desenvolver este algoritmo. Imagine-se que se consideram 3 pontos na imagem: o ponto mais à esquerda, ou seja, onde começa o osso (o caminho), o ponto central, a meio do osso e o ponto mais à direita, ou seja onde o osso termina. Esses três pontos são tirados de forma aleatória após se ter dividido a imagem em três partes. Se for feita a comparação entre o primeiro ponto e o do meio e se essa diferença de mais de 20 píxeis se verificar, pode-se estar perante uma fratura óssea, no entanto, se a diferença também se verificar entre o ponto do meio e o último ponto, isso pode apenas significar que o osso está disposto na diagonal, tendo um declive pouco vulgar para este tipo de imagens. Contudo, por segurança, se a diferença de 20 píxeis se verificar, a zona é assinalada e o utilizador é avisado pela imagem resultante.

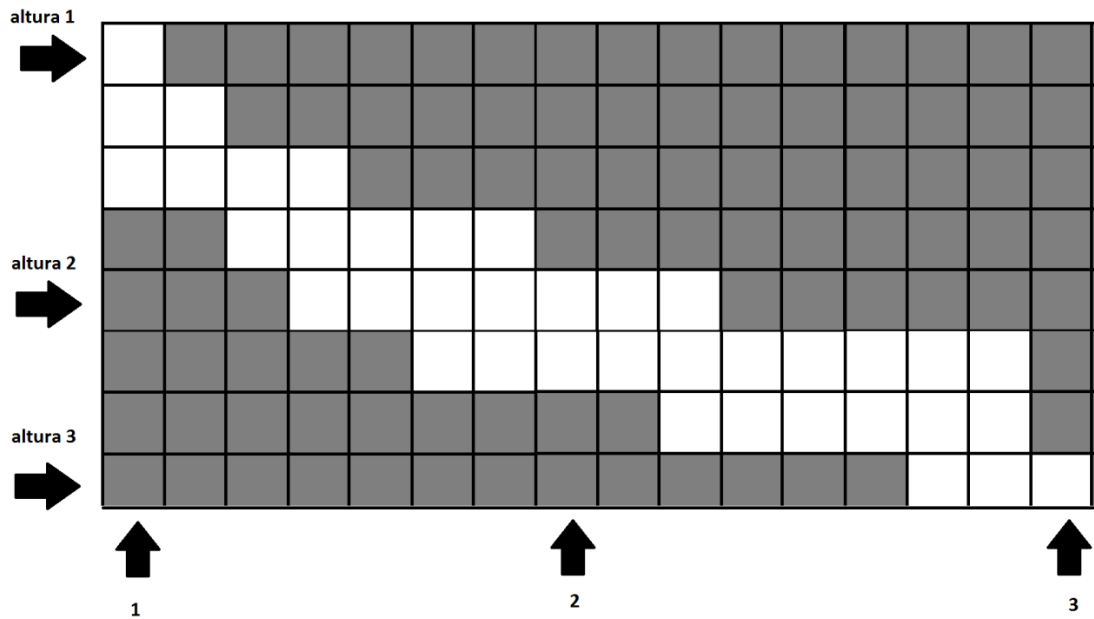


Figura 14- Algoritmo de identificação de fratura, Processo E: diferença de coordenadas sem fratura, em 3 pontos.

Neste cenário, o que há a fazer é a divisão da imagem em 5 pontos, mantendo os mesmos princípios que os enunciados no ponto anterior. Este método, com 5 pontos aleatórios mas estrategicamente colocados após a divisão da imagem em 5 partes, tem como principal objetivo reforçar a suspeita de existência de fratura na zona assinalada anteriormente se esta existir, ou, assinalar a fratura noutra ponto se a mesma estiver errada, ou seja, se não reforçar determinada fratura encontrada pelo ponto anterior, é porque encontrou um novo ponto onde a fratura está mais evidente mas que não havia sido detetado aquando do método dos 3 pontos. O utilizador volta a ser avisado, pela imagem resultante, da localização da fratura encontrada. Ambos os cenários podem ser explicados de forma visual através dos esquemas presentes nas figuras referentes aos processos E e F, em que a parte a branco simboliza o osso e a parte a escuro simboliza tudo aquilo que não é osso. As setas indicam os pontos onde são verificadas as alturas de cada píxel.

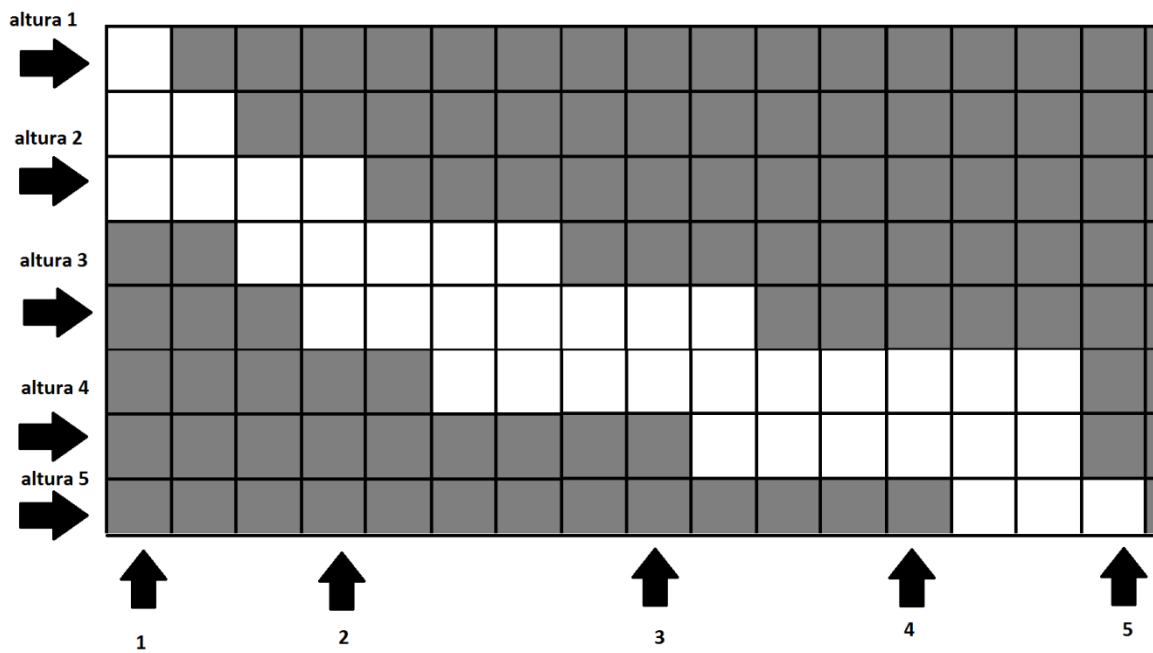


Figura 15- Algoritmo de identificação de fratura, Processo F: diferença de coordenadas sem fratura, em 5 pontos de confirmação

Como se pode verificar, comparando as figuras referentes aos processos E e F, quando o número de pontos é aumentado de 3 para 5, consegue-se perceber que não se está perante uma fratura, mas sim, perante um osso exposto na diagonal, uma vez que nas várias *alturas* medidas se percebeu que por um lado o declive era constante e por outro lado que o mesmo não era tão acentuado quanto parecia.

Imagine-se agora que, considerando os três pontos, a diferença do primeiro para o segundo traduz uma diferença significativa (mais de 20 pixéis) de declive mas que do segundo para o último isso não acontece. Se isso acontecer, tudo indica que se está perante uma fratura. A figura do processo G exemplifica a ocorrência descrita:

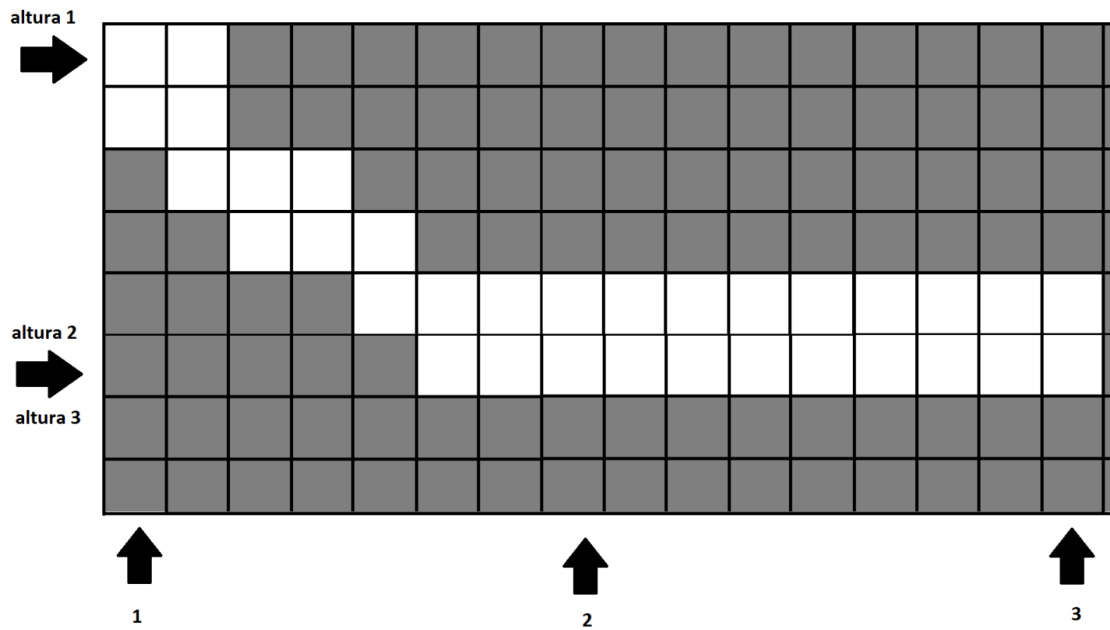


Figura 16- Algoritmo de identificação de fratura, Processo G: caminho com fratura detetada, a descer

Neste caso, a parte que liga o ponto onde é tirada a *altura 1* e o ponto onde é tirada a *altura 2* é apenas o tecido cortical, porque na prática, aqueles dois pontos estão separados em termos de estrutura óssea, tendo apenas pelo meio o tecido cortical, que ajuda a identificar o caminho mas que prejudica na hora de identificar a fratura do osso em si, uma vez que se o tecido cortical não existisse bastava percorrer o caminho e procurar por discontinuidades. O tecido cortical envolve o osso e, geralmente, quando uma fratura ocorre, o mesmo apresenta-se na imagem US espalhado e com uma tonalidade igual à do osso.

Pode também acontecer algo semelhante que nos leva ao mesmo fim: o primeiro ponto não tem grande diferença de altura com o ponto do meio, mas o do meio tem uma diferença substancial com o último, fazendo uma fratura semelhante mas simétrica à da figura do processo G, conforme mostrado na figura do processo H.

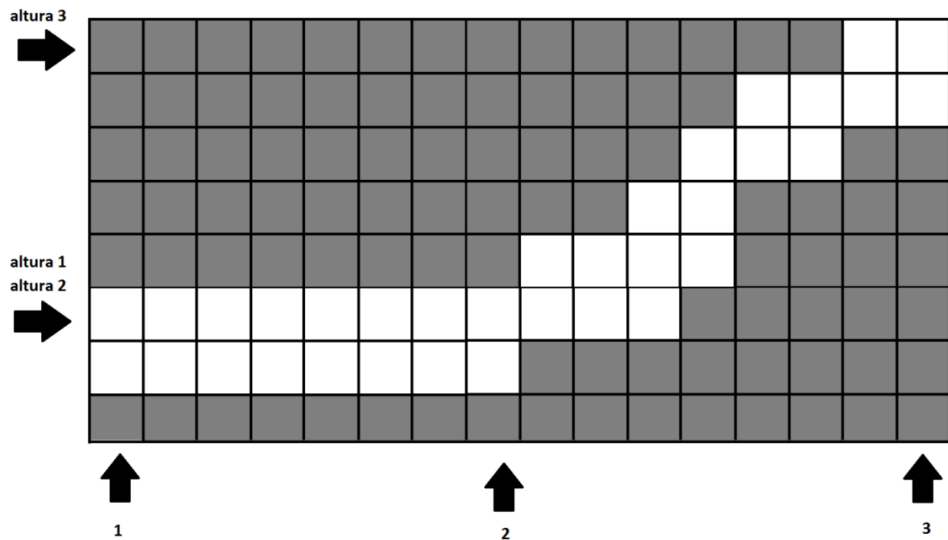


Figura 17 - Algoritmo de identificação de fratura, Processo H: caminho com fratura detetada, a subir

Podem ainda existir fraturas, pouco comuns, pelo menos na exaustiva análise feita para este processo de dissertação, em que entre todos estes pontos referenciais se encontra uma diferença considerável mas que, em vez dessa diferença se verificar sempre no mesmo sentido, verifica-se primeiro num e depois noutra, como se fosse em forma de “V”. Aí não é necessário partir a imagem em mais pontos, uma vez que terá forçosamente que ser uma fratura. De notar que este tipo de fratura foi pouco comum nas imagens da base de dados considerada nesta tese.

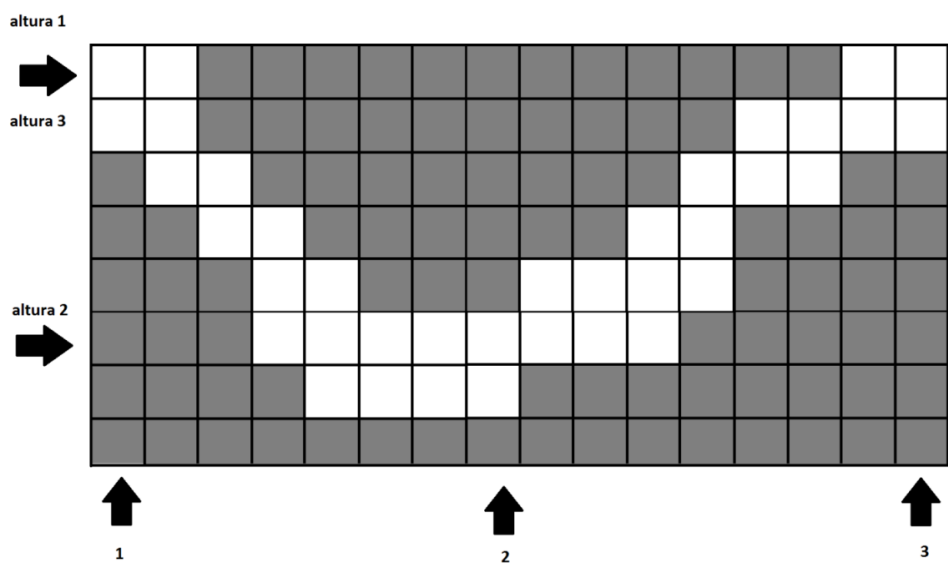


Figura 18- Algoritmo de deteção de fratura, Processo I: caminho com fratura, em “V”

### 3.4.2. Método de Varrimento

O último caso, e não menos importante, é o de existir efetivamente uma descontinuidade do caminho que identifica o osso. Este é o cenário mais comum nas imagens da base de dados consultada. Nesta situação, o que há a fazer após a deteção de uma descontinuidade, é verificar se a mesma tem uma dimensão maior ou igual a 15 pixéis face ao próximo troço de caminho. Se isso acontecer, é a descontinuidade é classificada como fratura. O algoritmo, que já procurou por fraturas usando os métodos explicados no ponto anterior, tenta procurar novamente fazendo um rastreio na horizontal, da esquerda para a direita em toda a linha do osso. Se o algoritmo detetar uma separação entre dois pixéis consecutivos, em que a separação é superior ou igual a 15 pixéis, então vai assinalar essa zona como fratura; Caso contrário, prossegue a busca até ao final do osso. Esse exemplo está representado graficamente na figura referente ao processo J.

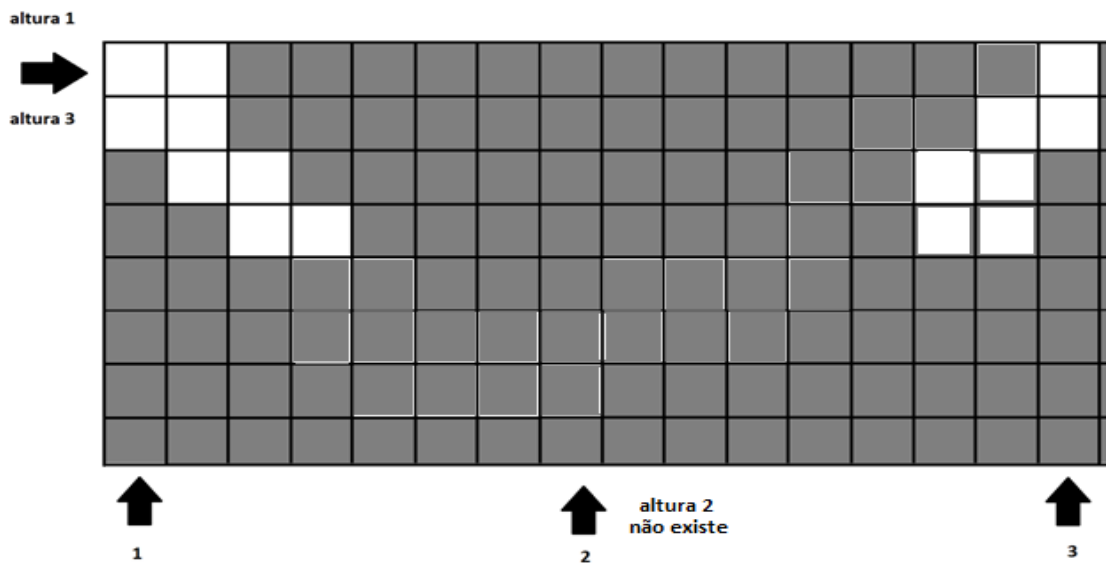
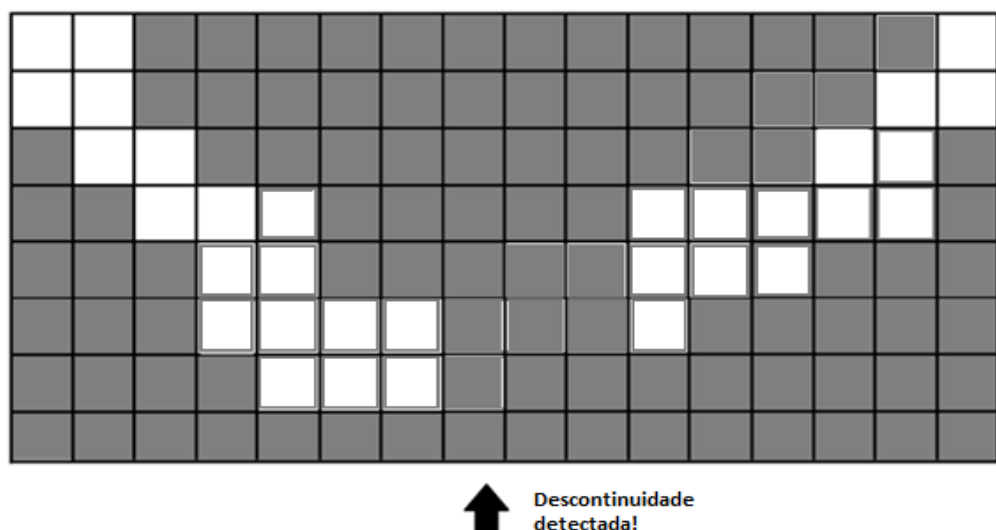


Figura 19- Algoritmo de deteção de fratura, Processo J: caminho com fratura detetada, por descontinuidade (15 pixéis ou mais)



*Figura 20- Algoritmo de detecção de fratura, Processo L: caminho com descontinuidade mas sem fratura (3 pixéis apenas)*

Na figura referente ao processo L, apesar de ser detetada uma descontinuidade, esta não traduz uma fratura, pelo facto de a dimensão ser apenas de 3 pixéis e não os 15 considerados como medida de fratura.

De referir que a escolha de 15 pixéis como limiar da descontinuidade para definição de fratura foi uma vez mais baseada na repetição exaustiva de testes sobre as imagens US disponíveis.

É importante afirmar que este último método, o de varrimento, é o mais eficaz na detecção da fratura, apesar de ser o mais pesado a nível de processamento, uma vez que todo o caminho é rastreado, da esquerda para a direita, pixel-a-pixel, buscando por uma descontinuidade significativa, de tal forma que possa ser tomada como fratura.

### **3.5. Algoritmo Global**

O algoritmo global de detecção e identificação de fraturas ósseas combina três componentes que se processam de formas distintas mas que são dependentes umas das outras: a redução de SN, a identificação do osso e a identificação da fratura.

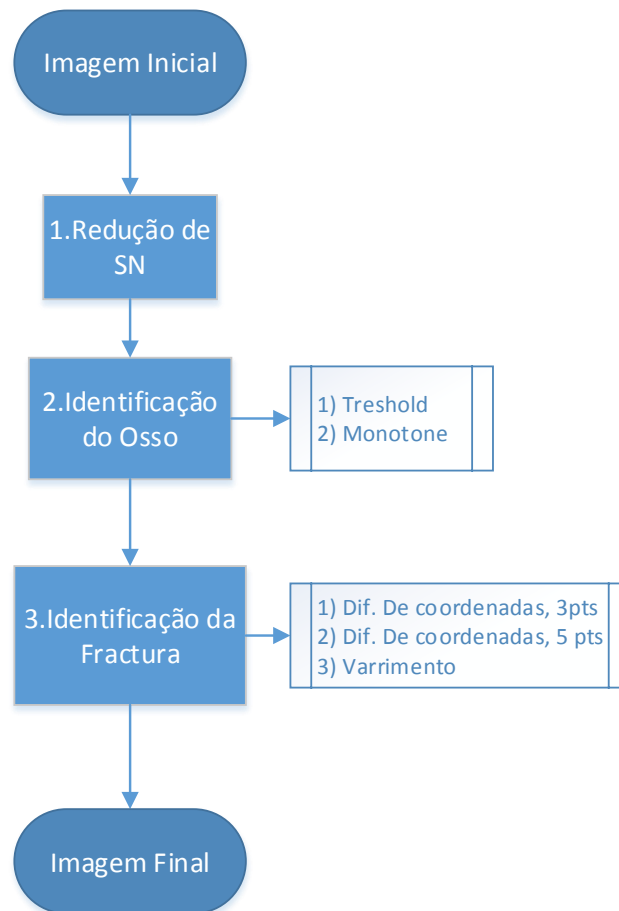


Figura 21- Processo representativo do algoritmo global

A redução de SN é feita pelo algoritmo proposto e designado por SSR, a Identificação do Osso é obtida pela combinação sequencial de dois processos, isto é, o *Threshold* e o *Monotone* e, por último, a Identificação da Fratura é levada a cabo pelos três métodos propostos: Diferença de coordenadas com 3 pontos, com 5 pontos e o Varrimento.

O algoritmo global apenas funciona com este encadeamento de processos. Cada componente resolve um problema específico e o encadeamento na ordem indicada permite satisfazer os objetivos propostos para esta dissertação, ou seja, no final o algoritmo retornará a imagem US com a fratura detetada assinalada para conhecimento do utilizador.

Acrescente-se que a imagem US contendo uma fratura óssea é apresentada ao utilizador com três círculos assinalando os locais identificados como fratura. Cada círculo é gerado por cada um dos algoritmos de identificação de fratura pelo que, se os círculos

forem coincidentes ou muito próximos pode concluir-se que há fortes evidências de fratura óssea no local assinalado.

### **3.6. Conclusões**

O *capítulo 3* descreve em detalhe cada um dos algoritmos componentes do algoritmo global proposto nesta tese para identificação de fraturas ósseas em imagens US de ossos longos.

Apesar de existirem na literatura alguns métodos de remoção de ruído do tipo *Speckle*, os mesmos eram de complexidade elevada refletindo-se no tempo de processamento computacional consumido o que dificultava a sua integração num sistema de tempo-real para apoio ao diagnóstico clínico.

Assim, como parte inicial do algoritmo global, desenvolveu-se apresentou-se um novo método de remoção de SN, designado por SSR.

Após a remoção do SN da imagem US, procede-se à *Identificação do Osso*, tendo em consideração o tipo de imagens de ossos longos existente na base de dados disponível para a execução deste trabalho.

Como parte final do algoritmo global, procede-se à *Identificação da fratura*, desenvolvendo-se para o efeito três algoritmos de deteção de interrupções da linha óssea ou da linha cortical óssea, algoritmos estes que são executados sequencialmente por forma a garantir a taxa de sucesso na identificação de fraturas.

Como resultado do processamento de uma imagem US de ossos longos, o algoritmo global proposto permite ao utilizador visualizar a imagem US com três círculos assinalando as zonas da imagem identificadas como fraturas ósseas.

# **Capítulo 4- Análise de resultados**

## **4.1. Introdução**

Neste capítulo apresentam-se e analisam-se os resultados obtidos da aplicação dos métodos de filtragem do SN publicados na literatura e descritos no *capítulo 2*, e dos resultados da aplicação do método SSR proposto e introduzido no *capítulo 3*. Após a análise comparativa de resultados considerando quer a performance visual quer em termos de tempo de processamento computacional, procedeu-se à escolha do método com melhor desempenho para integrar o algoritmo global.

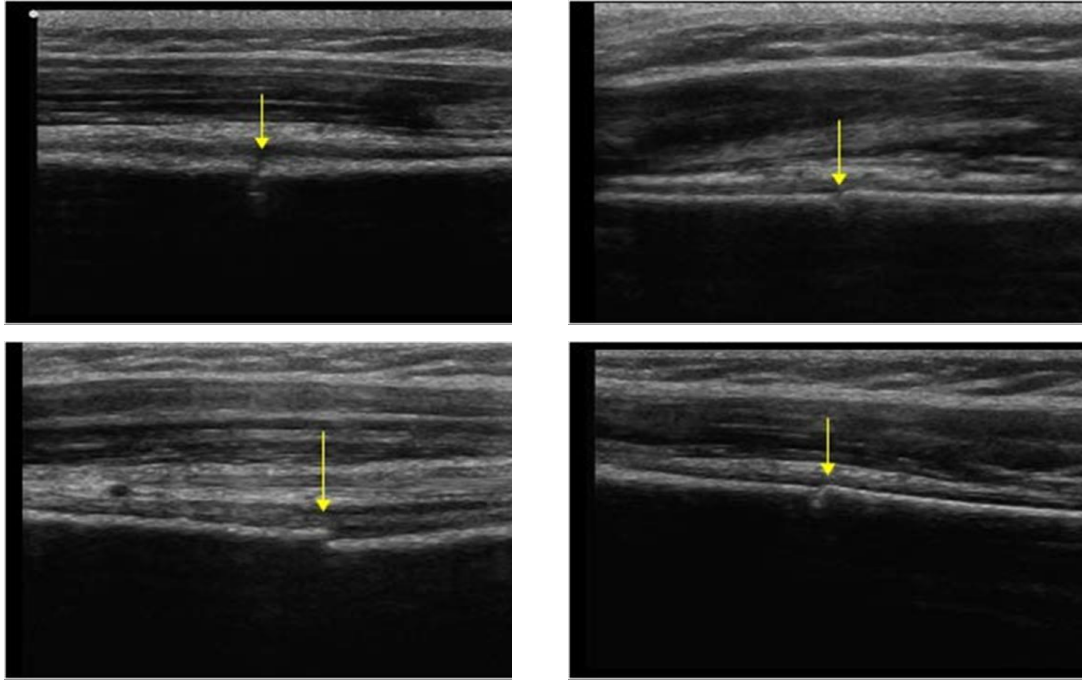
Com recurso às imagens resultantes da aplicação do método selecionado para redução de SN, demonstra-se a aplicação dos algoritmos de *Identificação do Osso* e de *Identificação da Fratura*, apresentando-se as imagens processadas pelos mesmos. Finalmente apresentam-se as imagens produzidas pelo algoritmo global nas quais as fraturas ósseas estão assinaladas.

### **4.1.1. Apresentação e análise das imagens originais de US com SN a usar neste projeto**

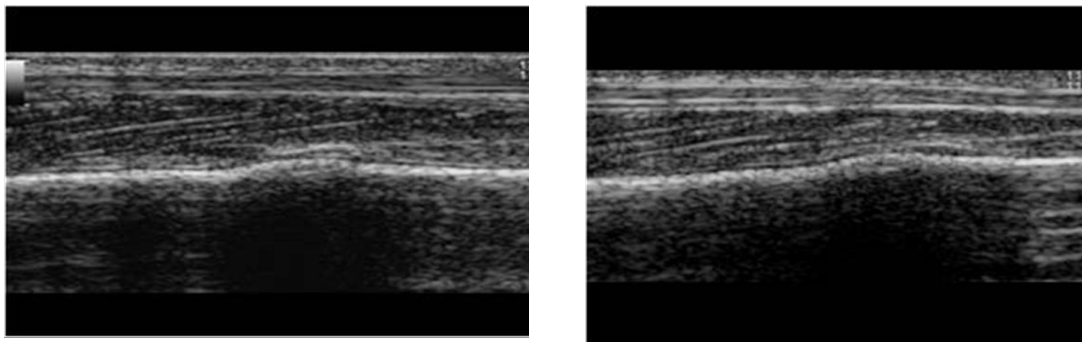
As imagens usadas para o desenvolvido desta dissertação pertencem a uma base de dados livremente utilizável se para propósitos educacionais. As referidas imagens encontram-se disponíveis no endereço seguinte: <http://www.ultrasoundcases.info/>.

As imagens US que serão usadas no decurso deste trabalho, quer para testar o melhor método de remoção de SN quer para servir de base aos algoritmos de identificação de osso e de identificação de fratura, serão apresentadas nas figuras seguintes. As quatro primeiras, figuras correspondem a uma fratura do eixo do úmero proximal, com interrupção do tecido cortical. As duas imagens seguintes apresentam uma fratura de *stress* da fíbula distal e, por último, as duas restantes imagens correspondem a uma fratura de *stress* na tibia com formação de calo na zona da mesma.

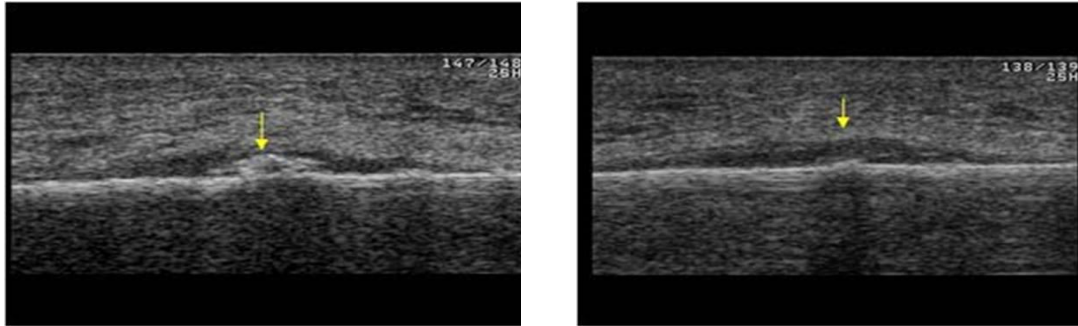
Acrescente-se que as setas a amarelo localizadas sobre as imagens assinalam as fraturas fazendo parte das próprias imagens, facto que teve de ser obviado para teste e processamentos executados no âmbito desta tese.



*Figura 22 – Fratura do eixo Úmero Proximal com interrupção do tecido cortical: caso I a IV numerados de cima para baixo e da esquerda para a direita.*



*Figura 23- Fratura de stress da Fíbula Distal: caso I a II numerados da esquerda para a direita*



*Figura 24- Fratura de stress na Tíbia com formação de calo: caso I a II numerados da esquerda para a direita*

As imagens acima contêm detalhes de níveis de cinzento que podem passar despercebidos na forma sintética de representação acima apresentada. Assim, as Figuras 4.2 e 4.3, representativas das fraturas de *stress* na fíbula distal e na tíbia, respetivamente, permitem ver a fratura de forma mais clara, uma vez que se nota o tecido cortical espalhado, a contornar o osso. O tecido cortical é uma camada líquida que envolve o osso e que se tende a espalhar em redor do osso quando uma fratura existe. A quantidade de tecido cortical espalhado irá depender do tamanho da fratura e do tamanho do osso fraturado.

Já na figura 4.1, a deteção da fratura torna-se mais complicada, uma vez que o eixo do úmero proximal se ramifica em duas partes, sendo a fratura, na imagem em análise, na parte inferior do mesmo. Esta ramificação complica a análise uma vez que a parte inferior do osso é também a que se encontra mais junto da zona de sombra, sendo que a onda US tende a ter menos energia nessa zona, uma vez que grande parte da mesma já foi dissipada nas zonas de ruído e de osso.

Para que se entenda melhor como se pode detetar a fratura óssea nestes casos, convém acrescentar que nas últimas duas figuras, pode-se perceber que a meio da imagem, tanto na horizontal como na vertical se tem um defeito na linha clara (osso) que percorre a imagem. Esse defeito ou descontinuidade que é visível apenas por observação, indica que se está perante uma fratura no osso em análise. Nas primeiras quatro figuras, a fratura não é tão perceptível nem de tão fácil deteção, no entanto a seta colocada na imagem dá-nos a entender uma pequena descontinuidade, a fratura.

Pode também observar-se pelas imagens acima a estrutura da imagem de US referida anteriormente, em que, observando a imagem de cima para baixo se tem uma enorme

quantidade de SN, seguida da zona do osso e por último a zona de sombra, que, contendo menos ruído constitui uma zona com pouca informação útil. Essas mesmas zonas podem ser identificadas pelos histogramas seguintes, em que se tem a evolução da energia (quantidade de pixels claros) por profundidade de imagem. Veja-se o *histograma* correspondente à figura que retrará a primeira fratura do eixo úmero proximal:

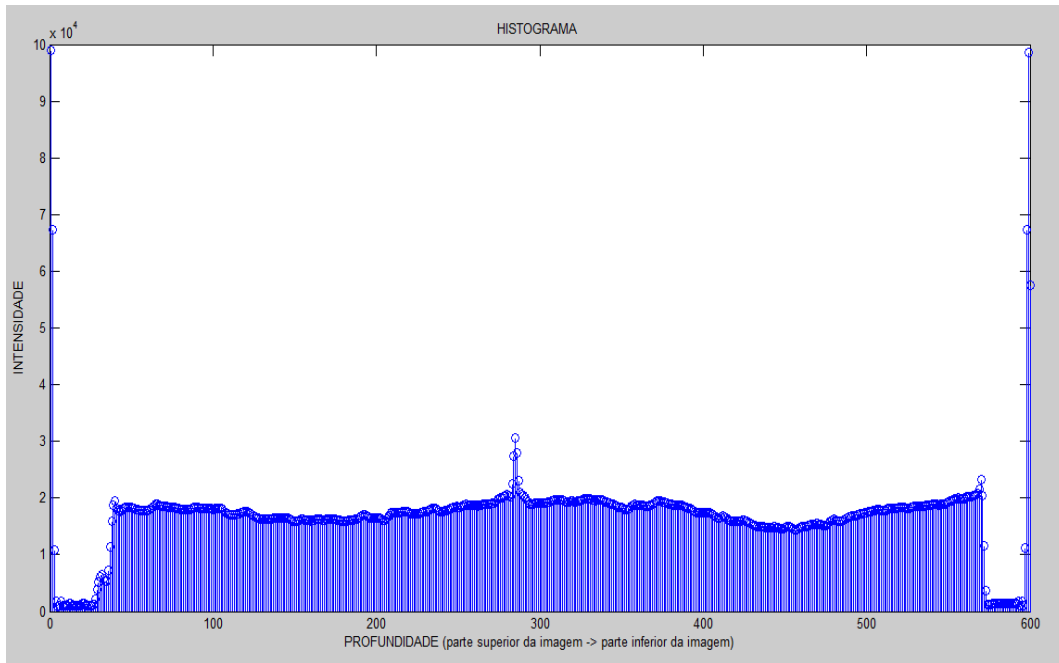


Figura 25- Histograma referente à primeira fratura do eixo úmero proximal

A função do Matlab *histograma* é uma ferramenta importante para dar a perceber que, de facto, o osso pode estar onde parece visualmente estar. A análise é feita sabendo que no eixo das abcissas, da esquerda para a direita estará representada a profundidade da imagem, ou seja, o ponto mais à esquerda das abcissas (ponto 0) indica o início da imagem, isto é, a primeira linha do topo da imagem. O ponto mais à direita (ponto 600, neste caso) indica o final da imagem, ou seja, a última linha de pixels da imagem. O que é feito, no *histograma*, é o somatório, linha-a-linha, de cima até baixo do valor dos pixels em cada linha. Quanto mais escuro um pixel, menor o seu valor e quanto mais claro, maior o valor, querendo isto dizer que a *intensidade* medida acaba por ser a “claridade” de cada linha. Essa mesma “claridade” traduz informação e/ou ruído, uma vez que se o pixel em análise não é negro, então o mesmo deverá conter ou informação, ou será meramente ruído. Ao fazer essa análise através do histograma, é possível perceber três zonas distintas: a zona de ruído, presente desde a profundidade 50 até perto do pixel 270.

Depois o osso, que é identificado pelo pico de intensidade presente entre os pixels 270 a 300 e, depois disso, a zona de sombra.

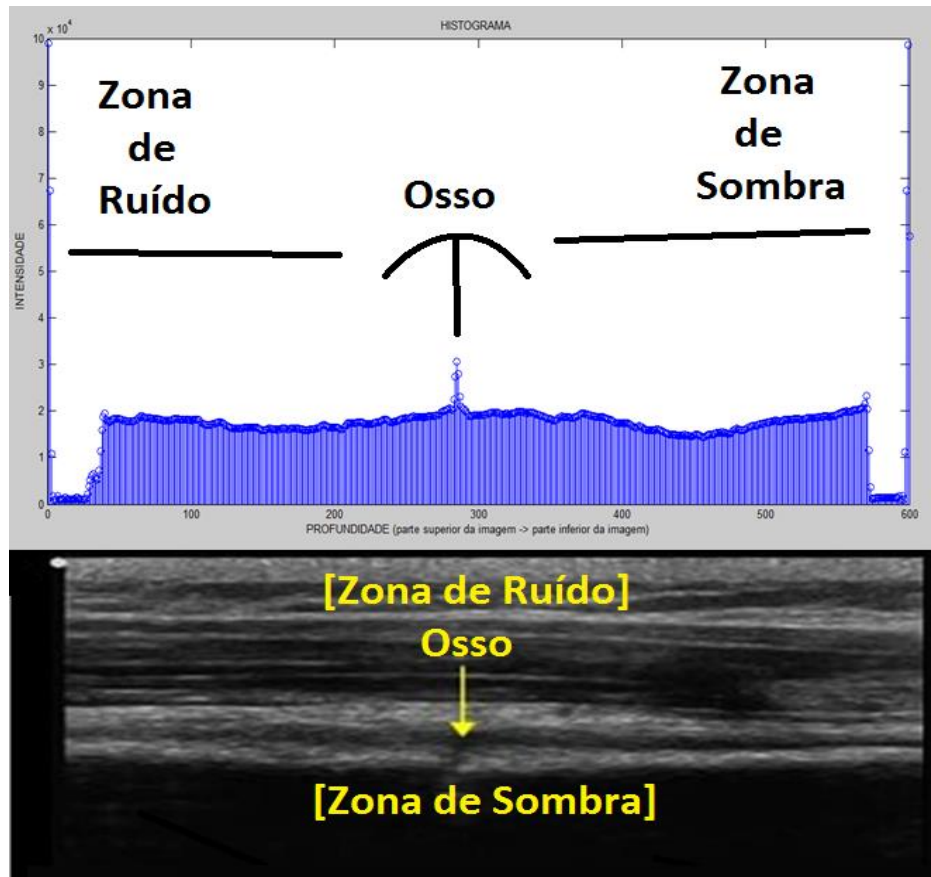


Figura 26- Histograma Vs. Imagem Original

O pico de intensidade presente a meio do histograma, entre o pixel 270 e o pixel 300 de profundidade, revela a localização do osso. No entanto, nem todas as imagens são de tão fácil reconhecimento, sendo que podem existir mais picos de intensidade numa zona perto da zona do osso que levem a um diagnóstico errado. Apesar da importância do histograma, este acabou por não ser usado no algoritmo de deteção de osso, tendo contudo constituído uma peça chave na aprendizagem de como detectar o osso na imagem.

## 4.2. Redução de Speckle Noise

Os métodos de redução de SN descritos no capítulo anterior foram todos implementados em Matlab, à exceção do Filtro Multe Escala. Nesta secção apresentam-se os resultados da aplicação destes filtros às imagens referidas na secção anterior,

apresentando primeiramente os resultados obtidos da aplicação dos métodos já existentes na literatura, seguidos então dos resultados obtidos com o método proposto.

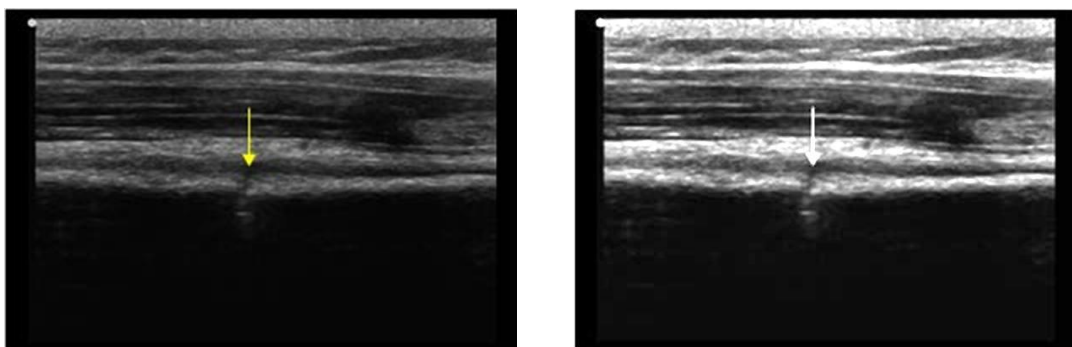
### **4.2.1. Redução de SN com métodos existentes**

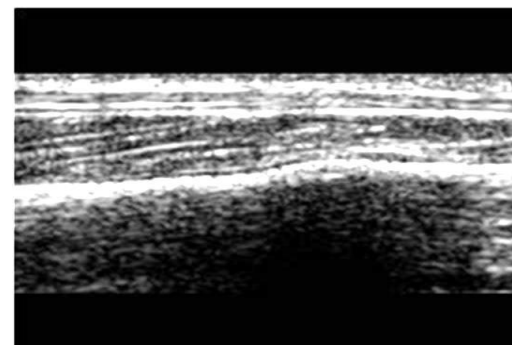
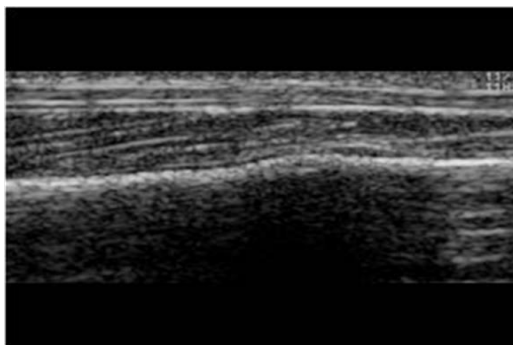
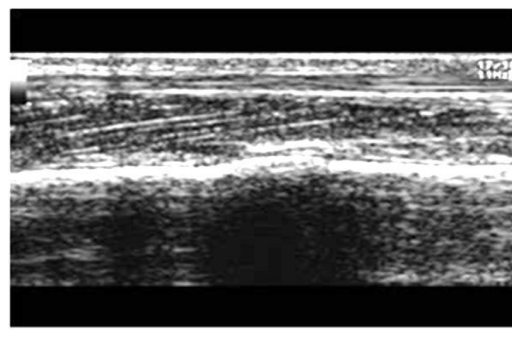
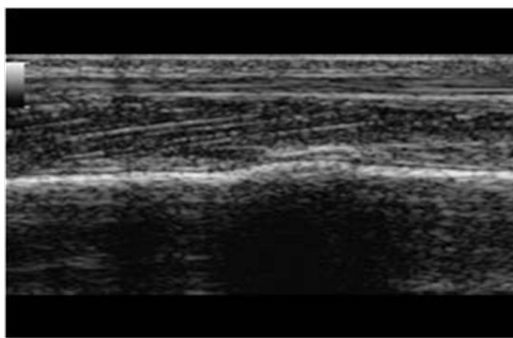
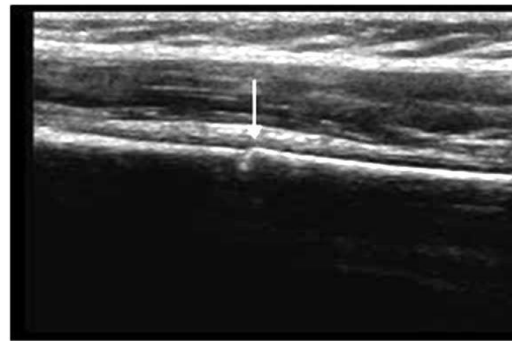
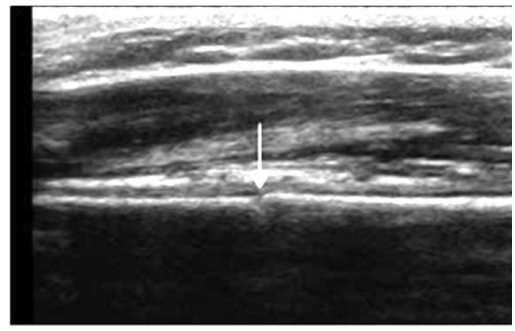
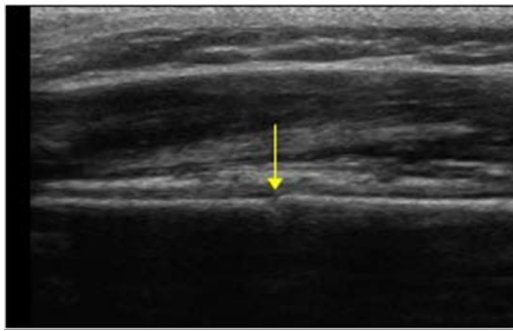
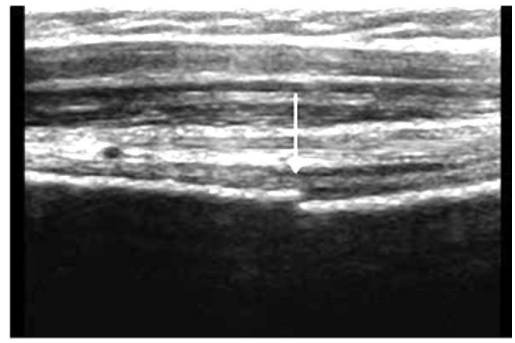
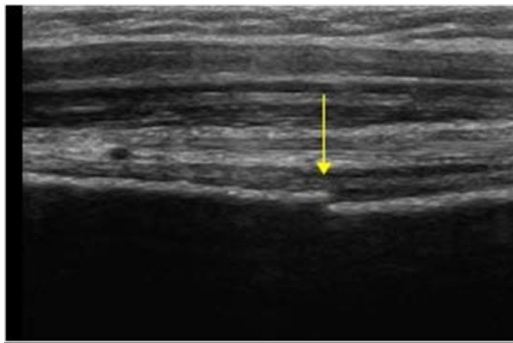
Para cada um dos métodos de redução de SN, apesar de constituir um procedimento exaustivo, apresentam-se as imagens originais ao lado das resultantes da respectiva filtragem. Tal procedimento permitirá ao leitor compreender as classificações qualitativas que foram atribuídas a cada um dos métodos de filtragem.

O método de avaliação da qualidade da imagem filtrada é baseado na observação cuidadosa das imagens, procurando verificar se houve redução do SN mas e se preservaram os detalhes na zona do osso.

Este tipo de análise, apesar de não ser quantitativa, permite, por comparação, estabelecer de entre os métodos de filtragem aplicados uma hierarquia de qualidade da imagem, possibilitando dessa forma selecionar qual o filtro que melhor se adequa à redução do ruído SN de imagens US como as consideradas neste trabalho. Procedeu-se à análise dos resultados da aplicação de cada um dos métodos a todas as imagens em consideração.

#### **4.2.2.1. Haar Wavelet**





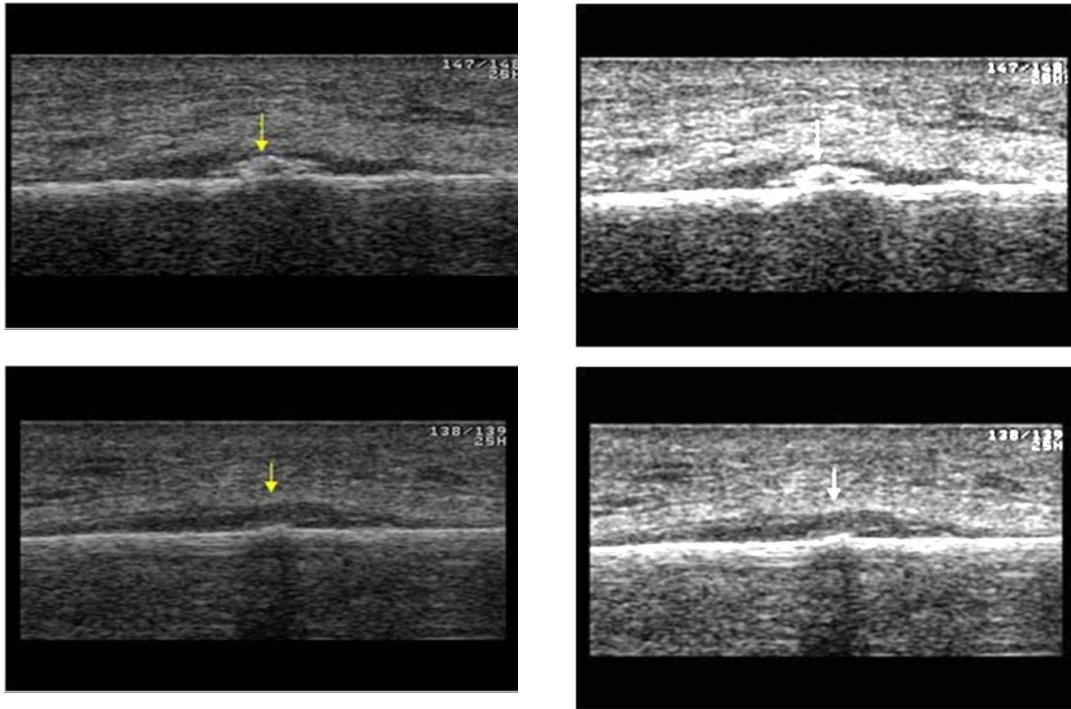
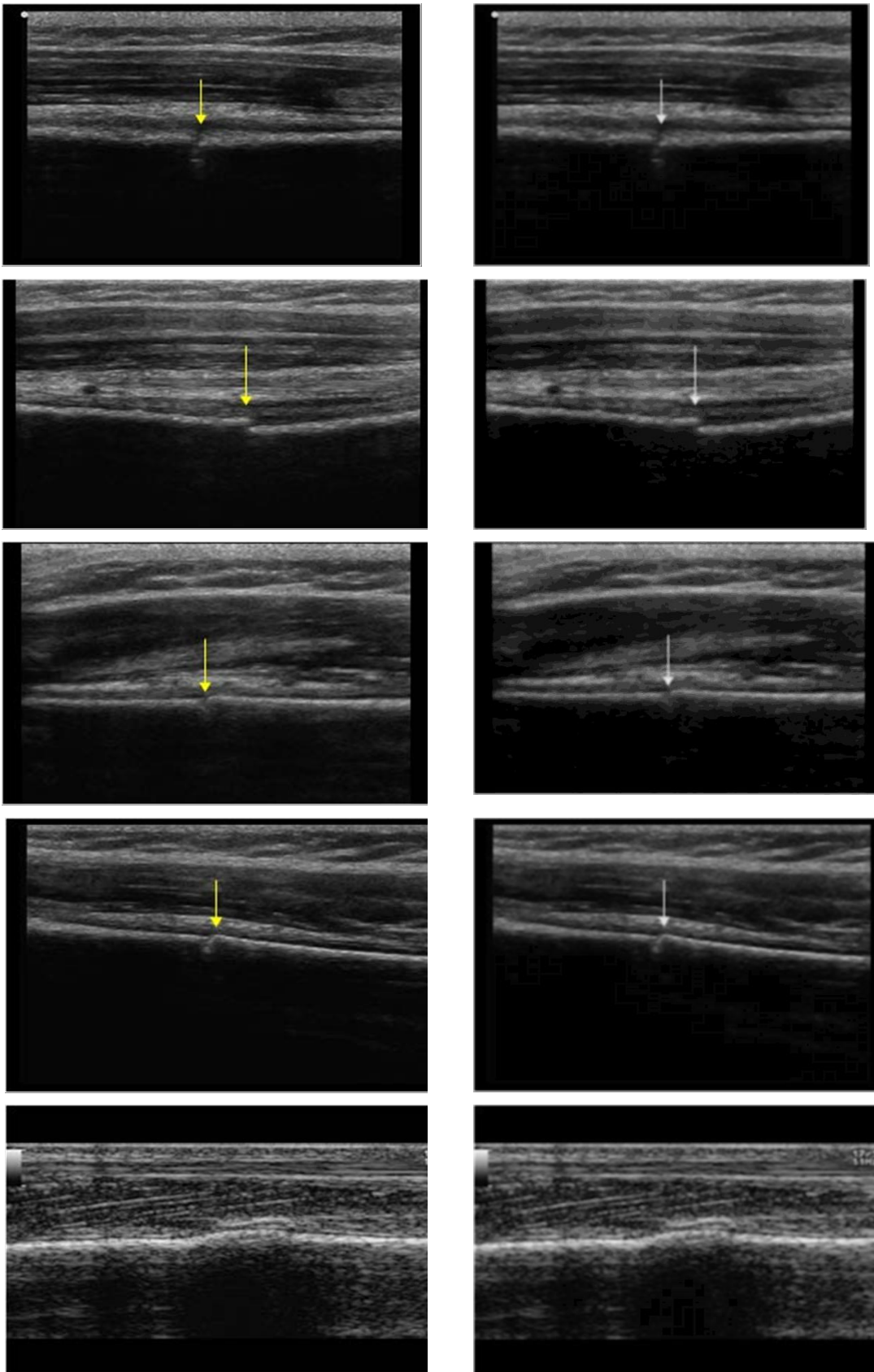


Figura 27- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Haar Wavelet, com 2 níveis ( $N=2$ )

O que se observa, após a aplicação do *Haar Wavelet* é que o que já era escuro ficou ainda mais escuro e o que era claro, ficou ainda mais claro. Na zona de sombra o SN acaba por ser eliminado de forma coerente, no entanto, na zona de ruído existem áreas em que o mesmo acontece mas outras onde o ruído é ainda mais evidenciado. Este fenómeno deve-se ao facto de, na zona de ruído, o ruído apresentar um valor elevado e com tonalidade mais clara, motivo pelo qual é ainda mais realçado. Na zona de osso acaba por acontecer o mesmo: as zonas com ruído acabam por ser enaltecidas, apesar de se notar melhor a presença do osso.

Assim sendo, a performance deste método de filtragem é avaliada como *razoável* porque consegue ter pontos positivos, quando elimina bastante bem o SN na zona de sombra e enaltece a zona do osso, contudo acaba por prejudicar a análise ao evidenciar ainda mais o SN que não consegue eliminar.

#### 4.2.2.2. Frost Filter



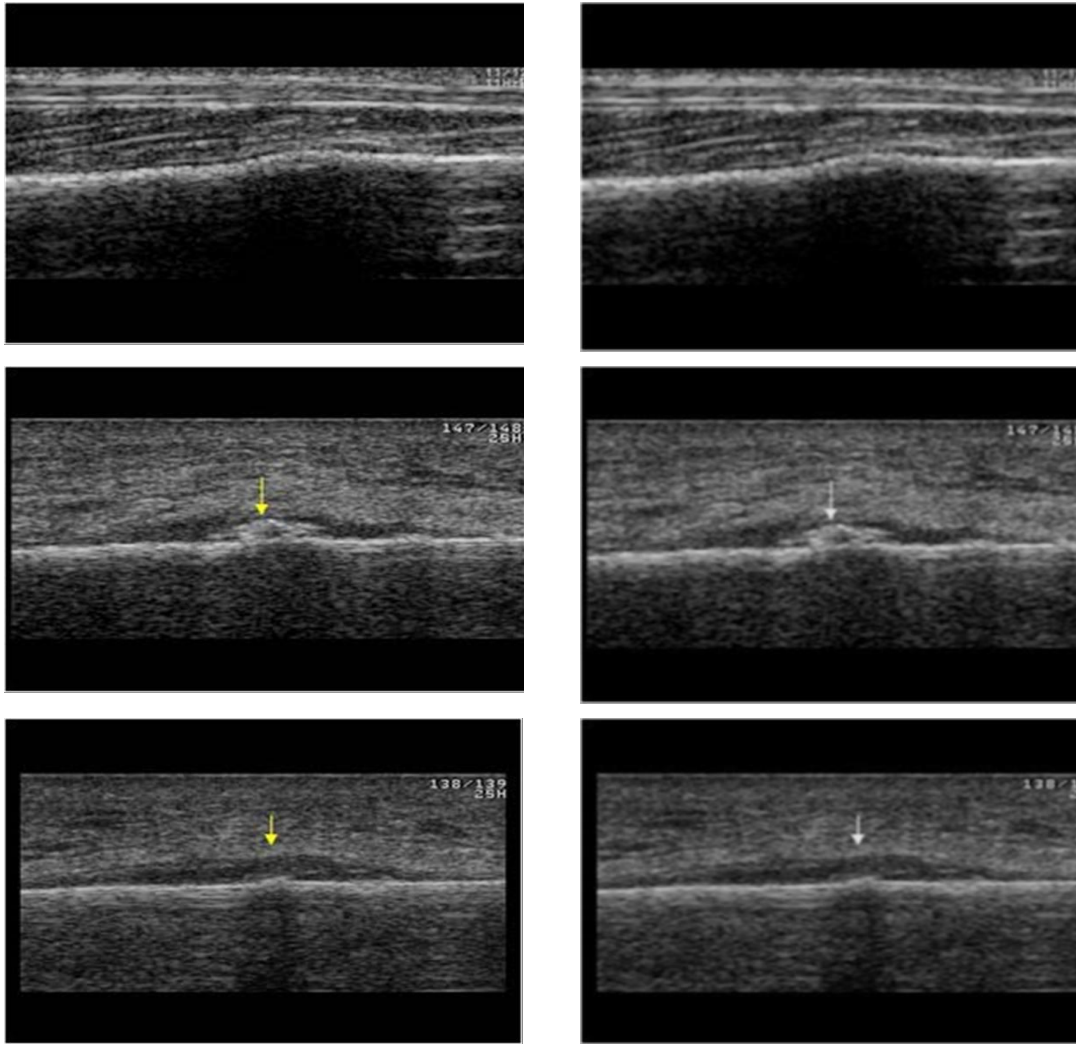
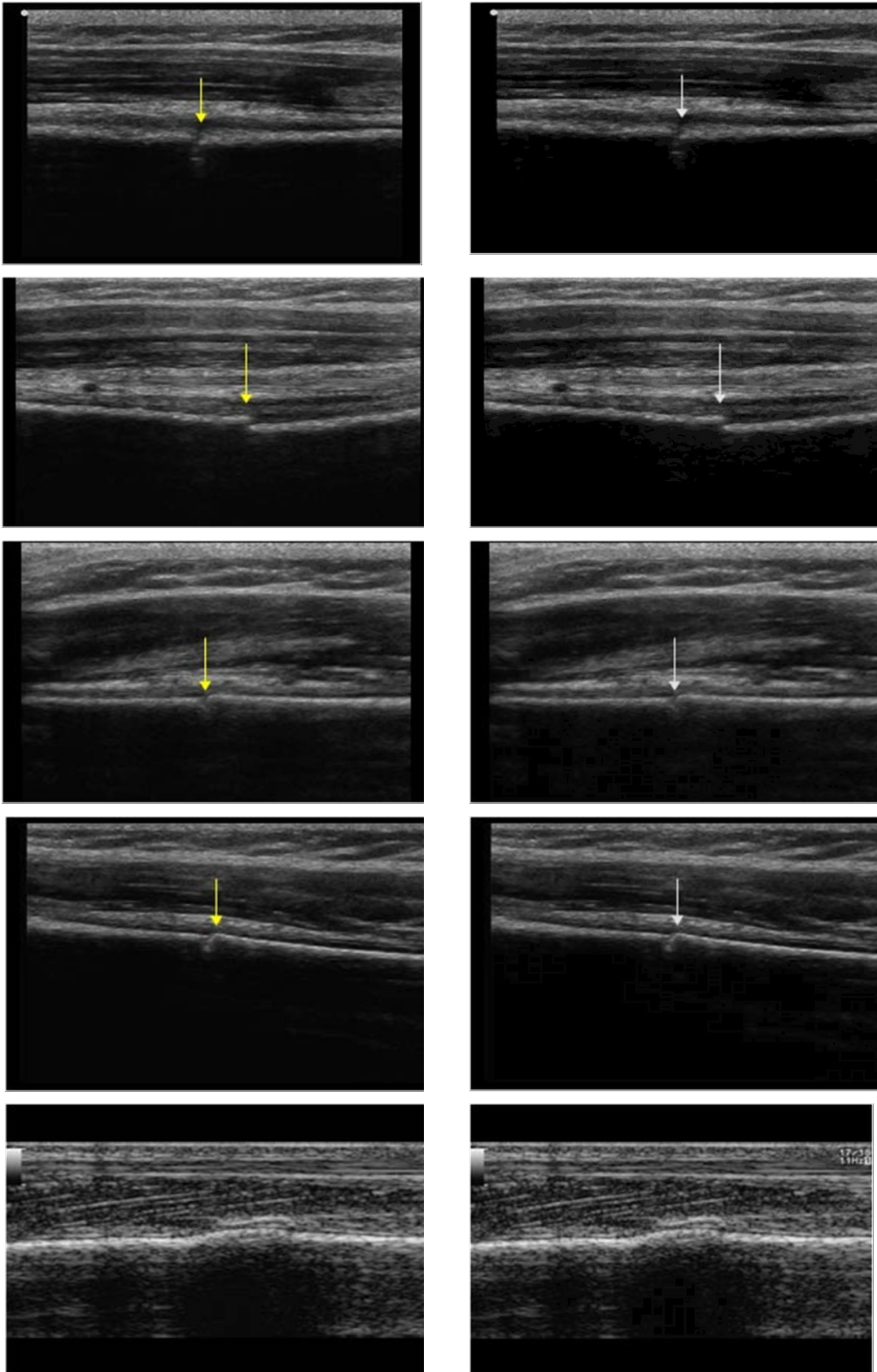


Figura 28 - Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Frost Filter, com  $K = 1$

O *Frost Filter* é um dos filtros com pior desempenho: primeiro, porque torna a imagem demasiado escura no geral, e só assim consegue eliminar bem o SN na zona de sombra, contudo, o facto de tornar a imagem mais escura faz com que detalhes importantes desapareçam da zona de osso, em especial no tecido cortical. Também não consegue ter um bom desempenho na eliminação do SN na zona de ruído, uma vez que escurece a imagem mas não o suficiente para a parte em questão. Sem ser o escurecer da imagem, nada mais existe a apontar, nem de bom, nem de mau. Pelos motivos apontados, o desempenho deste filtro é tido como *mau*.

### 4.2.2.3. Sigma Filter



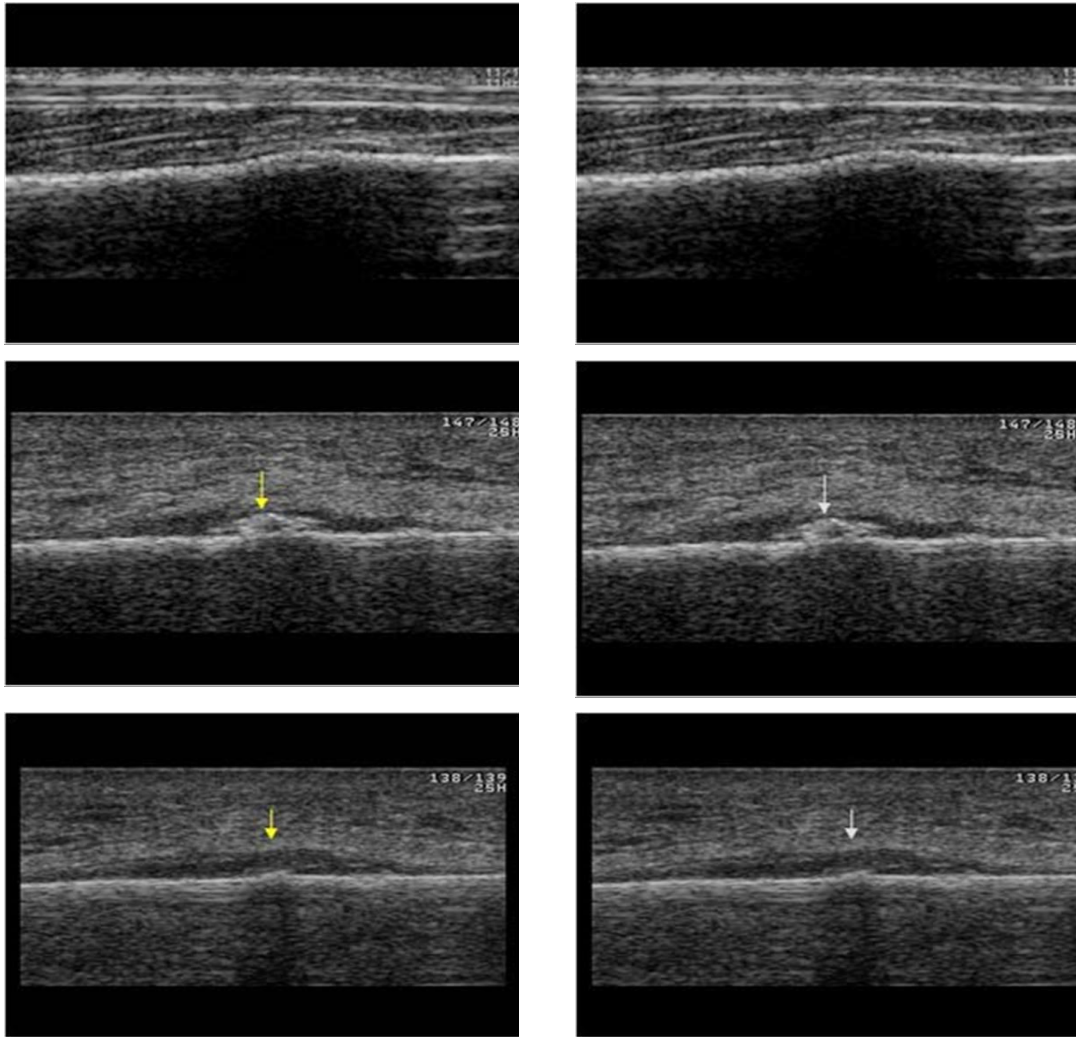
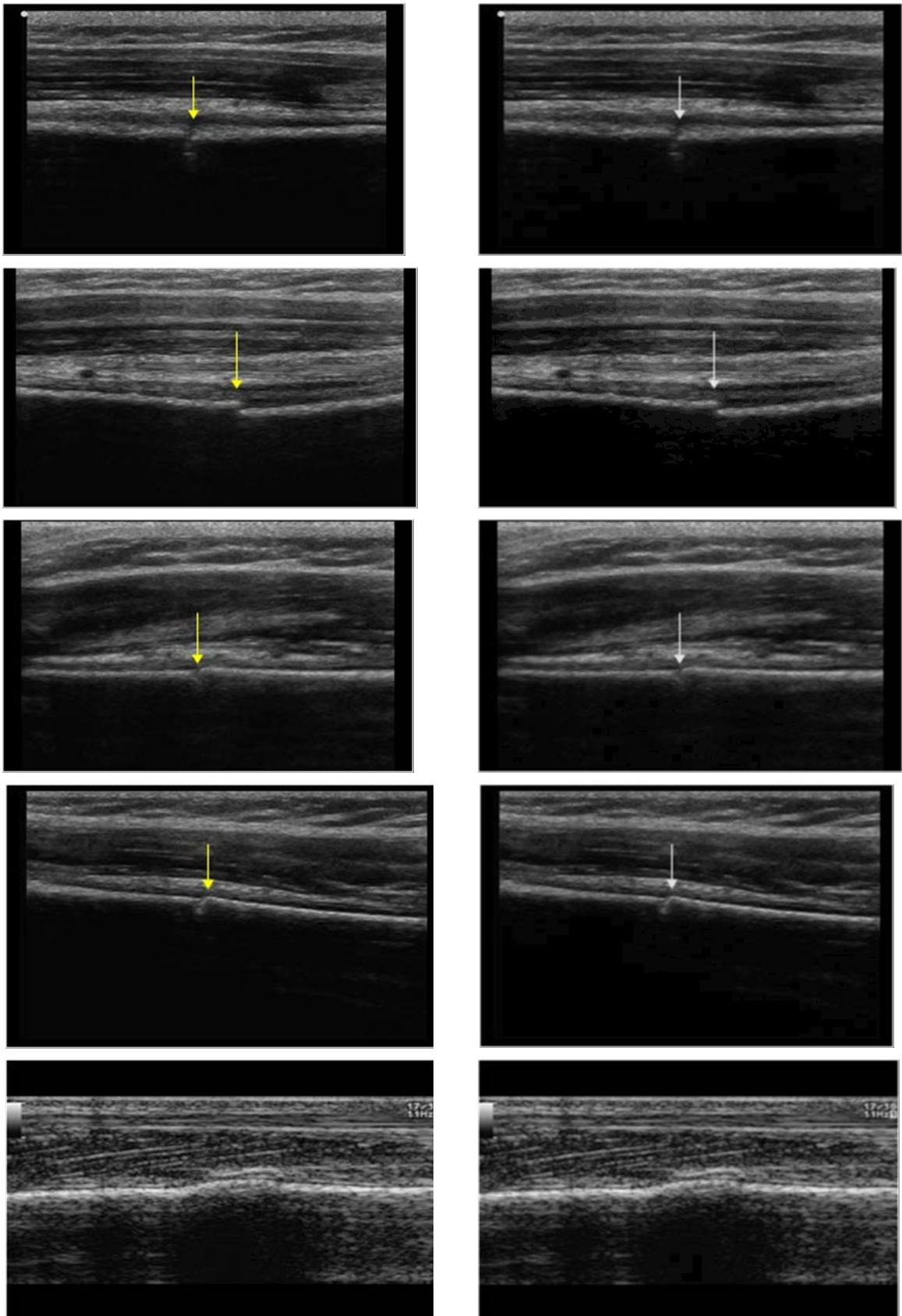


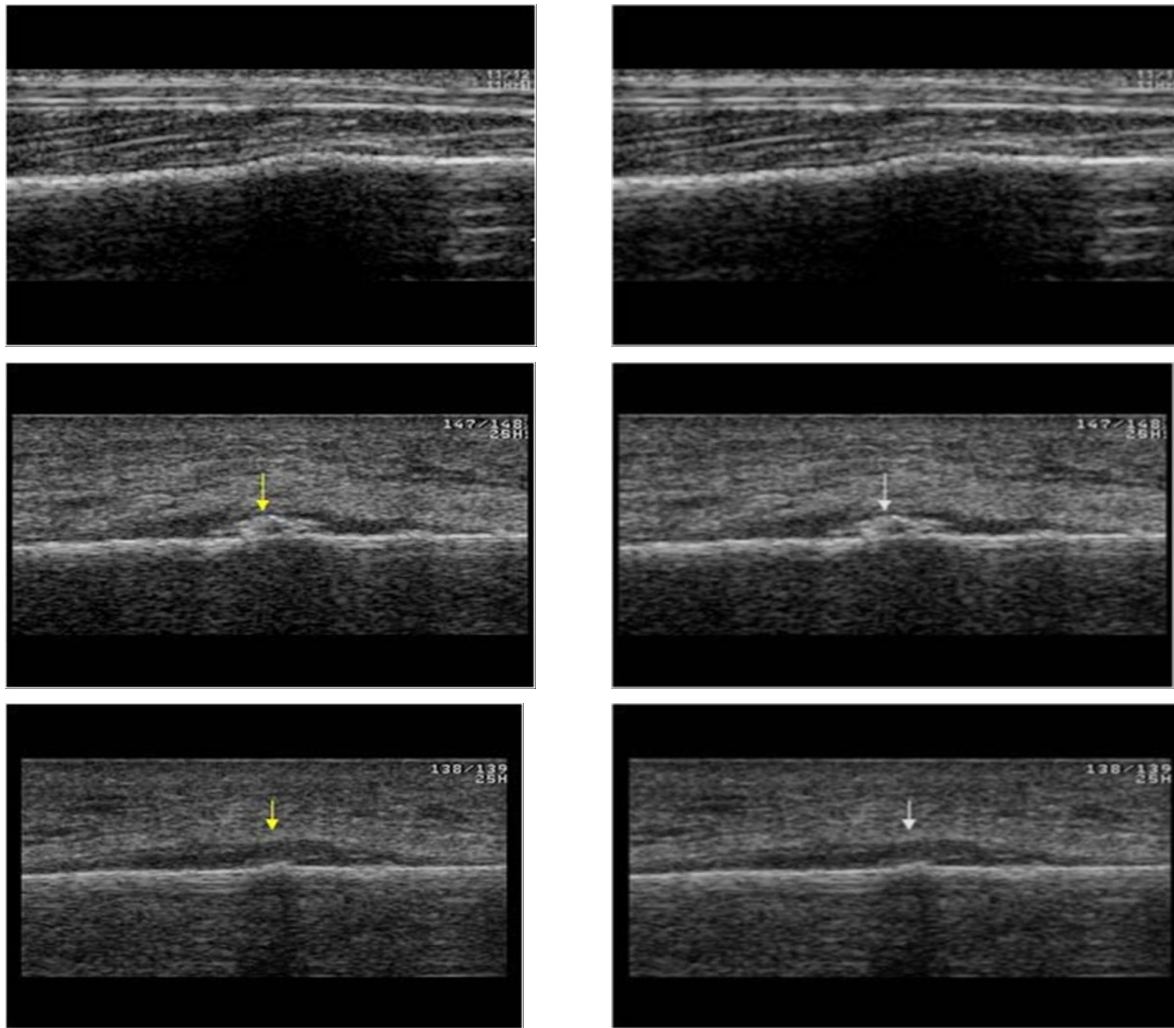
Figura 29 - Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Sigma Filter

A avaliação do *Sigma Filter* é muito semelhante à do filtro de Frost. Por observação, este filtro peca nos mesmos pontos que o filtro anterior, em especial nas imagens que retratam a fratura de *stress* na tíbia com formação de calo. As imagens têm pouca diferença após a aplicação do filtro e essa diferença, mesmo sendo pouca, não é satisfatória.

Assim sendo, este método é avaliado também como *mau* porque torna a imagem demasiado escura, fazendo com que detalhes importantes se percam na zona do osso e não conseguindo eliminar de forma satisfatória o SN nas restantes duas partes da imagem: zona de sombra e zona de ruído. É um método pouco eficaz para este tipo de imagens de US com SN.

#### 4.2.2.4. Lee Filter

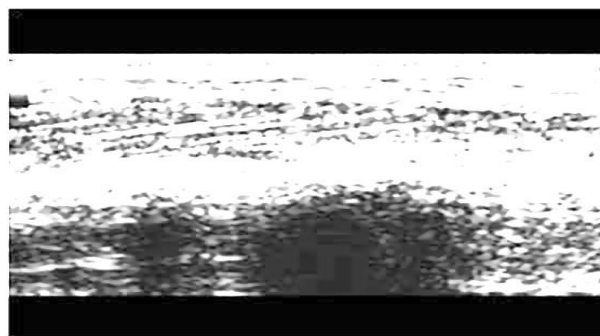
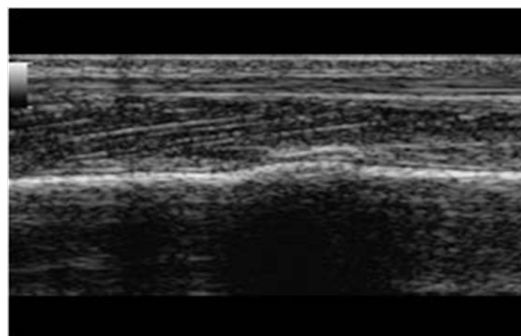
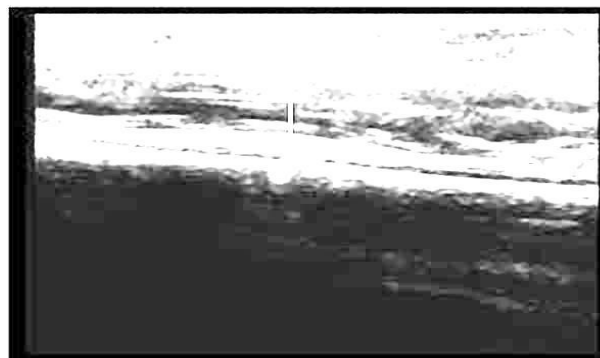
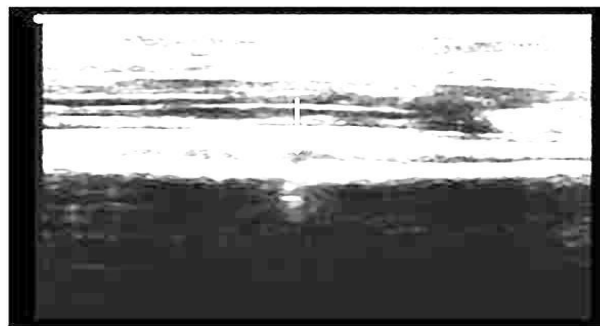
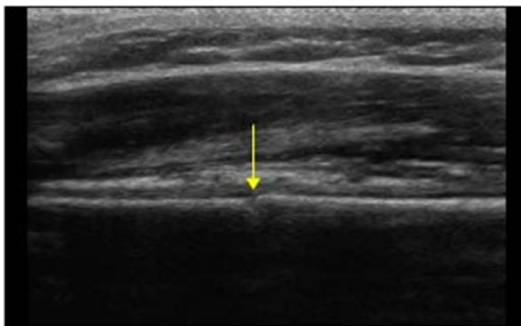
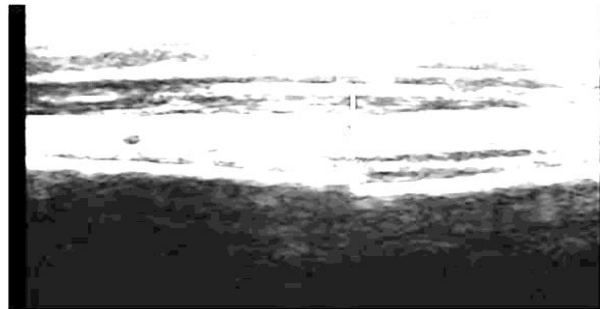
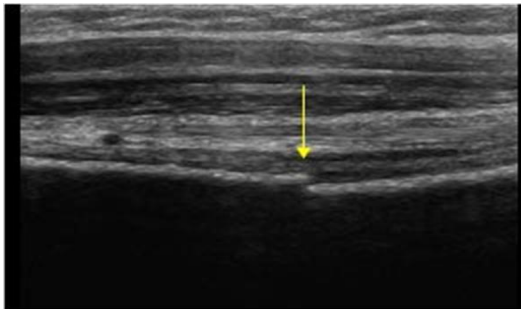
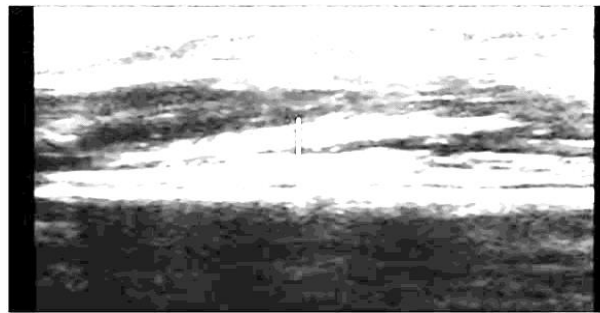
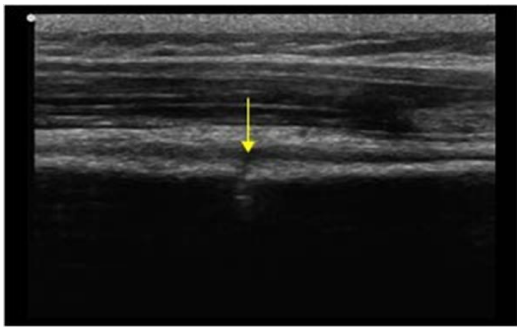




*Figura 30- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Lee Filter com janela de 7x7*

Este método de filtragem revela-se satisfatório nas imagens que retratam a fratura na fíbula distal e do eixo do úmero proximal, contudo poderia ter um desempenho com maior qualidade nas fraturas de *stress* da tíbia. No geral pode-se dizer que os detalhes na zona do osso acabam por ser melhor preservados que nos dois métodos anteriores, contudo este método peca pela fraca remoção de SN na zona de ruído. A avaliação para este método de remoção de SN é de razoável, uma vez que acaba por preservar minimamente detalhes na zona do osso que podem ser importantes para diagnóstico, em especial na zona cortical que envolve o osso. Se este método conseguisse eliminar melhor o SN quer na zona de sombra, quer na zona de ruído, poderia ser considerado um bom método de remoção de SN em imagens US deste género.

#### 4.2.2.5. Kuan Filter



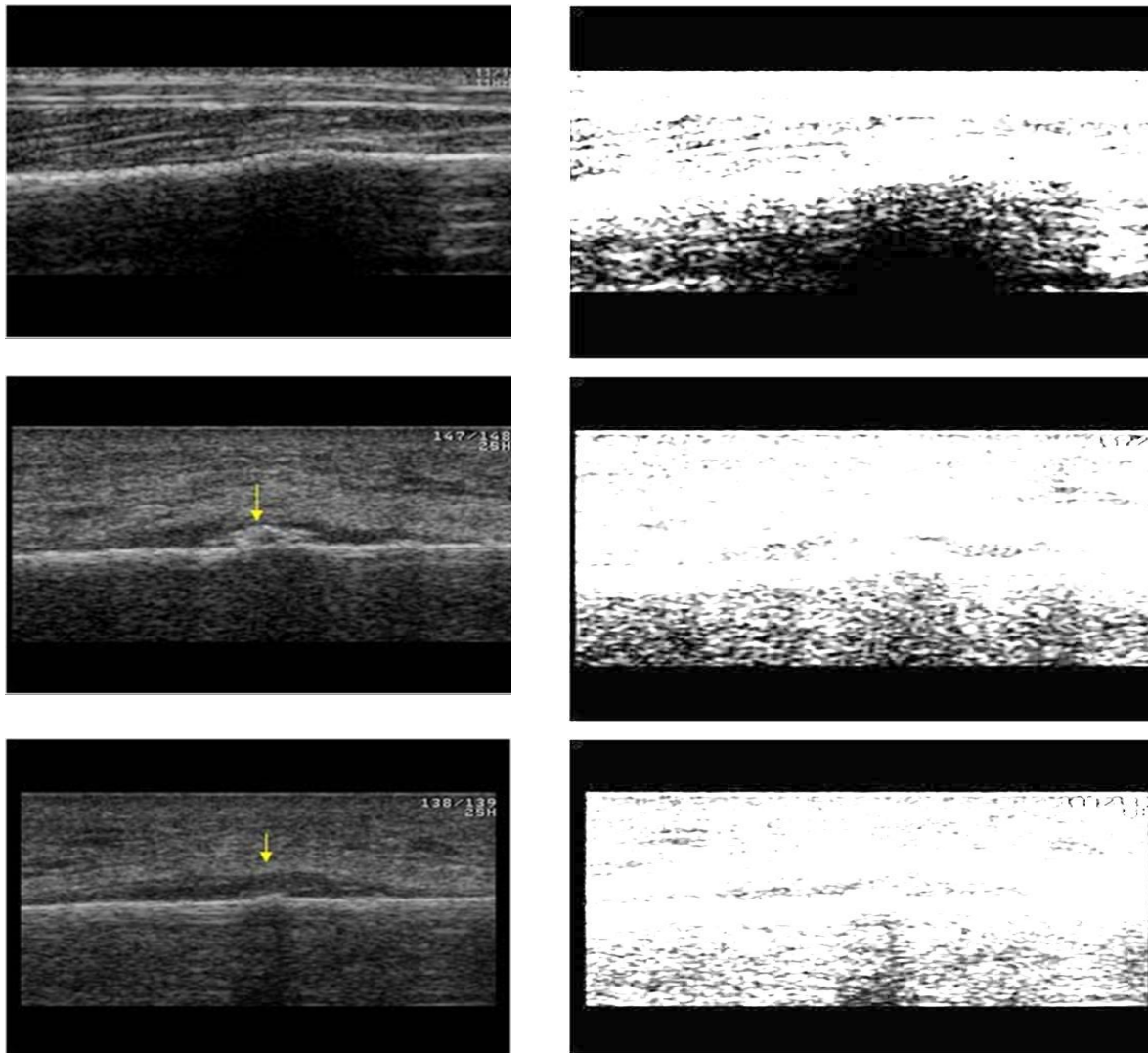
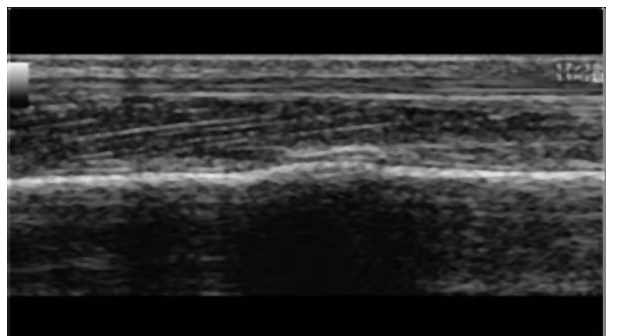
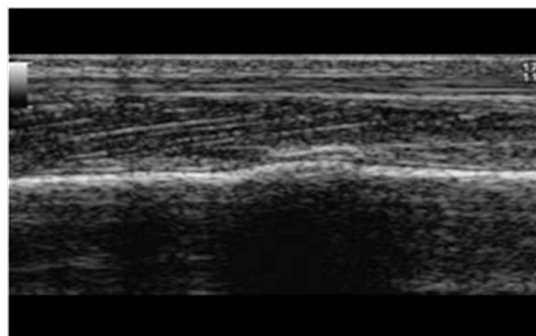
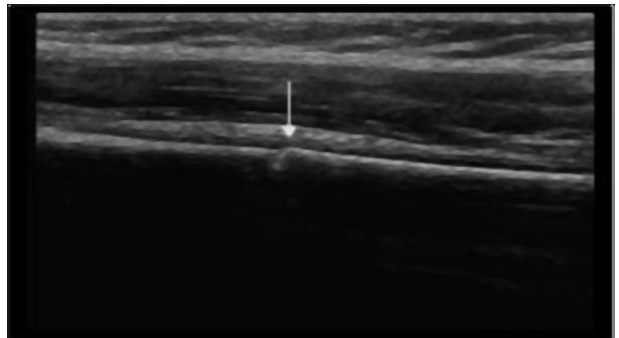
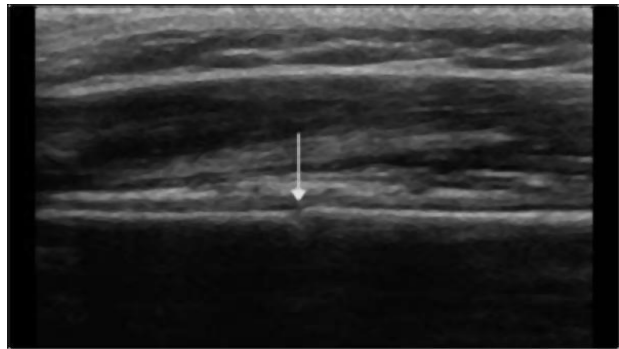
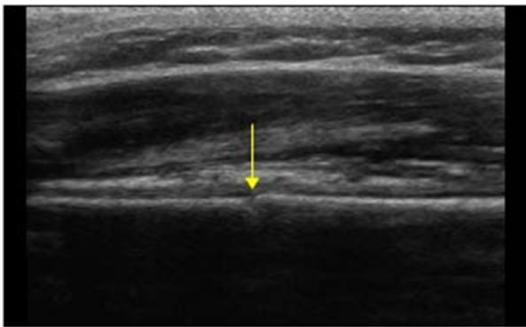
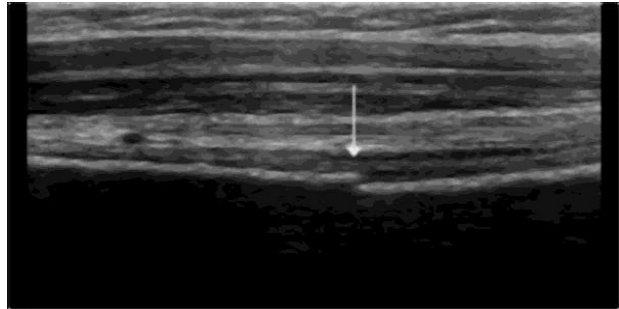
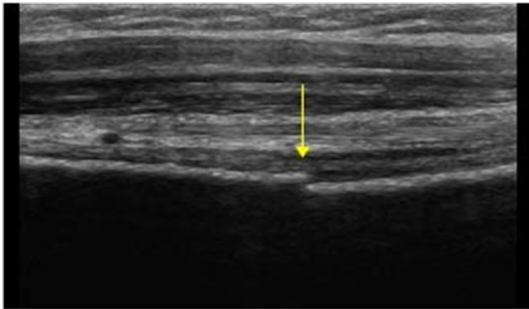
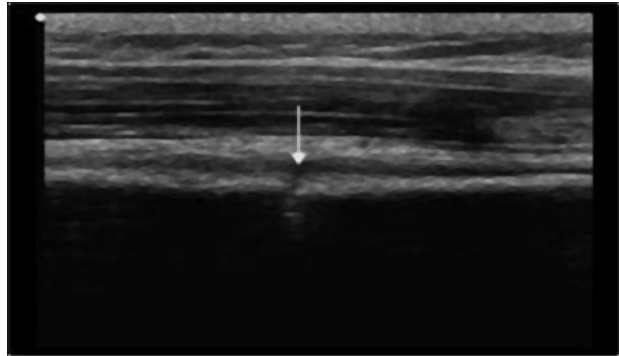
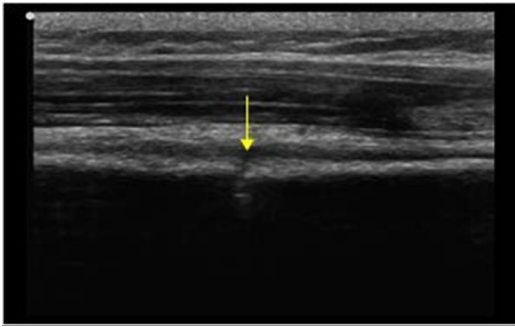


Figura 31- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Kuan Filter com janela de 7x7

O *Kuan Filter* é um dos piores métodos de remoção de SN em imagens US. Este processo de filtragem acaba por colocar mais brilho na imagem, enaltecendo ainda mais o ruído existente na mesma, destruindo informação e tornando o osso irreconhecível, na esmagadora maioria das imagens em análise. A imagem acaba por ficar com a informação ainda mais distorcida tornando ainda mais complicado concluir algo a partir da mesma.

Este método é assim avaliado como *mau*. Não elimina o SN, enaltece-o e não destaca o osso, misturando-o com SN.

#### 4.2.2.6. Median Filter



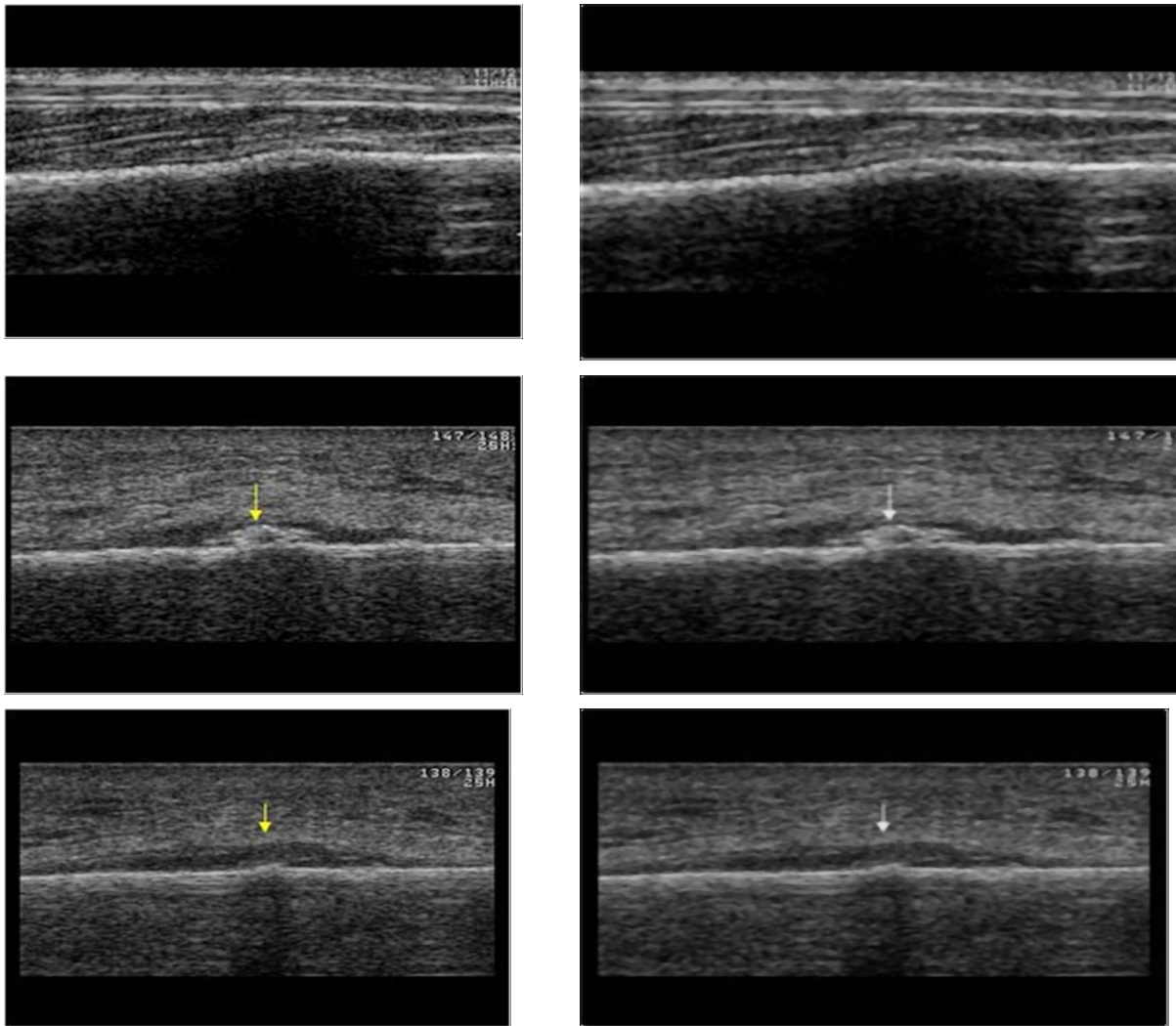
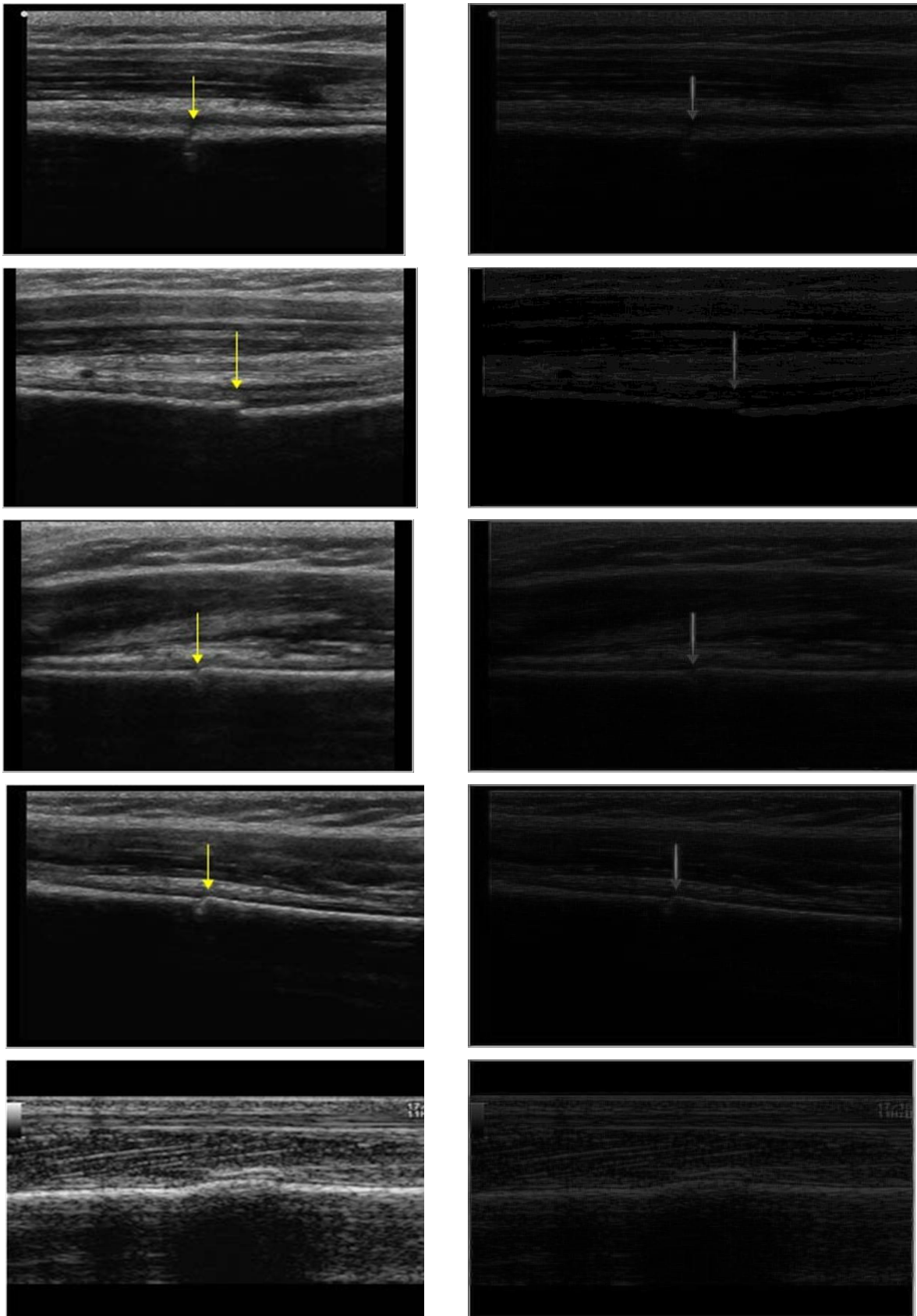


Figura 32- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Median Filter

O *Median Filter* consegue fazer um bom trabalho na remoção de SN, preservando detalhes presentes no osso. Este é um dos melhores métodos de remoção de SN em imagens US deste género, uma vez que a zona cortical consegue permanecer minimamente definida e, o SN presente na zona de sombra acaba por ser melhor anulado que nos métodos anteriores, bem como o SN presente na zona de ruído. A avaliação a este método acaba por ser *boa* pelas razões mencionadas anteriormente e considera-se que o mesmo é aplicável a cada um dos três tipos de fraturas.

#### 4.2.2.7. Gamma Map Filter



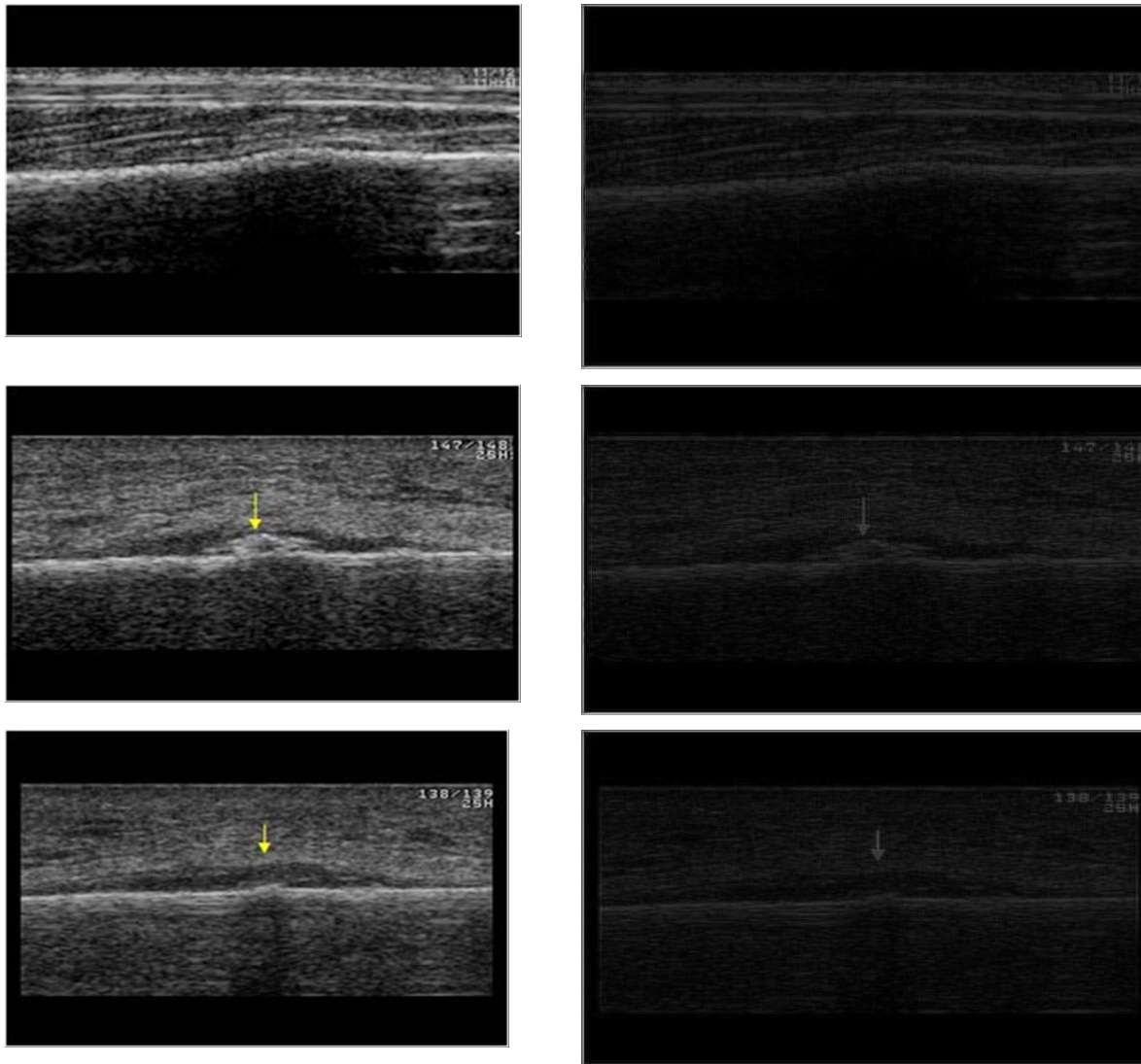
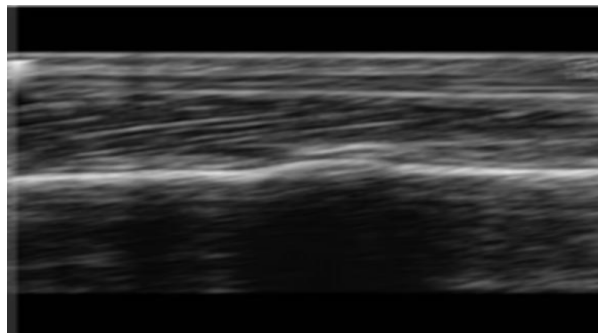
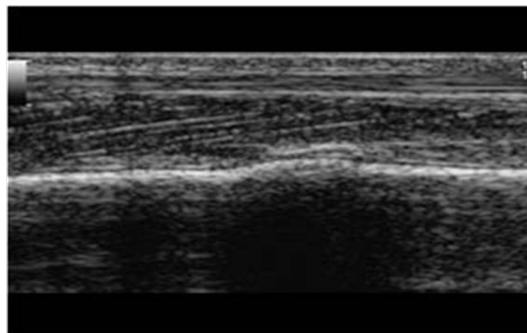
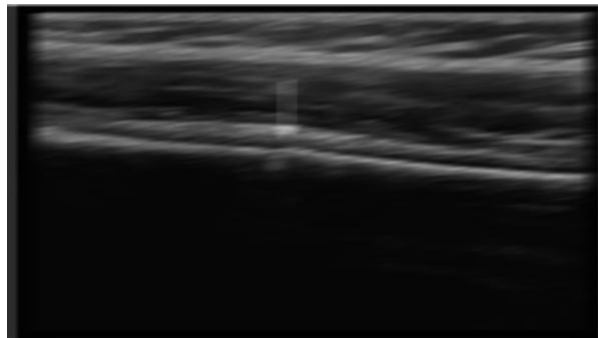
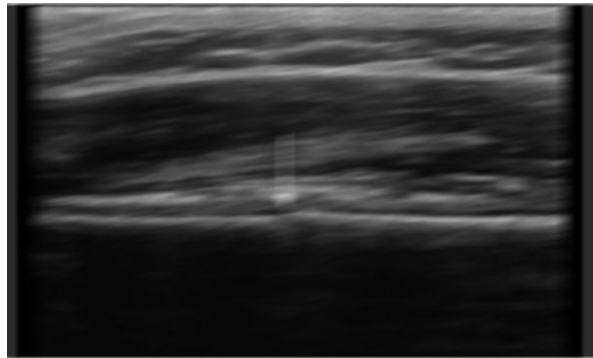
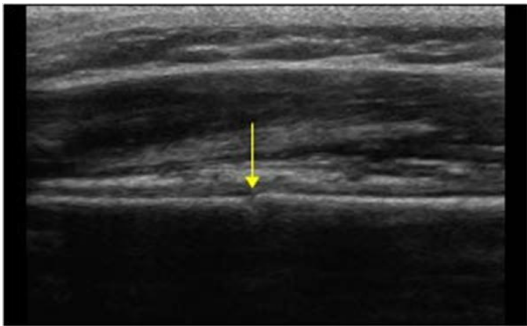
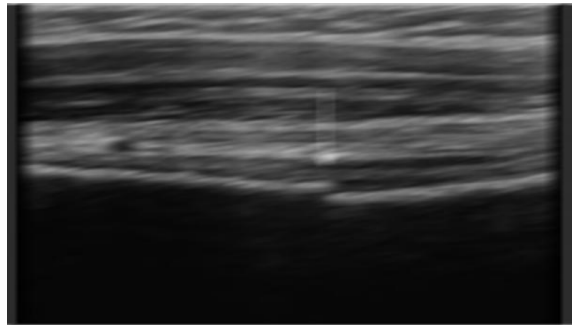
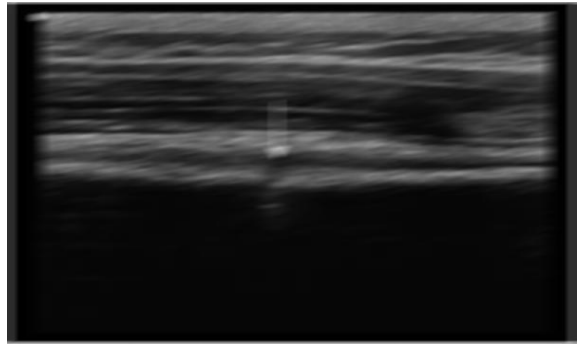
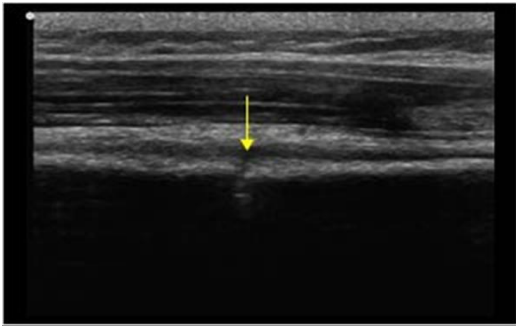
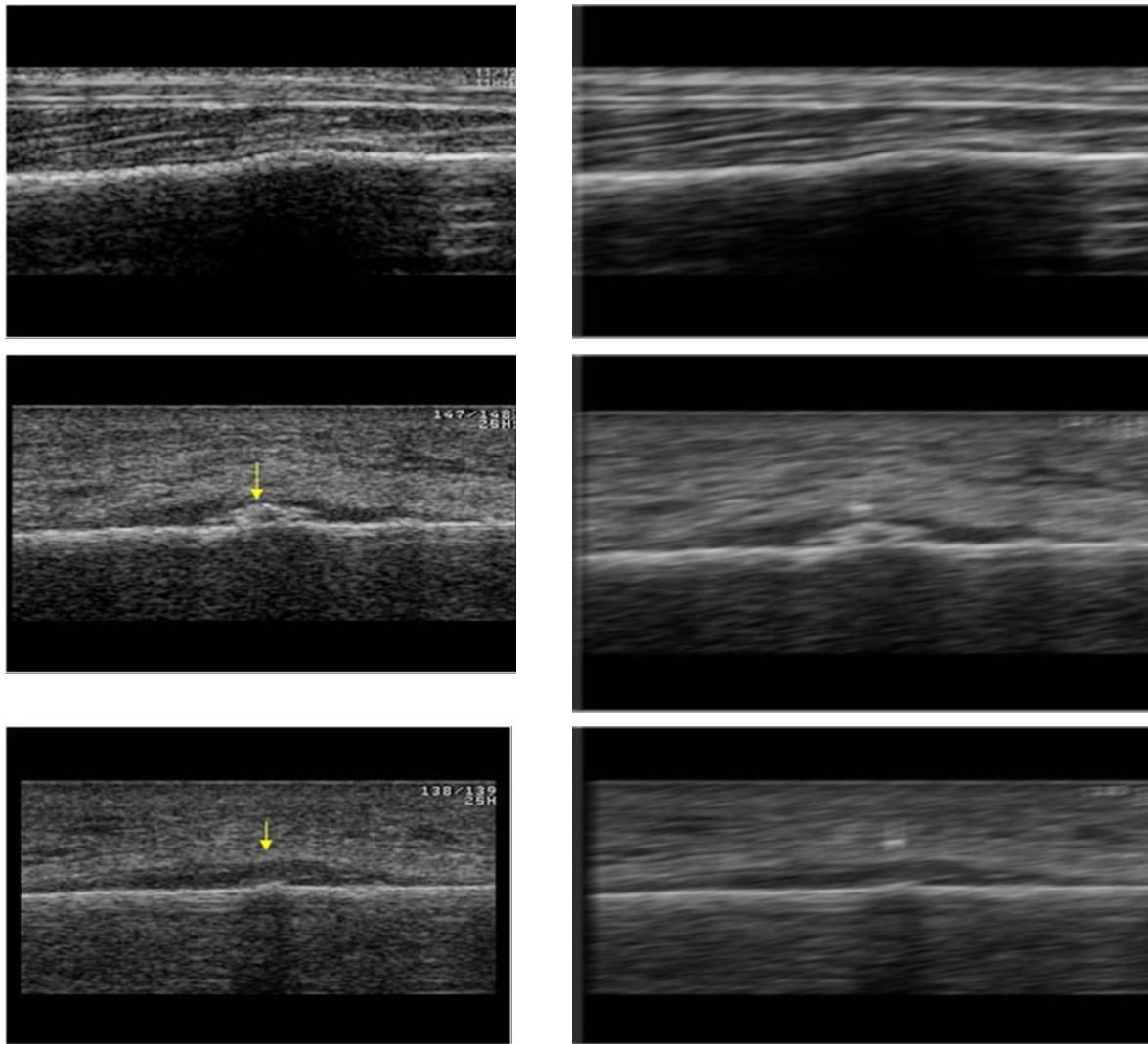


Figura 33- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Gamma Map Filter, com  $C_{max} = 200$  e  $C_{min} = 10$  como coeficientes de Threshold

O *Gamma Map Filter* é talvez o melhor método na remoção de SN na zona de sombra e um dos melhores na zona de ruído, tendo em consideração as imagens em análise. Peca apenas por escurecer demasiado a zona do osso e, com isso, escurece pormenores que podem ser importantes para o diagnóstico. Talvez se fosse possível ter mais luminosidade na zona de osso, estaríamos perante um método realmente bom de remoção de SN em imagens US, contudo, o uso de um  $C_{max}$  inferior deixa passar ruído para a imagem e a qualidade da filtragem não é tão evidente. Assim sendo, este filtro é avaliado como *bom*.

#### 4.2.2.8. Wiener Filter

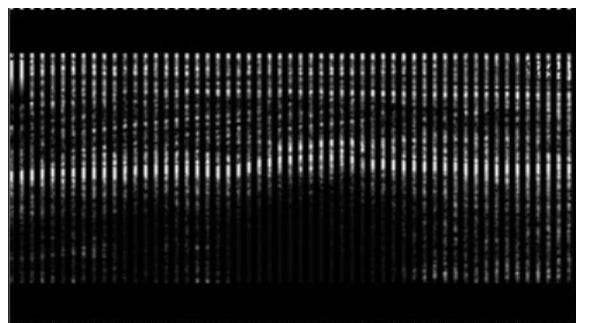
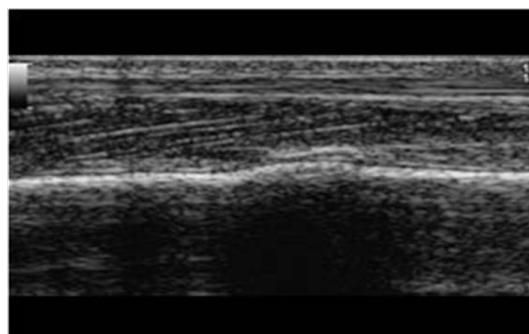
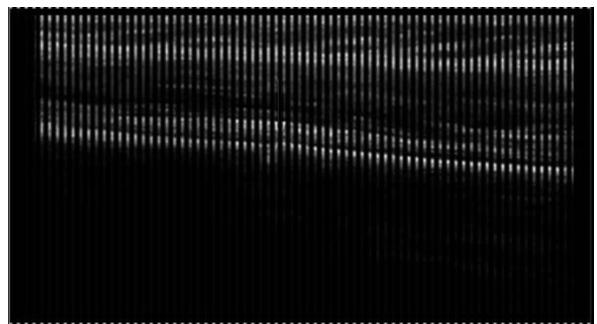
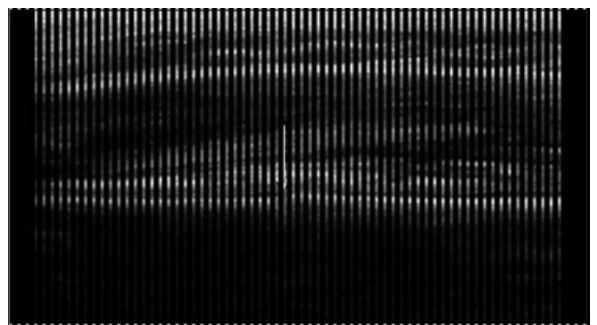
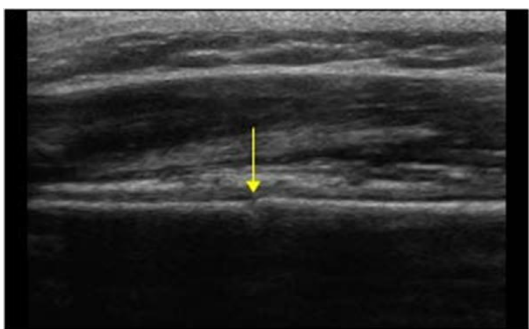
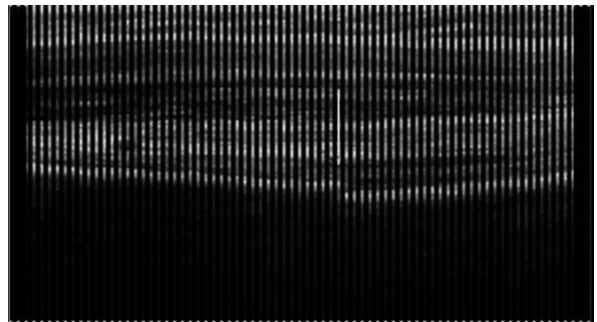
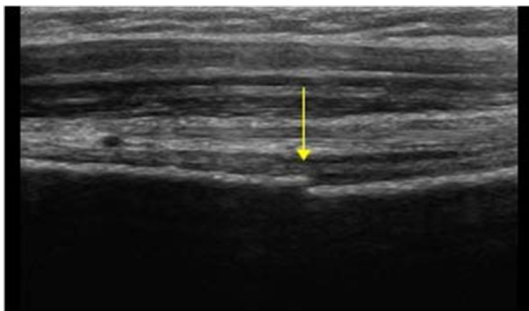
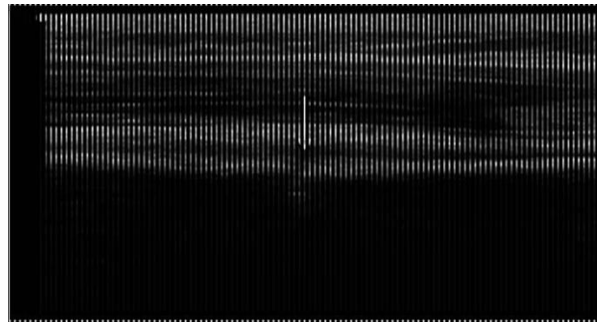
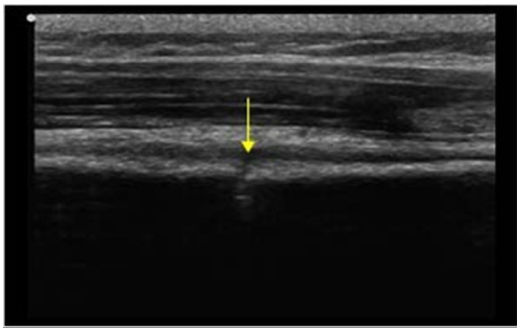




*Figura 34 - Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Wiener Filter*

O *Wiener Filter* tem a característica própria de tornar a imagem mais turva e, com isso, eliminar o SN com alguma qualidade nas zonas de ruído e de sombra. Contudo, ao tornar toda a imagem mais turva, acaba por destruir informação presente no tecido cortical, uma vez que a informação aí contida fica também com o efeito mencionado, tornando complicada a sua análise e o respetivo diagnóstico. Ainda assim, é classificado como razoável, uma vez que o SN é removido de forma satisfatória das zonas de sombra e de ruído apesar de distorcer informação na zona do osso.

### 4.2.2.9. Homomorphic Filter



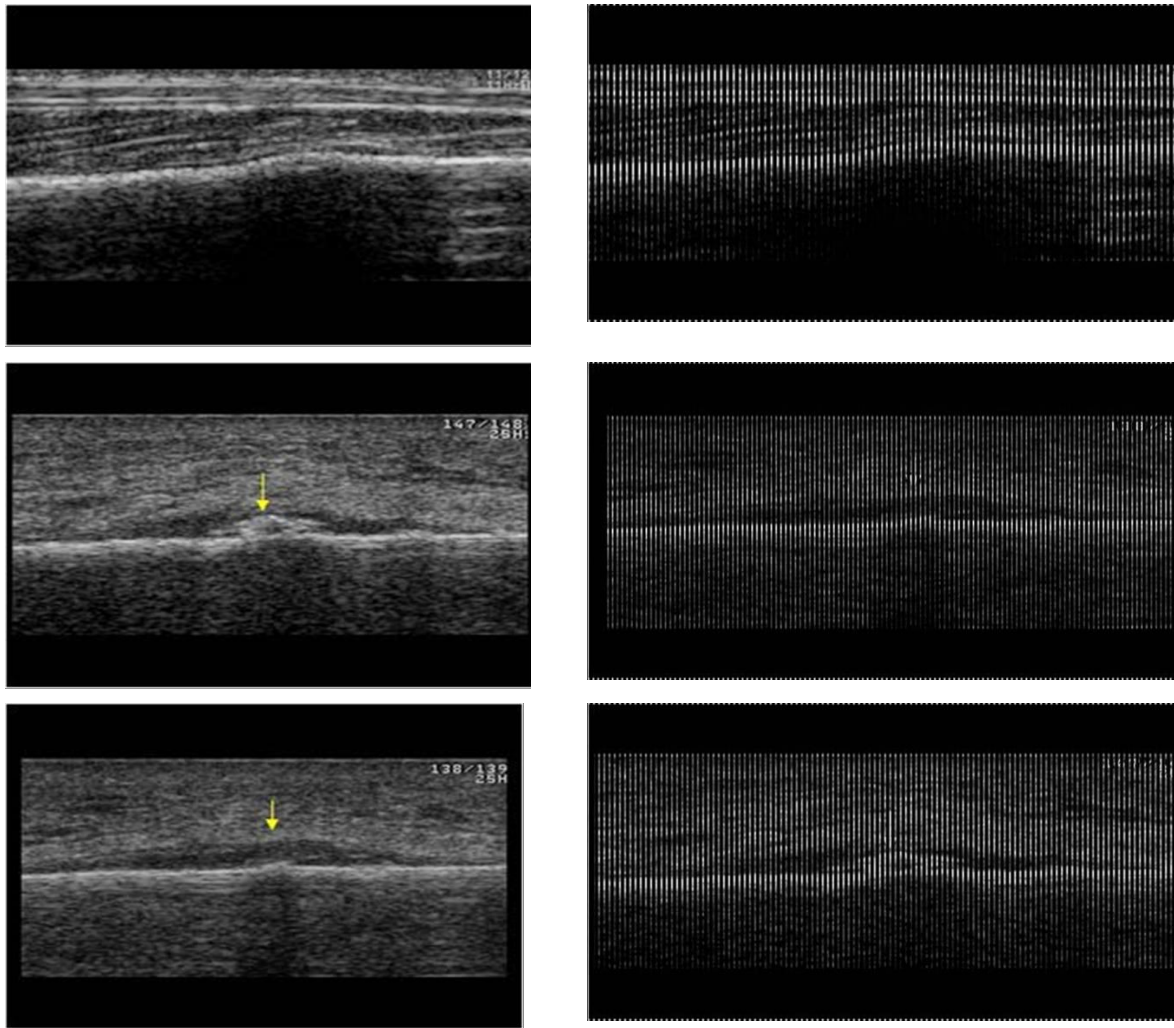
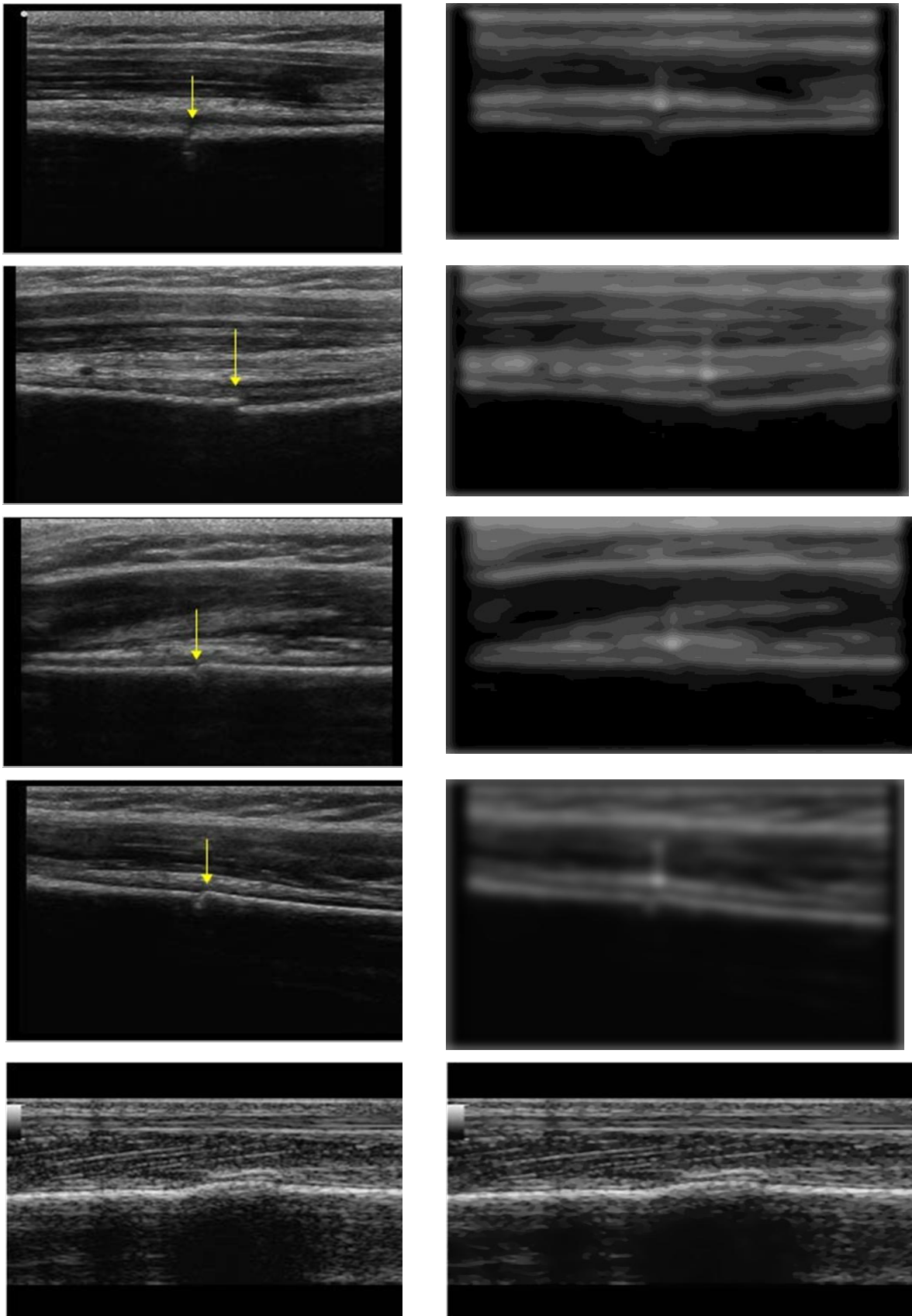
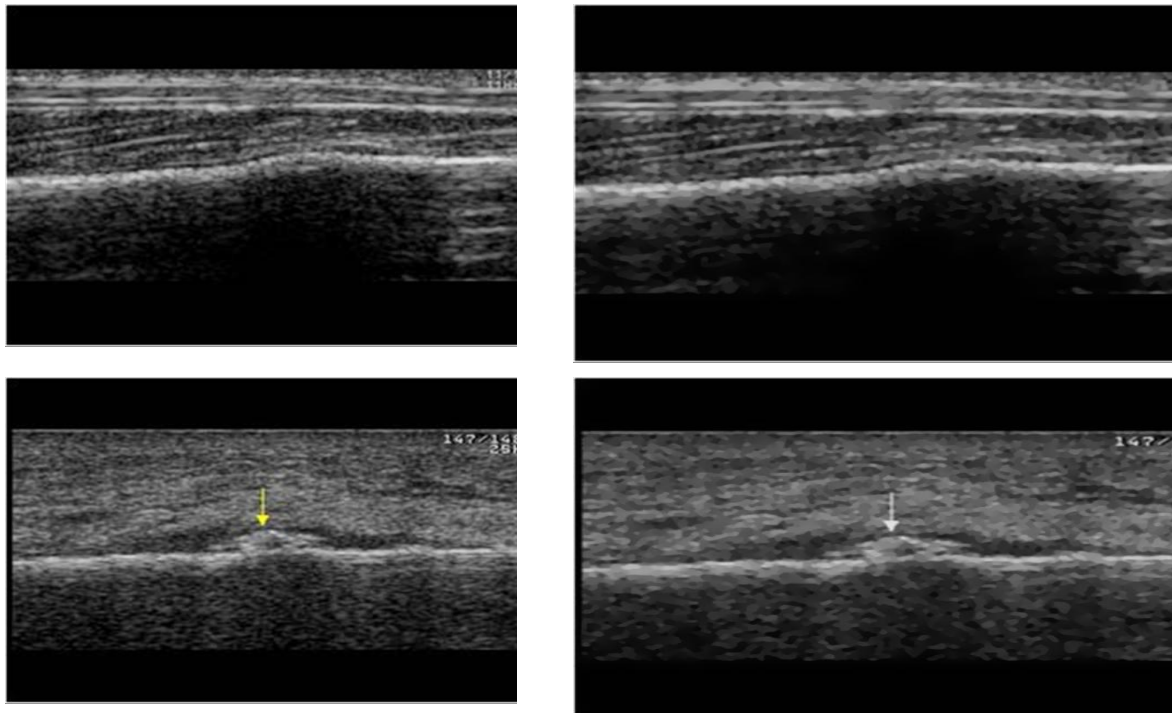


Figura 35- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o Homomorphic Filter

No *Homomorphic Filter* existe um fenómeno que apenas tem lugar com este método de redução de SN em imagens US: ao observar-se as imagens, constata-se que as mesmas, após serem filtradas ficam com umas listas verticais pretas. Esse fenómeno acaba por ser bastante prejudicial mais adiante, quando o algoritmo que procura o osso na imagem necessitar de processar a imagem filtrada. Apesar desse pormenor, este filtro elimina bem o ruído na zona de sombra mas não o faz de uma forma muito eficaz nas restantes zonas. Este método é avaliado como um *mau* método de remoção de SN neste tipo de imagens, apesar da imagem filtrada ficar nítida quando mostrada numa resolução mais pequena do que a original.

#### 4.2.2.10. SRAD Filter





*Figura 36- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o SRAD Filter*

O *SRAD* é o primeiro método de remoção de SN que tem um bom desempenho num certo tipo fraturas, e um mau desempenho noutra. As imagens que retratam a fratura no eixo úmero proximal, revelam-se demasiado turvas, tendo um efeito semelhante ao do *Wiener Filter*, o que faz com que o tecido cortical se confunda com SN e o desempenho do método para essa zona seja mau. Contudo, nos dois tipos de fraturas restantes, o método revela um bom desempenho, sendo que a imagem fica mais turva mas não de forma tão exagerada, conseguindo-se uma boa performance na remoção de SN nas três zonas.

A avaliação deste método é razoável uma vez que o mesmo deveria ter um desempenho semelhante nos três tipos de imagens em análise, mas isso não se verifica. Em suma, este método peca por não ter um comportamento homogêneo para os tipos de imagens em estudo, revelando-se um melhor métodos nos dois tipos de fraturas de *stress* do que na fratura do eixo do úmero proximal.

#### 4.2.2. Redução de SN com método proposto: SSR

O método SSR, tal como explicado no *capítulo 3*, de forma a calcular o valor médio do ruído, toma uma janela de 20% de altura e 80% de comprimento, de onde faz a média pixel-a-pixel e encara esse mesmo valor como o valor do ruído na imagem. A escolha da dimensão da janela como [20,80] % foi feita por base na observação de imagens US com SN, de onde se chegou à conclusão que a grande parte do ruído se encontra espalhado pela zona indicada.

Para que se comprove esses mesmos dados, será aplicada ao mesmo tipo de imagem outro valor de janela, onde se considerará [30,90] % (isto é, 30% da altura e 90% da largura da imagem em questão). O tipo de imagem em questão é a fratura de *stress* da tibia, por ser o tipo imagem mais rico em SN nas três zonas da imagem, ou seja, zona de ruído, zona do osso e zona de sombra.

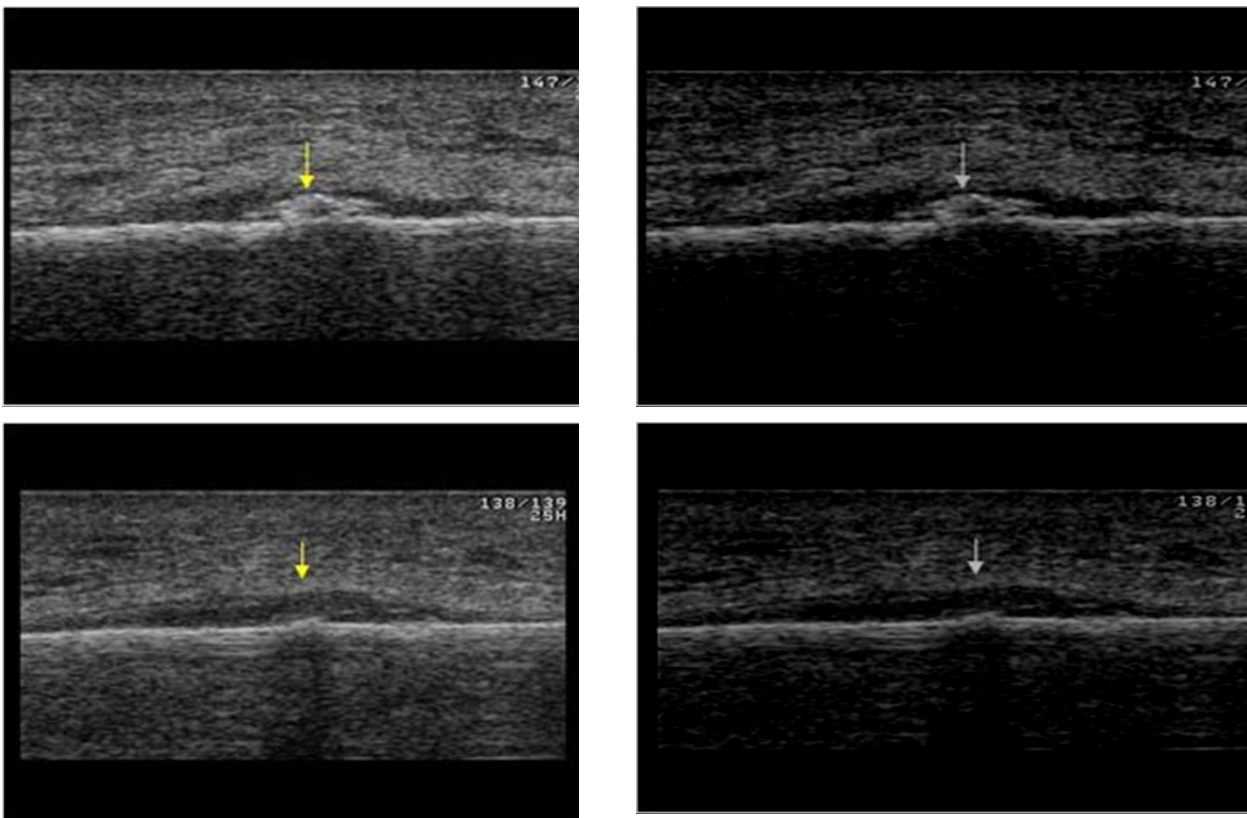
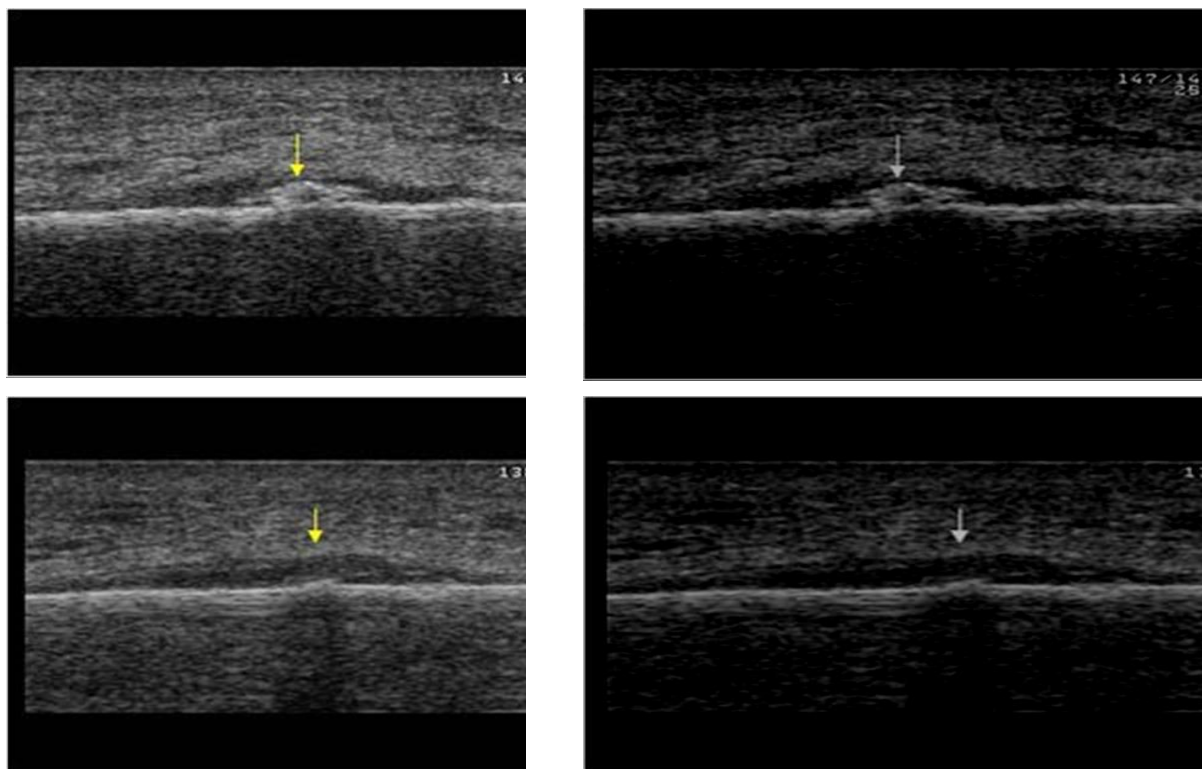
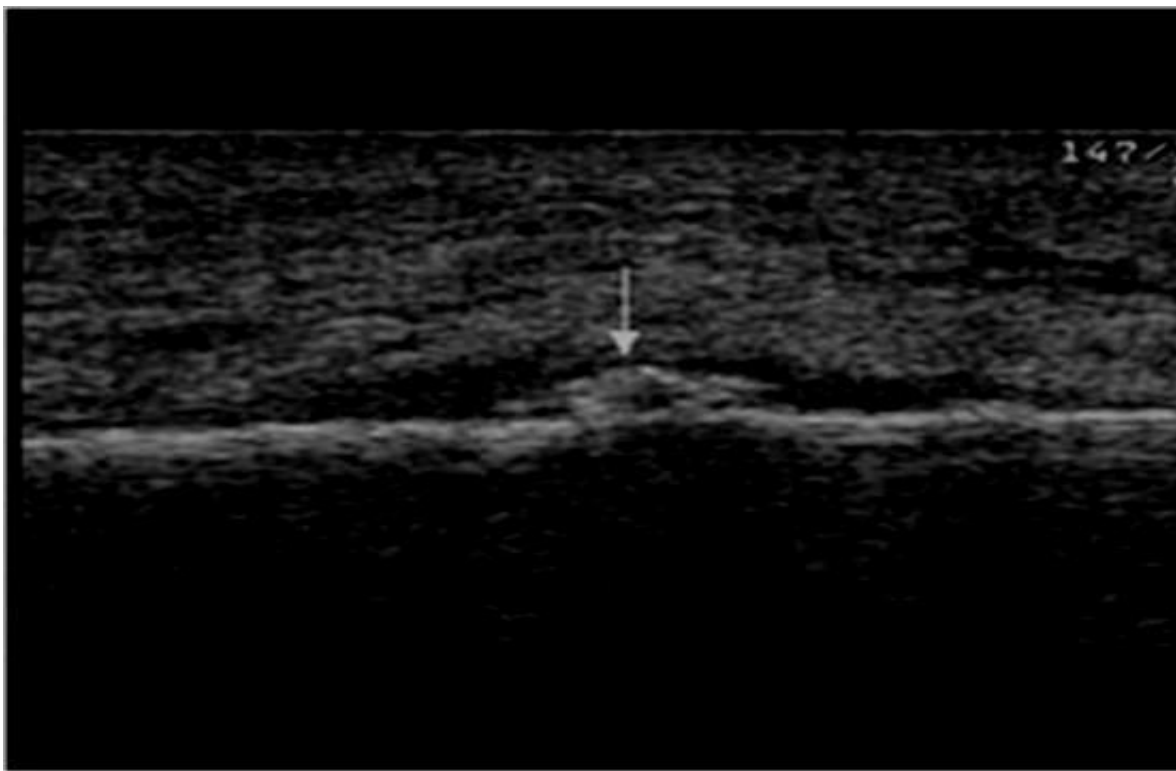
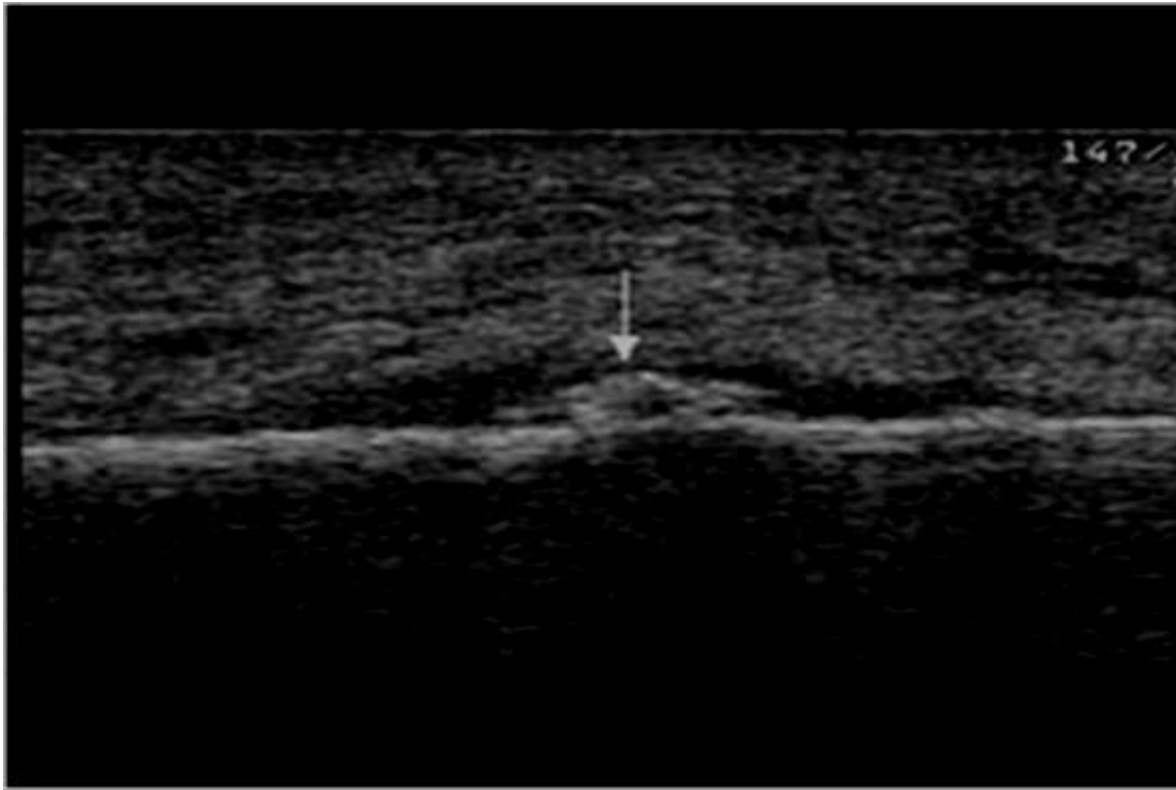


Figura 37- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o SSR com janela [30,90] %

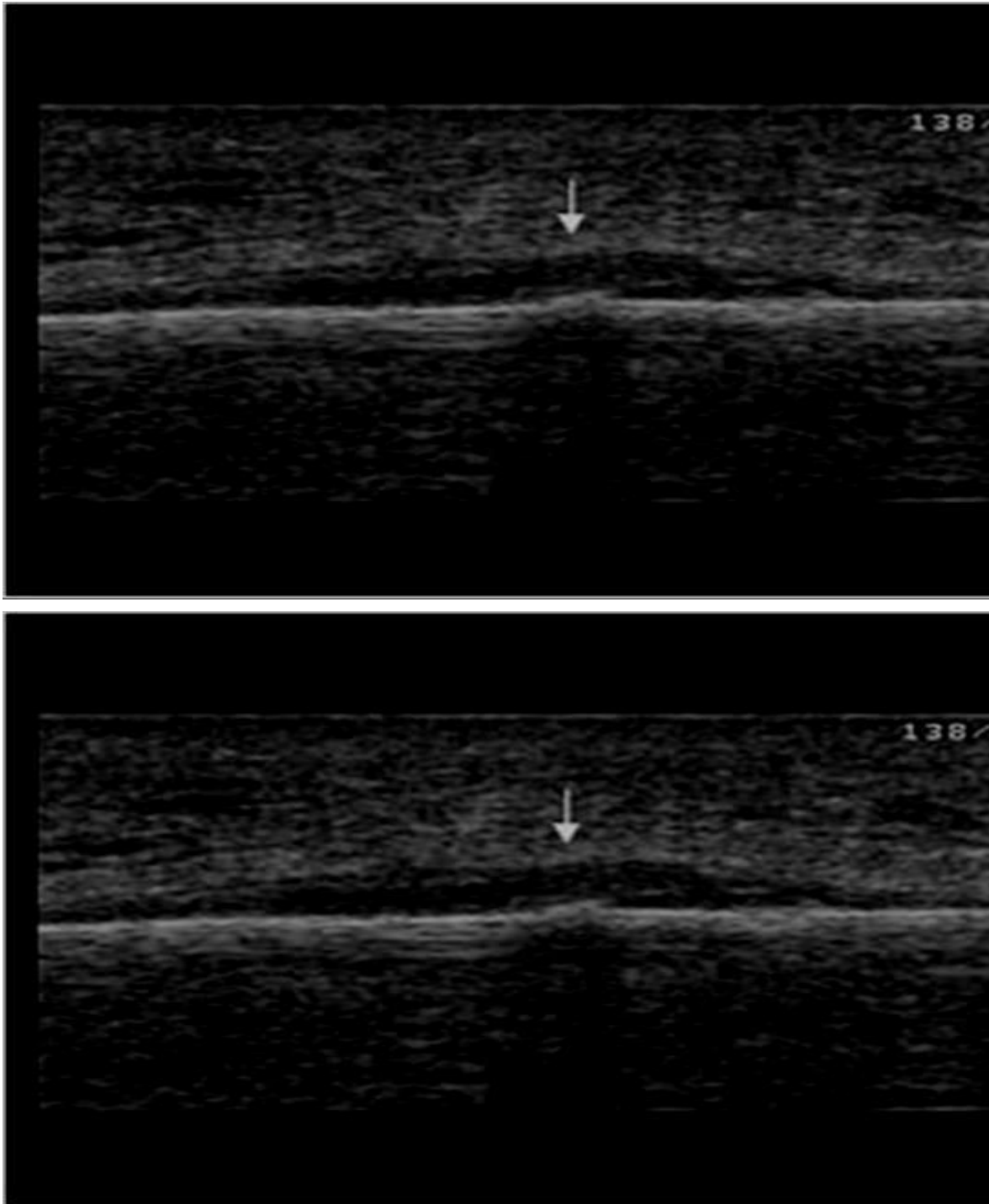


*Figura 38- Imagens originais Vs. Imagens filtradas usando o SSR com janela a [20,80] %*

Desde já é possível observar-se uma melhoria na qualidade da imagem filtrada: nas três zonas de ruído, o mesmo parece ser filtrado com sucesso, quando comparado com os métodos anteriores, eliminado menos informação relevante na zona do osso, em que é possível ao utilizador ter uma melhor noção do tecido cortical (faixa negra que se nota mais na parte de cima do osso) fazendo com que osso contraste mais. Apesar disso, é preferível ter uma visão com mais detalhe das imagens filtradas com SSR usando as duas janelas de dimensões distintas para se poder concluir qual destas é a melhor:



*Figura 39 – Imagem filtrada com SSR janela de [30,70] % Vs. Imagem filtrada usando o SSR com janela de [20,80]%*



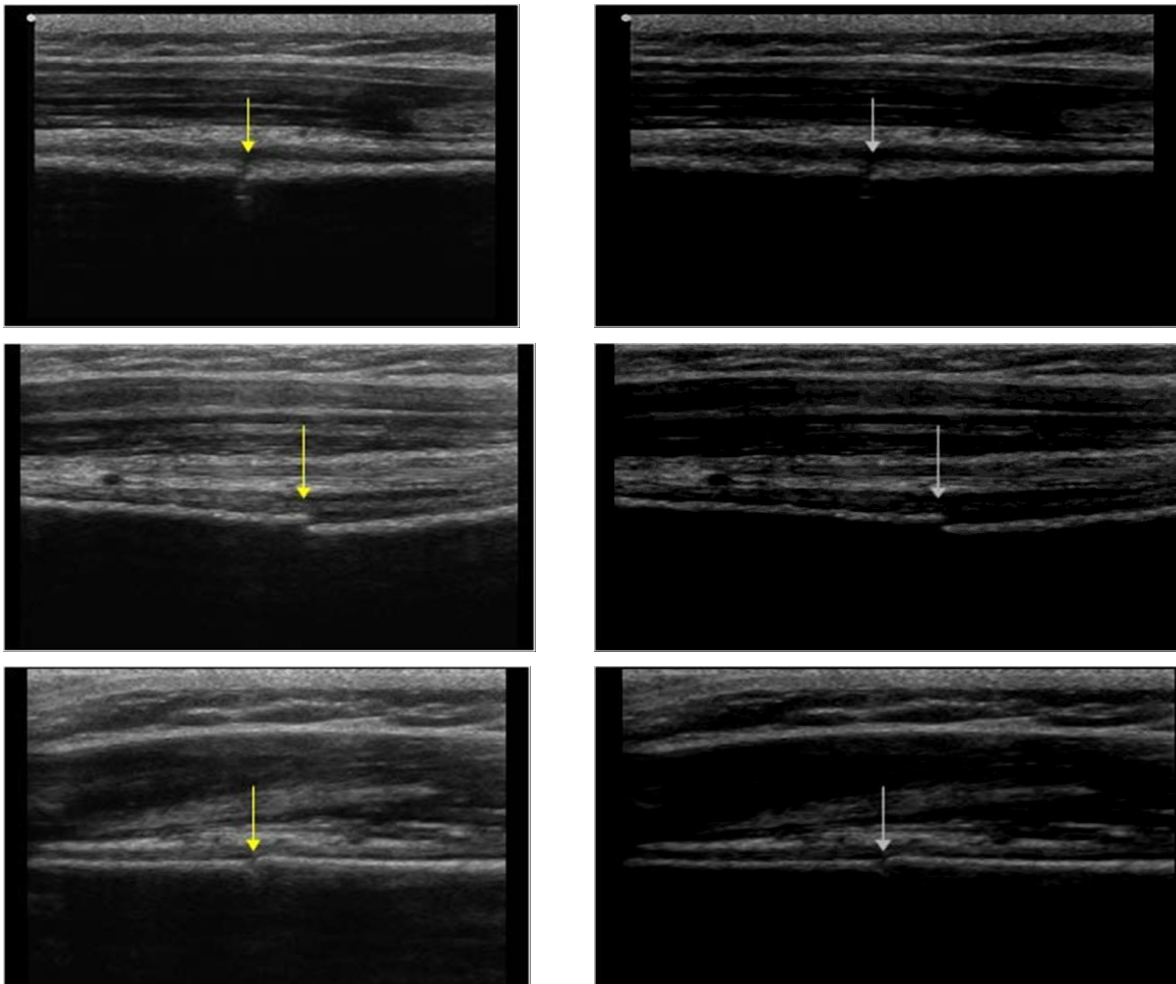
*Figura 40 – Imagem filtrada com SSR janela de [30,70] % Vs. Imagem filtrada usando o SSR com janela de [20,80]%*

Após a visualização detalhada de ambas as imagens, comprova-se que a janela de [20,80] % é a mais indicada. As imagens que correspondem à janela em questão tendem a ser mais nítidas, com menos efeito de desfocagem e isso pode ser justificado pelo facto de, ao se considerar a janela menor, o valor de ruído tende também este a ser menor, sendo

que pixel-a-pixel é subtraída menos informação da imagem. O efeito de desfocado que acontece nas imagens com [30,70] %, apesar de mínimo, comprova que, ao se subtrair informação a mais, alguns pixéis importantes acabam por ser anulados (ficam a preto) e a imagem perde detalhe e informação.

Considera-se que 20% de altura e 80% de largura são as dimensões ideais para o cálculo do valor médio do ruído, na zona de ruído. As dimensões em causa revelam-se nem demasiado grandes, nem demasiado pequenas para o objetivo em questão. Assim sendo, o método SSR opera sempre com a janela [20,80] %, não sendo necessário incluir a informação sobre a janela usada quando o método em questão é usado.

De seguida são mostradas as imagens filtradas, usando o SSR.



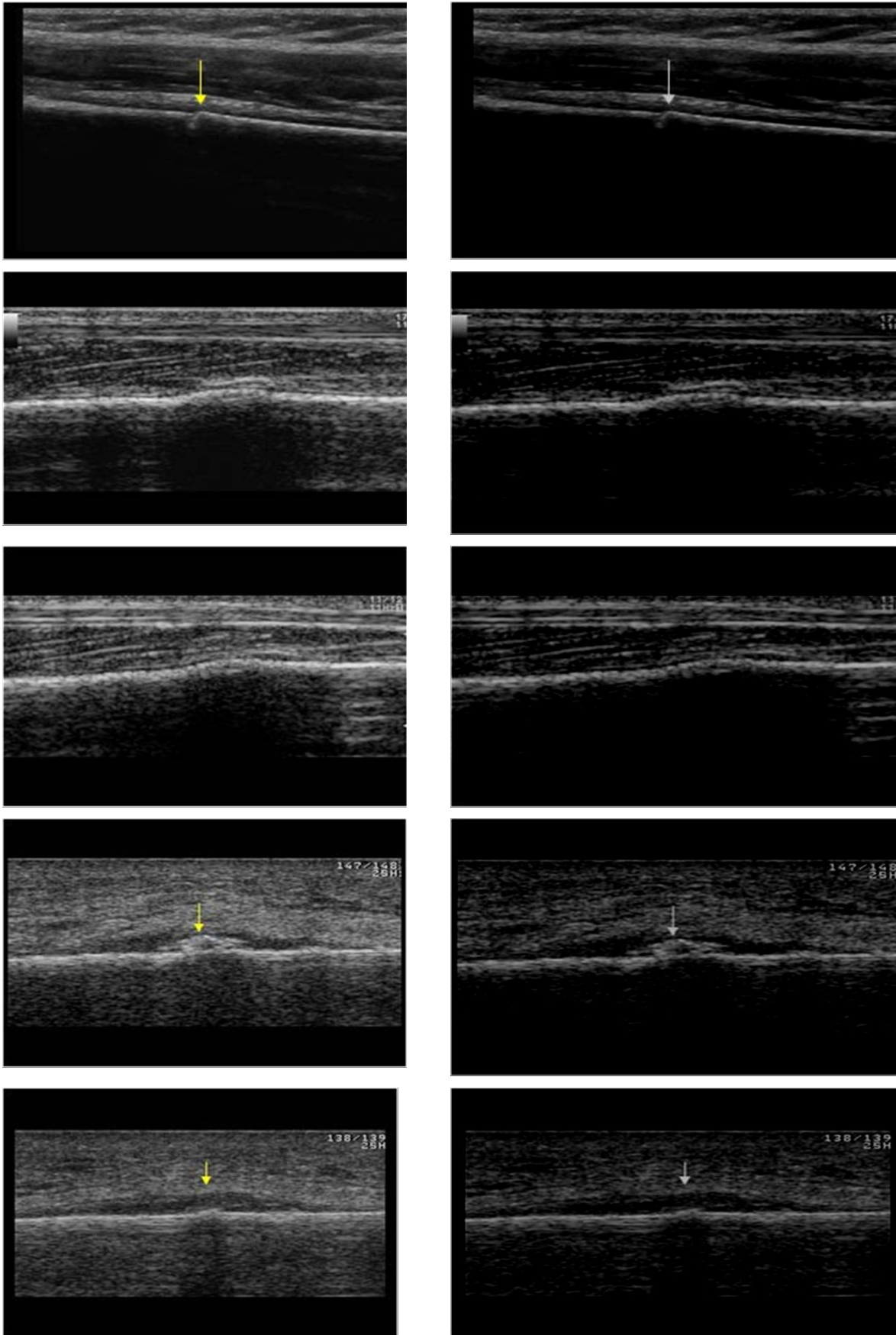


Figura 41 - Imagens Originais Vs. Imagens filtradas usando o SSR

O SSR releva um excelente desempenho na remoção de SN na zona de sombra. Na zona de ruído o desempenho podia ser melhor mas revela-se acima da média, sendo que o mesmo acontece na zona do osso, uma vez que não se perdem grandes detalhes no tecido cortical. O osso acaba por ficar mais visível devido ao bom processo de filtragem que acontece ao seu redor, fazendo o mesmo contrastar com a zona do tecido cortical. O que se acaba por verificar, face aos restantes métodos usados, é que o SSR escurece a imagem mas a informação que realmente importa (zona do osso e do tecido cortical) acaba por ser destacada, devido ao bom processo de filtragem que o método apresenta.

Como este método subtrai o excesso de ruído, calculado através da média na zona de ruído, pode-se dizer que é retirado o que está a mais não se perdendo muita informação neste processo.

Este método é avaliado como *bom*, devido aos motivos indicados nos parágrafos anteriores.

### **4.2.3. Análise, Conclusões e escolha do melhor método de redução de Speckle Noise**

A escolha do melhor método de redução de SN em imagens US terá como base duas avaliações: uma relativa à qualidade da imagem filtrada, outra relativa ao desempenho do tempo de execução do algoritmo aplicado na respetiva filtragem.

A primeira avaliação, analisando a qualidade da imagem filtrada, foi sendo descrita na secção anterior para permitir a compreensão da qualificação face às imagens filtradas obtidas. A segunda avaliação, tendo em consideração a possibilidade de futura aplicação em sistemas de apoio ao diagnóstico em tempo-real, faz a análise do tempo de execução ao correr cada um dos métodos para cada imagem, sendo apresentada de seguida. Por fim apresenta-se a avaliação global dos métodos face ao tipo de imagens US em causa e conclui-se sobre o método de redução de SN a utilizar nas fases posteriores deste trabalho.

#### **4.2.3.1. Análise conclusões sobre tempos de execução**

O tempo de execução, isto é, o tempo que a imagem demora a ser filtrada, desde o seu ponto virgem (com ruído) até ao ponto em que foi filtrada (após a aplicação do

filtro) é um factor de extrema importância, especialmente se este projeto de dissertação tiver continuidade para sistemas em tempo real.

Conforme referido, foram usadas oito imagens de US com SN, vistas anteriormente e usadas para aplicação dos métodos de redução de SN. Quatro dessas imagens dizem respeito a uma fratura do eixo úmero proximal, duas dizem respeito a uma fratura de *stress* da fíbula distal e, as últimas duas, demonstram uma fratura de stress na tíbia com formação de calo. A medição dos tempos de execução, para cada um desses três tipos de imagem será feito com a média ponderada entre as imagens de cada tipo, isto é, considere-se as imagens que correspondem à fratura do eixo úmero proximal, que são quatro: cada método será novamente aplicado a cada uma dessas imagens, medindo-se os respectivos tempos de execução, depois, será feita a média entre essas quatro imagens e, saber-se-á que para as imagens com fratura do eixo úmero proximal, o tempo de execução será o resultado dessa média. Depois, após este processo ser feito para os três tipos de imagens, será novamente calculada a média, mas agora para definir qual o tempo de execução médio do método em questão com os três tipos de imagens. Esse tempo irá definir o tempo de execução de determinado método em estudo.

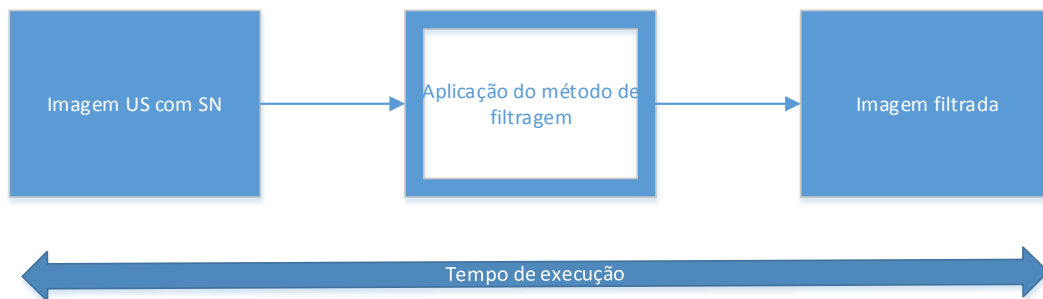


Figura 42 – Medição do tempo de execução para uma imagem US com SN

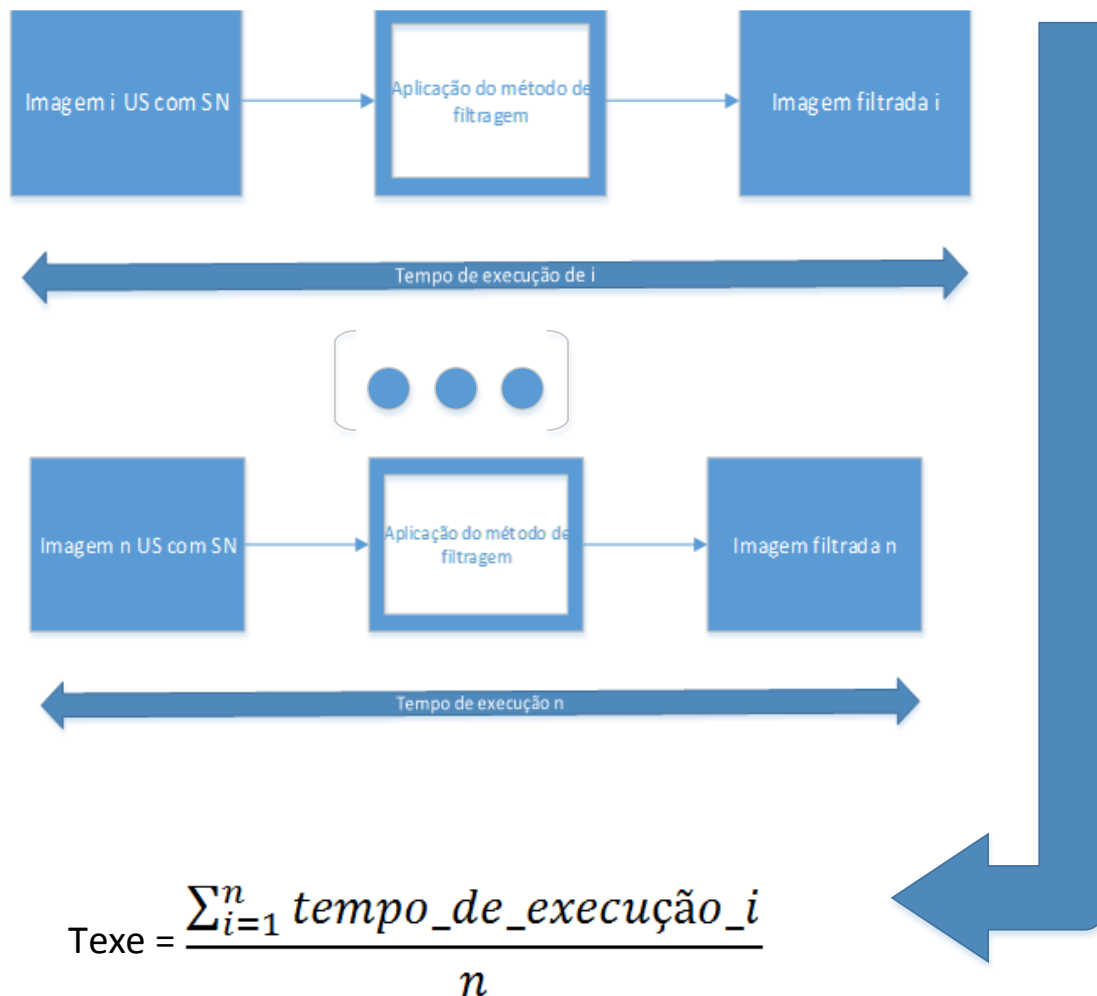


Figura 43 – Medição do tempo de execução total ( $Texe$ ) para um método de filtragem

A medição do tempo de execução foi feita através do Matlab, usando as instruções “tic toc”. Como apenas se quer medir a aplicação do método, apenas se vai considerar o momento de filtragem, ignorando-se o tempo que é perdido a ler a imagem para o Matlab e o tempo que é perdido a mostrar a imagem após a sua filtragem. Assim, em termos práticos, coloca-se o “tic” imediatamente antes do início do algoritmo do filtro e por imediatamente após a execução desse algoritmo é colocado o “toc”. O Matlab retornará o tempo que o filtro demorou a ser aplicado. Como o tempo de execução de um mesmo filtro a uma imagem em particular se verificou ser variável (cada execução tende a diferir alguns milissegundos das restantes, sendo a primeira execução a mais demorada e as restantes tanto podem ser mais rápidas ou mais demoradas entre si) aplicou-se cada algoritmo três vezes a cada imagem, sendo que será calculada a média

dessas três vezes para atribuir o tempo de execução desse método com essa mesma imagem.

A referir que o computador usado para estes testes dispõe de processador Intel® Core™ i3-2310M 2 com uma velocidade de 2.10 GHz em cada núcleo, 4 GB de memória RAM e corre o sistema operativo Windows 7 Home Premium. O Matlab usado corresponde à versão R2012b.

As medições dos tempos de execução são mostradas na tabela seguinte:

MÉTODO USADO	FRACT. DO EIXO ÚMERO PROXIMAL C/ INTERRUPÇÃO DO TECIDO CORTICAL	FRATURA DE STRESS DA FÍBULA DISTAL	FRATURA DE STRESS NA TÍBIA COM FORMAÇÃO DE CALO	TEMPO MÉDIO TOTAL
HAAR	0.0865 s	0.0702 s	0.0770 s	0.0779 s
FROST	30.2166 s	28.2016 s	28.9168 s	29.445 s
SIGMA	28.4969 s	29.0125 s	28.3109 s	28.6068 s
LEE	0,0387 s	0,0357 s	0.0389 s	0,0377 s
KUAN	1.3358 s	2.3374 s	0.7089 s	1,4607 s
MEDIAN	0.3655 s	0.1293 s	0.1029 s	0,1992 s
GAMMA	0.6793 s	0.8488 s	0.6910 s	0,7397 s
WIENER	0.0498 s	0.04132 s	0.0586 s	0.05024 s
HOMOMORPHIC	1.7373 s	1.7044 s	1.8331 s	1.7583 s
SRAD	18.8508 s	18.6066 s	13.0139 s	16.8328 s
SSR	0.0249 s	0.0255 s	0.0264 s	0.0256 s

*Tabela 1 – Medição dos tempos de execução*

Observando a tabela anterior pode concluir-se que os métodos Frost, Sigma e SRAD são os mais lentos, apresentando tempos de execução acima dos 15 segundos. A lentidão pode ser explicada através da complexidade dos mesmos, especialmente do filtro SRAD que, apesar de ser executado em Matlab, requer segmentos de código de linguagem C que acabam por atrasar o seu processamento. Contudo, os dois restantes métodos de filtragem (Frost e Sigma) não requerem nenhum processamento de código externo ao Matlab e apresentam resultados até mais lentos que o SRAD. À partida, pelo que foi visto no ponto

de análise ao desempenho gráfico destes métodos, em que os três métodos em questão apresentam algumas melhorias na qualidade da imagem no que respeita à filtragem de SN, mas que acabam por perder destaque em relação a outros métodos devido ao tempo de execução que se revelou algo exagerado. Assim o resultado destes filtros, para este tipo de imagens é avaliado como mau, uma vez que se revelam demasiado lentos.

Os métodos Homomorphic, Kuan, Median e Gamma podem ser considerados da mesma escala de tempo, entre si, uma vez que a sua ordem de grandeza se aproxima da unidade de segundo, apesar dos dois primeiros terem um tempo de execução médio acima de 1 segundo e os dois seguintes terem abaixo desse mesmo valor. O tempo de execução dos mesmos não se revela mau, no entanto, como existem filtros ainda mais rápidos cujos resultados visuais foram tão bons ou melhores, consideram-se estes filtros apenas bons em termos de desempenho.

Por último seguem-se 4 filtros que são considerados os mais rápidos, sendo que os tempos médios dos mesmos se situam na ordem dos milissegundos: Haar, Lee, Wiener e o método proposto nesta dissertação (SSR). O mais rápido é mesmo o SSR, apresentando um tempo médio de 25,6 ms, sendo que o método mais rápido dos restantes três é o Lee com um tempo médio de 37,7 ms. Em termos práticos pode-se considerar que estes filtros têm um desempenho muito bom, no que se compara com todos os restantes métodos estudados. Em termos de velocidade, o SSR é mesmo o método mais rápido.

Desta forma, pode-se concluir que existem 4 tipos de classificações em termos de desempenho do tempo de execução dos algoritmos analisados: os que têm um desempenho mau/demasiado lento, e por isso são considerados maus (Frost, Sigma e SRAD), os que são rápidos mas que apenas têm um desempenho bom porque existem filtros mais rápidos (Homomorphic, Kuan, Median e Gamma) e os que têm um desempenho muito bom/excelente por serem realmente os mais rápidos e andarem na ordem de grandeza dos milissegundos (Haar, Lee, Wiener e SSR), sendo o método SSR (proposto neste projeto de dissertação) o mais rápido de todos.

#### **4.2.3.2. Análise da qualidade da imagem filtrada**

A análise individual às imagens filtradas foi feita durante o processo de aplicação dos filtros, nos pontos 4.2.1 e 4.2.2, onde se trata da *Redução de Speckle Noise* com os

métodos já existentes e com o método proposto, respetivamente. Em cada subponto de 4.2.1 e no ponto 4.2.2, é aplicado o método em análise e é feita uma análise individual, de onde depois se avalia a imagem como tendo um resultado mau, razoável ou bom. Como resultado dessa mesma avaliação, resulta a tabela seguinte, que resume essa mesma avaliação dada a cada um dos métodos:

MÉTODO USADO	AVALIAÇÃO AO DESEMPENHO VISUAL
HAAR	<i>Razoável</i>
FROST	<i>Mau</i>
SIGMA	<i>Mau</i>
LEE	<i>Razoável</i>
KUAN	<i>Mau</i>
MEDIAN	<i>Bom</i>
GAMMA	<i>Bom</i>
WIENER	<i>Razoável</i>
HOMOMORPHIC	<i>Mau</i>
SRAD	<i>Razoável</i>
SSR	<i>Bom</i>

*Tabela 2 – Tabela resumo: avaliação visual de cada método*

#### **4.2.3.3. Conclusões e escolha do melhor método de filtragem SN**

Face à análise do desempenho visual das imagens após a aplicação dos filtros e aos valores dos tempos médios de execução dos respetivos algoritmos, elaborou-se a tabela abaixo por forma a permitir uma avaliação sintética mas global, onde para método usado é mostrada a avaliação ao desempenho visual e o tempo médio de execução.

MÉTODO USADO	AValiação AO DESEMPENHO VISUAL	TEMPO MÉDIO DE EXECUÇÃO
HAAR	<i>Razoável</i>	0.0702 s
FROST	<i>Mau</i>	28.2016 s
SIGMA	<i>Mau</i>	29.0125 s
LEE	<i>Razoável</i>	0,0357 s
KUAN	<i>Mau</i>	2.3374 s
MEDIAN	<i>Bom</i>	0.1293 s
GAMMA	<i>Bom</i>	0.8488 s
WIENER	<i>Razoável</i>	0.04132 s
HOMOMORPHIC	<i>Mau</i>	1.7044 s
SRAD	<i>Razoável</i>	18.6066 s
SSR	<i>Bom</i>	0.0255 s

*Tabela 3 – Tabela resumo: escolha do melhor método*

Tendo em conta a combinação dos valores qualitativo e quantitativo apresentado na tabela pode concluir-se que o SSR é o método de filtragem a ser escolhido para posterior processamento com vista à prossecução dos objetivos desta dissertação.

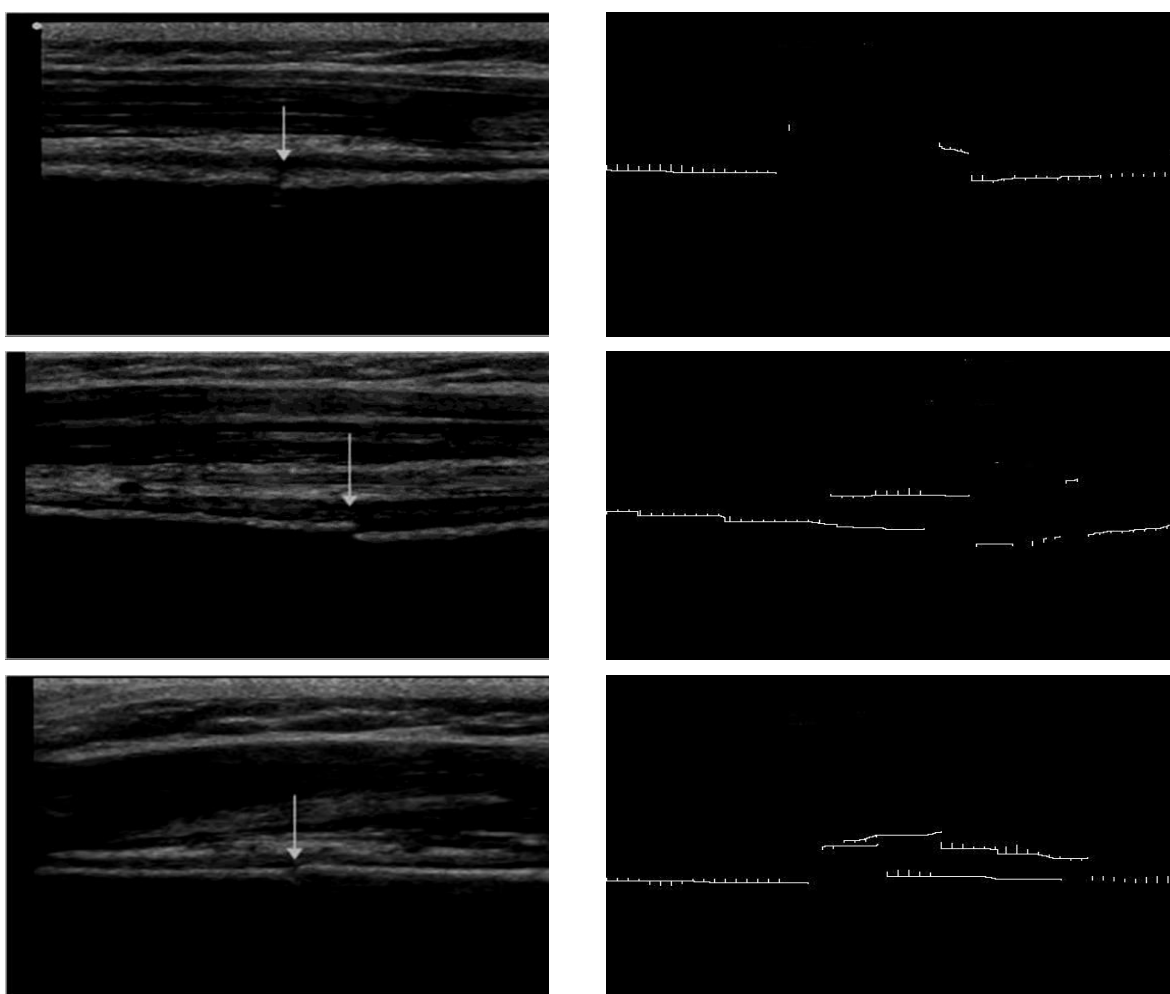
A razão da escolha deve-se ao facto de, em termos visuais, este método demonstrar uma qualidade na média ou ligeiramente acima da média das avaliações visuais das imagens (classificação ‘Bom’ na Tabela 3), uma vez que torna a imagem ligeiramente mais escura, mas consegue de facto eliminar uma boa quantidade de SN, não eliminando muito detalhe da mesma quando comparada com os outros métodos estudados, e ainda pelo facto de apresentar um desempenho computacional menor que o dos restantes algoritmos, mesmo tendo um desempenho computacional

Assim, pela qualidade visual da imagem com remoção de SN e pelo tempo de execução computacional do algoritmo SSR, o qual se verifica ser cerca de 20% inferior ao menor dos tempos de execução dos algoritmos já existentes que apresentam identifica performance visual (*Median filter*), o SSR será o método escolhido para filtragem das imagens que serão depois usadas para as fases de identificação e deteção da fratura.

## 4.3. Identificação do Osso

### 4.3.1. Aplicação do algoritmo de Identificação do Osso

De seguida serão apresentadas as imagens obtidas após a execução do algoritmo proposto para a deteção do osso, explicado no ponto 3.3. Estas imagens aparecem do lado direito da figura abaixo, sendo do lado esquerdo apresentadas as imagens de entrada no algoritmo, ou seja, as imagens após redução do SN pelo algoritmo SSN.



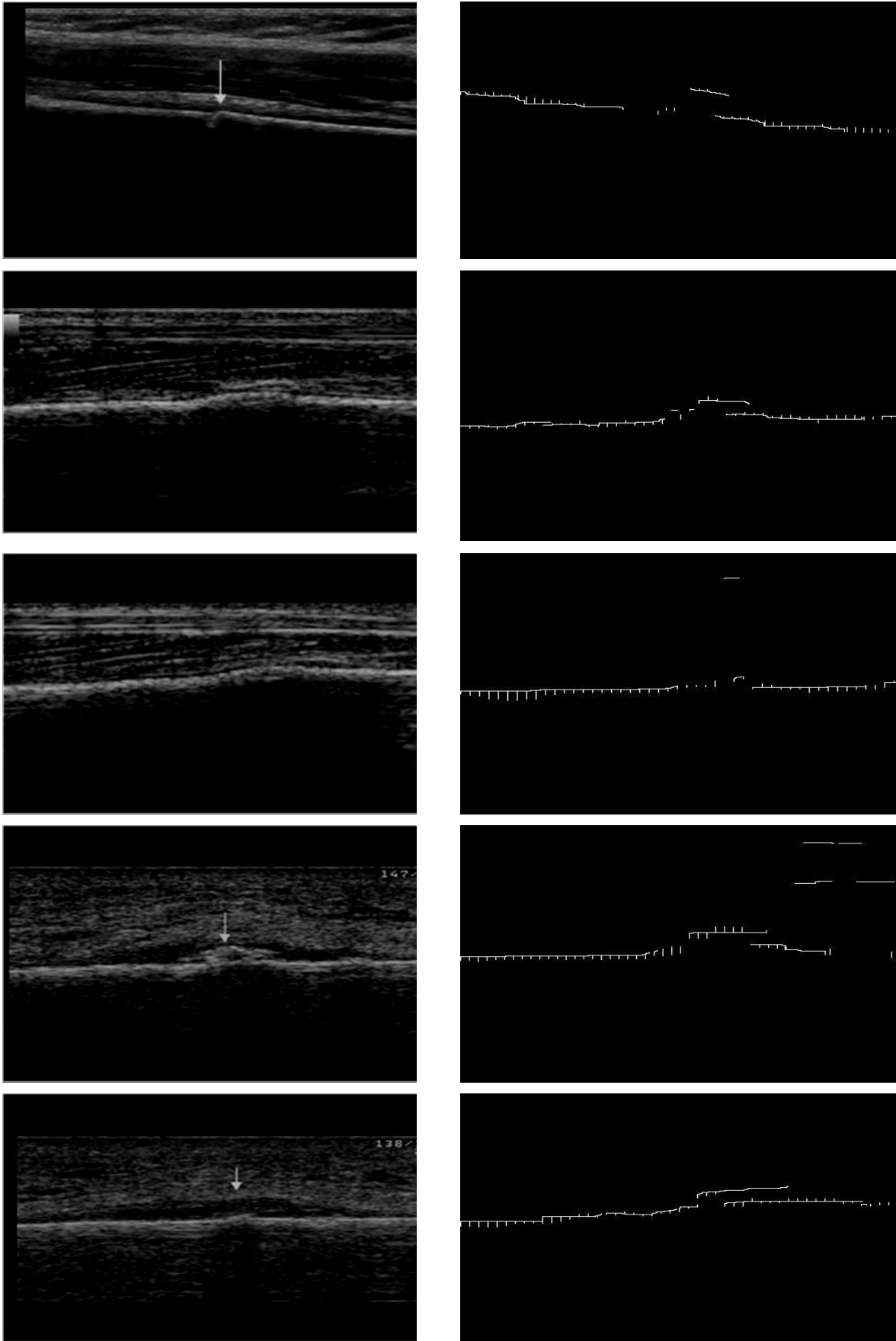


Figura 44 – Imagem original Vs. Imagem com identificação do osso

### **4.3.2. Conclusões sobre o algoritmo de Identificação do Osso**

Por observação, pode concluir-se que a tarefa de rastrear o osso foi bem-sucedida. De uma forma geral, em todas as imagens é possível perceber que o algoritmo seguiu o rasto do osso e o desenhou sobre um fundo preto, sendo que a linha de osso identificada será depois sobreposta à imagem original. É um facto de que existem falhas durante esse mesmo rastreamento, contudo, as mesmas são fruto de descontinuidades presentes na imagem. Essas mesmas descontinuidades são causadas pela fratura. Recorde-se que o algoritmo de deteção do osso traça a linha do osso em toda a imagem, querendo isto dizer que, sempre que exista uma descontinuidade, o traçado é interrompido, facilitando o seguinte e derradeiro passo do algoritmo de global deste projeto: a deteção da fratura.

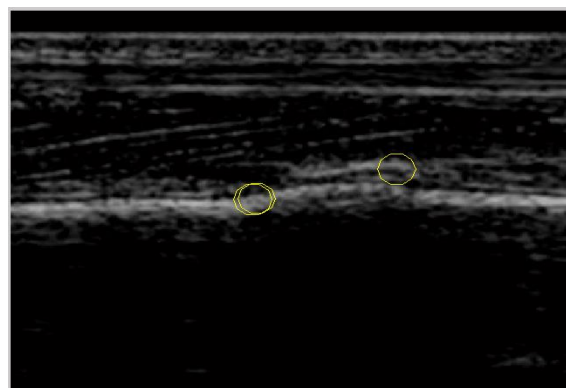
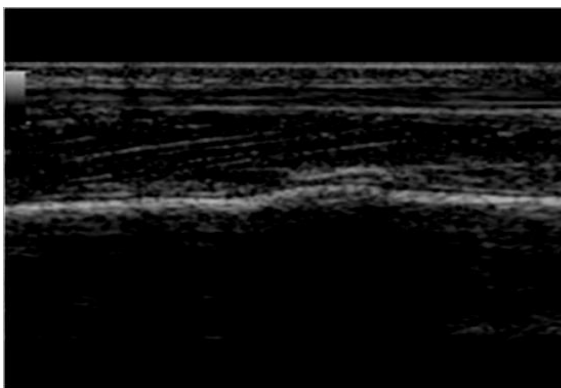
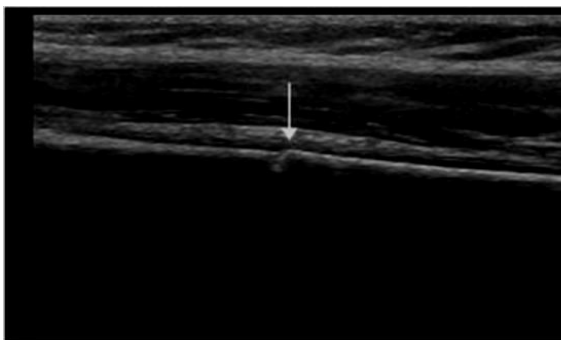
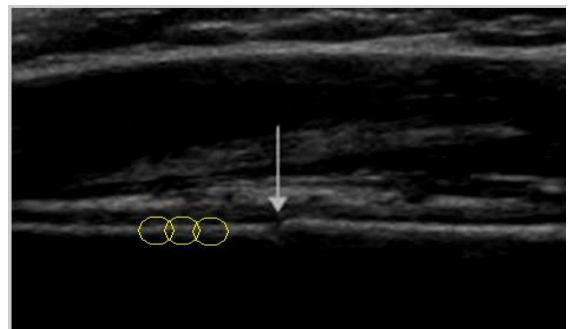
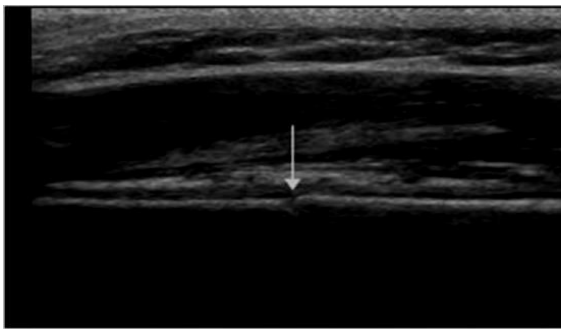
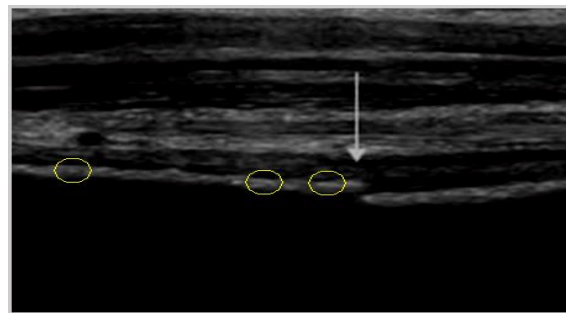
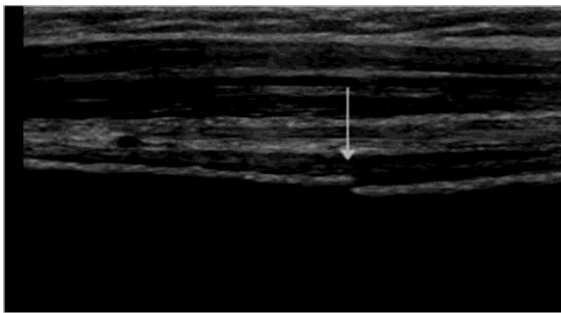
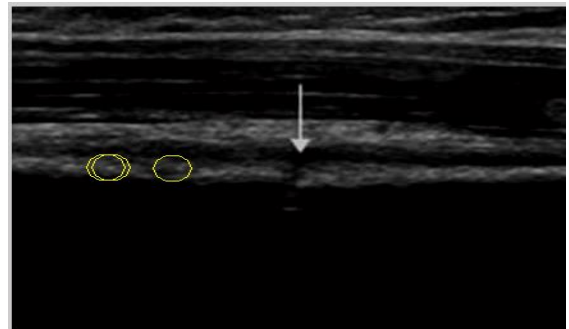
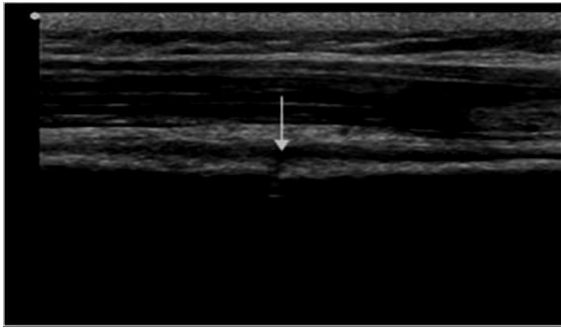
## **4.4. Identificação da Fratura**

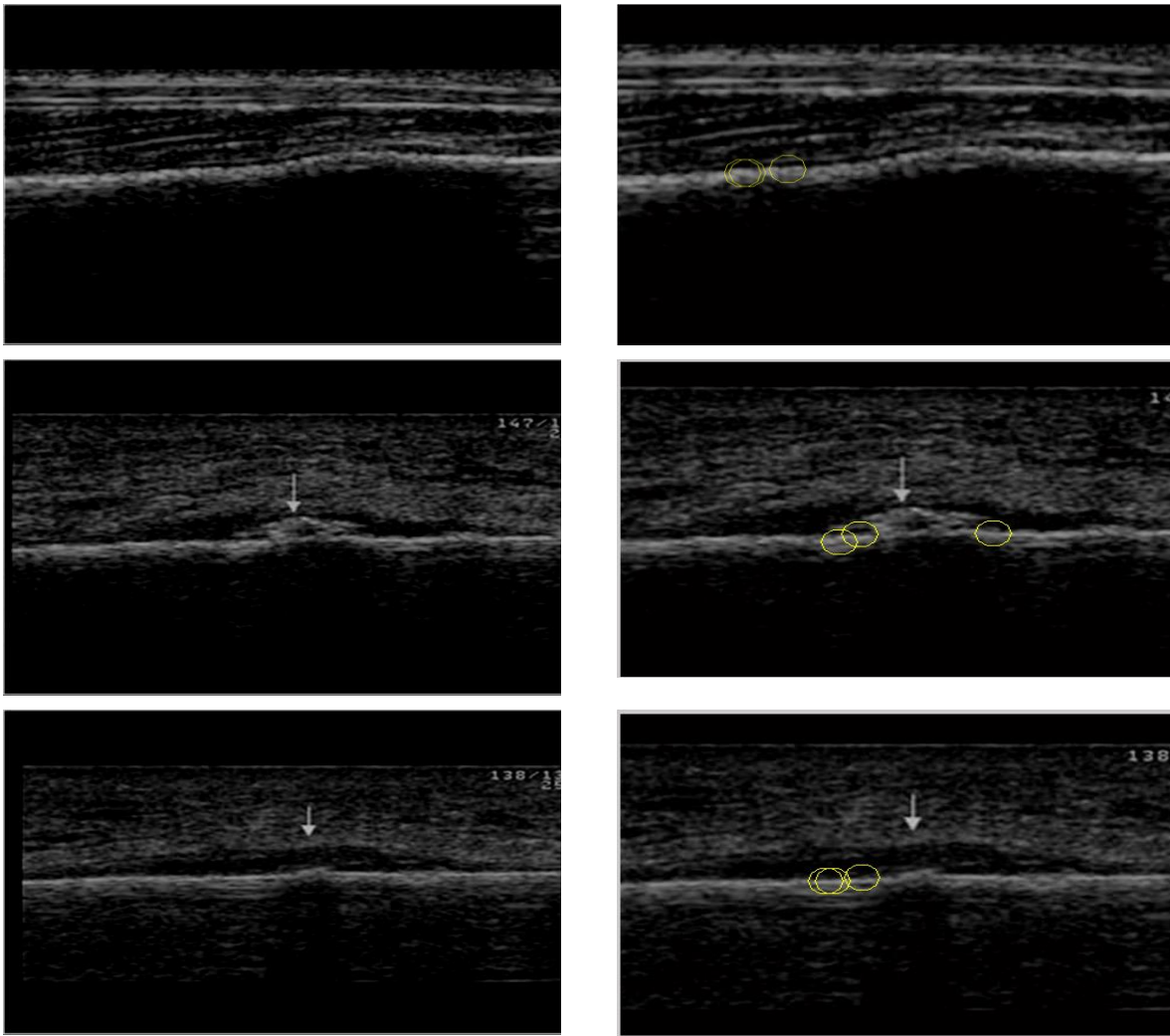
### **4.4.1. Aplicação do algoritmo de Identificação da Fratura**

Constituindo este o último passo do programa global de identificação de fraturas ósseas em imagens US de ossos longos, os resultados abaixo apresentados comparam as imagens originalmente recebidas (isto é, as imagens conforme recebidas da base de dados pública) com as imagens da direita resultante da aplicação do método de remoção de SN proposto, ou seja, do método SSN, seguida da identificação do osso e finalmente da identificação da fratura.

As fraturas, ao existirem, são identificadas na imagem com círculos amarelos, sobrepostos às imagens originais.

De notar que, em termos de programação o utilizador apenas tem de fazer a entrada da imagem para o algoritmo global que o mesmo produzirá a imagem final, isto é, uma imagem com a fratura assinalada pelos círculos.





*Figura 45 – Imagem original Vs. Imagem com possíveis fraturas detetadas pelos círculos amarelos*

#### **4.4.2. Conclusões sobre o algoritmo de Identificação da Fratura**

Tendo em conta as imagens anteriores, que mostram o método desenvolvido a ser aplicado às imagens em estudo, pode-se concluir que, em todas as imagens as fraturas foram detetadas. Em algumas imagens, as fraturas foram detetadas de forma bastante fidedigna.

Como se tem vindo a experimentar os algoritmos em três tipos de fraturas ósseas, apresenta-se de seguida a análise dos resultados obtidos para cada tipo de fratura.

#### **4.4.2.1. Fratura no Eixo Úmero Proximal**

Dos três tipos de fraturas, este sempre foi o tipo de fratura mais problemático. Primeiro porque as imagens desta zona tendem a ter mais ruído que o normal, o que faz com que a remoção de SN seja mais complicada e se a remoção de SN é mais complicada, provavelmente a quantidade de SN removido será menor e isso não facilita a atuação do algoritmo de detecção da fratura. Segundo, porque neste tipo de região anatômica a imagem US capta não somente o úmero mas outras estruturas nervosas e ósseas tornando difícil a pesquisa do osso pelo respectivo algoritmo.

Apesar de tudo o que é indicado no parágrafo anterior, o método de detecção de fraturas ósseas detetou as fraturas referentes ao eixo úmero proximal de forma bem-sucedida. Observando em detalhe as imagens correspondentes a estas fraturas, pode comprovar-se que em ambos os casos a fratura é bem rastreada, apesar de ser assinalada em dois sítios diferentes: na primeira imagem, apesar da imagem original apresentar dois pontos de fratura, a seta apenas aponta para uma, contudo dois dos métodos de detecção de fratura detetam a mesma na sua parte final e um deles na parte inicial. Na segunda imagem, dos três círculos, dois estão antes da fratura, contudo considera-se a fratura bem assinalada, uma vez que os círculos se encontram bastante próximos da mesma. Na terceira imagem volta a acontecer o mesmo, mas agora com os três círculos, que se encontram antes da fratura, apesar de não estarem muito longe do ponto ideal. Na quarta e última imagem referente a este tipo de fratura, verifica-se que um dos círculos encontra-se demasiado antes da fratura e os restantes dois situam-se bastante próximo da fratura pela parte anterior da mesma. Em suma, torna-se evidente que para imagens US de fratura do eixo úmero proximal, o método fez o pretendido: recebeu a imagem no seu estado virgem, aplicou os métodos de filtragem, rastreou o osso e detetou as fraturas, mesmo que em alguns dos casos os círculos não estejam no ponto de fratura mas muito próximos do mesmo.

#### **4.4.2.2. Fratura da Fíbula Distal**

As imagens que identificam a fratura na fíbula distal, à semelhança com o que aconteceu com as da fratura do eixo úmero proximal, também foram bem identificadas pelos métodos de detecção. Na primeira imagem, todos os métodos identificam bem os pontos de disrupção do tecido cortical. Na segunda imagem, os três métodos detetam uma

fratura quase inexistente, uma vez que nesta imagem o osso encontra-se danificado mas quase nem chegou a fraturar. O fato desta fratura ser mínima, e de isso dificultar a análise do algoritmo em uso, faz com que a mesma tenha sido assinalada pelos três métodos ligeiramente deslocada à esquerda do ponto de fratura.

Apesar do método na segunda imagem não ser tão eficaz quanto esperado, uma vez que a fratura não é tão evidente, a verdade é que a zona de fratura acaba por ser assinalada. Juntando esse fato ao da primeira imagem ter a fratura bem identificada, pode-se concluir que o método faz o que é suposto.

#### **4.4.2.3. Fratura da Tíbia**

As fraturas referentes à tíbia são bem identificadas, apesar de na segunda imagem as fraturas serem assinaladas ligeiramente ante do ponto de fratura, contudo a zona de fratura acaba por ser identificada. Na primeira imagem, o ponto de fratura é bem identificado pelos três métodos em uso, sendo que dois dos mesmos identificam a fratura no seu início e um dos métodos no final.

Conclui-se também um desempenho positivo do algoritmo de detecção de fraturas ósseas referentes a fraturas na tíbia.

#### **4.4.2.3. Avaliação do desempenho da identificação de fraturas**

O desenvolvimento de aplicações de utilização em ambiente clínico deve ter em consideração o desempenho da aplicação face à sua capacidade de identificação de falsos-negativos e falsos-positivos. Um falso-negativo corresponde a um diagnóstico negativo quando a doença se encontra presente. Por outro lado, um falso-positivo corresponde à identificação de doença quando a mesma não existe.

No contexto do programa de identificação de fraturas ósseas proposto o falso-negativo corresponde a não se identificar na imagem US uma fratura apesar da mesma existir, e, o falso-positivo corresponde ao programa identificar uma fratura inexistente.

Tendo-se verificado que as imagens US disponíveis pela base de dados correspondem todas as fraturas ósseas, apesar de corresponderem a três tipos de fraturas,

e, tendo em conta que todas essas fraturas foram identificadas, pode concluir-se que o método de identificação de fraturas proposto apresenta zero falso-negativos. Contudo, se se pretender mais rigor e se considerar as marcações feitas pelo algoritmo em comparação com a localização das setas existentes nas imagens originais, poderá afirmar-se que houve 3 das 8 imagens que não foram corretamente assinaladas, ou seja, que houve 38% de falsos positivos.

A verificação dos falso-positivos introduzidos pelo método proposto, tendo em conta que o método proposto assinala três pontos de fratura, foi feito procedendo-se à verificação se algum desses três pontos assinalava uma fratura que não existiss. A contabilização obtida foi a indicada nas seguintes tabelas, em que a primeira trata da localização dos círculos face à fratura real e a segunda resume as percentagens de Falsos Positivos e de Verdadeiros Positivos:

Nº da Imagem (de cima para baixo)	Círculo 1	Círculo 2	Círculo 3	Fratura bem identificada	Tipo de fratura
1	-	-	X	Não	Eixo úmero proximal
2	-	X	X	Sim	
3	-	-	-	Não	
4	-	X	X	Sim	
5	X	X	X	Sim	Fíbula distal
6	-	-	-	Não	
7	X	X	X	Sim	Tíbia
8	X	X	X	Sim	

*Tabela 4 – Tabela resumo referente à deteção das fraturas (nos círculos 1,2 e 3 “X” significa que o mesmo identificou a zona de fratura, “-” significa que a mesma não é identificada de forma satisfatória)*

Positivo mas sem fratura no local assinalado (Falso Positivo)	Positivo e com fratura no local assinalado (Verdadeiro Positivo)
38 %	63%

Tabela 5 – Percentagem de falsos positivos e de verdadeiros positivos

Através da análise da tabela anterior, onde é feita a contabilização de falsos-positivos e da respetiva percentagem total para cada tipo de imagens, pode-se concluir que o número de falsos-positivos presente em cada tipo de imagens, e no total, não é relevante. Isto significa que existem falsos-positivos nas imagens mas que em quantidade bastante reduzida: 16% para as *fraturas na Fíbula Distal*, 0% nas *fraturas da Tíbia* e 16% nas fraturas do *Úmero Proximal*.

## 4.5. Conclusões

Neste capítulo apresentaram-se os resultados obtidos da aplicação dos métodos de redução de SN, de identificação de osso e de identificação de fratura óssea às imagens de US recolhidas da base de dados pública. Procedeu-se à análise desses resultados e concluiu-se sobre o desempenho dos métodos citados utilizando critérios de avaliação que se consideraram adequados a cada método em análise.

No que concerne os métodos de redução de SN, foram analisadas as imagens filtradas pelos métodos propostos na literatura e descritos no *capítulo 2* desta tese, em comparação com as imagens obtidas por aplicação do método de redução de SN proposto, o SSN. A análise destes resultados foi também referida em termos das classes de fraturas consideradas nesta tese. O sistema usado para avaliar o desempenho de cada método foi baseado em dois métodos distintos: um método que analisa a imagem pela qualidade visual da mesma, classificando-a como má, razoável ou boa e, um método que analisa os tempos de execução computacional de cada método. Com os dados fornecidos por ambas as avaliações, foi possível escolher qual o melhor método que satisfazia o compromisso

entre boa redução de SN e baixo tempo de execução computacional. Verificou-se que o método proposto, o SSR, apresenta melhores resultados, combinando um bom desempenho visual com uma rapidez de execução acima da média da dos outros métodos de redução de SN propostos na literatura.

Uma vez identificado o método de redução de SN, e, aplicando-o às imagens originais de US, obtiveram-se as imagens provenientes da aplicação do algoritmo de Identificação de Osso proposto. Este algoritmo consegue extrair informação da imagem por forma a traçar uma linha delimitadora do osso, conforme se pode observar em todas as imagens das três classes de fraturas consideradas.

As imagens resultantes da fase de identificação de osso constituíram as imagens de entrada no algoritmo de *Identificação da Fratura*. Este algoritmo identifica a fratura assinalando três círculos na imagem, círculos resultantes da identificação da fratura por cada uma das metodologias constituintes desta componente.

A avaliação do desempenho global do algoritmo proposto foi avaliada em termos da percentagem de falsos-negativos e falso-positivos verificada. Apesar de, entre as imagens disponíveis não haver casos de não-fraturas, o algoritmo apresentou 0% de falsos-negativos e apenas 16% de falsos-positivos, fazendo-se notar que, na combinação dos três círculos da imagem final se encontrava a fratura em qualquer das imagens analisada.

# Capítulo 5- Conclusões e Trabalho

## Futuro

### 5.1. Conclusões

De acordo com os resultados descritos no capítulo anterior conclui-se que os objetivos inicialmente propostos para a presente dissertação foram alcançados. O algoritmo global desenvolvido permite a identificação automática de fraturas ósseas nas imagens ultrassônicas utilizadas com 0% de falsos-negativos e apenas 16% de falsos-positivos.

Os métodos propostos e desenvolvidos no curso desta dissertação foram apresentados no *capítulo 3* e os resultados obtidos quer com uma seleção de métodos existentes na literatura para remoção de SN como com os métodos propostos para a prossecução do objetivo primordial desta tese são apresentados no *capítulo 4*.

O método de remoção de SN, o SSR é implementado no domínio do tempo, primando pela simplicidade matemática. Recorre a expressões matemáticas simples, procurando fugir de operadores demasiado complexos, como era o caso da maioria dos métodos já existentes e descritos na literatura para remoção de ruído.

Na redução do SN com métodos existentes, concluiu-se que de uma forma geral os métodos eram computacionalmente mais lentos que o algoritmo SSR. Verificou-se que o SSR permitia uma redução de 20% do tempo de execução computacional quando comparado com o mais rápido dos algoritmos existentes, com desempenho visual de redução de ruído de qualidade equivalente ao do SSR. De nota que, a avaliação do desempenho de um método de redução de SN considerou não só o tempo de execução mas a qualidade da imagem obtida após a remoção do ruído quando avaliada visualmente.

É importante referir que fruto do trabalho desenvolvido nesta tese de dissertação, foi elaborado e submetido à conferência CETC2013 o artigo, “*Speckle Removal of Long Bone Ultrasound Images: a time domain denoising technique*”, que tem como principal objetivo dar a conhecer o SSR.

Numa segunda fase deste projeto, desenvolveu-se e implementou-se um método de identificação do osso. Através da observação exaustiva de imagens de US de ossos longos, concluiu-se que o recurso a um histograma constituiria uma ajuda valiosa na deteção da zona do osso, uma vez que a quantidade de pixéis brancos seria diretamente proporcional à localização dessa mesma área.

Pelos resultados da aplicação do algoritmo de deteção do osso, pode-se concluir que essa tarefa foi bem-sucedida em todas as imagens em estudo neste projeto. Ao se observar as imagens, nota-se que o osso é traçado, podendo contudo existir partes em que é traçado ruído, mas que essa desvantagem é positivamente aproveitada na fase seguinte do algoritmo global.

Terminado o processo de identificação do osso, procedeu-se ao desenvolvimento de algoritmos que permitissem a identificação da fratura no osso já identificado. Desenvolveram-se para tal 3 métodos que atuam complementarmente: método de diferença de 3 coordenadas, método de diferença de 5 coordenadas e o método de varrimento. Concluiu-se que este último seria o mais eficaz, uma vez que faz um varrimento da imagem na totalidade, da esquerda para a direita.

De acordo com os resultados obtidos na deteção das fraturas das imagens disponíveis pode concluir-se que a tarefa é bem-sucedida. Como foi dito na conclusão do capítulo anterior, existem casos em que a fratura é detetada ligeiramente ao lado, porém, com o uso dos três métodos de deteção de fratura, conclui-se que no mínimo, duas em cada três áreas de fratura em cada imagem apontam para o local correto da fratura. Outro ponto a favor para a conclusão em causa é o facto do número de falsos-positivos ser baixo, tendo uma taxa de 16% nas fraturas da fíbula distal e do eixo úmero proximal e de 0% nas da tíbia.

## **5.2. Trabalho Futuro**

Apesar de se ter chegado a resultados bastante positivos, e se comprovar desta forma que o recurso a imagens ultrassónicas de ossos longos viabiliza o diagnóstico de fraturas ósseas sem recurso a métodos de imagiologia clínica ionizantes, há aspetos no algoritmo proposto que podem, e devem, ser melhorados.

Pode ser melhorado o SSR por forma a conseguir remover ainda mais o SN em imagens US, possibilitando a existência da representação do osso com mais contraste. O processo de varrimento da imagem para efetuar a deteção do osso consome tempo computacional que poderia ser minimizado se o procedimento de deteção de osso fosse otimizado. O algoritmo de deteção da zona de fratura no osso, recorrendo atualmente a três métodos em atuação simultânea, pode também ser otimizado. Verificou-se que a localização das fraturas se revela com frequência à esquerda da fratura identificada clinicamente pela seta nas imagens originais. Tal poderia ser obviado se o método de varrimento percorresse a imagem tanto da esquerda para a direita como da direita para a esquerda, conjugando a informação de ambas as direções de varrimento. Complementarmente sugere-se a implementação de uma metodologia que possibilite a indicação ao clínico do tipo de fratura em análise, tornando desta forma o algoritmo global proposto nesta tese num sistema de apoio ao diagnóstico mais completo.

Para além das melhorias acima descritas, considera-se relevante o teste do algoritmo proposto num conjunto de imagens ultrassónicas de ossos longos mais alargado que o disponível presentemente. A aplicação do algoritmo desenvolvido a imagens de outro tipo de ossos, poderá requerer aferição de parâmetros, nomeadamente da definição da taxa de zona de ruído a considerar no algoritmo SSR.

Outra área que pode ser explorada em projetos como o desta tese, é a da sua implementação em tempo-real. Na presente dissertação procurou minimizar-se o tempo de execução do algoritmo de redução de SN com vista a uma futura aplicação de tempo-real, contudo a preocupação fulcral não foi a de observar uma algoritmia eficiente sob o ponto de vista computacional mas sim em termos do cumprimento dos objetivos propostos no início deste trabalho.

# Referências

[1] Radiation exposure from medical imaging: A silent harm ; Mathew Mercuri, Tej Sheth, Madhu K. Natarajan; CMAJ , March 8, 2011, 183(4), 413:414, 2011

[2] Radiation Risk From Medical Imaging; Eugene C, Lin; Mayo Clin Proc. ; December 2010;85(12):1142-1146, 2010

[3] Diagnostic X-ray and ultrasound exposure and risk of childhood cancer; X.-O. Shul, F. Jin, M.S. Linet, W. Zheng, J. Clemens, J. Mills & Y.-T. Gaol; Br. J. Caiwer (1994), 70, 531-536, MacmiUan Press Ltd, 1994

[4] The accuracy of portable ultrasonography to diagnose fractures in an austere environment; McNeil CR, McManus J, Mehta S.; Prehosp Emerg Care.; Jan-Mar 2009;13(1):50-2; 2010

[5] Use of ultrasound to assess acute fracture reduction in emergency care settings; McManus JG, Morton MJ, Crystal CS, McArthur TJ, Helphenstine JS, Masneri DA, Young SE, Miller MA; Am J Disaster Med.; Jul-Aug 2008;3(4):241-7;

[6] Bedside ultrasound diagnosis of clavicle fractures in the pediatric emergency department; Cross KP, Warkentine FH, Kim IK, Gracely E, Paul RI.; Acad Emerg Med.; Jul 2010;17(7):687-9320;2010

[7] Textural Features for Image Classification; Haralick, Robert M.; Shanmugam, K.; Dinstein, Its'Hak; , Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on , vol.3, no.6, pp.610-621, Nov. 1973

[8] RADIOGRAPHIC STANDARD OPERATING PROTOCOLS, 2011

[9] Sonographic Image Interpretation, Jim Baun in Chapter 3 of Physical Principles of General and Vascular Sonography, 2009

[9] Steven W. Smith, Ph.D., *“The Scientist and Engineer’s Guide to Digital Signal Processing”*, Chpt22 - Audio Processing, Human Hearing, ISBN 0-1506-7444-X, 2002

- [10] Paul Kinahan, Physical Aspects of Medical Imaging, Lecture 6. Retirado do endereço: <http://courses.washington.edu/bioen508/Lecture6-US.pdf>
- [11] Alin Achim, Anastasios Bezerianos, Panagiotis Tsakalides, “*Novel Bayesian Multiscale Method for Speckle Removal in Medical Ultrasound Images*”, IEE Transactions on Medical Imaging, VOI.20, No.8, August 2001.
- [12] Christian Nordqvist, *Medical News Today*, Article #24591. Retirado do endereço: <http://www.medicalnewstoday.com/articles/245491.php>
- [13] K. Karthikeyanm Dr. C. Chandrasekar “*Speckle Noise Reduction of Medical Ultrasound Images using Bayeshrink Wavelet Threshold*”, International Journal of Computer Applications (0975-8887), Volume 22 – No.9, May 2011.
- [14] Amandeep Kaur, Karamjeet Singh, Pankabi University “*Speckle Noise Reduction by Using Wavelets*”, NCCI 2010, India 19-20 March 2010
- [15] Hossein, R., Mansir, V., Purang, A. and Saeed, G. (2008) “*Speckle Noise Reduction of Medical Ultrasound Images in Complex Wavelet Domain Using Mixture Priors*”, IEEE transactions on biomedical engineering, Vol.55, No.9, pp. 2152 – 2160.
- [16] A. Krishnakumari, J. R. Prabakar, “*Despeckling of Medical Ultrasound Images by Wavelet Filters Using Soft Threshold*”, International Journal of Research and Development in Engineering (IJRDE), Vol.1, pp. 12 – 17, June – July 2012
- [17] K. S. Jashanbir, S. Reecha, “*Comparative Performance Analysis of Haar, Symlets and Bior wavelets on Image Compression using Discrete Wavelet Transform*”, International Journal of Computers and Distributed Systems, Vol.1, issue 2, August 2012
- [18] A. Rohit, B. Nidhika, S. L. Madan, B. Anjali, “*An Algorithm for Image Compression Using 2D Wavelet Transform*”, International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST). Retirado do endereço: <http://www.ijest.info/docs/IJEST11-03-04-043.pdf>
- [19] R. Sivakumar, M. K. Gayathri, D. Nedumaran, “*Speckle Filtering of Ultrasound B-Scan Images – A Comparative Study of Single Scale Spatial Adaptive Filters, Multiscale Filter and Diffusion Filters*” IEE, IACSIT, Vol. 2, No. 6, December 2010
- [20] C. B. Radu, V. Markku, “*A Modified Sigma Filter for Noise Reduction in Images*”, Nokia Research Center, Finland

- [21] L. V. Patil, R. K. Ketke, S. P. Aadei, “*A Project Report on Evaluation of Statistical Digital Image Filters*” Usha Mittal Institute of Technology, Mumbai 2010-2011
- [22] A. Lopes, R. Touzi, E. Nezry, “*Adaptive Speckle Filters and Scene Heterogeneity*”, University Paul Sabatier, Geoscience and Remote Sensing, IEE Transactions, Vol. 28, Issue 6, November 1990
- [23] Anik K. Jain, “*Fundamentals of Digital Image Processing*”, 1<sup>st</sup> ed., Prentice-Hall, pp. 146-151, 1989
- [24] N. Ehsan, K. R. Mohammad, H. Mostafa, S. Sara, “*Despeckle Filtering in Medical Ultrasound Imaging*”, Contemporary Engineering Sciences, Vol.2, no.1, pp.17-36,2009
- [25] T. Acton, Y. Yongjan, “*Speckle Reducing Anisotropic Diffusion*”, IEE Transactions on Image Processing, Vol. 11, No. 11, November 2002
- [26] P. Perona, J. Malik, “*Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion*”, IEEE trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639, July 1990
- [27] J. S. Jin, Y. Wang, J. Hiller, “*An Adaptive Nonlinear Information Technology in Biomedicine*”, Vol.4, No.4, pp. 298-305, December 2000
- [28] Khlabeled Z., Abd-Elmoniem, A. M. Youssef, Yasser M. K., “*Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement in Ultrasound Imaging Via Nonlinear Anisotropic Diffusion*”, IEEE Trans. On Biomedical Engineering, Vol. 49, No.9, pp. 997-1014, September 2002
- [29] S. G. Mallat, “*A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation*”, IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No.7, pp. 674-693, July 1989
- [30] Karunesh K. G., Rajiv G., “*Despeckle and Geographical Feature Extraction in SAR Images by Wavelet Transform*”, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 62, pp. 473-484, July 2007
- [31] S. G. Mallat, “*Multifrequency Channel Decomposition of Images and Wavelets Models*”, IEEE Transactions On Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 37, No. 12, pp. 2091-2110, December 1989