

**MARCO ANTONIO ASSIS DE MELO**

**FILTRO DIFUSÃO-MEDIANA COM DETERMINAÇÃO AUTOMÁTICA  
DOS PARÂMETROS COM APLICAÇÕES EM SINAIS DE ECG E  
SENSOR PIEZOELÉTRICO**

SÃO PAULO  
2009

**MARCO ANTONIO ASSIS DE MELO**

**FILTRO DIFUSÃO-MEDIANA COM DETERMINAÇÃO AUTOMÁTICA  
DOS PARÂMETROS COM APLICAÇÕES EM SINAIS DE ECG E  
SENSOR PIEZOELÉTRICO**

Tese apresentada à Escola Politécnica da  
Universidade de São Paulo para obtenção  
do Título de Doutor em Engenharia.

Área de Concentração:  
Sistemas Eletrônicos

Orientador:  
Prof. Livre-Docente Hae Yong Kim

SÃO PAULO  
2009

**Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.**

**São Paulo, 28 de maio de 2009.**

**Assinatura do autor** \_\_\_\_\_

**Assinatura do orientador** \_\_\_\_\_

## **FICHA CATALOGRÁFICA**

**Melo, Marco Antonio Assis de**

**Filtro difusão-mediana com determinação automática dos parâmetros com aplicações em sinais de ECG e sensor piezoelétrico / M.A.A. de Melo. -- ed.rev. -- São Paulo, 2009.**

**97 p. + CD-ROM**

**Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos.**

**1. Processamento de sinais 2. Processamento de sinais biomédicos 3. Sensor I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos II. t.**

## DEDICATÓRIA

À minha amada esposa e filhas, por todo amor,  
incentivo, companheirismo e paciência.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Prof. Dr. Hae Yong Kim, meu orientador e grande amigo, por ter me recebido tão bem e por toda orientação, estímulo e paciência despendida durante este trabalho.

Aos meus pais, por toda a educação, valores, orientação e amor durante toda a vida.

À minha esposa e à minhas filhas pelo amor, ajuda, incentivo, paciência e compreensão deste meu amor pela ciência.

Aos professores Dr. Denys Nicolosi, Dr. Sérgio Delijaicov e Dr. Tomasz P. Pander pelas valiosas contribuições.

A todos que colaboraram de forma direta ou indireta para que este trabalho fosse possível.

## RESUMO

O objetivo deste trabalho é filtrar sinais corrompidos por ruído Gaussiano ou impulsivo, preservando a amplitude e a morfologia do sinal original. Normalmente, um filtro linear é utilizado nesta tarefa, porém este filtro altera significativamente as amplitudes e as bordas dos sinais, bem como insere atrasos no sinal. Mostra-se neste trabalho que a difusão anisotrópica em conjunto com filtro mediana é muito mais eficaz do que os filtros lineares para esta aplicação. A difusão anisotrópica é uma filtragem iterativa, onde o sinal é filtrado repetidamente. A difusão anisotrópica é controlada por uma função denominada “parada-na-aresta”, por um parâmetro de escala e pelo número de iterações. Neste trabalho, testamos três bem conhecidas funções parada-na-aresta, concluindo que a função de parada na aresta de Malik e Perona consegue o maior fator de redução de ruído. Infelizmente, esta função é extremamente sensível ao número de iterações, onde o fator de redução de ruído deteriora-se rapidamente antes e depois do ponto ótimo. Como não se conhece o sinal sem ruído, não é possível determinar precisamente qual é o melhor momento de encerrar as iterações do filtro anisotrópico. Desenvolve-se neste trabalho um novo método de parada de difusão baseado na análise da resposta de frequência do sinal filtrado. Também mostramos como determinar automaticamente um valor de escala adequado.

Aplicamos a técnica proposta em eletrocardiograma (ECG). O complexo QRS e as Contrações Ventriculares Prematuras (Premature Ventricular Contractions - PVCs) são informações importantes contidas no sinal de ECG. Quando esses sinais são adquiridos no mundo real, eles são freqüentemente corrompidos por eletromiogramas (EMG), artefatos ruidosos provenientes da atividade elétrica associada às contrações musculares. EMG é considerado o ruído de ECG mais difícil de ser eliminado. Ao filtrar o sinal de ECG para remover EMG, não se pode alterar a informação do complexo QRS e anomalia PVC, para não comprometer o diagnóstico clínico. O sinal EMG é modelado como sendo ruído Gaussiano ou, de uma forma mais realística, como ruído com distribuição alfa-estável com características impulsivas. Aplicamos a técnica proposta para filtrar sinais de

eletrocardiograma reais do banco de dados de Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital (MIT-BIH).

Também é analisada nesta tese a filtragem de sinais provenientes de sensor piezoelétrico. Estes sinais são usados em sistemas reais de corte de aço duro. Em geral uma ferramenta de corte tem sensores piezoelétricos, usados para medição do esforço do corte. Quando a ferramenta de corte se encosta à peça a ser cortada, o sinal do sensor produz uma informação que decai erroneamente ao longo do tempo. Aplicamos a difusão anisotrópica em conjunto com o filtro mediana para determinar o decaimento do sinal do sensor piezoelétrico ao longo do tempo, e assim compensar esta distorção e melhorar o corte de aço duro.

Palavras-chave: Difusão anisotrópica. Filtro mediano. Processamento de sinais. Eletrocardiograma. Sensor Piezoelétrico.

## ABSTRACT

This thesis aims to filter signals corrupted by Gaussian or impulsive noise, preserving the amplitude and the morphology of the original signal. Typically, a linear filter is used for this task, but this filter significantly alters the amplitudes and the edges of the signals and inserts delays in the signal. This work shows that the anisotropic diffusion in conjunction with median filter is much more effective than linear filters for this application. The anisotropic diffusion is an iterative filter, where the signal is filtered repeatedly. An “edge-stopping function”, a scale parameter and the number of iterations control the anisotropic diffusion. In this study, we tested three well-known edge-stopping functions, concluding that the Perona and Malik’s function yields the largest noise reduction factor. Unfortunately, this function is extremely sensitive to the number of iterations, where the noise reduction factor deteriorates quickly before and after the optimal point. As we do not have access to the original noiseless signal, it is not possible to determine precisely the best moment to stop the iterations of the anisotropic filtering. We develop in this paper a new method to determine the best stopping time based on the analysis of the frequency response of the filtered signal. We also show how to determine automatically an adequate scale parameter.

We apply the proposed technique to filter electrocardiogram (ECG). The QRS complex and Premature Ventricular Contractions (PVCs) are important information in the ECG signal. When these signals are acquired in the real world, they are often corrupted with noise artifacts from the electrical activity associated with muscle contractions called Electromyography (EMG). EMC is considered the most difficult noise to be eliminated from ECG. When the ECG signal is filtered to remove EMG, the information of the QRS complex and the PVC abnormality must not be altered, to not compromise the clinical diagnosis. We model the EMG signal as Gaussian noise or, more realistically, as alpha stable distribution noise with impulsive characteristics. We apply this technique to filter the real ECG signals from the Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital database (MIT-BIH).

This thesis also analyzes the filtering of signals from piezoelectric sensor. These signals are used in real systems for cutting hard steel. In general, a cutting tool has piezoelectric sensors, used to measure the cutting force. When the cutting tool

touches the part to be cut, the signal from the sensor produces information that falsely decays over the time. We apply the anisotropic diffusion in conjunction with the median filter to determine the decay of the signal, and therefore offset this distortion and improve the hard steel cutting.

Keywords: Anisotropic diffusion. Median filter. Signal processing. Electrocardiogram. Piezoelectric sensor.

# SUMÁRIO

DEDICATÓRIA

AGRADECIMENTOS

RESUMO

ABSTRACT

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

LISTA DE TABELAS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>17</b>
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	17
1.2 OBJETIVOS .....	18
1.3 CONTRIBUIÇÕES ORIGINAIS.....	18
1.4 IMPLEMENTAÇÃO DAS TÉCNICAS PROPOSTAS .....	19
1.5 ORGANIZAÇÃO DA TESE.....	19
<b>2 FILTRO NÃO LINEAR POR DIFUSÃO ANISOTRÓPICA .....</b>	<b>20</b>
2.1 INTRODUÇÃO .....	20
2.2 ESPAÇO DE ESCALA NÃO LINEAR CONTÍNUO.....	21
2.3 ESPAÇO DE ESCALA NÃO LINEAR DISCRETO .....	22
2.4 INTRODUÇÃO À DIFUSÃO ANISOTRÓPICA ROBUSTA .....	24
2.5 VISTA ESTATÍSTICA DA EQUAÇÃO ANISOTRÓPICA .....	24
2.6 ESTATÍSTICA ROBUSTA E DIFUSÃO ANISOTRÓPICA .....	25
2.7 ALINHAMENTO DAS FUNÇÕES DE PARADA NA ARESTA .....	27
2.8 DETERMINAÇÃO DO VALOR DA ESCALA .....	29
<b>3 FILTRO MEDIANA .....</b>	<b>31</b>
3.1 INTRODUÇÃO .....	31
3.2 FILTRO MEDIANA .....	31
<b>4 FILTRAGEM DE SINAIS USANDO COMPOSIÇÃO DE FILTRO POR DIFUSÃO ANISOTRÓPICA COM FILTRO MEDIANA .....</b>	<b>33</b>
4.1 INTRODUÇÃO .....	33
4.2 FILTRO ANISOTRÓPICO-MEDIANA .....	33

<b>5 FILTRAGEM DE RUÍDO DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA .....</b>	<b>35</b>
5.1 INTRODUÇÃO .....	35
5.2 RUÍDO EM SINAIS DE ECG .....	37
5.3 ALGORITMO DE FILTRAGEM USANDO DIFUSÃO ANISOTRÓPICA .....	39
5.4 ESCOLHA DE PARÂMETROS .....	41
5.5 FILTRAGEM DE SINAIS DE ECG COM RUÍDO IMPULSIVO .....	43
5.6 FILTRAGEM DE SINAIS REAIS DE ECG .....	45
<b>6 FILTRAGEM DE RUÍDO DE SINAIS DE SENSORES PIEZOELÉTRICOS .....</b>	<b>50</b>
6.1 INTRODUÇÃO .....	50
6.2 PROCESSO DE USINAGEM .....	50
6.3 ALGORÍTMO DE FILTRAGEM APLICADO NOS SINAIS DOS SENSORES PIEZOELÉTRICOS.....	53
<b>7 ESTIMAÇÃO DA PARADA DA DIFUSÃO ANISOTRÓPICA USANDO ANÁLISE ESPECTRAL DE SINAIS.....</b>	<b>62</b>
7.1 INTRODUÇÃO .....	62
7.2 ESTIMAÇÃO DO TEMPO DE PARADA.....	62
7.3 MÉTODO PROPOSTO .....	65
7.3.1 INTRODUÇÃO AO MÉTODO PROPOSTO .....	65
7.3.2 ESTIMATIVA DE $w_c$ .....	67
7.4 ANÁLISE DO PONTO DE PARADA DA DIFUSÃO ANISOTRÓPICA APLICADA EM SINAIS ARTIFICIAIS DE ECG COM RUÍDO GAUSSIANO.....	71
7.5 ANÁLISE DO PONTO DE PARADA DA DIFUSÃO ANISOTRÓPICA APLICADA EM SINAIS ARTIFICIAIS DE ECG COM RUÍDO IMPULSIVO.....	73
7.6 EXPERIMENTOS COM SINAIS REAIS DE ECG E DA LITERATURA .....	78
<b>8 CONCLUSÕES .....</b>	<b>87</b>
<b>9 CONTINUIDADE DO TRABALHO .....</b>	<b>89</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>91</b>
<b>APÊNDICE.....</b>	<b>97</b>

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Função de parada na aresta $g(\nabla)$ .....	23
Figura 2.2 – Funções $g(\cdot)$ , função de influência $\psi$ , e norma do erro $\rho$ de Tukey. Nesta figura $x = I_p - I_s$ . Figura retirada de (Black, 1998).....	26
Figura 2.3 – Funções $g(\cdot)$ , função de influência $\psi$ , e norma do erro $\rho$ de Malik-Perona1. Nesta figura $x = I_p - I_s$ . Figura retirada de (Black, 1998).....	27
Figura 2.4 – Funções de influência originais, com $\sigma = 1$ . Eixo y da figura representa o valor da função de influência $\psi$ e o eixo x o valor do gradiente .....	28
Figura 2.5 – Funções de influência alinhadas com $\sigma = 1$ . Eixo y da figura representa o valor da função de influência $\psi$ e o eixo x o valor do gradiente .....	29
Figura 5.1 – Sinal de ECG artificial, com 1800 amostras, 60 bpm, amplitude 1800 mVpp, frequência de amostragem de 360 sps, 6 segundos de duração.....	40
Figura 5.2 – Fator de redução de ruído usando as funções de parada na aresta $g_1$ com $1,8\sigma_e$ , $g_3$ com $2,3\sigma_e$ e $g_3$ com $0,6\sigma_e$ versus números de iterações, aplicados no sinal artificial de ECG com 15% RMS de ruído Gaussiano .....	43
Figura 5.3 – Fatores de redução de ruído usando a escala robusta $\sigma_e$ , sem filtro mediano $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3, $g_1 3w^*$ , janela 5, $g_1 5w.-$ , janela 7, $g_1 7wx$ , e janela 9, $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído impulsivo, com distribuição alfa-estável de 1,74 .....	45
Figura 5.4 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano. Sinal filtrado com filtro difusão-mediana usando $g_1$ , $w=3$ , $\sigma=1.8 \times \sigma_e$ , o melhor número de iterações. Sinal de erro residual (sinal original – sinal filtrado) .....	47
Figura 5.5 – Topo: Sinal ECG-MIT-100 com 15% RMS de ruído Gaussiano filtrado com difusão mediana usando Tukey $g_3$ , $\sigma=0.6 \times \sigma_e$ , 61 iterações. Sinal de erro residual (sinal original – sinal filtrado) .....	48
Figura 5.6 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% de ruído impulsivo com distribuição alfa-estável $\alpha=1,74$ . Sinal filtrado com filtro difusão-mediana com tamanho de janela 3 usando $g_1$ , $1,8\sigma_e$ , melhor número de iterações. O erro residual (sinal original – o sinal filtrado) .....	49
Figura 6.1 – Esforços de usinagem, retirado de (Delijaicov, 2004) .....	52
Figura 6.2 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x) .....	54

Figura 6.3 – A) Trecho de sinal real com decaimento. B) Sinal filtrado com filtro difusão-mediana (D-M) usando $g_1$ , $\sigma = 5$ , e 100 iterações. [A) e B) aparecem ampliadas na figura 6.5] C) Restauração do decaimento do sinal com filtro difusão-mediana (D-M). [C) aparece ampliada na figura 6.7] D) Exponencial negativa teórica. [A) e D) aparecem ampliadas na figura 6.4] E) Restauração do decaimento do sinal com exponencial teórica (e. t.). [E) aparece ampliada na figura 6.6].....	55
Figura 6.4 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), e o respectivo nível de decaimento usando exponencial negativa. Figuras 6.3 A e D ampliadas .....	56
Figura 6.5 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), e o respectivo nível de decaimento usando difusão-mediana. Figura 6.3 A e B ampliadas.....	57
Figura 6.6 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), com nível DC restaurado, usando exponencial negativa. Figura 6.3 E ampliada .....	57
Figura 6.7 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), com nível DC restaurado usando difusão-mediana. Figura 6.3 C ampliada .....	58
Figura 6.8 – Sinal do transdutor piezoelétrico restaurado (eixo x). Figura 6.3 C ampliada.....	59
Figura 6.9 – A) Trecho de sinal com não-homogeneidade. B) Sinal filtrado com difusão (sem mediana) usando $g_1$ , $\sigma = 5$ , e 100 iterações. C) Restauração do decaimento do sinal, onde se observa, após ocorrência do impulso, uma menor amplitude do sinal, em relação ao sinal original A) .....	60
Figura 6.10 – A) Trecho de sinal com não-homogeneidade. B) Sinal filtrado com filtro difusão-mediana (D-M) usando $g_1$ , $\sigma = 5$ , 100 iterações e $w=3$ . C) Restauração do decaimento do sinal, onde se observa, após ocorrência do impulso, a correta amplitude do sinal, em relação ao sinal original A) .....	61
Figura 7.1 – Sinais e seus espectros. De cima para baixo, sinal original de ECG sintético s e seu espectro S. Ruído original n e seu espectro N. Sinal de ECG sintético somado com 15% RMS de ruído Gaussiano x e seu espectro X. Sinal estimado de ruído a partir de trecho de ECG “silencioso” $\hat{n}$ e seu espectro $\hat{N}$ . Espectro X sobreposto com espectro estimado de ruído $\hat{N}$ , mostrando que a frequência de corte está em torno de 40Hz .....	70
Figura 7.2 – Limiar entre o espectro estimado do sinal a ser filtrado sobreposto com o espectro do sinal estimado de ruído, mostrando que as principais componentes de frequência do sinal a ser filtrado está em torno de 40Hz .....	71
Figura 7.3 – Fatores de redução de ruído usando a escala $1,8\sigma_e$ , sem filtro mediana, com função $g_1$ , 10% RMS ruído Gaussiano +, 15% RMS ruído Gaussiano *, 20% ruído Gaussiano - e 25% RMS ruído Gaussiano x .....	72
Figura 7.4 – Estimação de ponto de parada ótima usando a escala $1,8\sigma_e$ , sem filtro mediana, com função $g_1$ , 10% RMS de ruído Gaussiano +, 15% RMS de ruído Gaussiano *, 20% RMS de ruído Gaussiano - e 25% RMS de ruído Gaussiano x ...	72

Figura 7.5 – Fatores de redução de ruído usando a escala robusta $\sigma_e$ , sem filtro mediano $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3, $g_1 3w^*$ , janela 5, $g_1 5w.-$ , janela 7, $g_1 7wx$ , e janela 9, $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído impulsivo, com distribuição alfa-estável de 1,74.....	74
Figura 7.6 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta $\sigma_e$ , sem filtro mediano $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3, $g_1 3w^*$ , janela 5, $g_1 5w.-$ , janela 7, $g_1 7wx$ , e janela 9, $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído impulsivo, com distribuição alfa-estável de 1,74.....	75
Figura 7.7 – Fatores de redução de ruído usando a escala robusta $\sigma_e$ , sem filtro mediano $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3, $g_1 3w^*$ , janela 5, $g_1 5w.-$ , janela 7, $g_1 7wx$ , e janela 9, $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano..	77
Figura 7.8 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta $\sigma_e$ , sem filtro mediano $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3, $g_1 3w^*$ , janela 5, $g_1 5w.-$ , janela 7, $g_1 7wx$ , e janela 9, $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano..	77
Figura 7.9 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano. Sinal filtrado com filtro difusão-mediana com tamanho de janela 3 usando $g_1, 1,8\sigma_e$ , e 2 iterações. O erro residual (sinal original – o sinal filtrado).....	79
Figura 7.10 – Fator de estimação de ruído usando a escala robusta de $1,8\sigma_e$ com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com 15% RMS de ruído Gaussiano .....	80
Figura 7.11 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta de $1,8\sigma_e$ com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com 15% RMS de ruído Gaussiano .....	80
Figura 7.12 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% de ruído impulsivo com distribuição alfa-estável $\alpha=1,74$ . Sinal filtrado com filtro difusão-mediana com tamanho de janela 3 usando $g_1, 1,8\sigma_e$ , e 2 iterações. O erro residual (sinal original – o sinal filtrado).....	81
Figura 7.13 – Fator de redução de ruído usando a escala robusta de $1,8\sigma_e$ com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com $\alpha=1,74$ . .....	82
Figura 7.14 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta de $1,8\sigma_e$ com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com $\alpha=1,74$ . .....	82
Figura 7.15 – Fator de redução de ruído usando a escala robusta de $1,8\sigma_e$ com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal de ECG (Pander, 2004) com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com $\alpha=1,5+$ ; $\alpha=1,6^*$ ; $\alpha=1,7.-$ e $\alpha=1,8x$ .....	83

Figura 7.16 – Estimação do tempo de parada, usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal de ECG (Pander, 2004) com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,5+$ ;  $\alpha=1,6^*$ ;  $\alpha=1,7.-$  e  $\alpha=1,8x$  ..... 84

Figura 7.17 – NMSE usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal de ECG (Pander, 2004) com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,5+$ ;  $\alpha=1,6^*$ ;  $\alpha=1,7.-$  e  $\alpha=1,8x$ ..... 85

Figura 8.1 – Sinal OFDM e ruídos impulsivos, retirado de (Degardin, 2008) ..... 90

## LISTA DE TABELAS

Tabela I Fator de redução de ruído / Melhor escala obtida aplicando o filtro anisotrópico-mediano, com Perona-Malik's $g_1$ , $g_2$ and Tukey $g_3$ no sinal artificial de ECG com 15% RMS de ruído Gaussiano .....	41
Tabela II Fator de redução de ruído obtido quando se aplica difusão-mediana, com Perona-Malik's $g_1$ , escala $1,8\sigma_e$ com sinal contaminado com 10%, 15%, 20% e 25% RMS de ruído Gaussiano .....	73
Tabela III Fator de redução de ruído quando se aplica difusão-mediana, com Perona-Malik's $g_1$ , $1,8\sigma_e$ com janelas de tamanho 0,3,5,7 e 9, sinal contaminado com 15% RMS de ruído com distribuição alfa-estável .....	76
Tabela IV Fator de redução de ruído quando se aplica difusão-mediana, com Perona-Malik's $g_1$ , $1,8\sigma_e$ contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável 1,5;1,6;1,7 e 1,8 RMS, sinal fornecido por (Pander, 2004) .....	85
Tabela V Erro Médio Quadrático Normalizado (NMSE) quando se aplica difusão-mediana, com Perona-Malik's $g_1$ , $1,8\sigma_e$ contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável 1,5;1,6;1,7 e 1,8 RMS, sinal fornecido por (Pander, 2004) .	86

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ECG	Eletrocardiograma
EMG	Eletromiograma
HDTV	<i>High-definition television</i> (Televisão de alta definição)
NMSE	<i>Normalised Mean Square Error</i> (erro médio quadrático normalizado)
MATLAB	<i>MATrix LABoratory</i> (software Latoratório de Matrizes)
MIT-BIH	<i>Massachusetts Institute of Technology and at Beth Israel Hospital</i> (base de dados do MIT e Hospital Beth Israel )
OFDM	<i>Orthogonal frequency-division multiplexing</i> (multiplexação por divisão de frequência ortogonal)
PLC	<i>Power Line Communications</i> (comunicação usando a rede elétrica)
PVC	<i>Premature Ventricular Contractions</i> (contrações ventriculares prematuras)
QRS	Nome dado a seqüência de três pontos importantes do sinal de ECG
RMS	<i>root mean square</i> (raiz media quadrática)

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Nesta tese é apresentada a associação de dois filtros, difusão anisotrópica em conjunto com filtro mediana, para filtrar sinais de ECG reais provenientes da base de dados do MIT-BIH, contaminados com ruído artificial. Também é analisada a filtragem de sinais provenientes de sensor piezoelétrico, contaminados com ruído real, usado em máquinas para corte de aço duro. A composição dos filtros tem o propósito de servir para remover o ruído preservando as bordas e as amplitudes do sinal.

O espaço de escala é uma teoria que lida com o problema de multiresolução. Essa teoria foi formulada originariamente por Witkin (Witkin, 1983) e utiliza filtros lineares gaussianos para obter sinais/imagens em escalas grossas. Essa teoria é muito utilizada para processar imagens, mas também encontra aplicações em processamento de sinais.

Perona e Malik (Perona, 1990) propuseram substituir o filtro linear (difusão isotrópica) pela difusão anisotrópica na obtenção de sinais/imagens em escalas grossas do espaço de escala. Com isso, inauguraram um amplo campo de pesquisa associado à difusão anisotrópica (ou espaço de escala não linear). Nesta formulação, existe uma função chamada “parada na aresta”  $g(\cdot)$ , que controla a difusão de acordo com o valor do gradiente do ponto a sofrer difusão. A função  $g(\cdot)$  também possui um parâmetro de escala  $\sigma$  que, em conjunto com o valor do gradiente, indicará se a difusão será forte ou fraca. O parâmetro de escala é fixo na função  $g(\cdot)$ , enquanto que o valor do gradiente é variável, de acordo com as variações de amplitude do sinal. A escolha de  $g(\cdot)$  afeta de forma decisiva o resultado da filtragem do sinal. Neste trabalho são tratadas várias funções de parada na aresta. O uso da filtragem não linear possibilita que o ruído seja suavizado localmente em intervalos do sinal, regiões, definidas por limites (bordas ou arestas).

Este fato é uma vantagem da filtragem não linear em relação à filtragem linear.

## 1.2 OBJETIVOS

De acordo com nossas pesquisas, não existe atualmente nenhuma técnica de filtragem de sinais de eletrocardiograma com difusão anisotrópica em conjunto com filtro mediana. Esta técnica gera sinais com boa qualidade para interpretação visual e pode ser aplicada a outros sinais da mesma natureza. Um outro objetivo é desenvolver um critério de parada da difusão anisotrópica baseado na análise de sinais no domínio da frequência. De acordo com nossas pesquisas, não existe nenhuma técnica semelhante na literatura.

## 1.3 CONTRIBUIÇÕES ORIGINAIS

No capítulo 5 deste trabalho é proposta uma nova técnica de filtragem de sinais de eletrocardiograma (ECG), com ruído Gaussiano ou alfa-estável, usando a difusão anisotrópica com filtro mediana.

No capítulo 6 deste trabalho é apresentada uma aplicação do filtro proposto em sinais de sensor piezoelétrico com ruído impulsivo artificial simulando a usinagem de uma peça com material não-homogêneo.

No capítulo 7 será apresentado um novo critério de parada automática da filtragem anisotrópica, usando análise espectral de sinais.

As técnicas propostas neste trabalho foram publicadas em artigos de congressos internacionais: (Melo, Kim e Nicolosi, 2008) e (Melo, Delijaicov e Kim, 2008).

Em (Melo, Delijaicov e Kim, 2007) foi utilizado filtro por difusão anisotrópica, baseado em (Melo, 2004).

## 1.4 IMPLEMENTAÇÃO DAS TÉCNICAS PROPOSTAS

Todas as técnicas propostas neste trabalho foram implementadas em MATLAB baseadas nas bibliotecas para Processamento de Imagens e Visão Computacional IMG (KIM, 2006) de autoria do Prof. Dr. Hae Yong Kim. Referências em (Melo, 2004; Kim, 2003) e também em (Kovesi, 2003).

## 1.5 ORGANIZAÇÃO DA TESE

Esta tese está organizada da seguinte forma:

- O capítulo 1 trata da introdução do trabalho.
- O capítulo 2 faz uma introdução à difusão anisotrópica, aborda o uso da estatística robusta e as principais funções de parada na aresta.
- O capítulo 3 faz uma introdução ao filtro mediana e as principais características deste filtro.
- O capítulo 4 apresenta o uso de filtro por difusão anisotrópica em conjunto com filtro mediana e as principais características deste filtro.
- O capítulo 5 faz uma introdução aos sinais de eletrocardiograma (ECG). Apresenta os principais algoritmos de filtragem de sinais de ECG. Mostra a filtragem de sinais de eletrocardiograma usando difusão-mediana e apresenta os resultados experimentais obtidos pela aplicação da nova técnica.
- O capítulo 6 faz uma introdução aos sinais de sensores piezoelétricos e as suas principais características. Mostra a filtragem de sinais de sensores piezoelétricos com ruído artificial impulsivo, usando filtro difusão-mediana, e apresenta os resultados experimentais obtidos.
- O capítulo 7 apresenta uma nova técnica para estimar o ponto de parada da difusão anisotrópica usando análise espectral de sinais.
- O capítulo 8 apresenta as conclusões deste trabalho.
- O capítulo 9 apresenta as possíveis futuras aplicações.

## 2 FILTRAGEM POR DIFUSÃO ANISOTRÓPICA

### 2.1 INTRODUÇÃO

O espaço de escala linear de um sinal inicial  $u_0$  é uma série de sinais  $\{u_n\}$  em diferentes escalas. Quanto maior  $n$ , o sinal  $u_n$  está mais simplificado (escala maior). Os sinais simplificados são obtidos fazendo convolução de  $u_0$  com um núcleo gaussiano. Quanto maior o desvio-padrão do núcleo, o sinal obtido será mais simplificado. A série de sinais  $\{u_n\}$  também pode ser obtida convoluindo iterativamente o sinal original  $u_0$  com um núcleo gaussiano de desvio-padrão fixo. Neste caso,  $n$  indica o número de iterações e quanto maior  $n$  mais simplificado estará o sinal resultante.

O efeito de suavização em sinais unidimensionais usando o espaço de escala linear mostra que quanto mais se filtra o sinal, mais as arestas são alteradas. Isto conduz a sinais deformados e imagens borradas em escalas grosseiras. Em imagens mais complicadas, não só borra e desloca as arestas, mas também funde os limites dos objetos que estão próximos entre si.

Uma solução para este problema é utilizar o espaço de escala anisotrópica. O novo filtro precisa suprimir o ruído ao mesmo tempo em que preserva as arestas do sinal/imagem.

Existem espaços de escala não lineares, onde a simplificação do sinal/imagem é feita utilizando outros tipos de filtros, como por exemplo, os operadores morfológicos. Neste trabalho, utiliza-se somente a difusão anisotrópica.

A difusão não linear foi formulada originalmente por Perona e Malik (Perona, 1990). Desde a sua formulação, uma quantidade considerável de pesquisas foi devotada à compreensão teórica e prática destes métodos relacionados ao realce de sinais e imagens. As pesquisas nesta área de difusão foram dirigidas primeiramente para a compreensão das propriedades matemáticas da difusão anisotrópica e as

formulações relacionadas (Perona, 1990; You, 1996; Weickert, 1996); em segundo lugar para execuções rápidas e exatas das equações da difusão para aplicações específicas (Gerig, 1992), e em terceiro lugar para estudar as relações entre a difusão anisotrópica e outras operações de processamento de sinais e imagens (Sapiro, 1996).

O espaço de escala pode ser contínuo ou discreto, sendo que este último é apropriado para implementação em computadores.

## 2.2 ESPAÇO DE ESCALA NÃO LINEAR CONTÍNUO

Seja dada uma imagem  $I(x, y)$ . Considere a equação de difusão isotrópica mostrada abaixo, com  $I(x, y, 0) = I(x, y)$  como condição original:

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(\nabla I) \quad (2.1)$$

onde:

- $\nabla I$  é o gradiente da imagem
- $t$  é um parâmetro artificial de tempo

A solução da equação 2.1 equivale a convolucionar a imagem  $I$  com o núcleo de uma gaussiana com desvio padrão  $\sqrt{2t}$ .

Perona e Malik inseriram na equação isotrópica 2.1, o termo  $g(\|\nabla I\|)$ , de maneira a se obter a equação de difusão anisotrópica:

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[g(\|\nabla I\|)\nabla I] \quad (2.2)$$

onde:

- $I(x, y, 0)$  é a imagem original
- $\|\nabla I\|$  é a magnitude do gradiente
- $g(\|\nabla I\|)$  é a função “parada na aresta”

A correta escolha de  $g(\cdot)$ , é importante para que não ocorra difusão através das bordas entre duas regiões do sinal.

### 2.3 ESPAÇO DE ESCALA NÃO LINEAR DISCRETO

Perona e Malik discretizaram a equação 2.2 de difusão anisotrópica, como:

$$I_s^{t+1} = I_s^t + \frac{\lambda}{|\eta_s|} \sum_{p \in \eta_s} g(\nabla I_{s,p}) \nabla I_{s,p} \quad (2.3)$$

onde:

- $I^0$  é um sinal ou imagem original, no instante  $t = 0$
- $I_s^t$  é um sinal ou imagem discretizada no instante  $t$
- $t$  denota etapas discretas do tempo (iterações).
- $\lambda \in \mathbb{R}^+$  um escalar que controla a taxa de difusão ( $\lambda$  entre 0 e 1).
- $|\eta_s|$  é o número de vizinhos do ponto  $s$  ( $|\eta_s|$  é geralmente dois para sinais, e quatro para imagens, exceto nos limites).
- $\nabla I_{s,p} = I_p - I_s$ , com  $p \in \eta_s$ , onde  $I_p$  é o valor da amplitude do ponto do sinal vizinho ao ponto do sinal  $I_s$ , onde está ocorrendo a difusão.

Quando o valor de gradiente for grande num ponto, provavelmente esse ponto está situado na aresta no sinal. O valor da função parada na aresta é determinado em função do valor do gradiente.

Um exemplo da forma da função “parada na aresta”  $g(\nabla)$ , é mostrada na figura 2.1, onde  $\nabla$  é o valor do gradiente entre os pontos,  $\nabla = I_p - I_s$ .

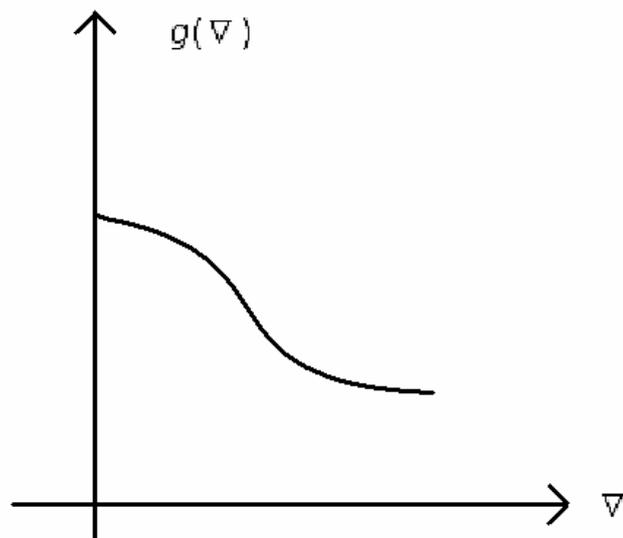


Figura 2.1 – Função de parada na aresta  $g(\nabla)$

Perona e Malik sugeriram duas funções de parada na aresta  $g(\nabla)$  diferentes para serem usadas em sua equação de difusão anisotrópica:

$$g_1(\nabla) = \frac{1}{1 + \frac{\nabla^2}{K^2}} \quad (2.4)$$

$$g_2(\nabla) = e^{-(\nabla^2 / K^2)} \quad (2.5)$$

onde

- $\nabla = I_p - I_s$ , gradiente onde  $I_p$  é o valor da amplitude vizinha ao ponto do sinal  $I_s$ , onde está ocorrendo a difusão.
- $K$  é um constante que controla a escala da difusão

Segundo (Perona, 1990), a equação 2.4 privilegia as arestas de alto contraste em relação às arestas de baixo contraste. A equação 2.5 privilegia os grandes intervalos do sinal em relação aos pequenos intervalos do sinal.

## 2.4 INTRODUÇÃO À DIFUSÃO ANISOTRÓPICA ROBUSTA

A relação entre a difusão anisotrópica e estatística robusta será descrita nesta seção, com base no trabalho de (Black, 1998). Especificamente, será mostrado que a difusão anisotrópica pode ser vista como um procedimento de estimação com base na estatística robusta. O termo difusão anisotrópica robusta provém do fato de se usar estatística robusta na determinação da função  $g(\cdot)$ . A conexão entre difusão anisotrópica e estatística robusta conduz a uma nova função de parada na aresta baseada no estimador robusto de Tukey, que preserva melhor as arestas do que as formulações precedentes e também possui parada automática da difusão. Ou seja, a difusão pára após um determinado número de iterações.

## 2.5 VISTA ESTATÍSTICA DA EQUAÇÃO ANISOTRÓPICA

A idéia de usar ferramentas da estatística robusta para estimar o sinal (ou imagem), tem como base o fato que a função  $g(\cdot)$  estar intimamente relacionada com a função norma do erro  $\rho$  utilizada na estatística robusta (Black, 1998). Através da análise das funções da norma do erro robusto  $\rho$ , pode-se obter uma melhor função parada na aresta. Muitas técnicas de estatística robusta foram aplicadas aos problemas de processamento de sinais e imagens (Meer, 1991).

Black et al. formalizaram o problema considerando que o sinal (ou a imagem) a ser filtrado é suavizado por regiões e contaminado por um ruído gaussiano aditivo de pequeno desvio padrão. O objetivo é encontrar um sinal  $I$  que minimize o seguinte erro:

$$\min_I \sum_{s \in I} \sum_{p \in \eta_S} \rho(I_P - I_s, \sigma) \quad (2.6)$$

onde:

- $\sigma$  é um parâmetro de escala
- $\rho$  é uma norma do erro robusto

A escolha apropriada da função parada na aresta e do parâmetro de escala, aplicando na equação de Perona e Malik, equação 2.3, permitirá minimizar o efeito da difusão através das arestas.

## 2.6 ESTATÍSTICA ROBUSTA E DIFUSÃO ANISOTRÓPICA

Faz-se agora uma associação de difusão anisotrópica com estatística robusta, com o objetivo de encontrar uma função  $g(\cdot)$  apropriada. Como exemplo, toma-se a função norma do erro de Lorentzian  $\rho$ :

$$\rho(\nabla, \sigma) = \log \left[ 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{\nabla}{\sigma} \right)^2 \right]^2 \quad (2.7)$$

Derivando a função da norma do erro robusto  $\rho$  como descrito em (You, 1996), obtém-se a função de influência  $\psi$ , mostrada abaixo.

$$\psi(\nabla, \sigma) = \frac{2\nabla}{2\sigma^2 + \nabla^2} \quad (2.8)$$

Esta função caracteriza o viés que uma medida particular tem sobre a solução. Multiplicando a função parada na aresta de Perona Malik 1 (2.4) pelo gradiente  $\nabla$ , e fazendo  $K^2 = 2\sigma^2$ , obtém-se a seguinte função de influência:

$$\psi(\nabla, \sigma) = g(\nabla)\nabla = \frac{2\nabla}{2 + \frac{\nabla^2}{\sigma^2}} \quad (2.9)$$

A equação 2.9 é igual à equação 2.8, obtida pela derivada da função norma do erro de Lorentzian. Esta relação foi indicada previamente em (Rangarajan, 1996).

Esse mesmo tratamento pode ser aplicado em outras funções encontradas na estatística robusta, como, por exemplo, usar o estimador robusto de Tukey. A função parada na aresta de Tukey é apresentada a seguir:

$$g(\nabla, \sigma) = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{|\nabla|}{\sigma} \right)^2 \right]^2 & |\nabla| \leq \sigma \\ 0 & \text{outros} \end{cases} \quad (2.10)$$

Analisando a figura 2.2, onde é mostrado as funções  $g(\cdot)$ , norma do erro  $\rho$ , e a função de influência  $\psi = g(\nabla)\nabla$  de Tukey, conclui-se que a função norma do erro permanece constante a partir de um determinado valor de gradiente. Também se verifica que a função de influência vale zero para grandes gradientes  $\nabla$ . Isto indica que os “erros” cometidos nas arestas não influenciarão na solução final, isto é, na imagem restaurada.

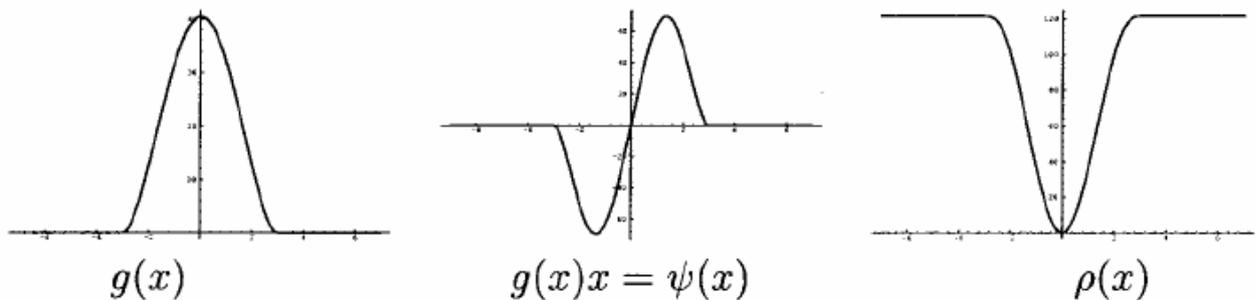


Figura 2.2 – Funções  $g(\cdot)$ , função de influência  $\psi$ , e norma do erro  $\rho$  de Tukey. Nesta figura  $x = l_p - l_s$ . Figura retirada de (Black, 1998).

Analisando a função da norma do erro de Malik-Perona<sup>1</sup>, mostrada na figura 2.3, pode-se observar que a função de influência não assume o valor 0 para  $\nabla$  grandes. Isto implica que os “erros” cometidos nas arestas do sinal terão influência na imagem restaurada, e o processo de difusão tenderá a uma imagem (ou sinal) que não possui arestas. Em outras palavras, depois de muitas iterações, o sinal será uma função constante em todo o domínio, pois será o sinal com o menor erro, de acordo com a equação 2.6.

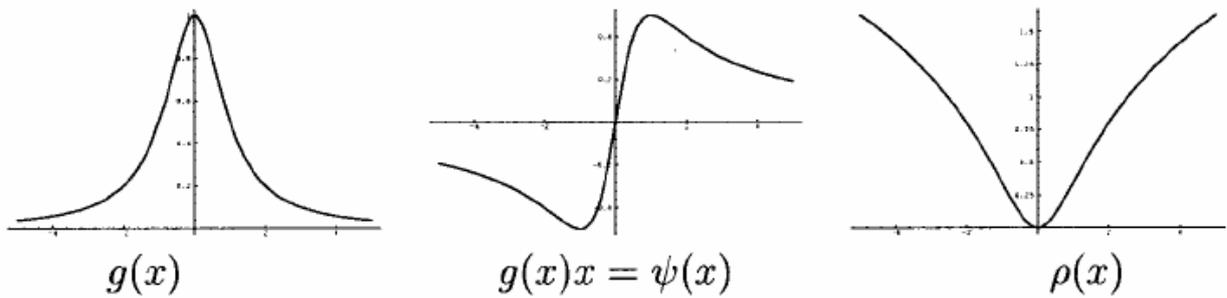


Figura 2.3 – Funções  $g(\cdot)$ , função de influência  $\psi$ , e norma do erro  $\rho$  de Malik-Perona<sup>1</sup>. Nesta figura  $x = I_p - I_s$ . Figura retirada de (Black, 1998).

## 2.7 ALINHAMENTO DAS FUNÇÕES DE PARADA NA ARESTA

As funções de parada na aresta  $g(\cdot)$  multiplicadas pelo gradiente dão origem às funções de influência, que são mostradas na figura 2.4, onde observa-se que elas têm o ponto de máximo local em pontos  $\nabla$  diferentes.

Para poder comparar as diferentes funções  $g$ , é realizado um alinhamento para fazer com que as funções de influência fiquem com os valores de máximos no mesmo instante de ocorrência.

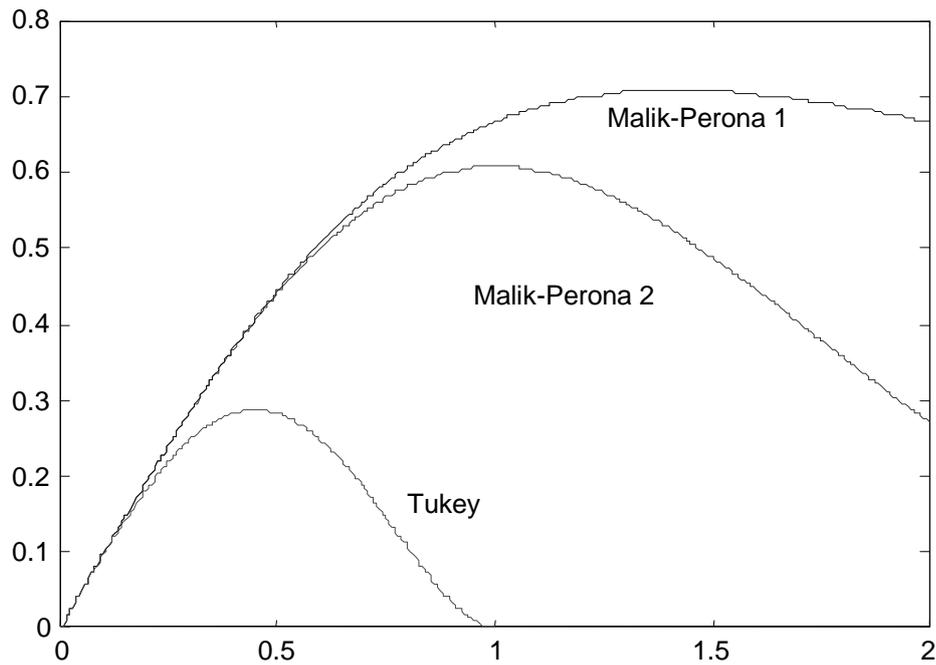


Figura 2.4 – Funções de influência originais, com  $\sigma = 1$ . Eixo y da figura representa o valor da função de influência  $\psi$  e o eixo x o valor do gradiente.

As funções de parada na aresta, alinhadas e implementadas em MATLAB, ficaram da seguinte forma:

A equação de Malik e Perona1:

$$g_1(\nabla) = \frac{1}{1 + \frac{\nabla^2}{\sigma^2}} \quad (2.12)$$

A equação de Malik e Perona2:

$$g_2(\nabla) = \exp\left[\frac{-\nabla^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2.13)$$

A equação de Tukey:

$$g_3(\nabla) = \begin{cases} \left[1 - \frac{|\nabla^2|}{5\sigma^2}\right]^2, & \left|\frac{\nabla^2}{5}\right| \leq \sigma^2 \\ 0 & \text{outros} \end{cases} \quad (2.14)$$

Estas funções de parada na aresta  $g(\cdot)$  alinhadas são mostradas na figura 2.5 abaixo.

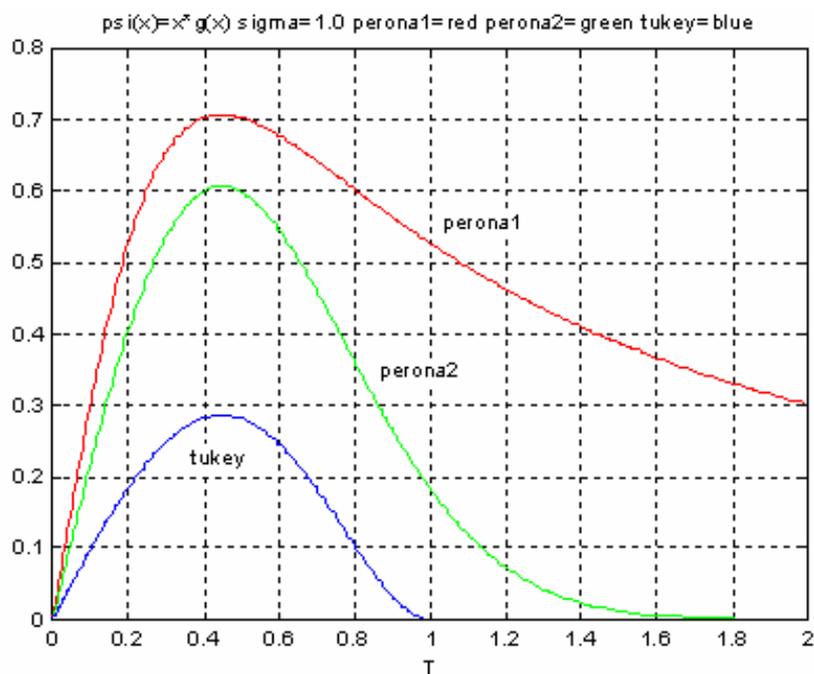


Figura 2.5 – Funções de influência alinhadas, com  $\sigma = 1$ . Eixo y da figura representa o valor da função de influência  $\psi$  e o eixo x o valor do gradiente.

## 2.8 DETERMINAÇÃO DO VALOR DA ESCALA

Como analisado anteriormente, as funções de parada na aresta dependem de um parâmetro de escala  $\sigma$ . São apresentadas neste trabalho duas maneiras de calcular automaticamente esta escala a partir do sinal ruidoso.

A primeira, denominada escala robusta, está baseada em estatística robusta e foi proposta por (Black, 1998). Nesta abordagem determina-se uma escala que tem o valor baseado no mediano entre os gradientes dos pontos do sinal.

A expressão para determinar automaticamente a escala robusta  $\sigma_e$  de um sinal como definido por (Black, 1998), é mostrada abaixo:

$$\begin{aligned}\sigma_e &= 1,4826MAD(\nabla I) \\ &= 1,4826 \text{median}_I [\|\nabla I\| - \text{median}_I (\|\nabla I\|)]\end{aligned}\quad (2.15)$$

onde “*MAD*” denota o desvio absoluto mediano e a constante deriva do fato de que *MAD* de uma distribuição normal com média zero e variância unitária é  $1/1,4826 = 0,6745$ . O procedimento descrito acima usa os dados de todo o sinal, ou seja, usa a parte de informação do sinal e a parte com ruído.

A segunda forma de calcular a escala provém da análise utilizada em sistemas de transmissão de pulsos contaminados por ruído gaussiano, onde a informação está contida na amplitude e na posição dos pulsos (Carlson, 1986). Esta análise pode ser aplicada, por exemplo, na determinação da velocidade do automóvel a partir do sinal do acelerômetro, pois neste caso a informação está presente na amplitude e no instante dos pulsos. Carlson sugere usar o limiar de detecção de pulso maior ou igual a duas vezes o desvio padrão do ruído gaussiano aditivo  $\sigma_n$ , definido pela equação 2.16 abaixo (Melo, 2004).

$$\sigma \geq 2\sigma_n \quad (2.16)$$

onde  $\sigma_n$  é o valor do desvio padrão do ruído do tipo gaussiano aditivo contido no sinal. Este procedimento de cálculo de  $\sigma_n$ , deve ser feito colhendo os dados do sinal somente da parte do sinal que contenha ruído.

## 3 FILTRO MEDIANA

### 3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo se faz uma introdução ao filtro mediana bem como apresenta as suas principais características. Apresenta também os principais algoritmos de filtragem de sinais usando filtro mediana existentes na atualidade.

### 3.2 FILTRO MEDIANA

As técnicas lineares de processamento são ferramentas muito importantes, usadas extensivamente em processamento digital de sinais e imagem. Além disso, essas técnicas de processamento linear oferecem desempenho satisfatório para uma grande variedade de aplicações.

No entanto, muitos problemas de processamento digital de sinais não podem ser resolvidos de forma eficiente usando as técnicas lineares. Como exemplo onde as técnicas lineares de processamento digital de sinais e imagem não funcionam bem, é quando o ruído não é Gaussiano, por exemplo, o ruído impulsivo. Esse tipo de ruído aparece em uma grande variedade de aplicações de processamento digital. Este e outros problemas relacionados com a filtragem linear são abordados no trabalho de (Pitas, 1992).

Uma solução encontrada para isto é usar filtros não lineares. Existe uma classe de filtros não lineares composta por filtros de ordem estatística, filtros polinomiais, filtros homomórficos, filtros baseados na morfologia matemática e em redes neurais. A principal vantagem da abordagem não linear usando filtros de ordem estatística é a sua simplicidade computacional e velocidade de processamento em relações aos

outros filtros citados acima (Pitas, 1992). O filtro mais conhecido e amplamente usado de ordem estatística é o filtro não linear mediana, segundo Pitas.

Para definir ordem estatística, consideramos  $n$  variáveis randômicas  $x_1, x_2, \dots, x_n$  para  $n$  ímpar. Se estas variáveis são arranjadas em ordem de magnitude crescente, formando um vetor  $X$ . Este vetor  $X$  é chamado de arranjo de ordem estatística (Pitas, 1992).

O filtro mediana com janela de tamanho  $n$  sobre uma seqüência  $x_i$ , com  $i = 1, \dots, n$  para  $n$  ímpar é definido como:

$$y_i = \text{med}(x_{i-v}, \dots, x_i, \dots, x_{i+v}) \quad i \in Z \quad (3.1)$$

Onde  $\text{med}$  é o operador estatístico mediana,  $y_i$  é a saída do filtro e  $v = (n - 1) / 2$

O operador mediana aplicado a um grupo de dados ordenados separa a metade inferior da amostra, da metade superior.

Originalmente o operador mediana foi amplamente usado em estatística e foi introduzido por Tukey em 1970 (Yin, 1996). Mais tarde o filtro mediana sofreu modificações e aperfeiçoamentos para outras aplicações como processamento de voz, imagem e codificação de sinais (Senel, 2002). A razão desta aceitação é sua simplicidade de implementação e bons resultados. Uma importante propriedade apresentada no filtro mediana é a de preservar as bordas dos sinais (Yin, 1996) e (Xu, 2002).

Este filtro é recomendado onde se deseja preservar as bordas, em sinais de alta freqüência, que são freqüentemente distorcidos pelos filtros lineares, também é indicado para filtrar ruído impulsivo conhecido como sal e pimenta (Pitas, 1992). O filtro mediana é bom para spikes positivos e negativos, preservação da borda e ruído com distribuição não Gaussiana do tipo Long tailed, (Pitas, 1992).

Existem filtros mediana com pesos. Esses pesos podem ser positivos e negativos, permitindo obter uma variedade muito grande de filtros (Al Bovik, 2005).

## 4 FILTRAGEM DE SINAIS USANDO COMPOSIÇÃO DE FILTRO POR DIFUSÃO ANISOTRÓPICA COM FILTRO MEDIANA

### 4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo se faz uma introdução ao filtro por difusão anisotrópica em conjunto com filtro mediana, bem como se apresenta as suas principais características. Apresenta também os principais algoritmos de filtragem de sinais usando esta composição de filtros.

### 4.2 FILTRO ANISOTRÓPICO-MEDIANA

No trabalho de (Ling, 2002) foi proposto um novo filtro para a difusão anisotrópica para eliminar ruído em imagens de baixa relação sinal-ruído com aplicações em imagens moleculares. Este novo filtro incorpora um filtro mediana que é aplicado entre cada iteração da difusão anisotrópica, e é chamado de filtro de difusão anisotrópica mediana.

Este filtro híbrido consegue eliminar o ruído com menor distorção nas bordas em comparação com o filtro original de difusão anisotrópica. Este filtro foi testado em uma imagem criada com base em um modelo imagem molecular.

Por meio da relação sinal/ruído usada, para medir a qualidade e para medir a eficácia de diminuição do ruído, sugere que o filtro de difusão anisotrópica mediana apresenta melhor resultado pois ele mantém a intensidade e contraste da imagem original, mais do que os outros filtros.

Além disso, o desempenho do filtro é menos sensível ao valor da escala durante a filtragem por difusão, tornando assim mais fácil de usar este método do que o método de difusão anisotrópica original, onde o parâmetro de escala é crítico.

O filtro de difusão anisotrópica mediana também consegue bons resultados em uma imagem molecular real, do tipo Raman. Em outras palavras, após a difusão o operador mediana é usado para remover grandes spikes de ruído. No trabalho de (Ling, 2002) usou-se filtro mediana com janela de tamanho de 3 amostras.

Em cada passo de difusão, regiões com pequenos gradientes são suavizadas e regiões com grandes gradientes (arestas ou ruído impulsivos) são pouco alteradas. Os picos do ruído impulsivo serão removidos eficazmente a posteriori com o filtro mediana. Em cada passo de iteração, o baixo nível de ruído é removido por difusão, enquanto o ruído impulsivo é removido pelo filtro mediana. O filtro mediana atua no ruído de grande amplitude.

No trabalho de (Ling, 2002), o valor da escala utilizado no filtro por difusão anisotrópica mediana foi determinado com o histograma do gradiente de um sinal ruidoso, como referência. Ling observou que o filtro de difusão anisotrópica mediana não é sensível ao valor exato da escala, o que é uma boa propriedade apresentada quando usamos a combinação de filtro por difusão anisotrópica e filtro mediana, devido à facilidade de ajuste do parâmetro de escala.

## 5 FILTRAGEM DE RUÍDO DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA

### 5.1 INTRODUÇÃO

O sinal de Eletrocardiograma (ECG) é utilizado para fornecer informação clínica sobre doenças cardíacas. Na prática, a confiabilidade do diagnóstico depende da qualidade do sinal de ECG disponível. Os resultados descritos neste capítulo foram publicados em Melo, Kim e Nicolosi (2008).

Um sinal de ECG adquirido em um ambiente clínico pode ser corrompido por interferências eletromagnéticas produzidos por instrumentos próximos, ou por ruído gerado a partir do conversor analógico-digital e incorporado no sinal de ECG e também gerado a partir dos movimentos musculares do paciente (McSharry, 2004).

Por conseguinte os sinais de ECG podem ser filtrados para atenuar as distorções introduzidas por estas fontes de ruído. Os equipamentos de aquisição de sinais de ECG tem filtros lineares internamente para filtrar ruídos, porém filtros lineares não são adequados para esta tarefa, porque eles costumam modificar os instantes e amplitudes de eventos e mudar a forma do sinal de ECG.

Conseqüentemente, alguns filtros não lineares têm sido propostos para filtrar sinais de ECG, como o algoritmo Redução não Linear de Ruído (NNR), (Schreiber, 1996) e o algoritmo de Análise das Componentes Independentes (ICA), (Cardoso, 1996).

A idéia básica do NNR é a de determinar o sistema dinâmico do ruído para realizar a sua atenuação. Isso pode ser conseguido com a utilização de um modelo linear do sinal.

O ICA é uma técnica estatística para a decomposição do sinal em um conjunto de dados em subpartes independentes.

O NNR é melhor que o ICA, pois recupera a morfologia do sinal de ECG, e é menos propenso a modificar a forma do sinal de ECG do que o ICA.

No entanto, ICA é melhor para recuperar os pontos específicos do sinal de ECG, como os picos R, que são usados para obter intervalos RR.

O filtro Wiener também é usado para filtrar sinais de ECG, mas os resultados são geralmente inferiores aos obtidos utilizando NNR ou ICA.

Em (Sameni 2007) foi proposto o uso de um Bayesian filter para filtrar ruído de ECG. Este trabalho está baseado na teoria de Extended Kalman Filter (EKF) e Unscented Kalman Filter (UKF). Os resultados são muito bons para sinais periódicos sem anomalias, porém, segundo os autores, o filtro deverá ser reformulado para filtrar sinais de ECG com anomalias.

Recentemente, (Pander 2004) introduziu e analisou o uso de M-filters para filtrar sinais de ECG contaminados com ruído proveniente de contrações musculares. Pander usou uma representação estatística não Gaussiana, conhecida como distribuição alfa-estável simétrica, para modelar o ruído muscular, que segundo a análise do autor, é mais apropriada para modelar este ruído. O inconveniente do uso dos M-filters é o tempo de processamento (Pander, 2004). No presente trabalho, comparamos os nossos resultados com os do Pander usando os mesmos sinais e ruídos.

Uma propriedade importante a ser ressaltada é que os filtros não lineares podem ser usados para preservar as formas, arestas e amplitudes do sinal, ao mesmo tempo em que filtram o ruído (Gobbo, 2001) e (Ramsden, 2004).

Difusão anisotrópica é um destes filtros não lineares. O filtro mediano também é não linear, como discutido anteriormente. O filtro mediana é especialmente útil para reduzir o ruído impulsivo. Isto é realizado através de uma janela deslizante que computa a mediana dos valores dentro da janela.

Para obter as vantagens de ambos os filtros, (difusão anisotrópica e filtro mediana) intercala-se a filtragem usando difusão anisotrópica e filtragem com filtro mediana em seguida, a fim de obter uma mediana de difusão capaz de filtrar os dois tipos de ruído, Gaussiano e ruídos impulsivos ou não Gaussianos.

Nesta tese, analisa-se a filtragem de sinais de ECG utilizando a difusão anisotrópica e filtro mediano filtrando sinais de ECG com ruído muscular não Gaussiano.

Outra característica importante neste trabalho é a utilização de sinais reais de ECG com anomalias reais do tipo PVC, contrações ventriculares prematuras. Estas anomalias são importantes para o diagnóstico de doenças cardíacas. Como as anomalias são aperiódicas, as técnicas baseadas em periodicidade de ECG, como encontrada no trabalho de (Sameni, 2007) é adequada para filtrar ECGs sem anomalias, não podendo ser usadas em ECGs com anomalias segundo (Sameni, 2007).

Nesta tese usamos sinais de ECG com anomalia do tipo contração ventricular prematura (PVC), uma anomalia importante (Lantieri, 2006), existente nos sinais de ECG do banco de dados do MIT-BIH (MIT-BIH, 1992).

## 5.2 RUÍDO EM SINAIS DE ECG

Quando é feita a aquisição sinais de eletrocardiograma, esses sinais são corrompidos com muitos tipos de ruído que dificultam a análise clínica. Maiores detalhes das fontes de ruído em sinais de ECG, bem como de suas características de amplitude, duração e faixa de frequência é encontrado no trabalho de (Friesen, 1990).

Neste trabalho, a fonte de ruído a ser considerado é o ruído muscular do tipo Eletromiograma, EMG, por ser um dos mais importantes sinais de ruído do sinal de ECG, sendo que quando o sinal de ECG é adquirido sob condições de exercícios físicos do paciente, é o mais importante tipo de ruído (Paul, 2000). Esse tipo de ruído é proveniente da atividade elétrica associada às contrações musculares que são produzidas devido a superposição de potenciais motores (de movimento) durante a aquisição do sinal por um equipamento de ECG. O EMG é um tipo de ruído especialmente problemático devido ao fato de que os sensores utilizados nos equipamentos de ECG são sensíveis ao movimento do paciente, e podem causar grandes mudanças na amplitude e na duração do sinal de ECGs. É o ruído mais difícil de ser filtrado (Pander, 2004). Em geral a duração é de tempo muito pequeno, apresentando grande amplitude. Este tipo de ruído apresenta características de não

estacionariedade, o que dificulta a configuração do filtro a ser utilizado, porém para curtos intervalos de tempo pode ser considerado estacionário (Pander, 2004).

A faixa de freqüências de um sinal EMG real está contida no intervalo de DC até 10.000 Hz (Friesen, 1990), onde este ruído se sobrepõem com as componentes do complexo QRS do sinal de ECG.

O ruído branco Gaussiano é usualmente usado para modelar o sinal EMG real (Friesen, 1990).

No trabalho de (Sameni, 2007) observou-se que o ruído EMG real apresenta variações de amplitude dependentes da sua freqüência logo não é adequado modelar este ruído como sendo Gaussiano. Com esta propriedade do ruído EMG variar sua amplitude dependendo da sua freqüência, (Pander, 2004) desenvolveu um modelo de representação de ruído EMG mais realístico. O ruído EMG é modelado por Pander usando distribuição de Lévy chamada alfa-estável, diferente da distribuição Gaussiana. Pander observou que o ruído modelado com distribuição Gaussiana é inadequado para representar o ruído EMG apresentando erros de modelamento quando comparado com ruído EMG real devido ao comportamento impulsivo apresentado pelo EMG real.

Na distribuição alfa-estável, principal parâmetro da distribuição é o coeficiente  $\alpha$ . Nesta distribuição quando o valor de alfa é igual a 2, temos distribuição Gaussiana. Quando alfa é igual a 1, temos distribuição Cauchy. Quanto mais perto de um, temos mais ruídos impulsivos no sinal (Shao, 1993).

A função amostra de um processo estocástico com distribuição alfa-estável é dada pela equação abaixo (Nolan, 2008).

$$\varphi(t) = \frac{\sin(\alpha\theta)}{\cos(\theta)^{1/\alpha}} \left[ \frac{\cos((\alpha-1)\theta)}{w} \right]^{(1-\alpha)/\alpha} \quad (5.1)$$

onde  $\theta = \pi(u_1(t) - 0,5)$ ,  $w = -\log(u_2(t))$ ,  $u_1(t)$  e  $u_2(t)$  são variáveis randômicas uniformemente distribuídas no intervalo  $\{0,1\}$ , com média 0,5 e  $\alpha$  é o coeficiente de distribuição definido no intervalo  $1 < \alpha < 2$ .

Para distribuição Cauchy, com  $\alpha=1$ , a função amostra de um processo estocástico com distribuição alfa-estável é calculada, (Nolan, 2008), pela equação abaixo:

$$\varphi(t) = \tan(\theta) \quad (5.2)$$

O ruído EMG modelado com distribuição alfa-estável apresenta características de ruído impulsivo semelhantes ao sinal de EMG real. Em seu trabalho Pander observa que o valor de coeficiente alfa de 1,74 é o melhor valor aplicado na distribuição alfa-estável para representar o ruído EMG real.

Neste trabalho utilizamos um programa em MATLAB, fornecido pelo Dr. Pander, para gerar ruído com distribuição alfa-estável. O programa implementa as equações 5.1 e 5.2, e estão disponíveis no apêndice.

Em (Darwich, 2007) é feito um estudo no domínio da frequência das anomalias contidas em sinais de ECG. O valor da energia espectral destas anomalias contidas no sinal de ECG é largamente utilizado em aplicações de análise clínicas. Para o complexo QRS com anomalia PVC, a faixa de frequências de maior energia está contida no intervalo de 1,16 Hz até 20,03 Hz (Darwich, 2007). Esta faixa de frequência deve ter pouco ruído EMG, para uma correta análise clínica. Isto mostra a importância da filtragem preservar a região de informação do sinal de ECG e remover o ruído.

Quando se modela o ruído EMG como sendo ruído Gaussiano ou impulsivo este ruído ocupa toda a faixa espectral do sinal original de ECG.

### 5.3 ALGORITMO DE FILTRAGEM USANDO DIFUSÃO ANISOTRÓPICA

Há muitas perguntas a serem respondidas para determinar a melhor difusão anisotrópica para filtrar sinais de ECG.

A primeira questão é estabelecer qual função de parada na aresta é a melhor. A segunda é a de encontrar a escala adequada e o número adequado de iterações

$t_{\max}^*$ .

Para comparar diferentes filtros, é gerado um sinal artificial de ECG. Usando um sinal artificial, é possível comparar o sinal original, sinal ruidoso e sinal filtrado, para determinar o fator de redução de ruído definido mais a abaixo.

Um sinal de ECG verdadeiro não pode ser utilizado para esta tarefa, pois nenhum sinal de ECG verdadeiro está completamente isento de ruído.

Foi gerado um sinal artificial de ECG usando o Physionet ECG WaveGen ([www.physionet.org](http://www.physionet.org)), com 60 bpm, 1800 mVpp, 360 amostras por segundo (sps). O sinal artificial é mostrado na figura 5.1. Foi adicionado 15% RMS de ruído Gaussiano, para analisar a qual função de difusão  $g(.)$  é a melhor a ser utilizada no filtro.

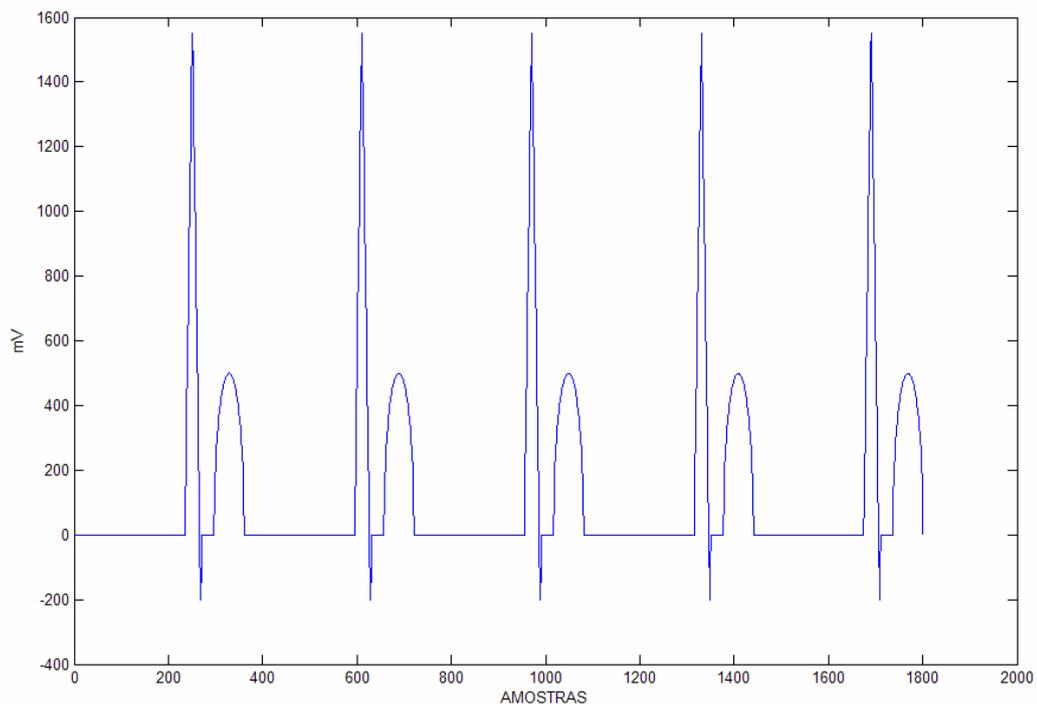


Figura 5.1 – Sinal de ECG artificial, com 1800 amostras, 60 bpm, amplitude 1800 mVpp, frequência de amostragem de 360 sps, 6 segundos de duração.

Usa-se neste trabalho o fator de redução de ruído,  $\delta$ , como métrica de desempenho

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_k [x(k) - s(k)]^2}{\sum_k [x_f(k) - s(k)]^2}} \quad (5.3)$$

onde  $s(k)$  é o sinal original sem ruído,  $x(k)$  é o sinal com ruído e  $x_f(k)$  é o sinal filtrado,  $k$  é o índice da amostra.

#### 5.4. ESCOLHA DOS PARÂMETROS

Para selecionar qual é a melhor função de parada na aresta ( $g_1$ ,  $g_2$  ou  $g_3$ ) e a melhor escala  $\sigma$  a ser usada para filtrar sinais de ECG contaminados com ruído Gaussiano, filtra-se o sinal artificial com 15% RMS de ruído Gaussiano somado.

Usamos várias escalas  $\sigma$  baseadas na expressão  $\xi\sigma_e$  onde  $\xi = \{0,5 \ 1,0 \ 1,5 \ 2,0 \ 2,5 \ 3,0 \ 3,5\}$  para determinar qual é a escala que apresenta o maior fator de redução de ruído.

Os resultados são apresentados na tabela I.

Tabela I

FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO / MELHOR ESCALA OBTIDA APLICANDO O FILTRO ANISOTRÓPICO-MEDIANO, COM PERONA-MALIK'S  $g_1$ ,  $g_2$  AND TUKEY  $g_3$  NO SINAL ARTIFICIAL DE ECG COM 15% RMS DE RUÍDO GAUSSIANO.

15% ruído Gaussiano RMS	$0,5\sigma_e$	$\sigma_e$	$1,5\sigma_e$	$2\sigma_e$	$2,5\sigma_e$	$3\sigma_e$	$3,5\sigma_e$	$4\sigma_e$	$4,5\sigma_e$
Perona-Malik $g_1$	1,7978	1,8805	1,9472	1,9568	1,9263	1,8887	1,8549	1,8261	1,8018
Perona-Malik $g_2$	1,5953	1,6354	1,8155	1,8877	1,8598	1,8198	1,7874	1,7614	1,7403
Tukey $g_3$	1,3887	1,5243	1,7156	1,8342	1,8382	1,7987	1,7674	1,7428	1,7231

Observou-se através da tabela I que a melhor função (funções de parada na aresta) é  $g_1$ , e a melhor escala a ser usada para filtrar o sinal sintético de ECG está contida no intervalo entre  $1,5\sigma_e$  e  $2\sigma_e$ . Fazendo um refinamento nos dados da tabela I, encontra-se o melhor valor de escala com  $1,8\sigma_e$ , para a função  $g_1$ . O valor do fator

de redução de ruído,  $\delta$ , quando se usa a escala  $1,8\sigma$  aplicada em  $g_1$ , é de  $\delta=1,9603$ . Os valores de redução de ruído usando escala  $1,7\sigma_e$  e  $1,9\sigma_e$  são respectivamente de  $\delta=1,9587$  e  $\delta=1,9595$ , vizinhos ao melhor valor de escala, mostrando que  $1,8\sigma_e$  aplicada a  $g_1$  é a melhor escala.

A função de Tukey  $g_3$  apresentou o maior fator de redução de ruído quando usada a escala de  $2,3\sigma_e$ , estando este valor coerente com o valor encontrado por (Kim, 2005) para a função Tukey  $g_3$ .

Com as informações da tabela I, testamos as funções de parada na aresta  $g_1$  com a melhor escala ( $1,8\sigma_e$ ),  $g_3$  com a melhor escala ( $2,3\sigma_e$ ), filtrando o sinal artificial contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano. Os resultados são mostrados na figura 5.2.

Observa-se que usando a função  $g_1$  e a função  $g_3$  com melhores escalas, o fator de redução de ruído decai rapidamente quando se aumenta o número de iterações. Pode-se concluir que a escolha do número de iterações é crítica, por causa do rápido decaimento do fator de redução de ruído antes e após o melhor ponto de parada, quando usamos as funções de parada na aresta  $g_1$  e  $g_3$  com melhores escalas.

Na literatura, encontramos alguns trabalhos que tentam automaticamente determinar o ponto de parada da difusão, mas nenhum destes métodos foi aplicado em sinais ou testado em sinais de ECG. Neste trabalho é abordado o problema da parada de difusão no capítulo 7.

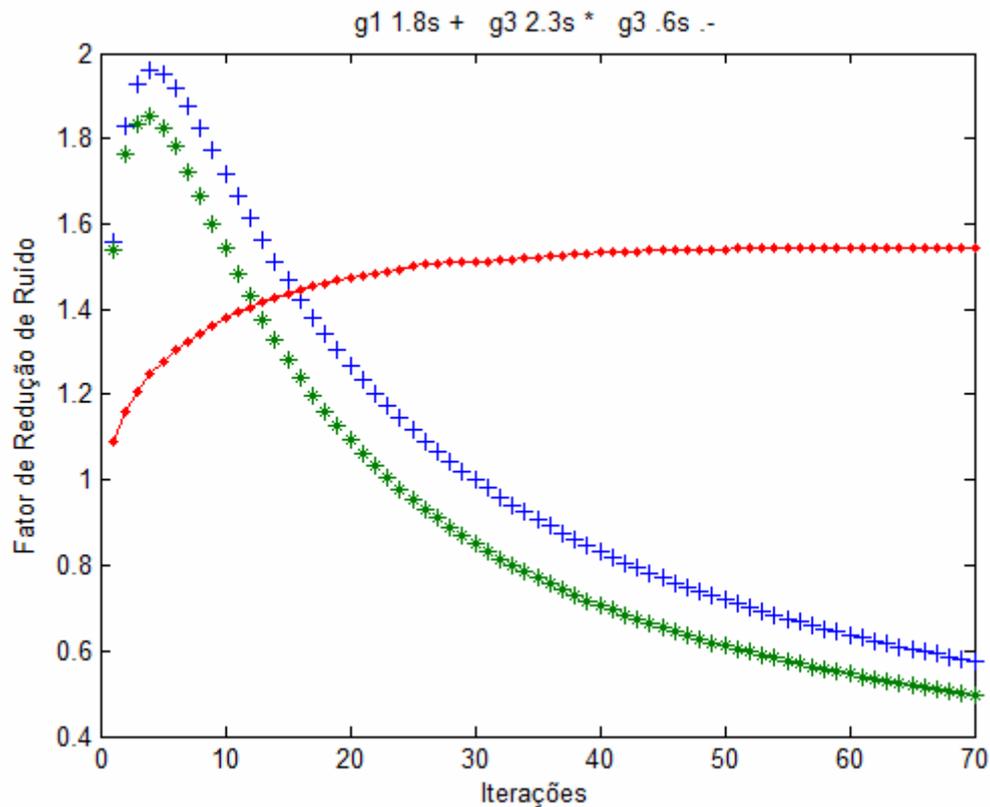


Figura 5.2 – Fator de redução de ruído usando as funções de parada na aresta  $g_1$  com  $1,8\sigma_e$ ,  $g_3$  com  $2,3\sigma_e$  e  $g_3$  com  $0,6\sigma_e$  versus números de iterações, aplicados no sinal artificial de ECG com 15% RMS de ruído Gaussiano.

A figura 5.2 mostra que o processo de difusão para depois de 40 iterações usando a função de parada na aresta  $g_3$  com  $0,6\sigma_e$ . Conseqüentemente não é necessário estimar precisamente o número apropriado de iterações  $t_{\max}^*$ . Entretanto, o fator de redução de ruído observado é menor que o fator de redução de ruído usando a função de parada na aresta  $g_1$ .

## 5.5 FILTRAGEM DE SINAIS DE ECG COM RUÍDO IMPULSIVO

Determina-se agora mais um parâmetro do filtro proposto, o tamanho da janela do filtro mediano.

Neste trabalho, usam-se janelas de tamanhos ( $w=3$ ,  $w=5$ ,  $w=7$  e  $w=9$ ) a fim de determinar qual é a janela mais apropriada para ser usada no filtro proposto.

O filtro mediano é aplicável quando o ruído é impulsivo, assim é testado o filtro mediano atuando em conjunto com o filtro anisotrópico Perona-Malik  $g_1$ , sobre o sinal sintético contaminado com ruído impulsivo modelado com distribuição alfa-estável. O valor é sugerido por Pander de coeficiente de distribuição  $\alpha$  é de 1,74 para representar o ruído EMG realístico.

A figura 5.3 mostra o resultado do operador mediana em conjunto com filtro anisotrópico Perona-Malik  $g_1$ . Observa-se que o efeito do tamanho da janela reduz o número de iterações do filtro Mediano–Anisotrópico, diminuindo também o fator de redução de ruído.

O filtro mediano de tamanho de janela 3 apresenta o melhor resultado pois tem grande influência sobre a redução de ruído, elevando o fator de redução de ruído para próximo de 3,2. Isto é devido ao fato de que o ruído que contamina o sinal é impulsivo do tipo sal e pimenta.

O uso do filtro anisotrópico sem filtro mediano não filtra o ruído impulsivo como era esperado.

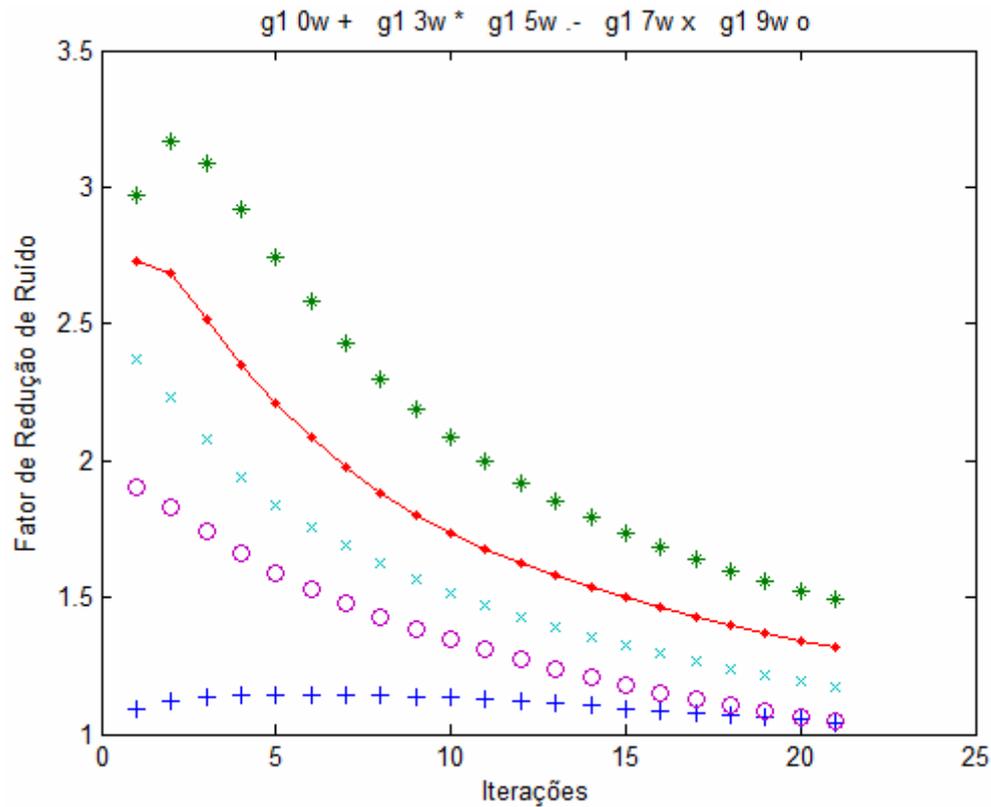


Figura 5.3 – Fatores de redução de ruído usando a escala robusta  $\sigma_e$ , sem filtro mediano  $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3,  $g_1 3w^*$ , janela 5,  $g_1 5w.-$ , janela 7,  $g_1 7wx$ , e janela 9,  $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído impulsivo, com distribuição alfa-estável de 1,74.

## 5.6 FILTRAGEM DE SINAIS REAIS DE ECG

Usamos o banco de dados do MIT-BIH de sinais reais de ECG, onde estas amostras apresentam contração ventricular prematura. Esta anomalia faz com que o sinal de ECG apresente característica aperiódica no tempo. Acrescenta-se ruído Gaussiano nesses sinais para observar o desempenho dos filtros. Note que a redução do fator de ruído, calculado utilizando um sinal real de ECG pode não ser exato, porque um sinal real de ECG sempre contém alguma quantidade de ruído natural já incorporada nele que também será filtrada.

A Figura 5.4 mostra o processo de filtragem com difusão-mediana aplicada no sinal número 100 do MIT (neste trabalho este sinal é chamado de sinal de ECG-MIT-100) com a contração ventricular prematura, e contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano, utilizando a função de Perona-Malik  $g_1$ , e 3 iterações de filtragem.

A figura 5.5 mostra o mesmo sinal original contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano filtrado pela difusão-mediana usando a função de Tukey  $g_3$ , e 60 iterações.

A figura 5.6 mostra o mesmo sinal original, mas agora com 15% RMS de ruído impulsivo, com  $\alpha=1,74$  filtrado pela difusão-mediana usando a função de Perona-Malik  $g_1$ , e 2 iterações. Observamos que o ruído impulsivo é eliminado, preservando a anomalia PVC.

Em (Melo, Kim, Nicolosi, 2008) foi estudada a filtragem de sinais de ECG usando sinais de ECG do MIT-BIH, e comparado os resultados obtidos com outros trabalhos que usam o mesmo banco de dados de sinais de ECG. Os resultados obtidos são copiados abaixo.

O filtro não linear NNR apresenta o fator de redução de ruído de 1,99 quando filtra um sinal de ECG do banco de dados do MIT contaminados com 25% RMS de ruído Gaussiano (Schreiber, 1996). O filtro de Wiener tem o fator de redução de ruído de 1,33 nas mesmas condições (Schreiber, 1996).

Entretanto, a difusão-mediana usando Perona-Malik's  $g_1$  tem o fator de redução de ruído de 2,003 quando filtra o sinal ECG-MIT-100, contaminado com 25% RMS de ruído Gaussiano. O filtro difusão-mediana apresenta média de 2,0261 de fator de redução de ruído, quando aplicado em muitos sinais de ECG com contrações ventriculares prematuras (MIT-BIH sinais 100, 102, 105, 114, 124, 205 e 220) em (Melo, 2008).

A difusão-mediana usando a função de parada na aresta de Tukey  $g_3$  apresenta fator de redução de ruído de 1,839 quando filtra o sinal ECG-MIT-100 contaminado com 25% de ruído e fator de redução de ruído com média de 1,789 quando aplicada ao mesmo conjunto de sinais de ECG com contrações ventriculares prematuras (Melo, 2008).

Estes resultados demonstram que as técnicas propostas são adequadas para a filtragem de sinais de ECG contaminados com ruído Gaussiano ou impulsivo.

Com o uso do filtro difusão-mediana as baixas freqüências do sinal de ECG são preservadas, devido à característica deste filtro ser do tipo passa baixas. A figura 5.4, figura 5.5 e a figura 5.6 ilustram o processo de filtragem proposto.

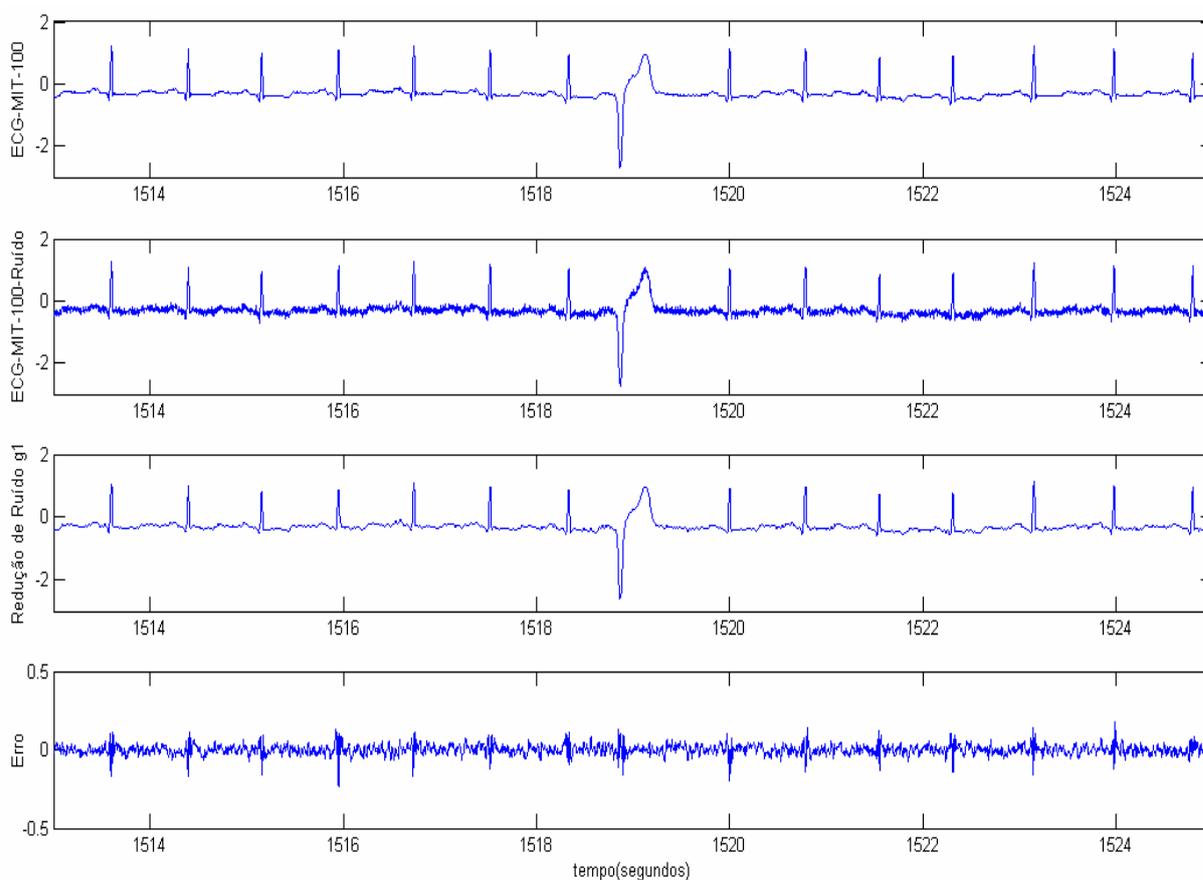


Figura 5.4 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano. Sinal filtrado com filtro difusão-mediana usando  $g_1$ ,  $w=3$ ,  $\sigma = 1,8 \times \sigma_e$ , o melhor número de iterações. Sinal de erro residual (sinal original – sinal filtrado).

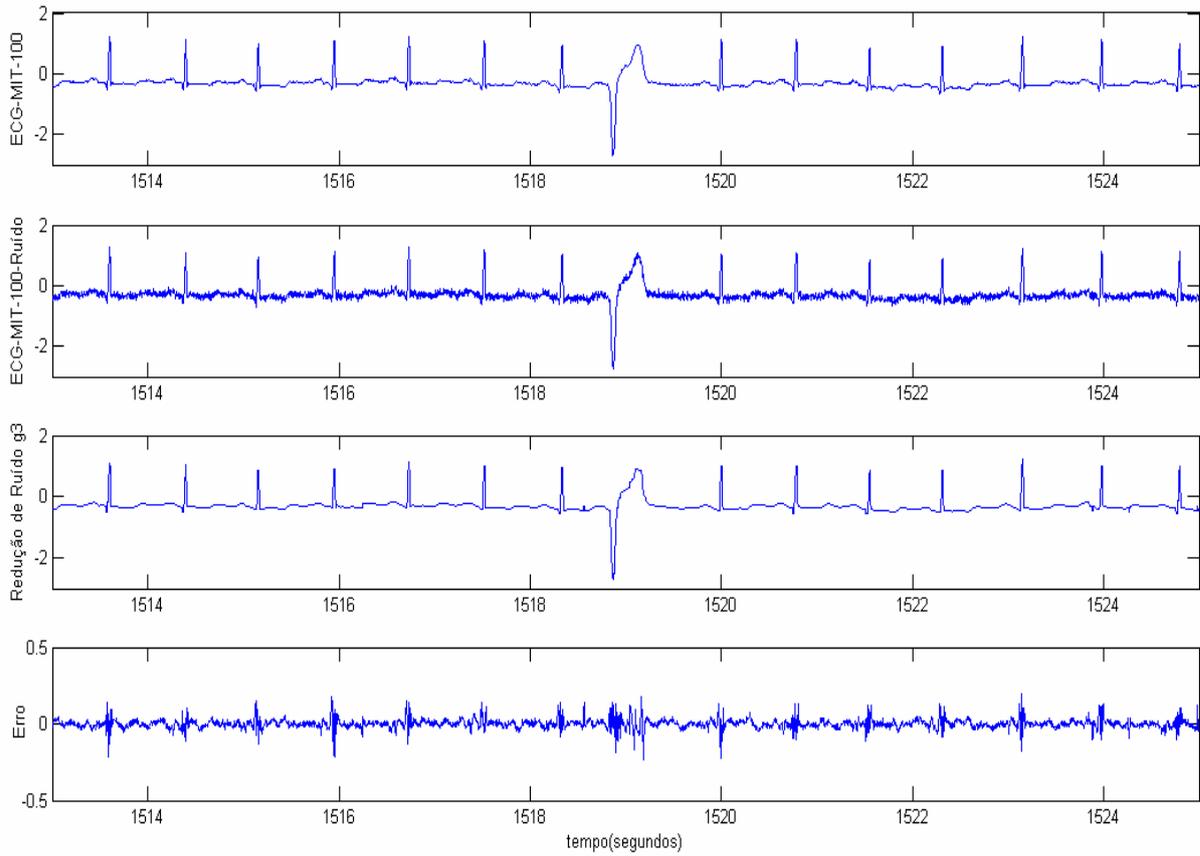


Figura 5.5 – Topo: Sinal ECG-MIT-100 com 15% RMS de ruído Gaussiano filtrado com difusão mediana usando Tukey  $g_3$ ,  $\sigma = 0,6 \times \sigma_e$ , 61 iterações. Sinal de erro residual (sinal original – sinal filtrado).

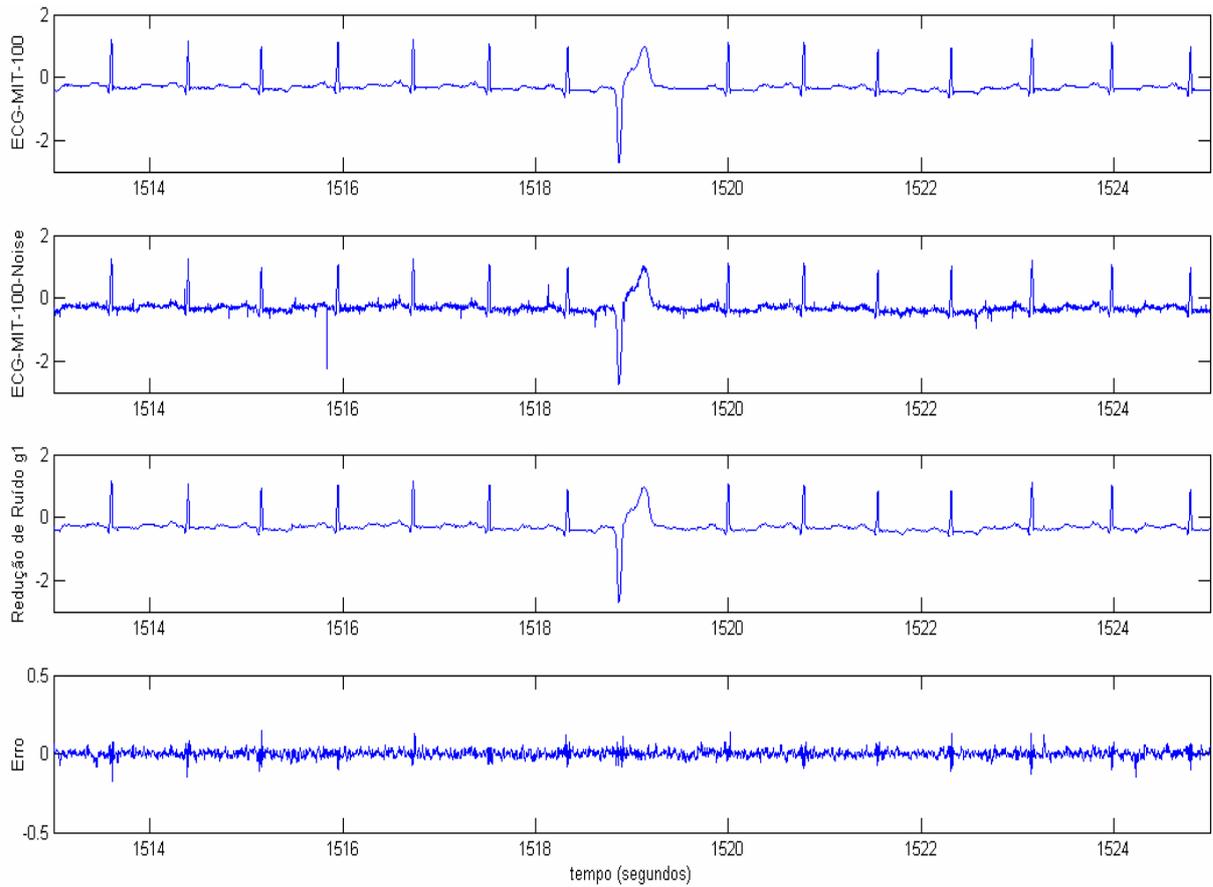


Figura 5.6 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% de ruído com distribuição alfa-estável  $\alpha=1,74$ . Sinal filtrado com filtro difusão-mediana com tamanho de janela 3 usando  $g_1, 1,8\sigma_e$ , o melhor número de iterações. O erro residual (sinal original – o sinal filtrado).

## 6 FILTRAGEM DE RUÍDO DE SINAIS DE SENSORES PIEZOELÉTRICOS

### 6.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo se faz uma introdução aos sinais de sensores piezoelétricos gerados pelos tornos industriais e apresentam-se as principais características destes sinais. Também são apresentados os resultados da aplicação do filtro mediana-difusão em sinais reais de um processo de usinagem de aço duro. Os resultados prévios deste capítulo foram publicados em (Delijaicov, 2004), aplicando a teoria de filtragem anisotrópica de (Melo, 2004), e usando programas em MATLAB desenvolvidos para filtragem anisotrópica de (Melo, 2004). Foram geradas publicações: Melo, Delijaicov e Kim (2007); Melo, Delijaicov e Kim (2008). Todas as citações anteriores foram realizadas sem ruído aplicado nos sinais dos sensores. Neste trabalho propomos aplicar ruído impulsivo nos sinais reais dos sensores, simulando um torneamento de peça de material não-homogêneo e realizar a restauração dos sinais, mostrando que com o uso do filtro difusão-mediana aplicado a sinais de sensores com características de ruído impulsivo, este apresenta melhor resultado do que com uso do filtro por difusão sem mediana. Todos os dados reais dos sensores bem como as informações dos equipamentos foram obtidas em (Delijaicov, 2004).

### 6.2 PROCESSO DE USINAGEM

Durante a operação de usinagem de aço duro, os esforços de corte devem ser mantidos constantes durante toda a operação para obter um corte preciso (Fleming, 1998). O processo a controlar é difícil de modelar, devido aos fatores que afetam a força de corte serem variantes no tempo e conseqüentemente difíceis de prever, sendo necessário uma análise cuidadosa dos esforços de usinagem, obtidos pelos

sinais dos sensores. O processo do torneamento de aço duro é entendido como torneamento de materiais com dureza que variam entre 50 e 70 HRc (Delijaicov, 2004). Para as medidas dos esforços de usinagem são utilizados transdutores do tipo piezoelétrico, instalados nas ferramentas de corte.

Durante a usinagem de uma peça, estes transdutores fornecem um sinal para o sistema de controle da máquina, através de um sistema de realimentação que permite compensar os indesejáveis distúrbios que ocorrem durante o processo de corte como o desgaste da ferramenta de corte (Abrão, 1996), entre outros.

Infelizmente o sinal dos sensores não representa a ação das forças cortantes constantes corretamente, quando uma peça está sendo usinada, uma vez que o sinal do sensor apresenta um decaimento de amplitude com o tempo para essas forças constantes. Este decaimento é uma característica natural de um sensor piezoelétrico quando as forças aplicadas no sensor são constantes. Este decaimento impede que seja feita uma leitura correta das forças de avanço, corte e de penetração da ferramenta, quando não se sabe o instante da ação destas forças constantes. O acoplamento do tipo AC, entre sensor e equipamento de instrumentação de medida também faz com que o sinal de saída do sensor caia ao longo do tempo de forma exponencial, podendo levar a erros de medidas (PCB, 2009). Os erros de medida das forças cortantes no processo de usinagem danificam as peças que estão sendo produzidas, o que se deseja evitar.

Em geral o modelamento deste processo é simplificado, e transdutores instrumentados com sensores piezoelétricos são utilizados para o sensoriamento inteligente das forças de corte, porém em alta velocidade o processo é muito mais crítico, e não admite simplificações no modelamento dos sinais que representam as de forças de corte no torneamento de aço duro (Liu, 1976).

O transdutor para a medida dos esforços de usinagem usado neste trabalho é do tipo piezoelétrico PCB-260A01 com fundos de escalas de 4,45 kN para as forças de avanço e corte, e de 5,87 kN para a força de penetração (Delijaicov, 2004).

A figura 6.1 mostra os esforços de usinagem aplicados à peça. Os componentes da força de usinagem incluem a força de corte  $F_c$ , a de avanço  $F_a$  e a de penetração  $F_p$  (Delijaicov, 2004).

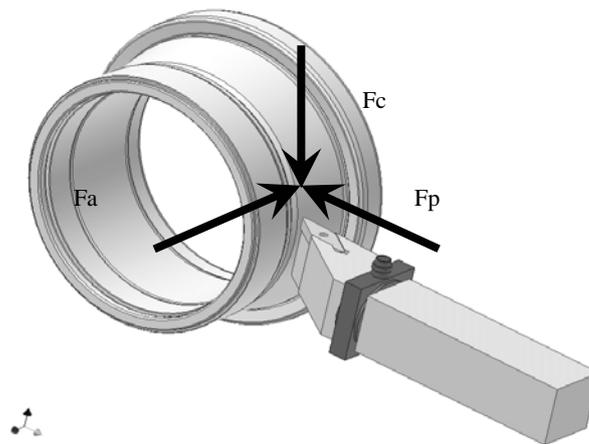


Figura 6.1 – Esforços de usinagem, retirado de (Delijaicov, 2004).

Os experimentos realizados por (Delijaicov, 2004) foram com peças em aço DIN 100 CrMn6, submetidos a tratamento de têmpera para dureza entre 62 e 64 HRC (Delijaicov, 2004). Os valores das durezas dos 32 corpos de prova em escala Vickers e Rockwell foram obtidos através de um durômetro digital do fabricante SHIMADZU, modelo HMV2 – Micro Hardness tester (Delijaicov, 2004).

A máquina-ferramenta usada nos ensaios é um torno CNC – OKUMA LB300 (origem Okuma – Japão), com as seguintes especificações nominais: Potência do motor do fuso: VAV 15/11 [kW]; Velocidade do fuso: 45 – 4500 [rpm]; Torre: doze posições para a ferramenta; Máximo diâmetro torneável: 370 [mm]; Máximo comprimento de corte: 250 [mm]; Alta pressão de refrigeração (Delijaicov, 2004).

O equipamento usado na aquisição dos sinais do transdutor piezoelétrico foi o Spider8 da Hottinger Baldwin Messtechnik (HBM) com o Catman HBM Software (Catman V 4.0). A aquisição dos dados foi realizada numa frequência de amostragem de 200 Hz (Delijaicov, 2004).

Para solucionar o problema da precisão do corte em alta velocidade, é necessário analisar os sinais provenientes destes sensores para determinação exata das forças de corte. Esta análise é muito importante, para que todo o processo de usinagem seja bem conhecido, uma vez que os sinais dos sensores não representam o valor real destas forças devido ao decaimento natural do nível da tensão elétrica em seus terminais ao longo do tempo, este decaimento. Esta análise não é feita em tempo

real, mas sim após a aquisição do sinal para o estudo e completo entendimento das forças de corte. Para isto é necessário restaurar o sinal do sensor.

Propomos usar um filtro difusão-mediana para filtrar variações abruptas no sinal do sensor que ocorrem quando a peça apresenta não homogeneidade do material, produzindo impulsos no sinal do sensor. Com esta filtragem poderemos restaurar a amplitude do sinal do sensor para análise. Contaminaremos o sinal real do sensor com ruído artificial modelado com distribuição Cauchy ( $\alpha=1$ ), por ser fortemente impulsivo. Nos trabalhos anteriores, (Delijaicov, 2004); (Melo, Delijaicov e Kim, 2007); (Melo, Delijaicov e Kim, 2008), o filtro de difusão anisotrópica foi ajustado através de regressão linear, para uma exponencial negativa. Nesta tese não aplicamos nenhum método de regressão linear para ajuste do filtro difusão-mediana. Nesta tese aplicamos diretamente o filtro difusão-mediana no sinal a ser filtrado.

### 6.3 MEDIANA-DIFUSÃO APLICADO NOS SINAIS DOS SENSORES PIEZOELÉTRICOS

A curva do sinal real do sensor utilizado, (Delijaicov, 2004) é mostrada na figura 6.2, onde sofre uma queda de nível ao longo do tempo devido a características do sensor e do sistema de acoplamento do sensor com a instrumentação de medida. (PCB, 2009). Esta queda se assemelha teoricamente com a forma de uma exponencial negativa quando se aplica um degrau de pressão internamente ao sensor. Esta curva é dita teórica, pois não leva em conta que o material da peça a ser usinada é não-homogêneo, conseqüentemente a resposta do sensor não será uma exponencial negativa durante todo tempo.

Deve-se então realizar um acerto deste decaimento do sinal original logo após a transição de subida. Esta subida reflete a aplicação de esforço sobre a ferramenta e, conseqüentemente, sobre o sensor, ou seja, a subida no sinal da figura 6.2 indica o instante em que a ferramenta de corte encosta na peça de aço, para realizar a usinagem. Neste trabalho consideramos a aplicação de um degrau de pressão internamente ao sensor.

As ondulações (ripple), observadas no sinal da figura 6.2, são devidas as vibrações ocorridas no sistema de corte da máquina durante o processo de usinagem.

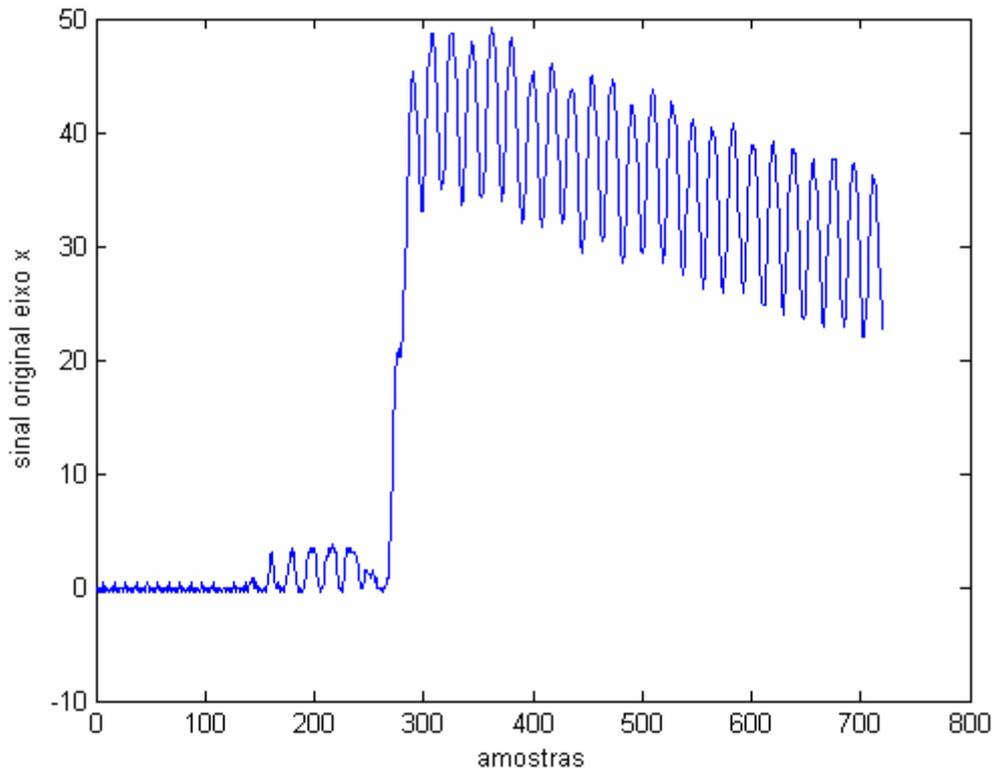


Figura 6.2 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x).

Como o sinal original apresenta oscilações com grandes amplitudes de pico a pico (ripple), se usa um filtro difusão-mediana proposto neste trabalho para filtrar os sinais reais com ruído impulsivo artificial. O filtro mediana usa janela três para reduzir estas amplitudes como já explicado anteriormente neste trabalho, de modo a obter a curva de decaimento. O algoritmo utilizado para restaurar a amplitude do sinal do sensor é formado por duas etapas.

Na primeira etapa aplica-se o filtro difusão-mediana no sinal original. O valor inicial de escala deve ser menor que a amplitude pico a pico da oscilação (ripple) do sinal original e utiliza-se inicialmente um número grande de iterações. Para o sinal da figura 6.2 inicialmente escolhe-se 100 iterações e o valor da escala igual a 5.

Na segunda etapa se faz a restauração da amplitude do sinal original na região de decaimento. Para isso calcula-se o quanto decaiu o sinal filtrado, e soma-se este valor ao valor da região do sinal original com decaimento, restaurando assim a amplitude do sinal do transdutor piezoelétrico.

Para comparação dos resultados é gerada uma curva de decaimento do tipo exponencial negativa, mostrada na equação 6.1 abaixo.

$$y = ce^{-t/\tau} \quad (6.1)$$

O valor de  $c$  é determinado analisando o ponto médio do valor da primeira oscilação, logo após a borda de subida. O valor de  $\tau$  é determinado resolvendo a equação 6.1 usando o valor inicial  $y(0) = c$ , e o valor final da amplitude  $y(t_{final})$  onde termina a oscilação. A figura 6.3 ilustra o processo de restauração.

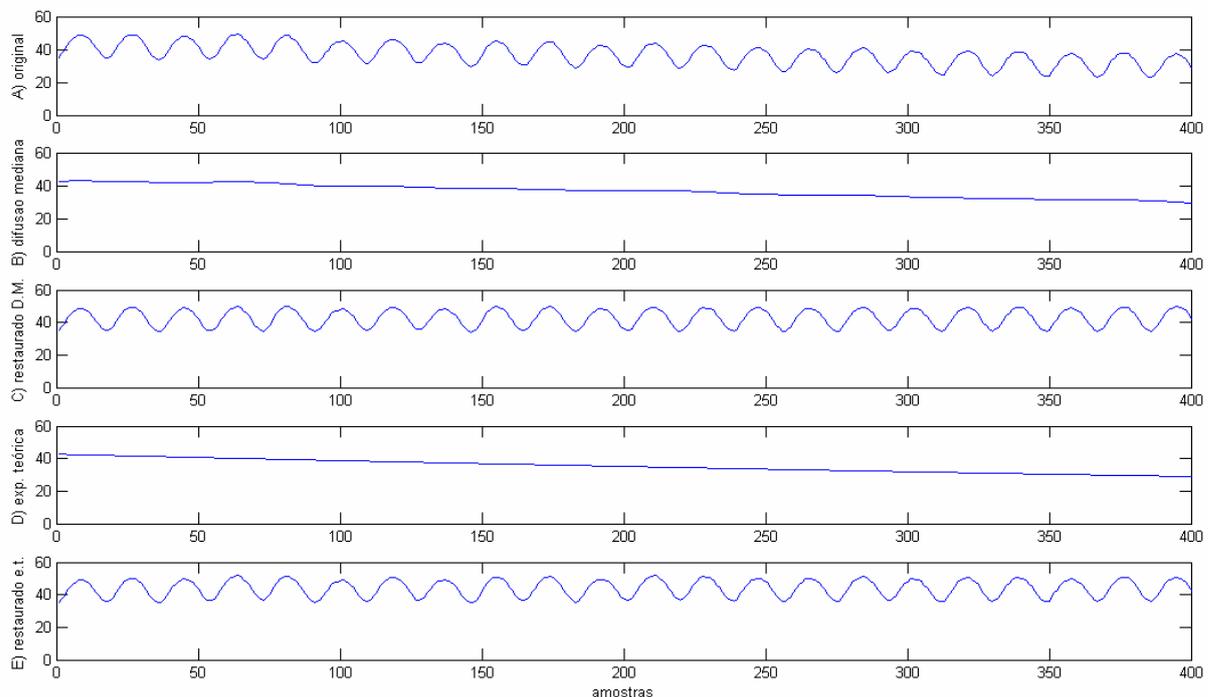


Figura 6.3 – A) Trecho de sinal real com decaimento. B) Sinal filtrado com filtro difusão-mediana (D-M) usando  $g_1$ ,  $\sigma = 5$ , e 100 iterações. [A) e B) aparecem ampliadas na figura 6.5] C) Restauração do decaimento do sinal com filtro difusão-mediana (D-M). [C) aparece ampliada na figura 6.7] D) Exponencial negativa teórica. [A) e D) aparecem ampliadas na figura 6.4] E) Restauração do decaimento do sinal com exponencial teórica (e. t.). [E) aparece ampliada na figura 6.6].

A figura 6.4 (ampliação das figuras 6.3 A e 6.3 D) mostra em detalhes o sinal de decaimento do sensor e a respectiva curva exponencial negativa.

Note que para restaurar um sinal de longa duração usando a curva teórica de decaimento exponencial, seria necessário segmentar o sinal e aplicar uma curva exponencial diferente para cada trecho segmentado, para o caso de degraus de força aplicados de modo consecutivos no sensor.

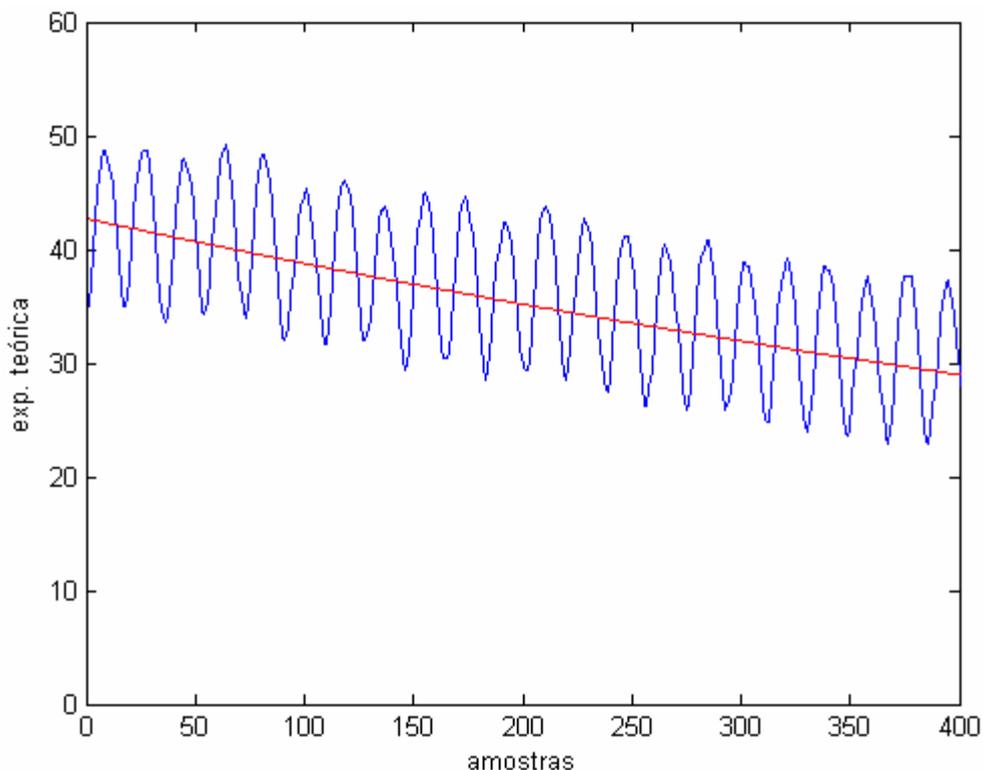


Figura 6.4 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), e o respectivo nível de decaimento usando exponencial negativa. Figuras 6.3 A e D ampliadas.

A figura 6.5 (ampliação das figuras 6.3 A e 6.3 B) mostra em detalhes o sinal de decaimento do sensor e o respectivo sinal filtrado com difusão-mediana. Com o uso da difusão-mediana, observamos que o decaimento (sinal filtrado) acompanha as variações de amplitudes do sinal do sensor, informando sobre a rugosidade da peça, esta informação pode ser útil, portanto o ajuste do filtro pode eliminar esta informação quando filtramos pouco o sinal, ou se filtramos muito, o sinal resultante

será próximo da exponencial teórica, e esta informação não será perdida após a restauração.

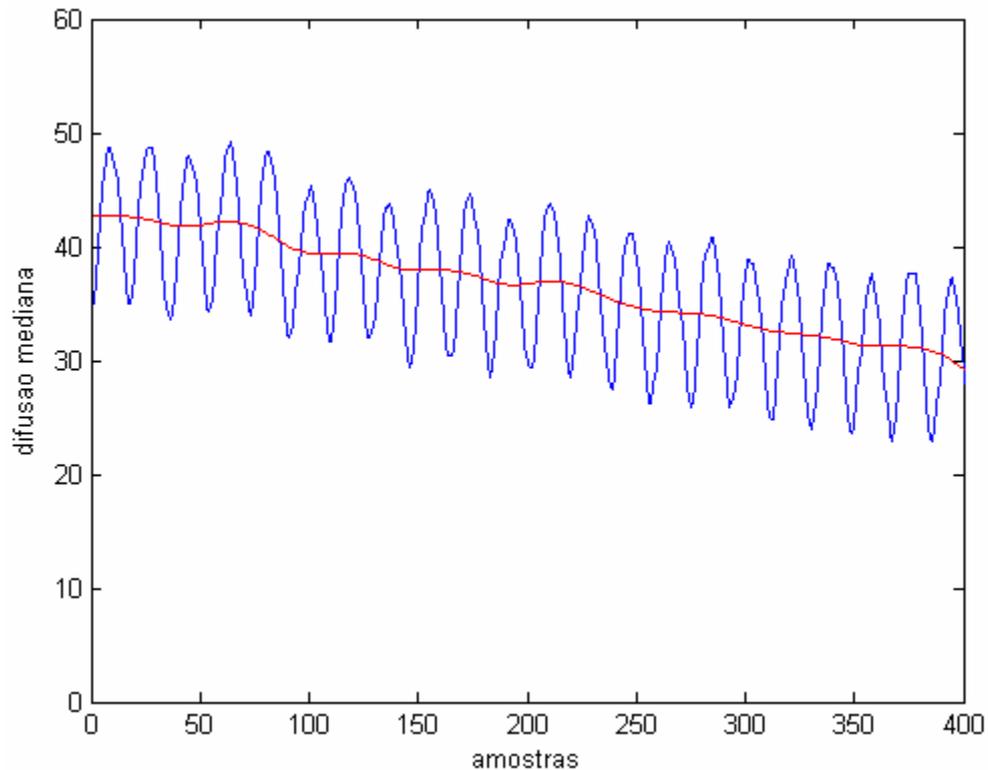


Figura 6.5 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), e o respectivo nível de decaimento usando difusão-mediana. Figura 6.3 A e B ampliadas.

As figuras 6.6 e 6.7 (ampliações das figuras 6.3 E e 6.3 C) mostram em detalhes o sinal do sensor restaurado com exponencial negativa e com difusão mediana respectivamente onde observamos que a restauração do sinal com difusão-mediana, figura 6.7, proporciona uma menor ondulação na amplitude do sinal do sensor, quando se filtra pouco o sinal do sensor. Para o caso de muita filtragem teríamos uma equivalência com a restauração usando a exponencial teórica, como mostrado na figura 6.6.

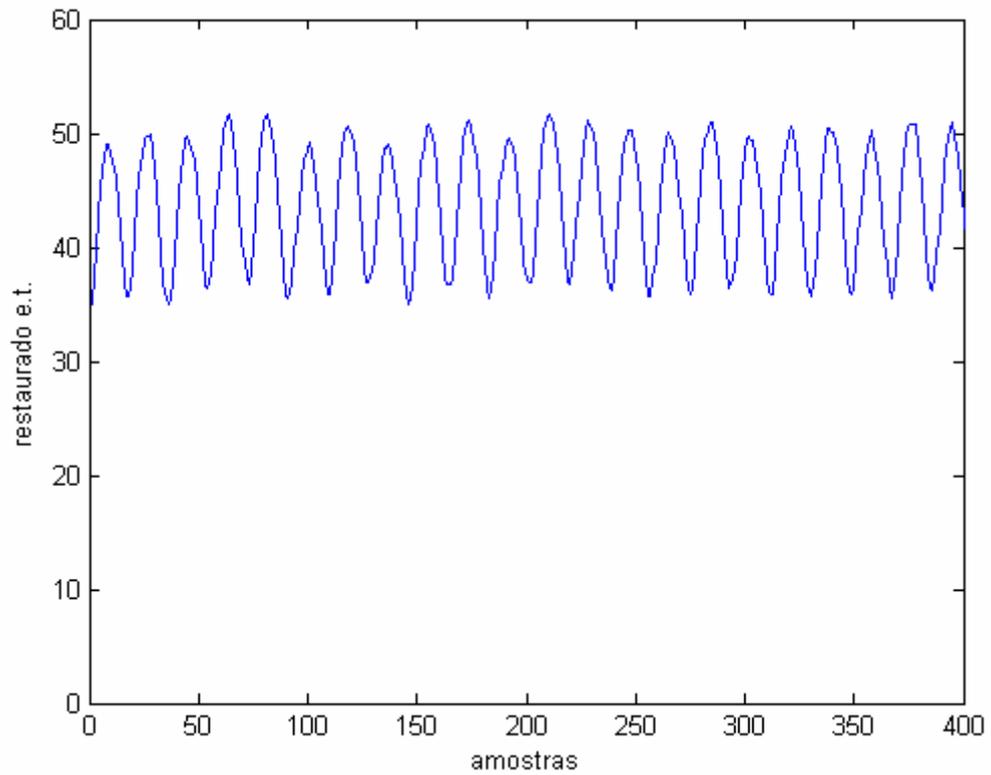


Figura 6.6 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), com nível DC restaurado, usando exponencial negativa. Figura 6.3 E ampliada.

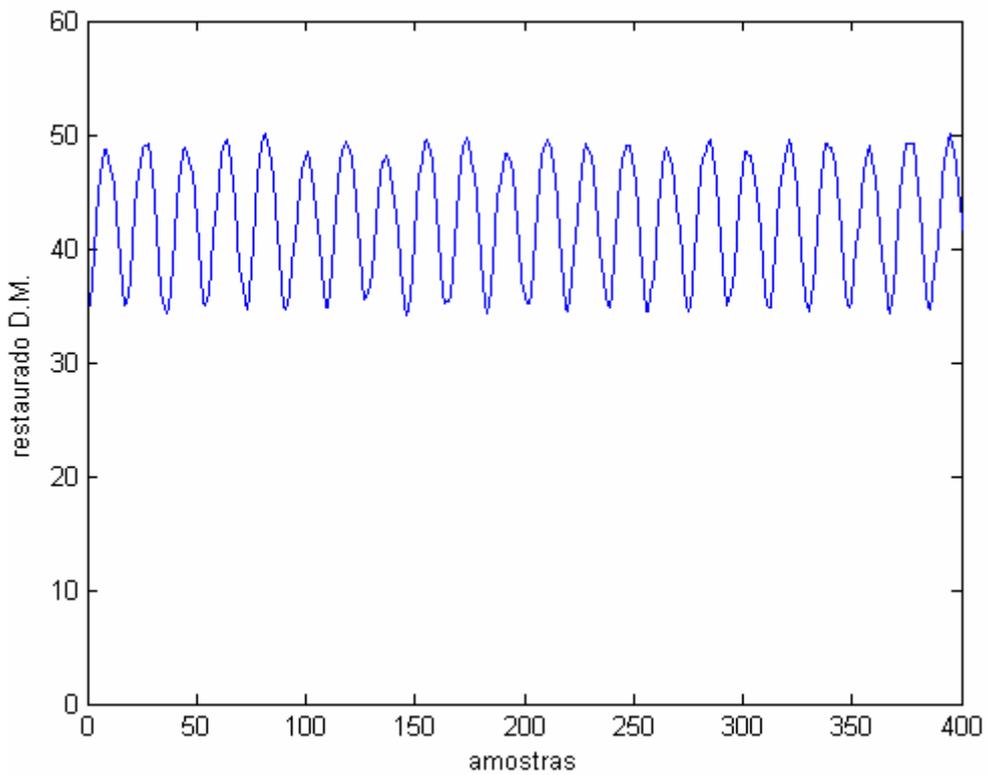


Figura 6.7 – Sinal do transdutor piezoelétrico (eixo x), com nível DC restaurado usando difusão-mediana. Figura 6.3 C ampliada.

A figura 6.8 (ampliação da figura 6.3 C) apresenta o sinal do transdutor piezoelétrico restaurado, (eixo x) usando difusão-mediana. Observamos que a restauração do sinal com difusão-mediana proporciona menor ondulação na amplitude do sinal do sensor quando filtramos pouco o sinal do sensor. Neste caso o sinal restaurado não possui algumas informações sobre a rugosidade da peça.

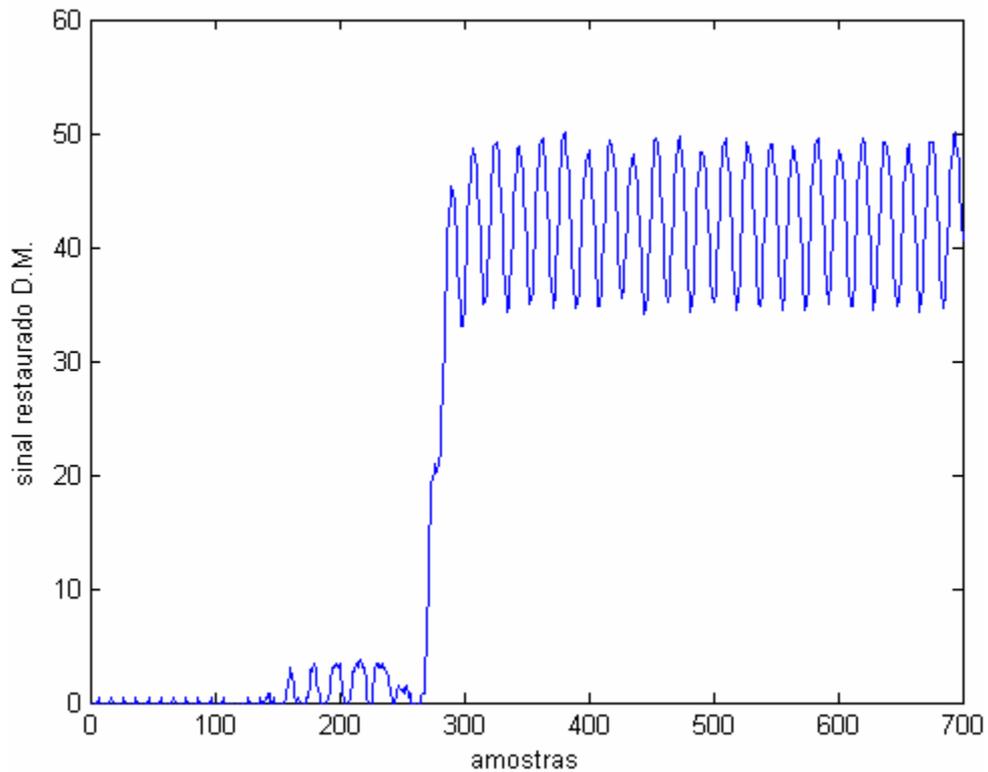


Figura 6.8 – Sinal do transdutor piezoelétrico restaurado (eixo x). Figura 6.3 C ampliada.

A figura 6.9 mostra o sinal restaurado referente ao sinal do sensor piezoelétrico contaminado com 10% RMS de ruído impulsivo, distribuição Cauchy ( $\alpha=1$ ), usando a difusão anisotrópica sem filtro mediana.

Observamos na figura 6.9 B, que o ruído não é eliminado completamente, resultando em uma restauração do nível do sinal deficiente com uma diminuição da amplitude do sinal após o impulso mostrado anteriormente na figura 6.9 C.

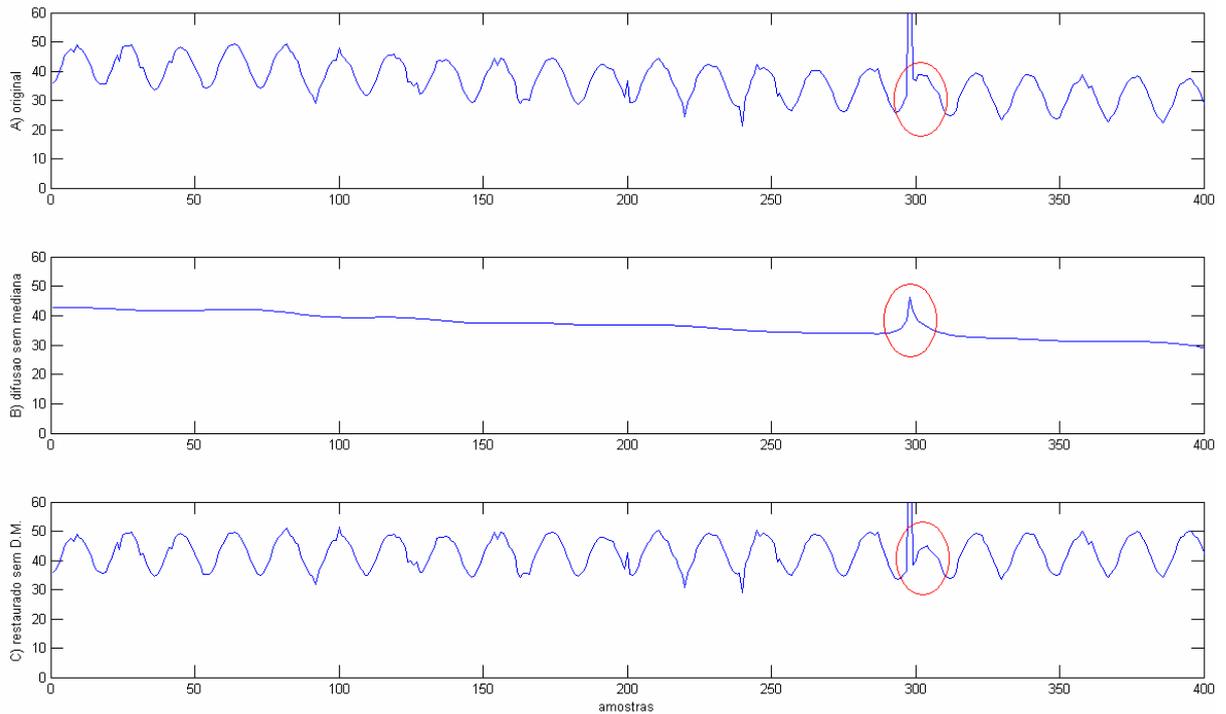


Figura 6.9 – A) Trecho de sinal com não-homogeneidade. B) Sinal filtrado com difusão (sem mediana) usando  $g_1$ ,  $\sigma = 5$ , e 100 iterações. C) Restauração do decaimento do sinal, onde se observa, após ocorrência do impulso, uma menor amplitude do sinal, em relação ao sinal original A).

A figura 6.10 mostra o sinal do sensor piezoelétrico contaminado com 10% RMS de ruído alfa-estável com  $\alpha=1$  (distribuição Cauchy, com características impulsivas), restaurado usando a mediana-difusão.

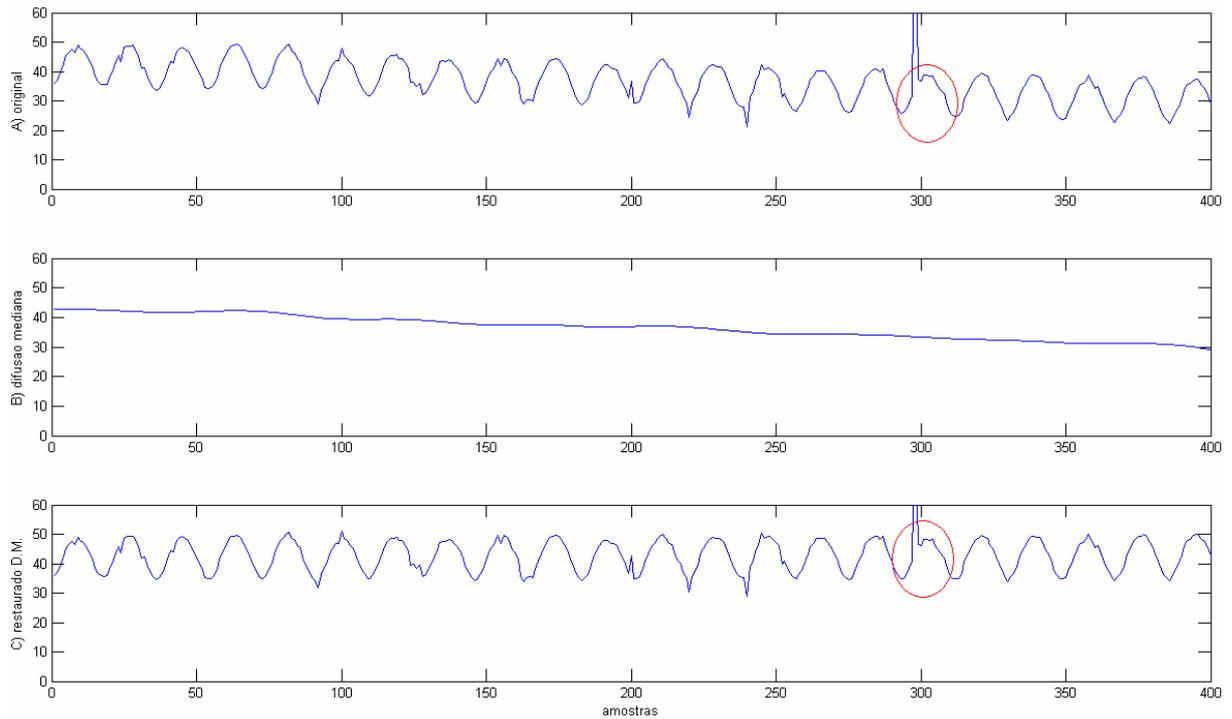


Figura 6.10 – A) Trecho de sinal com não-homogeneidade. B) Sinal filtrado com filtro difusão-mediana (D-M) usando  $g_1$ ,  $\sigma = 5$ , 100 iterações e  $w=3$ . C) Restauração do decaimento do sinal, onde se observa, após ocorrência do impulso, a restaurada amplitude do sinal, em relação ao sinal original A).

Observamos na figura 6.10 que o ruído é eliminado completamente pelo filtro difusão-mediana usando o mesmo número de iterações usado pelo filtro anisotrópico sem mediana, resultando numa restauração da amplitude do sinal após o impulso (figura 6.10 C). Isto é mostrado nos detalhes circulado na figura 6.10.

## 7 ESTIMAÇÃO DA PARADA DA DIFUSÃO ANISOTRÓPICA USANDO ANÁLISE ESPECTRAL DE SINAIS

### 7.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo será apresentada uma nova técnica para estimar o ponto ótimo de parada de difusão anisotrópica usando análise espectral de sinais.

### 7.2 ESTIMAÇÃO DO TEMPO DE PARADA

A função de parada na aresta  $g_1$  é a função que mais reduz ruído no sinal sintético de ECG, porém o número de iterações é crítico, sendo este um sério problema associado à filtragem anisotrópica. Este problema é conhecido como “problema de ponto de parada”, stopping time problem, segundo (Gilboa, 2008).

Vamos definir  $t_{\max}^*$  como sendo o número de iterações de filtragem que resulta no maior fator de redução de ruído. Para  $t < t_{\max}^*$ , o sinal filtrado apresenta pouca diminuição do ruído. Para  $t > t_{\max}^*$ , os dados são muito suavizados, perdendo os detalhes. Para  $t \gg t_{\max}^*$ , o sinal filtrado terá nível constante (usando  $g_1$ ) ou consistirá de grandes regiões suave por trechos (usando  $g_3$ ). O problema é estimar  $t_{\max}^*$  sem conhecer o sinal original sem ruído  $s$ .

Uma série de trabalhos aborda soluções diferentes para encontrar o tempo de parada adequado para filtrar imagens (Weickert, 1999; Mrázek, 2001; Solo, 2002; Mrázek, 2003; Gilboa, 2006; Sum, 2007; Gilboa, 2008). Esses métodos assumem que a imagem a ser filtrada  $I$  é formada pela soma da imagem sem ruído  $I_0$  com ruído branco Gaussiano  $n_0$ :

$$I = I_0 + n_0 \quad (7.1)$$

onde  $I$  é a imagem original com ruído,  $I_0$  é a imagem original sem ruído e  $n_0$  é o ruído branco.

Em (Gilboa, 2008) foram selecionados os mais significativos métodos de parada de difusão, que serão discutidos a seguir.

O primeiro método é encontrado no trabalho de Weickert (Weickert, 1999). Neste método, é necessário conhecer a variância da imagem original sem ruído e também a variância do ruído que contaminou a imagem original. Weickert definiu a relação sinal ruído,  $SNR$ , como sendo a relação entre a variância da imagem original  $I_0$  e a variância do ruído  $n_0$ . No seu método o momento de parar a filtragem anisotrópica é quando se satisfaz a equação abaixo:

$$\text{var}(I_f)/\text{var}(I) = 1/(1 + (1/SNR)) \quad (7.1)$$

onde  $\text{var}(I_f)$  é variância da imagem filtrada,  $\text{var}(I)$  é a variância da imagem original contaminada com ruído e  $SNR$  como sendo a relação entre a variância da imagem original sem ruído  $I_0$  e a variância do ruído  $n_0$  que contaminou a imagem original. Gilboa (Gilboa, 2008) testou o método de parada proposto por Weickert e observou que o processo de difusão para muito antes de  $t_{\max}^*$ .

O segundo método discutido é o método proposto por Mrázek e Navara (Mrázek, 2003) e (Mrázek, 2001). Eles desenvolveram um método para parada de difusão sem conhecer qualquer informação do ruído. Neste trabalho eles “estimaram o ruído” como sendo a diferença entre a imagem original com ruído e a imagem filtrada  $(I - I_f)$ . O tempo máximo de parada de difusão  $t_{NM\max}$  é quando a correlação entre  $(I - I_f)$  é mínima. O coeficiente de correlação é definido pela equação 7.2.

$$\text{corr}(I - I_f, I) = \text{cov}(I - I_f, I) / \sqrt{\text{var}(I - I_f)\text{var}(I)} \quad (7.2)$$

onde  $\text{corr}(I - I_f, I)$  é a correlação entre a a imagem com ruído menos a imagem filtrada e a imagem com ruído. O termo  $\text{cov}(I - I_f, I)$  é a covariância entre a diferença da imagem com ruído e a imagem filtrada e a imagem original com ruído.

O tempo  $t_{NM_{\max}}$  estimado de parada sugerido por Mrazek e Navara é determinado pela equação 7.3.

$$t_{NM_{\max}} = \min(t, \partial_t \text{corr}(I - I_f, I) \geq 0) \quad (7.3)$$

Gilboa testou o método de parada proposto por Mrazek e Navara e observou uma suavização dos detalhes, podendo produzir resultados indesejáveis. Gilboa observou também que o tempo de parada é muito além do tempo  $t_{\max}^*$ .

O terceiro método discutido de parada de difusão é o método proposto por (Gilboa, 2008). Ele apresentou um método de parada de difusão, baseado no conhecimento das características estatísticas do ruído  $n_0$  contido na imagem original e o ruído existente na da imagem filtrada  $I_f$  denominado como resíduo  $v$ . O método proposto por Gilboa é baseado na covariância do ruído inicial  $n_0$  e o ruído residual  $v$ .

Gilboa (Gilboa, 2008) definiu um coeficiente de estimação de para,  $C_t$  que é determinado pela equação 7.4.

$$C_t = [\partial_t \text{cov}(n_0, v)] \quad (7.4)$$

onde  $\text{cov}(n_0, v)$  é covariância do ruído inicial  $n_0$  que contamina a imagem original e  $v$  é o ruído residual após cada filtragem que permanece na imagem filtrada  $I_f$ . O tempo de parada  $t_{GSZ_{\max}}$  proposto por Gilboa é dada pela equação 7.5.

$$t_{GSZ_{\max}} = \min(t; 0,5 \partial_t \text{var}(v) \geq C_t) \quad (7.5)$$

Este método apresenta uma boa estimação do ponto de parada no qual apresenta máxima melhoria na imagem restaurado, mas as informações  $n_0$  e  $v$  são necessárias (Gilboa, 2008). Gilboa mostra em seu trabalho como estimar a  $\text{cov}(n_0, v)$ , baseado na informação de  $\text{var}(n_0)$ , porém ainda é necessário conhecer a priori  $n_0$ .

## 7.3 MÉTODO PROPOSTO

### 7.3.1 Introdução ao método proposto

Neste trabalho, aborda-se o problema de parada da difusão no domínio da frequência. É proposto um novo método de estimar a parada de difusão baseado na análise espectral de sinais. Notamos que quase todos os métodos de estimação de parada da literatura foram desenvolvidos somente para ruído Gaussiano. O método proposto funciona para uma variedade grande de ruídos, incluindo Gaussiano, impulsivo e alfa-estável. Quando se modela um ruído como Gaussiano, sendo que o mesmo não é Gaussiano, resultados errôneos ocorrem invalidando os resultados. Neste trabalho ressaltamos que o ruído EMG tem característica impulsiva, sendo modelado como distribuição alfa-estável.

Embora estejamos aplicando a solução proposta para sinais de ECG, a mesma abordagem pode ser aplicada para qualquer sinal limitado em frequência com taxa de amostragem que permita reconstruir o sinal além da frequência limite e que o espectro do ruído não esteja limitado em frequência. A idéia base do novo método consiste em dividir o espectro do sinal ruidoso  $x$  em duas regiões: a região  $L$  onde  $x$  consiste predominantemente de informação útil e a região  $H$  onde  $x$  consiste predominantemente de ruído. Decidimos quando parar a filtragem comparando os coeficientes de Fourier das regiões  $L$  e  $H$ . Esta técnica é inspirada no trabalho de estimação de ruído em sinais de voz de (Yamauchi, 2002). Yamauchi propôs usar coeficientes que indicam o nível de sinal e nível de ruído respectivamente. Esses coeficientes são definidos pela soma das componentes espectrais das regiões de frequências analisadas.

A vantagem deste método em relação aos outros da literatura é que não é necessário conhecer detalhadamente a estatística do ruído. Numa situação real, pode ser impossível ter acesso ao modelo estatístico do ruído. Para aplicar o método proposto basta conhecer a frequência limite do sinal, que é uma informação característica do sinal a ser filtrado e conhecida em muitos casos práticos.

Sejam  $s$  o sinal original sem ruído,  $n$  o ruído aditivo e  $x$  o sinal ruidoso:

$$x(k) = s(k) + n(k) \quad (7.6)$$

A equação acima no domínio da frequência é:

$$X(e^{j\omega}) = S(e^{j\omega}) + N(e^{j\omega}) \quad (7.7)$$

A difusão anisotrópica gera uma série de sinais filtrados  $\{x_t\}$  cuja representação no domínio da frequência é  $\{X_t\}$ , sendo  $X_0=X$ . O “problema de tempo de parada” consiste em achar a iteração ótima  $t^*$  em que o fator de redução de ruído de  $x_{t^*}$  é máximo, sem ter acesso ao sinal original sem ruído  $s$ .

Seja  $\omega_c$  a frequência de corte que divide as regiões  $L$  e  $H$ , isto é, abaixo de  $\omega_c$  o sinal  $x$  contém predominantemente informação útil e acima de  $\omega_c$  o sinal  $x$  contém predominantemente ruído. Mais adiante, explicaremos como estimar a frequência  $\omega_c$ . Usando a representação no domínio da frequência  $X_t$  do sinal filtrado  $x_t$ , calculamos as somatórias dos coeficientes de Fourier nas regiões  $L$  e  $H$ :

$$C_t^L = \sum_{0 < \omega \leq \omega_c} |X_t(e^{j\omega})| \quad (7.8)$$

$$C_t^H = \sum_{\omega > \omega_c} |X_t(e^{j\omega})| \quad (7.9)$$

Definimos a iteração ótima estimada  $\hat{t}^*$  como:

$$\hat{t}^* = \arg \max_t [C_t^L - C_t^H] \quad (7.10)$$

Acreditamos que não seja possível demonstrar teoricamente que  $\hat{t}^* = t^*$ . Porém, experimentalmente o nosso método apresentou boa estimativa da iteração ótima para todos os casos testados, conforme mostraremos adiante. Além disso, podemos argumentar que para  $t < \hat{t}^*$  o sinal ainda não foi suficientemente filtrado, e para  $t > \hat{t}^*$  a magnitude da degradação da informação útil torna-se maior do que a magnitude da redução de ruído. Assim,  $\hat{t}^*$  seria um bom momento de parar a difusão.

As seguintes observações mostram que existe de uma iteração  $\hat{t}^*$  em que a expressão  $C_t^L - C_t^H$  torna-se máxima:

- 1) Ambos os coeficientes  $C_t^L$  e  $C_t^H$  diminuem com o aumento da iteração  $t$ , pois para  $t \rightarrow \infty$  o sinal filtrado  $x_t$  pela difusão anisotrópica tende para um sinal com um nível constante (usando a função  $g_1$  de Perona Malik).
- 2) Nas iterações iniciais ( $t < \hat{t}^*$ ),  $C_t^H$  diminui mais rapidamente que  $C_t^L$ , pois a difusão anisotrópica possui característica de um filtro passa baixas. Assim, nas iterações iniciais a expressão  $C_t^L - C_t^H$  cresce.
- 3) Depois de um certo número de iterações, necessariamente  $C_t^H$  passa a diminuir mais lentamente que  $C_t^L$ . Pois, como  $C_t^H$  não pode ser menor que zero, é impossível que  $C_t^H$  diminua sempre mais rápido do que  $C_t^L$ . Assim, para  $t > \hat{t}^*$ , a expressão  $C_t^L - C_t^H$  decresce.
- 4) A partir das observações 2 e 3, pode-se concluir que o melhor momento de parar a difusão é  $\hat{t}^*$  em que a expressão  $C_t^L - C_t^H$  torna-se máxima.

### 7.3.2 Estimativa de $\omega_c$

Para podermos estimar a iteração ótima usando a equação 7.10, é necessário conhecer  $\omega_c$ , a frequência que divide as regiões  $L$  e  $H$ . Em muitos casos, conhece-se a frequência que limita a informação útil do sinal. Por exemplo, no caso de ECG, sabe-se que quase toda a informação útil está abaixo de 40 Hz. No caso de sinal de voz, a grande parte da energia está abaixo de 4 kHz. No caso de sinais de áudio, a frequência está limitada pelo limite da audição humana de 20 kHz.

Para o caso geral de um sinal desconhecido onde não se sabe quais regiões do espectro são de informação e quais regiões são de ruído, neste trabalho propõe-se usar a técnica de estimação de ruído conhecida como subtração espectral, Spectral Subtraction, em (Boll, 1979) e (Udrea, 2005).

Subtração espectral é uma técnica de processamento digital de sinais de voz usada para melhorar a relação SNR do sinal de voz na presença de ruído. Este procedimento permitirá determinar a frequência mais significativa para usar no algoritmo proposta de parada de difusão.

Sabendo a estimativa do ruído, pode-se subtraí-lo do sinal a ser filtrado e assim ter uma estimativa do sinal original sem ruído e de suas regiões de informação e ruído.

Na subtração espectral, o ruído é estimado a partir de segmentos do sinal com ausência de voz (trecho do sinal sem informação útil). Uma vez estimado o espectro do ruído  $|\hat{N}(e^{j\omega})|$ , é então calculada a energia deste ruído. Então é feita a subtração espectral entre a energia do sinal ruidoso  $|X(e^{j\omega})|^2$  e a energia espectral do ruído estimado  $|\hat{N}(e^{j\omega})|^2$ , obtendo a estimação da energia do sinal sem ruído. O resultado desta subtração é um sinal com melhor relação SNR. Em processamento digital de sinais de voz não há preocupação com a fase do sinal, sendo assim só se trabalha com o módulo do sinal:

$$|\hat{S}(e^{j\omega})|^2 = |X(e^{j\omega})|^2 - |\hat{N}(e^{j\omega})|^2 \quad (7.16)$$

onde  $|\hat{S}(e^{j\omega})|^2$  é o resultado da subtração espectral. Com a estimativa da energia do sinal sem ruído  $|\hat{S}(e^{j\omega})|^2$ , podendo estimar qual é a frequência mais significativa do sinal original sem ruído.

Neste trabalho se propõe a aplicar o método da subtração espectral em nosso sinal de ECG sintético somado com ruído para determinar qual é a frequência de corte  $\omega_c$ . Pode-se assim aplicar o método de parada de difusão proposto anteriormente.

A seguir detalhamos o processo de estimação da frequência mais significativa de um sinal de ECG em quatro passos:

O primeiro passo é determinar uma região do sinal de ECG que não contenha informação significativa, isto é contém quase exclusivamente ruído.

O segundo passo é determinar o espectro deste sinal de ruído obtido através do item anterior. Usa-se interpolação para representar este espectro de ruído em toda a faixa de frequência contida no sinal de entrada. Isto é devido ao segmento de sinal de ruído obtido no item anterior possuir um número menor de amostras em relação ao sinal de ECG contaminado com ruído que contém um maior número de amostras.

O terceiro passo é obter o espectro do sinal de ECG contaminado com ruído.

O quarto passo é realizar a subtração espectral através da sobreposição dos espectros de potência obtidos pelos passos dois e três. Nesta sobreposição se determina a frequência  $\omega_c$ .

Este procedimento é mostrado através da figura 7.1, onde se observa o sinal original  $s$  e seu espectro  $S$ , o sinal de ruído  $n$  e seu espectro  $N$ , o sinal a ser filtrado  $x$  e seu espectro  $X$ , o ruído estimado  $\hat{n}$  e seu espectro  $\hat{N}$  e a sobreposição entre o espectro do sinal a ser filtrado e o espectro do sinal estimado de ruído. Ressaltamos o espectro estimado do sinal ruidoso na figura 7.2.

O espectro de ECG é em geral limitado em faixa, semelhante ao espectro de voz. A maior parte das informações contidas no sinal de ECG está compreendida entre 0,5Hz até 40Hz (Thakor, 1984). Na figura 7.2, pode-se constatar que abaixo de 40 Hz o sinal  $x$  contém predominantemente informação e acima de 40 Hz o sinal  $x$  contém predominantemente ruído.

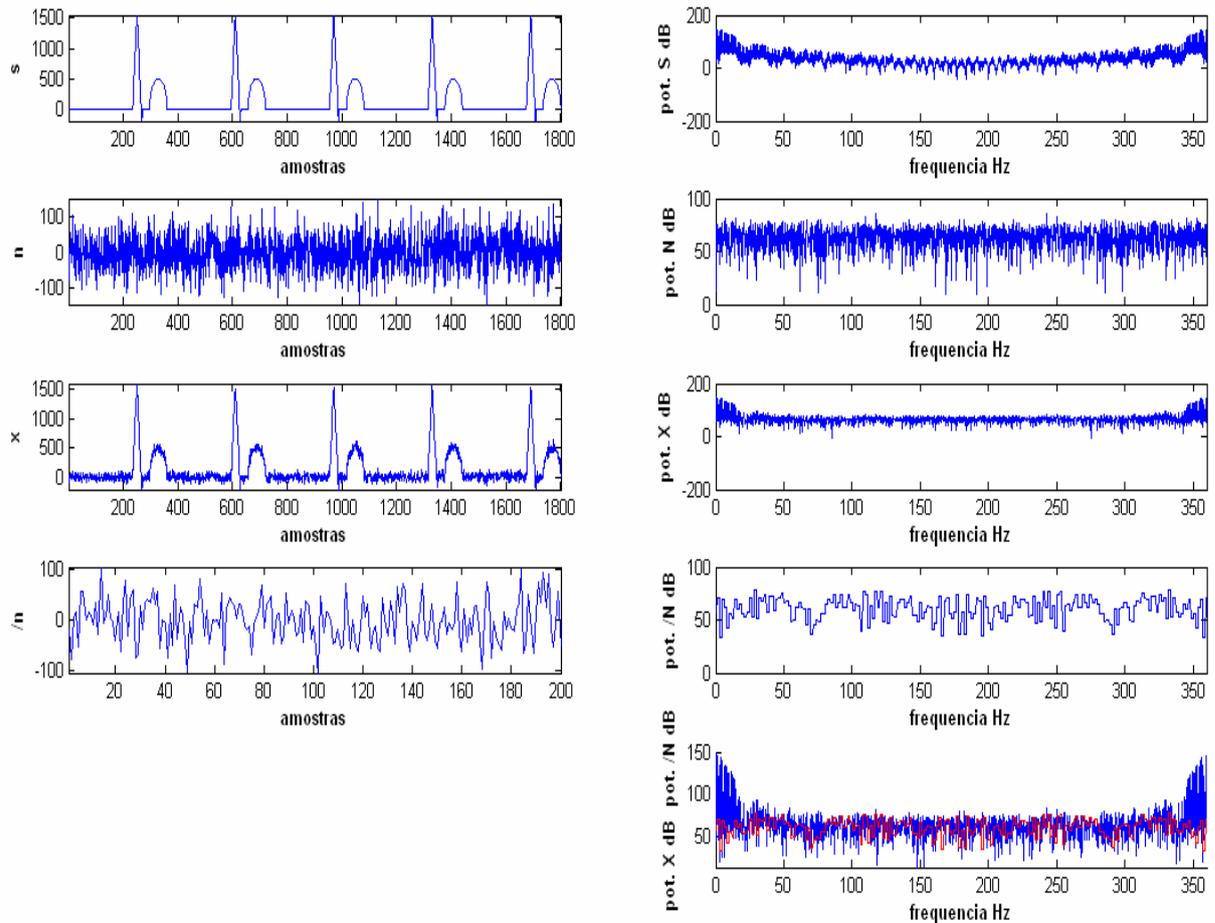


Figura 7.1 – Sinais e seus espectros. De cima para baixo, sinal original de ECG sintético  $s$  e seu espectro  $S$ . Ruído original  $n$  e seu espectro  $N$ . Sinal de ECG sintético somado com 15% RMS de ruído Gaussiano  $x$  e seu espectro  $X$ . Sinal estimado de ruído a partir de trecho de ECG “silencioso”  $\hat{n}$  e seu espectro  $\hat{N}$ . Espectro  $X$  sobreposto com espectro estimado de ruído  $\hat{N}$ , mostrando que a frequência de corte está em torno de 40Hz.

Na figura 7.2, traçamos uma reta sobre o valor máximo do ruído. Acima do nível determinado pela reta traçada (cursor), consideramos que todas as componentes espectrais são informação. Podemos observar, verificando o cursor em destaque, que isto ocorre em torno da frequência de 40 Hz. Abaixo do nível estabelecido pela reta a qual consideramos sinais de ruído.

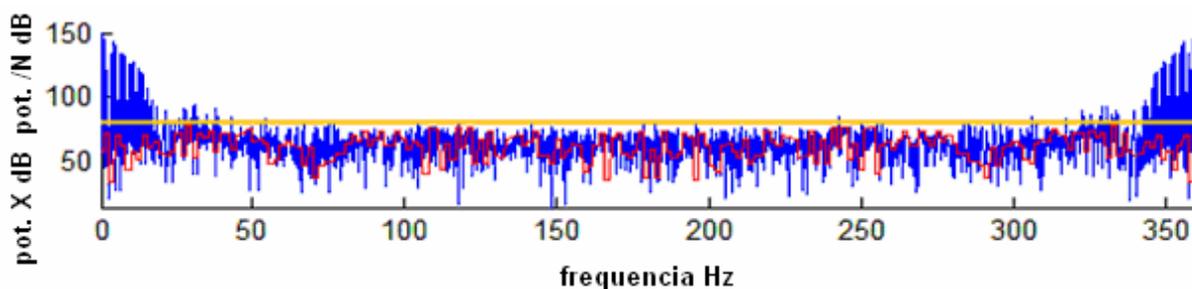


Figura 7.2 – Limiar entre o espectro estimado do sinal a ser filtrado sobreposto com o espectro do sinal estimado de ruído, mostrando que as principais componentes de frequência do sinal a ser filtrado está em torno de 40Hz.

#### 7.4 ANÁLISE DO PONTO DE PARADA DA FILTRAGEM ANISOTRÓPICA APLICADA EM SINAIS ARTIFICIAIS DE ECG COM RUÍDO GAUSSIANO

Para avaliar a robustez da técnica de parada de difusão neste trabalho geramos vários sinais de ECG sintéticos contaminado com vários níveis de ruído, 10%RMS, 15%RMS, 20%RMS e 25%RMS e filtramos com o filtro difusão-mediana.

A figura 7.3 mostra o resultado desta filtragem. Observa-se que a maior redução de ruído se dá em instantes diferentes, de acordo com a quantidade de ruído. O resultado desta filtragem está de acordo com o esperado, pois quando se tem muito ruído tem-se que aumentar o número de iterações para filtrar adequadamente.

O resultado da nossa estimação do melhor ponto de parada usando estimação espectral, equação 7.15, é apresentada na figura 7.4, onde se observa a grande semelhança de trajetória das curvas entre o fator de redução de ruído mostrado pela figura 7.3 e as trajetórias das curvas geradas pelo nosso estimador mostrado na figura 7.4. A informação importante obtida pela figura 7.4 é o instante de parada.

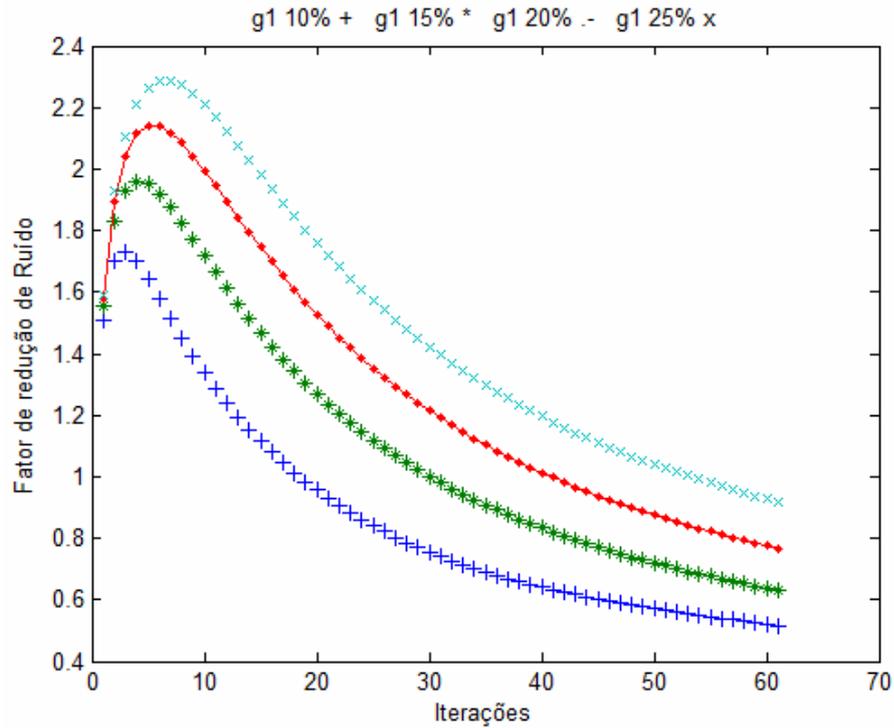


Figura 7.3 – Fatores de redução de ruído usando a escala  $1,8\sigma_e$ , sem filtro mediana, com função  $g_1$ , 10% RMS ruído Gaussiano +, 15% RMS ruído Gaussiano \*, 20% ruído Gaussiano - e 25% RMS ruído Gaussiano x.

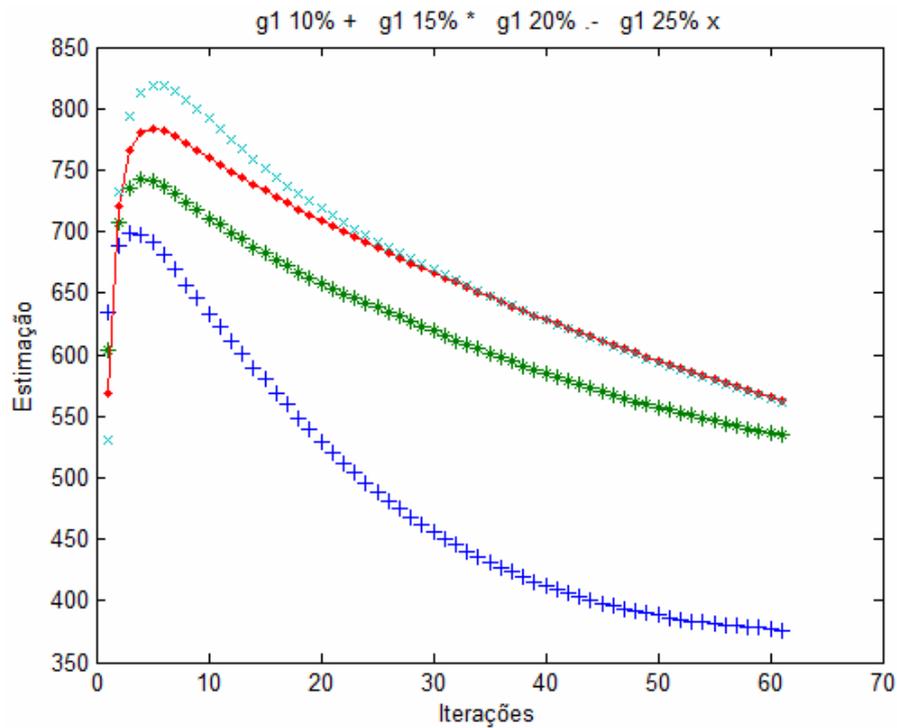


Figura 7.4 – Estimação de ponto de parada ótima usando a escala  $1,8\sigma_e$ , sem filtro mediana, com função  $g_1$ , 10% RMS de ruído Gaussiano +, 15% RMS de ruído Gaussiano \*, 20% RMS de ruído Gaussiano - e 25% RMS de ruído Gaussiano x.

A tabela II detalha os resultados obtidos mostrando qual é o valor de máxima redução de ruído e também qual é o valor de redução de ruído quando se usa nosso método de parada automática de difusão. Observa-se que o nosso método funciona adequadamente para todos os níveis de ruído (10%RMS, 15%RMS, 20%RMS e 25% RMS).

Tabela II

FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO OBTIDO QUANDO SE APLICA DIFUSÃO-MEDIANA, COM PERONA-MALIK'S  $g_1$ , ESCALA  $1,8\sigma_e$  COM SINAL CONTAMINADO COM 10%, 15%, 20% E 25% RMS DE RUÍDO GAUSSIANO.

RUÍDO GAUSSIANO RMS	$\delta$ FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO ( $T_{MAX\ TEÓRICO}$ )	$\delta$ FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO ( $T_{MAX\ PRÁTICO}$ )
10%	1,732 (3)	1,732 (3)
15%	1,960 (4)	1,960 (4)
20%	2,104 (5)	2,104 (5)
25%	2,288 (6)	2,263(5)

## 7.5 PONTO DE PARADA EM SINAIS DE ECG COM RUÍDO IMPULSIVO

Testamos o filtro difusão-mediana usando a função  $g_1$ , aplicado ao sinal ECG sintético contaminado com ruído impulsivo modelado com distribuição alfa-estável. O valor sugerido por Pander de coeficiente de distribuição  $\alpha$  é de 1,74 para representar o ruído EMG realístico. Usamos um gerador de ruído impulsivo. Descrito pela equação 5.1, fornecido pelo Dr. Tomasz P. Pander.

A figura 7.5 mostra o fator de redução de ruído obtido. Observa-se que o efeito do tamanho da janela reduz o numero de iterações do filtro Mediano–Anisotrópico, diminuindo também o fator de redução de ruído.

O filtro mediano de tamanho de janela 3 apresenta o melhor resultado pois tem grande influência sobre a redução de ruído, elevando o fator de redução de ruído para próximo de 3.2. Isto é devido ao fato de que o ruído que contamina o sinal assemelha-se ao ruído impulsivo tipo sal e pimenta.

O uso do filtro anisotrópico sem filtro mediano não filtra bem este tipo de ruído, como era esperado.

A figura 7.6 mostra o nosso estimador de parada automática de difusão indicando os instantes de parar a difusão. Novamente se observa a grande semelhança de trajetória das curvas entre o fator de redução de ruído mostrado pela figura 7.5 e as trajetórias das curvas geradas pelo nosso estimador figura 7.6, além de determinar com precisão o melhor momento de parar a filtragem.

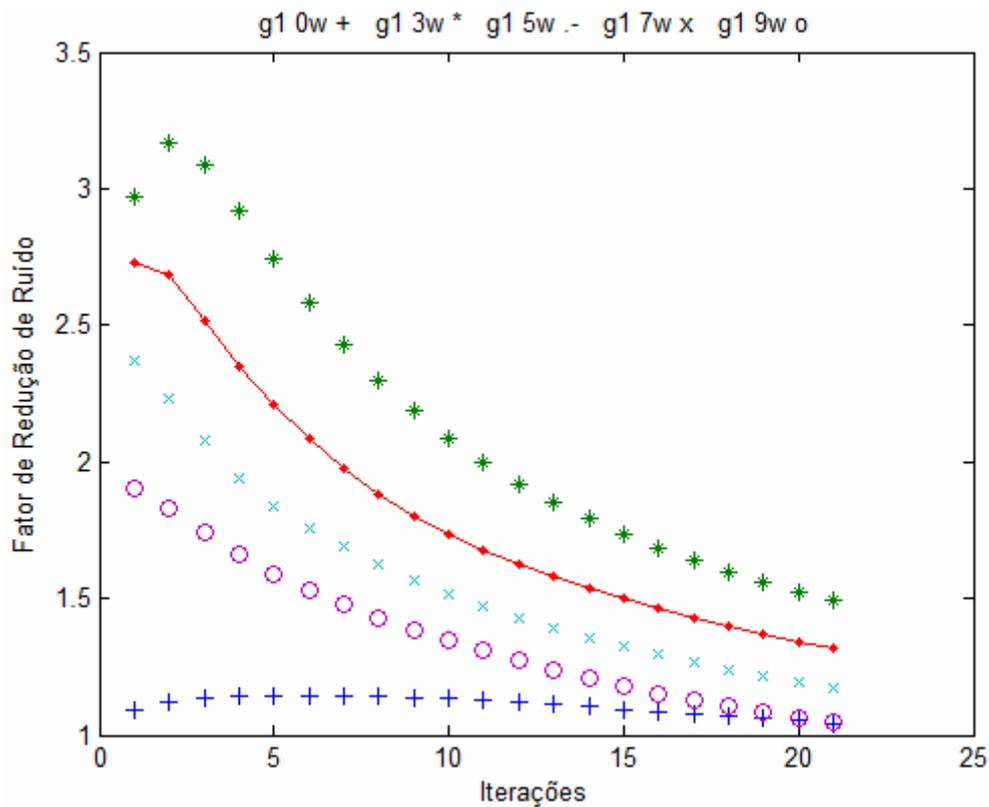


Figura 7.5 – Fatores de redução de ruído usando a escala robusta  $\sigma_e$ , sem filtro mediano  $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3,  $g_1 3w^*$ , janela 5,  $g_1 5w.-$ , janela 7,  $g_1 7wx$ , e janela 9,  $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído impulsivo, com distribuição alfa-estável de 1,74.

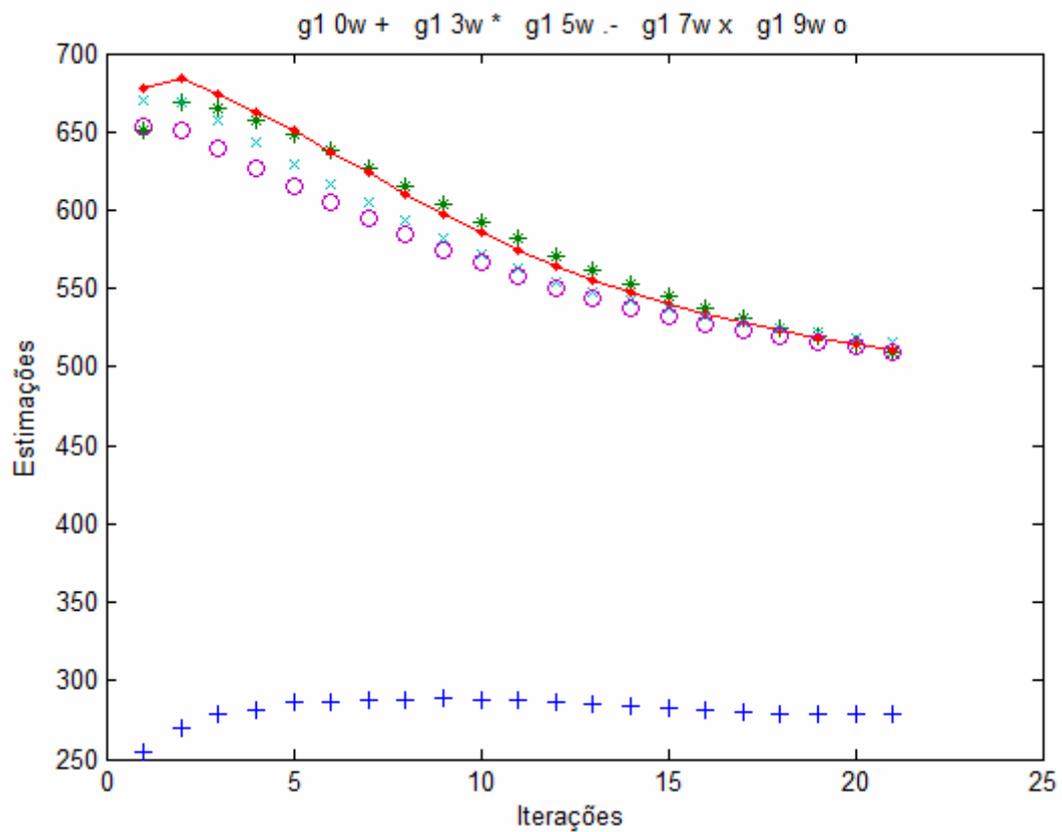


Figura 7.6 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta  $\sigma_e$ , sem filtro mediano  $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3,  $g_1 3w^*$ , janela 5,  $g_1 5w.-$ , janela 7,  $g_1 7wx$ , e janela 9,  $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído impulsivo, com distribuição alfa-estável de 1,74.

A tabela III detalha os resultados obtidos mostrando qual é o valor máximo de redução de ruído e também qual valor de redução de ruído obtido quando se usa nosso método de parada automática de difusão, quando se filtram sinais com ruído impulsivo.

Tabela III

FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO QUANDO SE APLICA DIFUSÃO-MEDIANA, COM PERONA-MALIK'S  $g_1$ ,  $1,8\sigma_e$  COM JANELAS DE TAMANHO 0,3,5,7 E 9, SINAL CONTAMINADO COM 15% RMS DE RUÍDO COM DISTRIBUIÇÃO ALFA-ESTÁVEL.

TAMANHO DA JANELA	$\delta$ FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO ( $T_{MAX\ TEÓRICO}$ )	$\delta$ FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO ( $T_{MAX\ PRÁTICO}$ )
0	1,145 (6)	1,144 (7)
3	3,164 (2)	3,164 (2)
5	2,728 (1)	2,728 (1)
7	2,373 (1)	2,373 (1)
9	1,906 (1)	1,906 (1)

Pode-se observar que o método proposto apresenta uma significativa melhora no fator de redução de ruído, quando comparamos com o filtro difusão sem filtro mediana (tamanho da janela zero). O método proposto funciona bem para todos os níveis de ruído impulsivo respectivamente, (10%RMS, 15%RMS, 20%RMS e 25%RMS), onde o fator de redução de ruído teórico é igual ao prático.

Testamos agora a robustez do filtro mediana-difusão quando o mesmo filtrar sinais com ruído Gaussiano. Os resultados são mostrados pela figura 7.7 e figura 7.8, indicando que o filtro proposto (filtro mediano janela 3, atuando em conjunto com o filtro anisotrópico Perona-Malik  $g_1$ ) também funciona com ruído gaussiano. O filtro mediano de janela 3 apresenta um fator de redução de ruído ligeiramente maior do que o filtro anisotrópico sem filtro mediano quando aplicado 15% RMS de ruído Gaussiano.

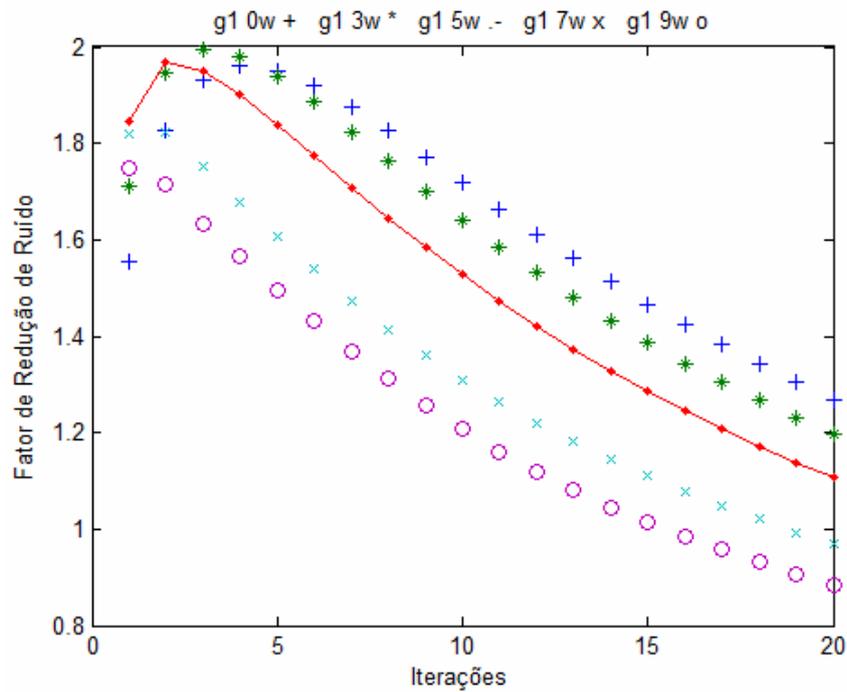


Figura 7.7 – Fatores de redução de ruído usando a escala robusta  $\sigma_e$ , sem filtro mediano  $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3,  $g_1 3w^*$ , janela 5,  $g_1 5w.-$ , janela 7,  $g_1 7wx$ , e janela 9,  $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano.

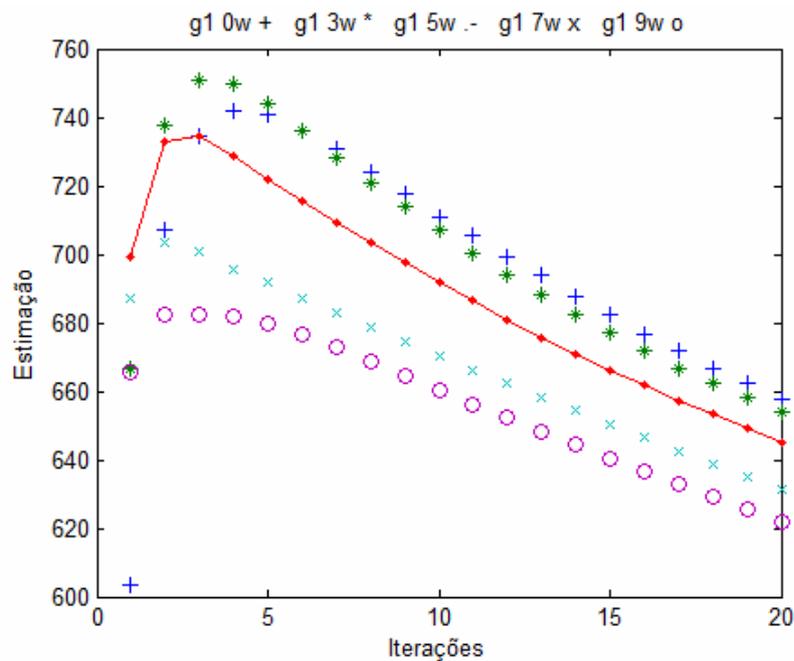


Figura 7.8 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta  $\sigma_e$ , sem filtro mediano  $g_1 0w+$ , com filtro mediana janela 3,  $g_1 3w^*$ , janela 5,  $g_1 5w.-$ , janela 7,  $g_1 7wx$ , e janela 9,  $g_1 9wo$ . Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano.

Observa-se que o método proposto detecta corretamente o ponto de parada ótimo ao filtrar sinais de ECG contaminados com ruído EMG, tanto modelado com ruído Gaussiano como também quando modelado com ruído alfa-estável.

## 7.6 EXPERIMENTOS COM SINAIS REAIS DE ECG E DA LITERATURA

Os resultados foram comparados com outros métodos de filtragem de sinais de ECG, analisando o valor do fator de redução de ruído, primeiramente com ruído Gaussiano e depois com ruído impulsivo.

Usamos o banco de dados do MIT-BIH de sinais de ECG, com amostras com contração ventricular prematura para caracterizar melhor as experiências (MIT-BIH, 1992). Primeiramente acrescenta-se ruído Gaussiano nesses sinais para observar o desempenho dos filtros. Note que a redução do fator de ruído, calculado utilizando um sinal real de ECG pode não ser exato, porque um sinal real de ECG sempre contém alguma quantidade de ruído natural já incorporada nele que também será filtrada. Depois somamos ruído impulsivo. Observamos que os sinais apresentam anomalias do tipo PVC.

Os resultados da filtragem do sinal ECG-MIT-100, são apresentados a seguir, na figura 7.9. O valor do fator de redução de ruído em função do número de iterações, obtido ao filtrar o sinal ECG-MIT-100, é mostrado na figura 7.10, e a respectiva estimação do tempo de parada do nosso algoritmo proposto é mostrado na figura 7.11.

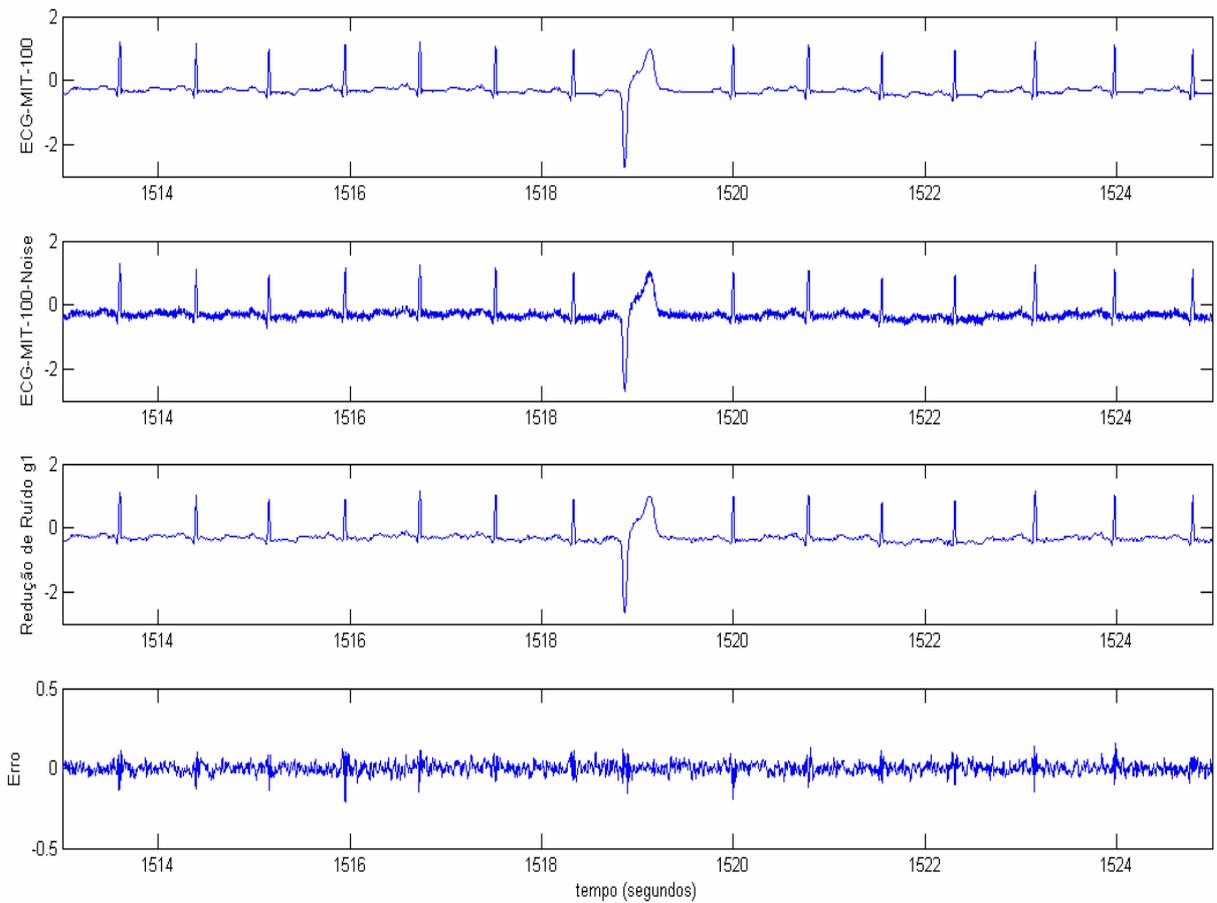


Figura 7.9 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% RMS de ruído Gaussiano. Sinal filtrado com filtro difusão-mediana com tamanho de janela 3 usando  $g_1$ ,  $1,8\sigma_e$ , e 2 iterações. O erro residual (sinal original – o sinal filtrado).

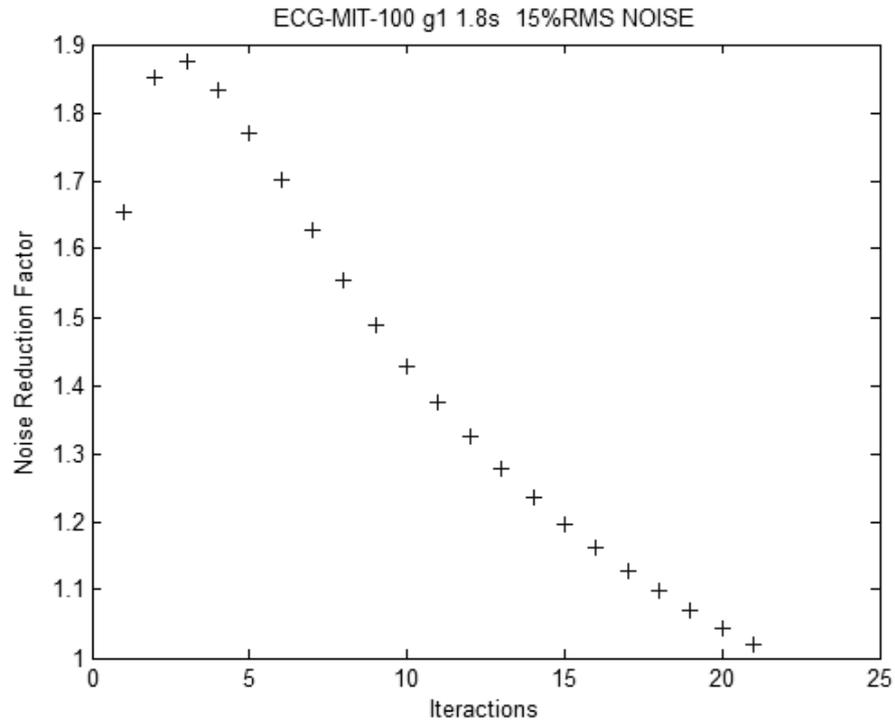


Figura 7.10 – Fator de estimação de ruído usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com 15% RMS de ruído Gaussiano.

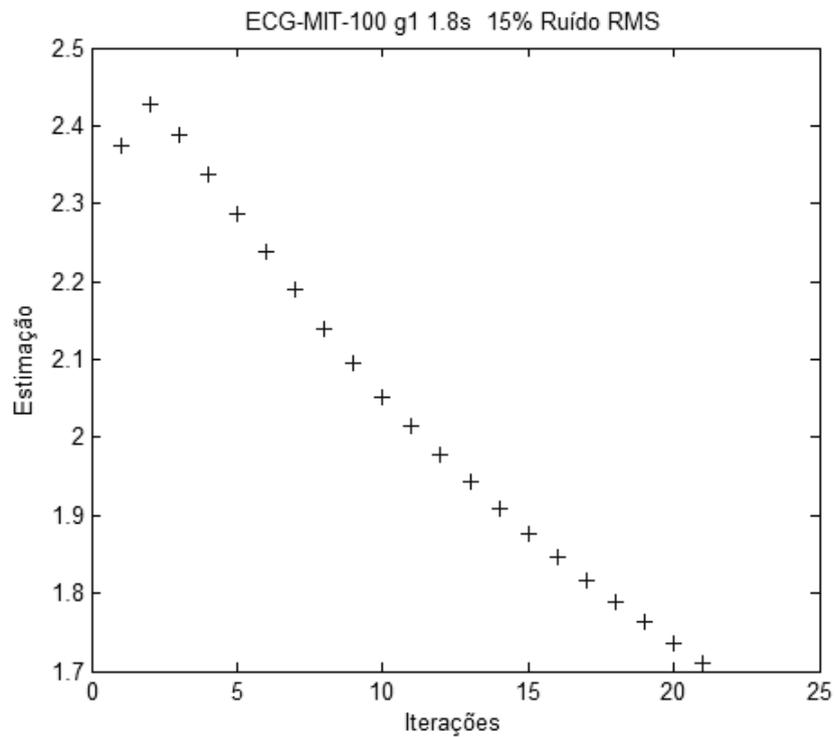


Figura 7.11 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com 15% RMS de ruído Gaussiano.

Neste trabalho somamos 15% RMS de ruído impulsivo com distribuição alfa-estável de  $\alpha=1,74$  no sinal real de ECG 100 do MIT-BIH para observar o desempenho do filtro difusão-mediana. Observa-se que o sinal real de ECG contém um pouco de ruído em sua aquisição. Os resultados da filtragem do sinal ECG-MIT-100, são mostrados nas figuras 7.12.

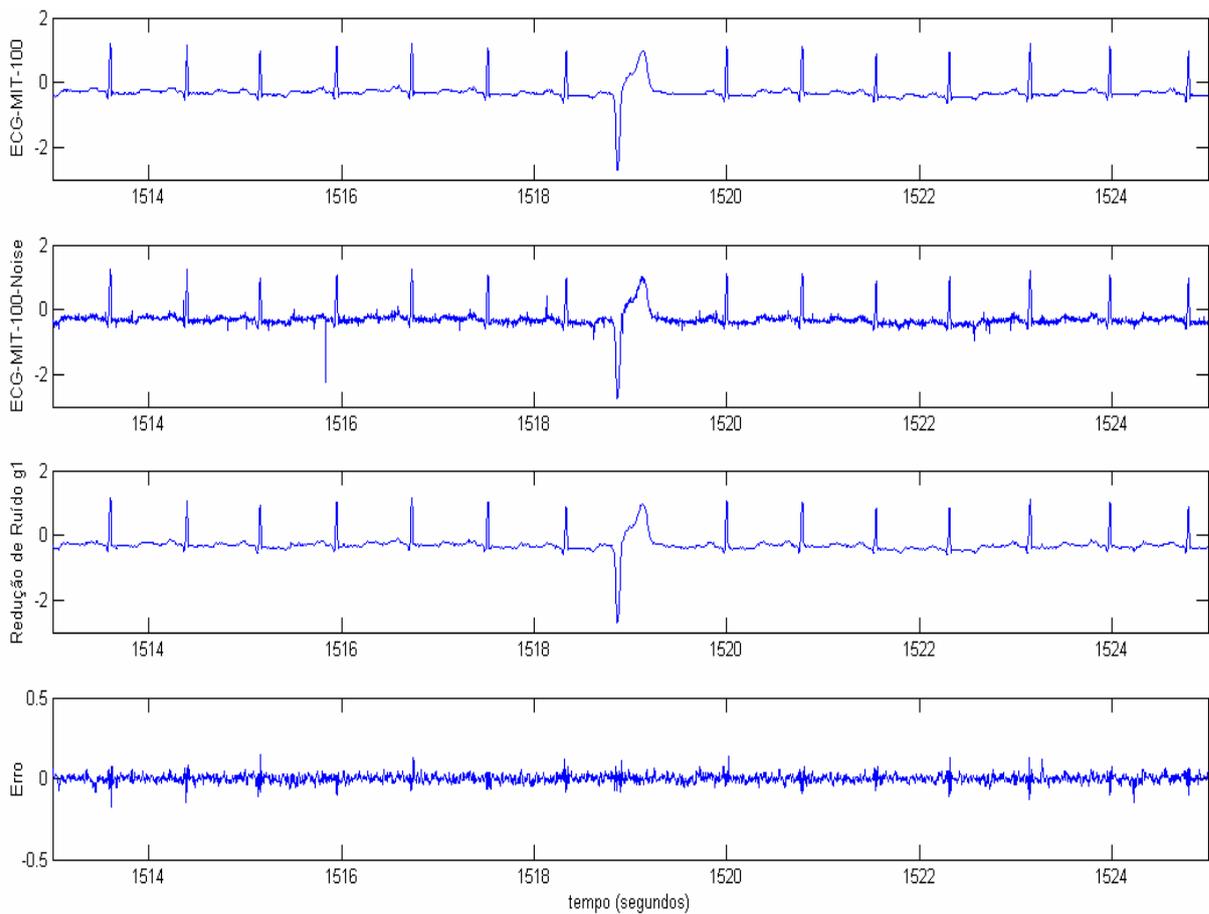


Figura 7.12 – De cima para baixo: O sinal original ECG-MIT-100. Sinal contaminado com 15% de ruído impulsivo com distribuição alfa-estável  $\alpha=1,74$ . Sinal filtrado com filtro difusão-mediana com tamanho de janela 3 usando  $g_1$ ,  $1,8\sigma_e$ , e 2 iterações. O erro residual (sinal original – o sinal filtrado).

A redução do fator de ruído em função do número de iterações para a filtragem do sinal ECG-MIT-100 é mostrado na figura 7.13, e a respectiva estimação do tempo de parada do nosso algoritmo proposto é mostrado na figura 17.14.

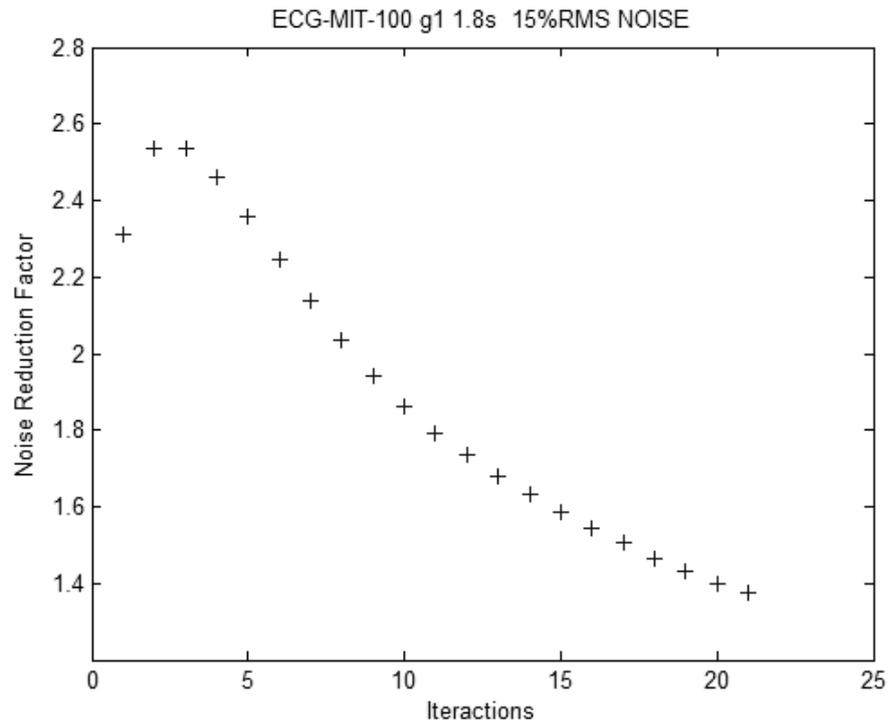


Figura 7.13 – Fator de redução de ruído usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,74$ .

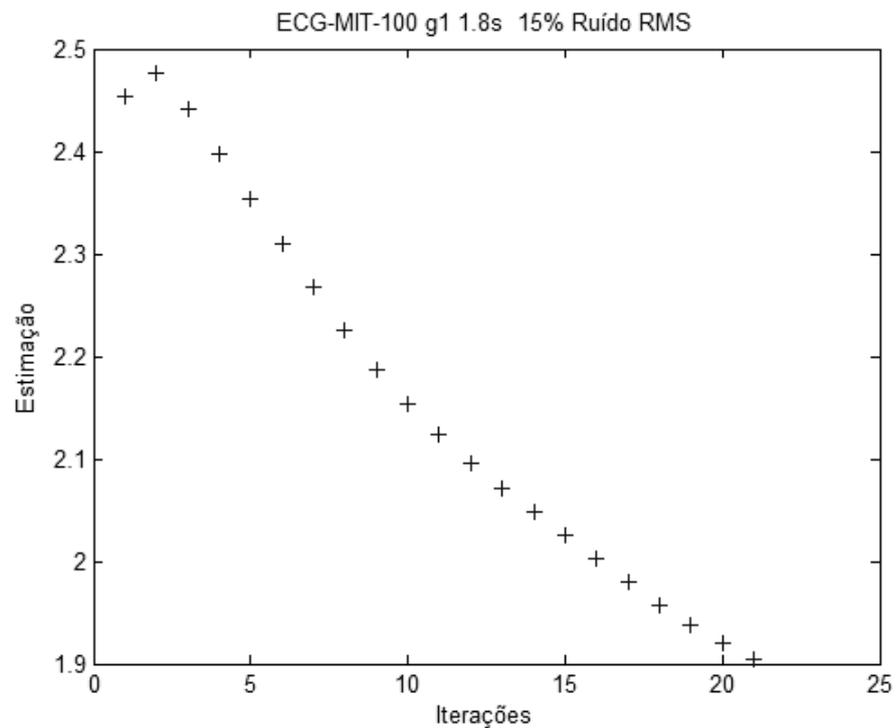


Figura 7.14 – Estimação do tempo de parada usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal ECG-MIT-100 com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,74$ .

A seguir, comparamos os resultados com outro método de filtragem de sinais de ECG com ruído impulsivo, baseados no trabalho de (Pander, 2004). Pander definiu uma métrica para avaliar os resultados do seu filtro, através do Normalised Mean Square Error (NMSE) dado pela equação 7.17.

$$NMSE = \sum [x_f - s]^2 / \sum [s]^2 \cdot 100\% \quad (7.17)$$

onde  $x_f$  é o sinal filtrado e  $s$  é o sinal original.

As figuras 7.15, 7.16 e 7.17 mostram os resultados obtidos usando nosso filtro proposto, respectivamente o fator de redução de ruído, o valor da estimação obtida e o valor NMSE.

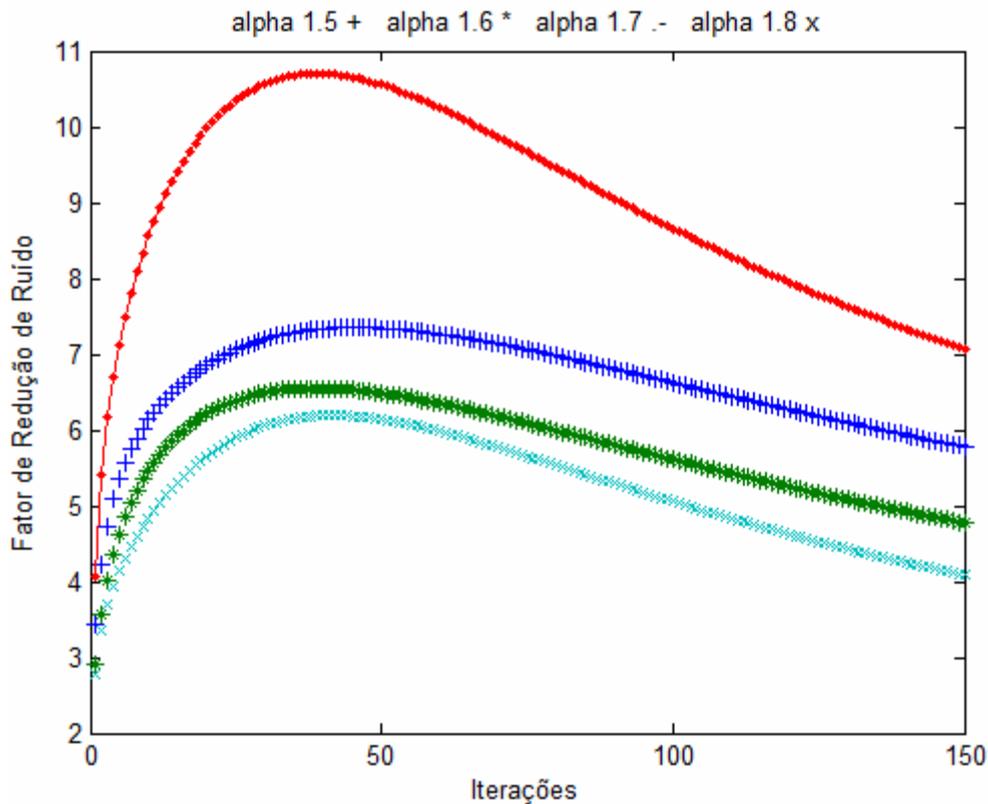


Figura 7.15 – Fator de redução de ruído usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal de ECG (Pander, 2004) com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,5+$ ;  $\alpha=1,6^*$ ;  $\alpha=1,7.-$  e  $\alpha=1,8x$ .

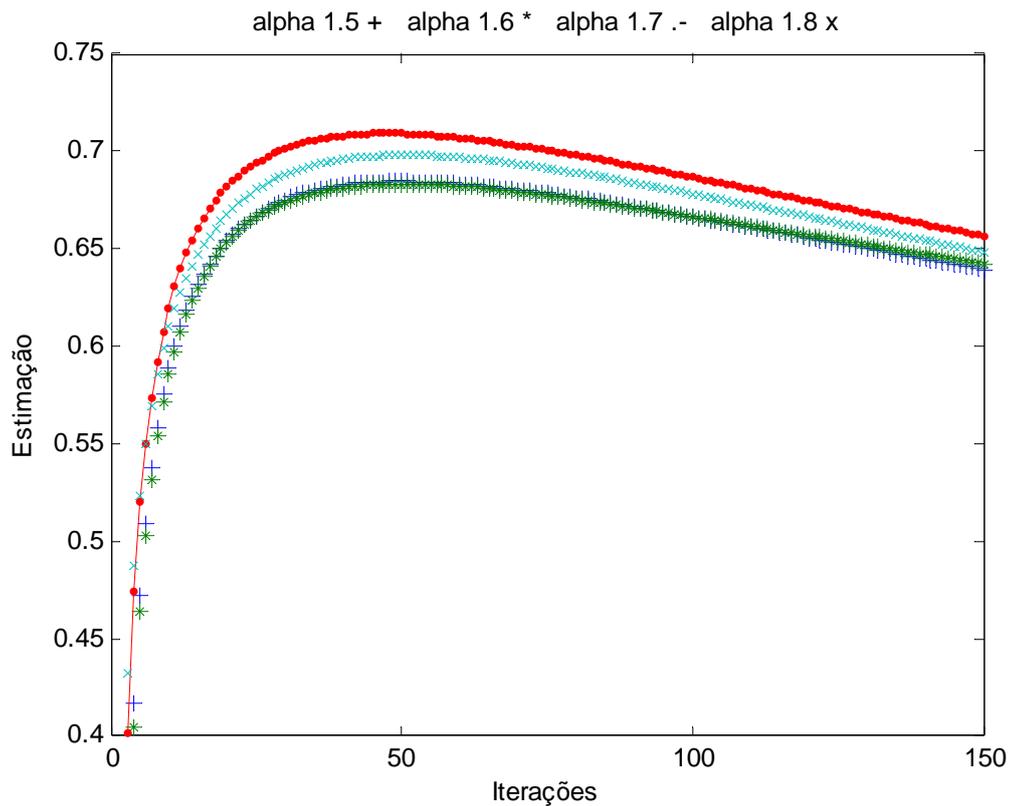


Figura 7.16 – Estimação do tempo de parada, usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal de ECG (Pander, 2004) com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,5+$ ;  $\alpha=1,6^*$ ;  $\alpha=1,7.-$  e  $\alpha=1,8x$ .

Observa-se que o método proposto de filtragem está bem próximo do valor máximo teórico.

Para melhor representatividade do sinal de ruído EMG, (Pander, 2004), sugere usar o valor do coeficiente da distribuição alfa-estável de  $\alpha=\{1,7 \dots 1,8\}$ , especificamente o valor de  $\alpha=1,74$  foi o mais adequado para representar o sinal EMG. Em seu trabalho (Pander, 2004) Pander usou o valor de  $\alpha = 1,8$  e obtém com sua filtragem um valor de NMSE de 0,006078. Com o uso do nosso filtro proposto, aplicado no mesmo sinal de ECG com ruído EMG que Pander usou, obtive-se neste trabalho, para  $\alpha=1,8$  o valor do NMSE de 0,005859 usando o método de parada proposto.

O melhor valor de NMSE obtido teoricamente usando o nosso filtro foi de 0,005782 mostrando ser superior em relação a Pander.

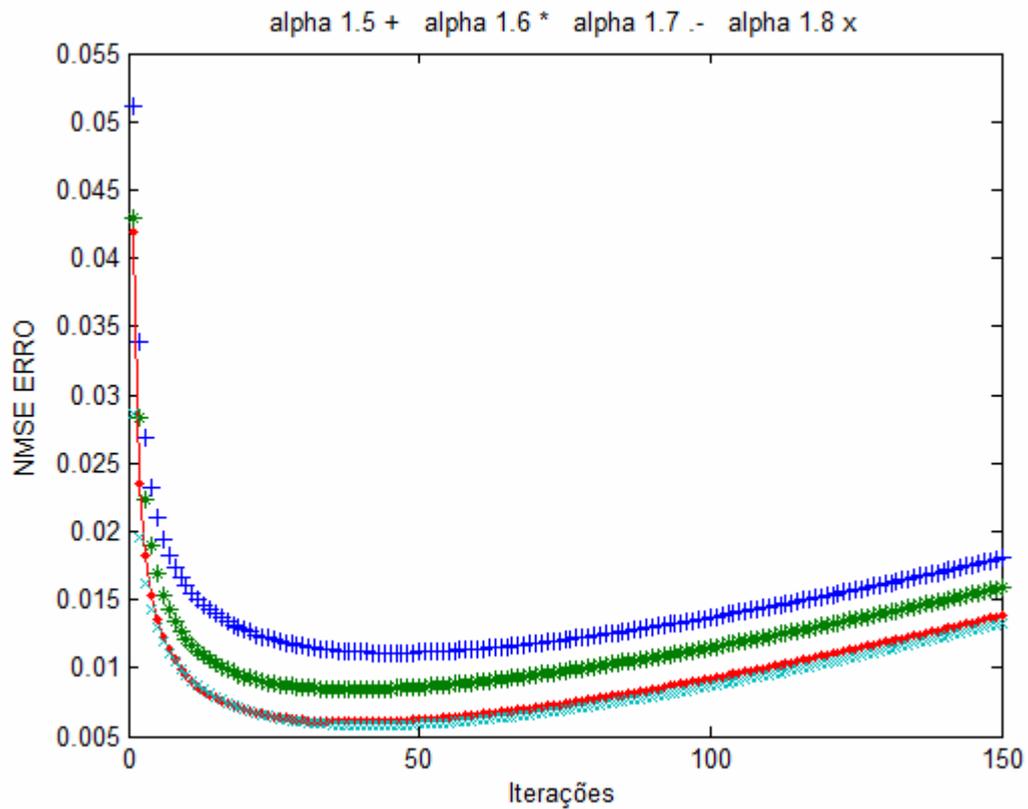


Figura 7.17 – NMSE usando a escala robusta de  $1,8\sigma_e$  com filtro difusão-mediana, tamanho da janela 3, aplicado ao sinal de ECG (Pander, 2004) com EMG sintético contaminado com ruído impulsivo com distribuição alfa-estável com  $\alpha=1,5+$ ;  $\alpha=1,6^*$ ;  $\alpha=1,7.-$  e  $\alpha=1,8x$ .

As tabelas IV e V resumizam os resultados obtidos filtrando-se o sinal de ECG com ruído impulsivo fornecido pelo Dr. Pander.

Tabela IV

FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO QUANDO SE APLICA DIFUSÃO-MEDIANA, COM PERONA-MALIK'S  $g_1$ ,  $1,8\sigma_e$  CONTAMINADO COM RUÍDO IMPULSIVO COM DISTRIBUIÇÃO ALFA-ESTÁVEL 1,5;1,6;1,7 E 1,8 RMS, SINAL FORNECIDO POR (PANDER, 2004).

RUÍDO IMPULSIVO	$\delta$	$\delta$
	FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO ( $T_{MAX\ TEÓRICO}$ )	FATOR DE REDUÇÃO DE RUÍDO ( $T_{MAX\ PRÁTICO}$ )
1,5	7,350 (46)	7,344 (49)
1,6	6,552 (38)	6,483 (50)
1,7	10,700 (39)	10,650 (45)
1,8	6,193 (42)	5,152 (49)

Tabela V

ERRO MÉDIO QUADRÁTICO NORMALIZADO (NMSE) QUANDO SE APLICA DIFUSÃO-MEDIANA, COM PERONAMALIK'S  $g_1$ ,  $1,8\sigma_e$  CONTAMINADO COM RÚIDO IMPULSIVO COM DISTRIBUIÇÃO ALFA-ESTÁVEL 1,5;1,6;1,7 E 1,8 RMS, SINAL FORNECIDO POR (PANDER, 2004).

RUÍDO IMPULSIVO	ERRO MÉDIO QUADRÁTICO NORMALIZADO (NMSE) ( $T_{MAX\ TEÓRICO}$ )	ERRO MÉDIO QUADRÁTICO NORMALIZADO (NMSE) ( $T_{MAX\ PRÁTICO}$ )
1,5	0,011120 (46)	0,011140 (49)
1,6	0,008433 (38)	0,008641 (50)
1,7	0,006028 (39)	0,006085 (45)
1,8	0,005782 (42)	0,005859 (49)

Observamos que os resultados mostrados pelas tabelas IV e V apresentam valores bem próximos ao melhor caso, com pequenas variações de fator de redução de ruído e erro médio quadrático normalizado.

## 8 CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentada a utilização de difusão anisotrópica em conjunto com o filtro mediana para filtrar sinais ruidosos de ECG. Foram testadas três diferentes funções de parada na aresta, concluindo que a função  $g_1$  de Perona-Malik retorna o maior fator de redução de ruído. No entanto, usando a função  $g_1$ , é difícil estimar o número adequado de iterações.

Usando a função de Tukey  $g_3$ , obteve-se o fator de redução de ruído menor. No entanto, não há necessidade de estimar com precisão o número de iterações, porque, neste caso, a difusão pára após algumas iterações. O parâmetro de escala adequado foi obtido a partir da escala robusta.

Os resultados experimentais mostram que a difusão-mediana pode retirar o ruído de sinais de ECG, alterando pouco os detalhes e amplitudes dos acontecimentos, preservando a morfologia do sinal no complexo QRS e também as anomalias (PVCs).

Ressaltamos que o filtro difusão-mediana funciona bem para ruído Gaussiano e também para o ruído alfa-estável (que tem características impulsivas). O principal ruído encontrado em sinais de ECG, adquirido em condição de exercício físico do paciente é o ruído EMG que pode ser modelado como um ruído alfa-estável. Este ruído é eliminado pelo filtro proposto. As baixas frequências do sinal de ECG são preservadas, devido à característica do filtro proposto ser do tipo passa baixas. Um estudo deverá ser realizado sobre a aplicação do filtro proposto em sinais de ECG provenientes de pacientes portadores de marca passo.

Aplicamos o filtro difusão-mediana em um sinal de sensor piezoelétrico com ruído impulsivo representando uma não-homogeneidade do material que está sendo usado. Aplicamos diretamente o filtro difusão-mediana sem usar qualquer método de ajuste de curva. Comparamos a utilização da função de Perona e Malik  $g_1$ , sem filtro mediana e com filtro mediana janela 3, constatando a conveniência de usar mediana-difusão quando há componentes impulsivas no sinal. A amplitude do sinal do sensor foi restaurada de forma mais adequada, além de usarmos o mesmo

número de iterações usado no filtro por difusão anisotrópica sem mediana. Um estudo mais profundo deverá ser realizado relativo ao decaimento exponencial do sinal do sensor ao longo do tempo e do método de restauração do sinal e seu efeito sobre as informações da rugosidade da peça.

Apresentamos um novo método para estimar o número de iterações ótimo da difusão e da difusão-mediana. O nosso método apresentou boa estimação do ponto de parada de difusão em todos os casos, parando a difusão próxima do melhor ponto, porém é necessário conhecer a frequência de corte do sinal a ser filtrado.

Mostramos que se pode usar o método da subtração espectral para determinar a frequência de corte, quando esta não for conhecida. Uma importante característica do método proposto é que este método funciona para sinais contaminados com ruído Gaussiano ou alfa-estável (do tipo impulsivo). Os métodos apresentados na literatura são quase todos para imagens contaminadas com ruído Gaussiano.

## 9 CONTINUIDADE DO TRABALHO

A seguir são apresentadas algumas idéias e sugestões para pesquisas futuras sobre a continuidade do presente trabalho.

O estudo da aplicação do filtro proposto estendido para sinais de ECG provenientes de pacientes com Marca Passo, devido às características impulsivas geradas pelo Marco Passo poderá ser pesquisada futuramente. Neste sentido é importante preservar as informações incorporadas ao sinal de ECG pelo Marca Passos, não podendo filtrá-las para não comprometer a análise clínica.

Uma análise do ponto de parada da filtragem proposta aplicada aos sinais de sensores piezoelétricos obtidos durante usinagem de peças deverá ser realizada para um melhor entendimento do processo de restauração do sinal de decaimento do sensor. Uma segunda pesquisa pode ser uma análise do sinal filtrado, onde o mesmo poderá ser estudado para obtenção de informações da rugosidade da peça usinada.

Um estudo da complexidade computacional do filtro proposto e do método de parada automática apresentado, em relação à complexidade computacional dos outros filtros e métodos de parada poderá ser realizado futuramente.

Desenvolvimento futuro de técnicas de filtragem de sinais com filtro difusão-mediana, proposto neste trabalho, aplicados nos sinais modulados do tipo OFDM, Orthogonal frequency-division multiplexing. Equipamentos como a televisão de alta definição (HDTV) e sistemas de transmissão de dados utilizando a rede elétrica, são sensíveis ao ruído impulsivo. A tecnologia PLC (Power Line Communications), que usa a rede elétrica como meio físico de transporte da informação, pode usar esta modulação OFDM, e é freqüentemente corrompida com ruídos do tipo impulsivo.

Isto pode acontecer quando é ligada uma carga indutiva, como, por exemplo, um motor elétrico na rede de alimentação onde estes equipamentos estão ligados.

O mesmo efeito se observa no sistema HDTV.

A figura 8.1 abaixo mostra um sinal OFDM e a sobreposição do ruído impulsivo. Sistemas de HDTV e sistemas PLC usam modulação OFDM são susceptíveis ao ruído impulsivo. Estamos analisando a possibilidade de filtrar este tipo de ruído com o filtro difusão-mediana apresentado neste trabalho.

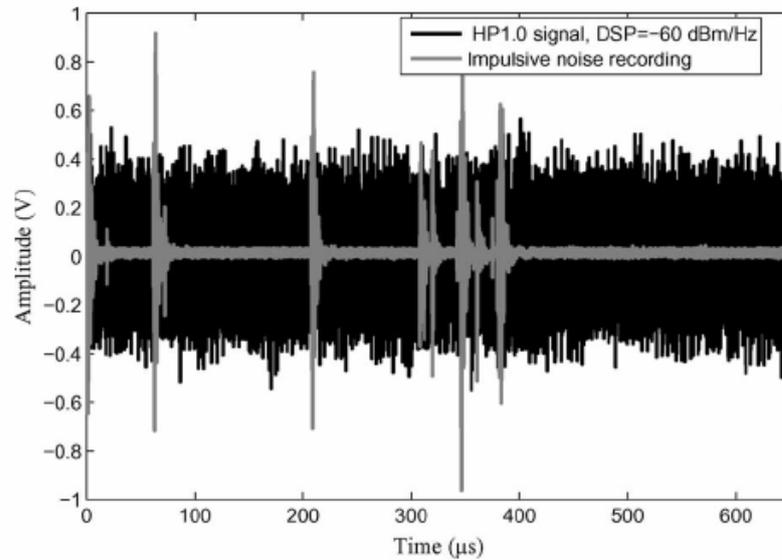


Figura 8.1 – Sinal OFDM e ruídos impulsivos, retirado de (Degardin, 2008)

## REFERÊNCIAS

ABRÃO, A.M. O Desgaste de Ferramenta, as Forças e a Temperatura de Corte na Usinagem do Aço-Rolamento Temperado. *Máquinas e Metais*, v.364, p. 84–97, 1996.

BLACK, M. J.; SAPIRO, G. D.; MARIMONT, H.; HEEGER, D. “Robust Anisotropic Diffusion,” **IEEE Trans. Image Processing**, v. 7, n. 3, p. 421–432, 1998.

BOLL, S. “Suppression of Acoustic Noise in Speech Using Spectral Subtraction,” **Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on**, v. 27, Issue 2, pp.113-120, Apr 1979.

BOVIK, A. *Handbook of Image and Video Processing*, Elsevier Academic Press, 2st edition, 2005.

BOX, G. E.; HUNTER, W.G.; HUNTER, J. S. *Statistics of experimenters an introduction to designs, data analysis and model building*. Wiley, New York, 1978.

CARDOSO, J. F. “Multidimensional Independent Component Analysis,” **Proc. ICASSP’98**, Seattle, WA, 1998.

CARSON, A. B. “Communication Systems, Probability, Random Variables and Random Signal Principles,” McGraw-Hill, 1986.

CHAN, C.; FULTON, R.; CAI, W.; FENG, D. D.; MEIKLE, S. “Minimum Cross-entropy Reconstruction of PET Images with Anatomically Based Anisotropic Median-Diffusion Filtering,” **29th Annual International Conference of the IEEE EMBS**, p. 6527-6530, Aug. 2007.

DARWICH A.; FOKAPU O. “The Effect of Pathologic Cardiac Events on the Spectral content of ECG,” **Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS** Cité Internationale, Lyon, France, p. 221-232, August 23-26, 2007.

DEGARDIN, V.; LIENARD, M.; DEGAUQUE, P.; SIMON, E.; LALY, P.” Impulsive Noise Characterization of In-Vehicle Power Line,” **Electromagnetic Compatibility, IEEE Transactions on**, p.861-868, Nov. 2008.

DELIJAICOV, S. Título: MODELAGEM DAS TENSÕES RESIDUAIS NO PROCESSO DE TORNEAMENTO DURO DE UM AÇO DIN 100CrMn6 E SUAS CORRELAÇÕES COM OS ESFORÇOS DE CORTE, Doutorado em Engenharia Mecânica. Universidade de São Paulo, USP, Brasil Ano de Obtenção: 2004.

FLEMING, M. A. PCBN hard turning and workpiece surface integrity. *Industrial Diamond Review*, p. 128–133, 1998.

FRIESEN, G. M.; JANNETT. T. C.; JADALLAH, M. A.; YATES, S. L.; QUINT, S. R.; NAGLE, H.T. “A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms,” **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**. p. 85-98, no.1, v. 37, January 1990.

GERIG, G.; KUBLER, O.; KIKINIS, R.; JOLESZ, F. A. “Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data,” **IEEE Trans. on Med. Imag.**, v. 11, p. 221–232, 1992.

GILBOA, G. “Nonlinear Scale Space with Spatially Varying Stopping Time,” **IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence**, p. 2175-2187, v. 30, no. 12, December 2008.

GILBOA, G.; SOCHEN, N.; ZEEVI, Y. Z. “Estimation of Optimal PDE-Based Denoising in the SNR Sense,” **IEEE Trans. Image Processing**, v. 15, no. 8, p. 2269-2280, 2006.

GOBBO, D. D.; NAPOLITANO, M.; FAMOURI, P.; INNOCENTI, M. “Experimental Application of Extended Kalman Filtering for Sensor Validation,” **IEEE T. Control Systems Technology**, v. 9, n. 2, p. 376–380, 2001.

LANTIERI, L. C.; BERTOLETT, J. C. “Interpretação Eletrocardiográfica Adulta e Pediátrica,” Artmed Ed., 2006.

LING, H.; BOVIK, A.C. “Smoothing Low-SNR Molecular Images Via Anisotropic Median-Diffusion,” **IEEE T. Medical Imaging**, v. 21, n. 4, p. 377–384, Apr. 2002.

LIU, C. R.; BARASH, M.M. “The Mechanical State of The Sublayer or a Surface Generated by Chip-Removal Process,” *Transactions of the ASME – Journal of Engineering for Industry*, p. 1202–1208, 1976.

KIM, H. Y.; GIACOMANTONE, J. O.; CHO, Z. H. "Robust Anisotropic Diffusion to Produce Enhanced Statistical Parametric Map from Noisy fMRI," *Computer Vision and Image Understanding*, v. 99, p. 435-452, 2005.

KIM, H. Y. "Algoritmos para Processamento e Análise de Imagens", Universidade de São Paulo, Escola Politécnica, Dept. Engenharia de Sistemas Eletrônicos, Laboratório de Processamento de Sinais, 2003.

KIM, H. Y. **ProEikon - Rotinas e programas em C++ para processamento de imagens e visão computacional.** São Paulo, 2006. Disponível em <<http://www.lps.usp.br/~hae/software>>. Acesso em 31 out. 2006.

KOVESI, P., "MatLab Functions for Computer Vision and Image Analysis", Department of Computer Science & Software Engineering, The University of Western Australia, 2003.

MATSUMOTO, Y. "Effect of Hardness on The Surface Integrity of AISI 4340 steel," *Transactions of the ASME – Journal of Engineering for Industry*, v. 108, p.169–175, 1986.

McSHARRY, P. E.; CLIFFORDM, G. D. "Nonlinear Filtering Techniques. Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis," Ed. MIT. p. 171–196, MIT 2004.

MEER, P.; MINTZ, D.; ROSENFELD, A.; KIM, D. Y. "Robust Regression Methods for Computer Vision: A review," *Int. J. Comput. Vis.*, v. 6, p. 59–70, 1991.

MELO, M. A. A. Título: FILTRAGEM DE SINAIS DO ACELERÔMETRO PELA DIFUSÃO ANISOTRÓPICA, Mestrado em Engenharia Elétrica. Universidade de São Paulo, USP, Brasil. Ano de Obtenção: 2004.

MELO, M. A. A.; KIM, H. Y.; NICOLOSI, D. E. C. "Anisotropic Median-Diffusion for Filtering Noisy Electrocardiogram Signals." **30th Annual International IEEE EMBS Conference**, August 20–24, Vancouver, British Columbia, Canada 2008.

MELO, M. A. A.; DELIJAICOV, S.; KIM, H. Y. "Controle dos Sinais de Sensores Piezo-Elétricos Aplicado na Medição das Forças de Corte no Torneamento Duro Usando Combinação de Filtros não Lineares." **CIMMEC 1º Congresso Internacional de Metrologia Mecânica, INMETRO**, Rio de Janeiro, Brasil de outubro de 2008.

MELO, M. A. A.; DELIJAICOV S.; KIM H. Y. "Controle dos Sinais de Sensores Piezo-Elétricos Aplicado na Medição das Forças de Corte no Torneamento Duro." **VIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - VIII SBAI**, Florianópolis – Santa Catarina – Brazil, 2007.

MIT-BIH, "Arrhythmia Database," **Second-Edition, Harvard, August 1992.**  
**Physionet DataBank Available:** ([www.physionet.org](http://www.physionet.org))

NOLOAN, J. P. "Stable Distributions Models for Heavy Tailed Data," Math/Stat Department American University, April, 2008.

MRÁZEK, P.; NAVARA, M. "Selection of Optimal Stopping Time For Nonlinear Diffusion Filtering," *International Journal of Computer Vision* 52(2/3), Kluwer Academic Publishers, p. 189–203, 2003.

MRÁZEK, P. "Selection of Optimal Stopping Time for Nonlinear Diffusion Filtering," In M. Kerckhove (ed.), *Scale-Space and Morphology in Computer Vision*. Third International Conference, Scale-Space, p. 290-298, Vancouver, Canada, 2001.

PANDER, T. P. "A suppression of an impulsive noise in ECG signal processing" **Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS**, p. 596-599 San Francisco, CA, USA September 1-5, 2004.

PAUL, J. S.; REDDY, M. R.; KUMAR, V. J. "A Transform Domain SDV Filter for Suppression of Muscle Noise Artefacts in Exercise ECG's," **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**. p. 654-663, no.5, v. 47, May 2000.

PCB PIEZOTRONICS, "General Signal Conditioning Guide" PCB-G0001E-0303.pdf. Acessado em maio de 2009. ([www.pcb.com](http://www.pcb.com))

PERONA, P.; MALIK, J. "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," **IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell**, v. 12; n. 7, p. 629–634, 1990.

PITAS, I.; VENETSANOPOULOS, A. N. "Order Statistic in Digital Image Processing," **Proceedings of IEEE**, v. 80; n. 12, p. 1893–1921, 1992.

RAMSDEN, E.; DIX, C. "Low-Pass Filtering for Vibration Sensors," *Sensor Technology and Design*, Sensormag, Article 3, p. 1–8, 2003.

RANGARAJAN, A.; BLACK, M. "On the Unification of Line Processes, Outlier Rejection, and Robust Statistics with Applications in Early Vision," **Int. J. Comput. Vis.**, v. 19, p. 57–92, Jul. 1996.

SAMENI, R.; SHAMSOLLAHI, M. B.; JUTTEN, C.; CLIFFORD, G. D. "A Nonlinear Bayesian Filtering Framework for ECG Denoising," **IEEE Transactions On Biomedical Engineering**, p. 2172-2185, v. 54, issue 12, December 2007.

SAMENI, R.; CLIFFORD, G. D.; JUTTEN, C.; SHAMSOLLAHI, M. B. "Multichannel ECG and Noise Modeling: Application to Maternal and Fetal ECG Signals," **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, v. 2007, p.1-14, Article ID 43407, 2007.

SAPIRO, G. "From Active Contours to Anisotropic Diffusion: Relations Between Basic PDE's in Image Processing," in **Proc. ICIP'96**, Lausanne, Switzerland, v. 1, p. 47–480, Sep. 1996.

SCHREIBER, T. D. T. "Nonlinear Noise Reduction for Electrocardiograms," **Chaos**, v. 6, n. 1, p. 87–92, 1996.

SENEL, H.G.; PETERS, R.A.; DAWANT, B. "Topological Median Filters," **Image Processing, IEEE Transactions on**, v. 11, p. 89–104, Issue 2, Feb. 2002.

SHAO, M.; C. L. NIKIAS, "Signal processing with fractional lower order moments: stable processes and their applications," **Proc. of The IEEE**, v. 81, p. 986-1009, no. 7, July 1993,

SOLO, V. "A Fast Automatic Stopping Criterion for Anisotropic Diffusion," **Proc. ICASSP'02**, v. 2, p. 1661–1664, 2002.

SUM, K. W. A.; CHEUNG, P. Y. S. "Stabilized Anisotropic Diffusions," **Proc. ICASSP'07**, v. 1, p. 779–712, 2007.

THAKOR, V.; WEBSTER, J. G.; TOMPKINS, W. J. "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter," **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, p. 702-706, v. BME-31, no.11, November 1984.

UDREA, R. M.; CIOCHINA, S.; VIZIREANU, D. N. "Reduction of Background Noise from affected Speech using a Spectral Subtraction Algorithm based on Masking Properties of the Human Ear," **TELSIKS 2005**, Serbia and Montenegro, Nis, pp. 135-138, September 28 - 30, 2005.

WEICKERT, J. "Non-Linear Diffusion Scale-Spaces: From the Continuous to the Discrete Setting," in **Proc. ICAOS'96**, Paris, France, p. 111–118, Jun. 1996.

WEICKERT, J. "Coherence-enhancing diffusion of colour images," *Image and Vision Computing*, p. 201–212, 1999.

WITKIN, A. P. "Scale Space Filtering: A New Approach to Multi-Scale Description," **Int. Joint Conf. Artificial Intell**; p. 1019–1021, 1983.

XU, X.; MILLER, E.L. "Adaptive Two-Pass Median Filter to Remove Impulsive Noise," **Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on**, v.1, p. 22–25 Sept. 2002.

YAMAUCHI, J.; SHIMAMURA, T. "Noise estimation using high frequency regions for speech enhancement in low SNR," **IEEE Workshop Proceedings Speech Coding**, p. 59-61, Oct 2002.

YIN, Y.; YANG, R.; GABBOUJ, M.; NEUVO, Y. "Weighted median filters: a tutorial," **Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, IEEE Transactions on [see also Circuits and Systems II]: Express Briefs, IEEE Transactions on**; v. 43, Issue 3, p. 157–192, March 1996.

YOU, Y. L.; TANNENBAUM, W. X. A.; KAVEH, M. "Behavioral Analysis of Anisotropic Diffusion in Image Processing," **IEEE Trans. on Image Processing**, v. 5, p. 1539–1553, Nov. 1996.

## APÊNDICE

ARQUIVOS EM CD ANEXO

[www.lps.usp.br/~hae/marcoantonio](http://www.lps.usp.br/~hae/marcoantonio)