

FILTRAGEM DE SINAIS DO ACELERÔMETRO PELA DIFUSÃO ANISOTRÓPICA

Marco A. A. de Melo^{1,2}, Hae Yong Kim¹

¹*Universidade de São Paulo, Escola Politécnica;
Av. Prof. Luciano Gualberto, tr. 3, 158, 05508-900;
São Paulo, SP, Brasil.*

²*Centro Universitário UniFEI, Dept. Eng. Elétrica;
Av. Humberto A. de Castelo Branco, 3142, 09850-901;
São Bernardo do Campo, SP, Brasil.*

E-mails: mant@fei.edu.br, hae@lps.usp.br

Abstract— In this paper, we propose to use the anisotropic diffusion to filter ADXL202E acceleration sensor signals, used in vehicular navigation systems. Motor vibration noise and small collisions suffered by vehicle degrade the original signal. The goal is to restore the original signal, eliminating the noise. Usually, a linear filter is used in this task. We show that the anisotropic diffusion is much more effective than linear filters in this application. We also describe an automatic procedure to choose an adequate parameter of the filter.

Keywords— Anisotropic diffusion, nonlinear filter, acceleration sensor, signal restoration, robust statistics.

Resumo— Neste artigo, propomos o uso da difusão anisotrópica para filtrar os sinais do sensor de aceleração ADXL202E, usado em sistemas de navegação veicular. Os ruídos causados pelas vibrações do motor e pequenas colisões sofridas pelo veículo degradam o sinal do acelerômetro. O objetivo é restaurar o sinal original, eliminando o ruído. Normalmente, um filtro linear é utilizado nesta tarefa. Mostraremos que a difusão anisotrópica é muito mais eficaz do que os filtros lineares para esta aplicação. Também descrevemos como escolher automaticamente o parâmetro adequado do filtro.

Palavras-Chave— Difusão anisotrópica, filtro não linear, sensor de aceleração, restauração de sinais, estatística robusta.

1 Introdução

Os sensores de aceleração são usados em várias aplicações como monitoramento de sistemas mecânicos, alarmes, periféricos de computadores, detectores de velocidade, etc. (Shih, 2001). Os sinais desses sensores costumam estar contaminados por ruídos causados por diferentes interferências.

O filtro linear (do tipo Butterworth de quinta ordem) é normalmente utilizado para filtrar esses ruídos, provavelmente devido à sua popularidade e facilidade de projeto (Ramsden, 2003). Infelizmente, um filtro linear altera os instantes e as amplitudes dos eventos no sinal, obrigando o usuário a assumir um compromisso entre a filtragem de ruído e a distorção do sinal tolerada. Além do filtro Butterworth, outros filtros mais complexos podem ser usados para filtrar sinais de sensores. Por exemplo, Gobbo et al. (Gobbo, 2001) usaram o filtro de Kalman em sinais de sensores de posição e ângulo de um sistema de controle de pêndulo invertido. Basseville e Nikiforov (Basseville, 1993) usaram um filtro baseado em algoritmo de detecção abrupta para monitoramento de sinais sísmicos. Em geral, esses filtros têm custo computacional elevado, inviável em muitas aplicações simples.

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. Por

exemplo, em (Lyon, 1987), o espaço de escala foi usado para o reconhecimento de voz.

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). Para imagens, a difusão anisotrópica é amplamente utilizada para restauração, segmentação e detecção de arestas. A difusão anisotrópica também é utilizada com sucesso para filtrar sinais. Em (Krim, 1999), a difusão anisotrópica de Perona e Malik foi usada para elaboração de um filtro estocástico aplicado em sinais sintetizados artificialmente, contaminados por uma grande variedade de tipos de ruído. Em (Shih, 2003) foi implementado um filtro wavelet baseado na difusão anisotrópica, para fazer uma difusão anisotrópica seletiva em frequência. Ambos os trabalhos têm como objetivo filtrar ruído, usando sinais “step jump” (semelhantes à onda quadrada) unidimensionais sintetizados artificialmente, com pouca ou nenhuma semelhança com os sinais de sensores de aceleração.

Neste trabalho, propomos primeiro usar a difusão anisotrópica para filtrar sinais reais do sensor de aceleração, e em segundo como calcular os parâmetros do filtro proposto. Os resultados experimentais obtidos usando sinais do acelerômetro ADXL202E mostram que a difusão anisotrópica consegue remover o ruído sem deslocar os instantes de ocorrência e as amplitudes dos eventos do sinal, preservando a informação útil contida no sinal (Melo, 2004).

Na formulação de difusão não linear de Perona e Malik, existe uma função chamada parada-na-aresta (edge stopping function) $g(\cdot)$, que controla a intensidade da difusão de acordo com o valor do gradiente do ponto que deve sofrer a difusão. A função parada-na-aresta possui um parâmetro de escala σ que, em conjunto com o valor do gradiente, indica se a difusão deve ser forte ou fraca. A correta escolha da função parada-na-aresta e escala afetam de forma decisiva o resultado da filtragem do sinal.

Neste artigo, fazemos um estudo comparativo de várias funções de parada-na-aresta para filtragem de sinais de acelerômetro, para determinar a mais adequada. Além disso, mostramos como determinar automaticamente uma escala σ conveniente. Para isso, experimentamos duas abordagens: a estatística robusta e aquela utilizada em sistemas de transmissão de informação por pulsos contaminados por ruído gaussiano. Comparamos os erros obtidos usando essas duas estratégias com a escala σ determinada manualmente para obter o erro mínimo, o que permite escolher a melhor estratégia.

2 O Problema

Descrevemos nesta seção o caso de aplicação do acelerômetro de dois eixos ADXL202E no sistema de navegação do automóvel, com base na descrição de (Shih, 2001). Isto ajudará a compreender o problema que queremos resolver.

O acelerômetro está instalado num automóvel e os sinais do sensor são usados para completar a informação proveniente do sistema de posicionamento global (GPS). Os sinais de rádio dos satélites GPS são de alta frequência, o que acarreta alta diretividade e pode ocasionar a perda do sinal no receptor GPS quando, por exemplo, o veículo está sobre um túnel ou numa área de sombra. Quando os dados do GPS não estão confiáveis ou ausentes, o sinal do sensor de aceleração é utilizado para calcular a velocidade do veículo. Esta velocidade é usada pelo sistema de navegação para determinar o deslocamento do veículo a partir do ponto em que o sinal GPS foi perdido, calcular a posição atual do veículo e fazer com que o sistema de navegação prossiga funcionando.

O principal problema no sinal fornecido pelo acelerômetro é o ruído, de modo que é necessário usar um filtro para discriminar a informação do ruído. A figura 1 mostra o sinal do eixo X do acelerômetro ADXL202E num carro que viaja na velocidade de 20 mph. À primeira vista, parece que A e B são colisões correlacionadas, isto é, sofridas pelas rodas dianteiras e traseiras ao atravessar um mesmo obstáculo. Entretanto, $t_B - t_A = 0,076$ segundos, o que resulta numa velocidade de 81 mph (sabe-se que a distância entre os eixos é de 9 pés). Esta informação é comparada com a última velocidade conhecida, chegando à conclusão de que eventos A e B não podem estar correlacionados. Então A e C são emparelhados obtendo $t_C - t_A = 0,317s$, assim como B e

D obtendo 0,304s. Convertendo esses dados em velocidades, obtemos respectivamente 19,4 mph e 20,2 mph, o que é coerente com a velocidade anterior conhecida de 20 mph. A filtragem é necessária para que somente a informação útil, isto é os pontos A, B, C e D, sejam processados, ignorando os ruídos.

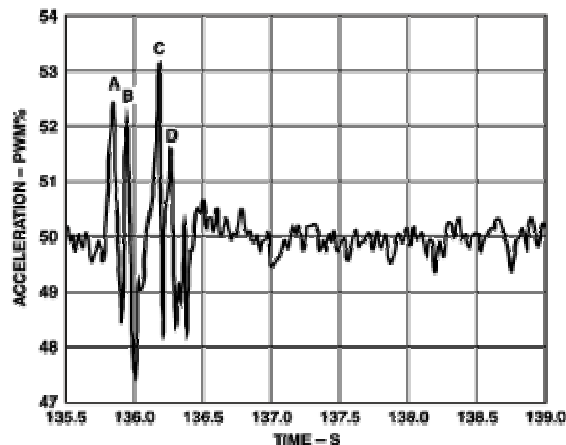


Figura 1. – Sinal do eixo X (horizontal, paralelo à superfície da terra) do acelerômetro instalado em automóvel, usado para o cálculo da velocidade (retirado de Shih, 2001).

3 Difusão Anisotrópica

Perona e Malik apresentam sua equação não linear discreta de difusão anisotrópica em (Perona, 1990):

$$I_s^{t+1} = I_s^t + \frac{\lambda}{|\eta_s|} \sum_{p \in \eta_s} g(\nabla I_{s,p}) \nabla I_{s,p}, \quad i \geq 0 \quad (1)$$

onde:

- I_s^0 é o sinal original no ponto s e I_s^t é o valor do sinal discretizado na iteração t no ponto s .
- $\lambda \in [0,1]$ é um constante escalar que controla a taxa de difusão.
- η_s é o conjunto de vizinhos do ponto s .
- $|\eta_s|$ é o número de vizinhos de s , geralmente dois para sinais e quatro para imagens.

Perona e Malik aproximaram o gradiente $\nabla I_{s,p}$

($p \in \eta_s$) do sinal como:

$$\nabla I_{s,p} = I_p - I_s \quad (2)$$

Listamos a seguir três possíveis funções parada-na-aresta g . Duas foram propostas por Perona e Malik e a terceira por Black et al. (Black, 1998). Esta terceira função está baseada em estatística robusta e por isso espera-se que seja melhor que as outras, que foram projetadas sem uma base teórica sólida.

5 Funções Parada-na-Aresta

A primeira função de Perona e Malik:

$$g_1(x) = \frac{1}{1 + \frac{5x^2}{\sigma^2}} \quad (3)$$

A segunda função de Perona e Malik:

$$g_2(x) = \exp\left[\frac{-2,5x^2}{\sigma^2}\right] \quad (4)$$

A função “Tukey’s biweight” proposta por Black:

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

As constantes 5 e 2,5 foram inseridas para normalizar as funções g_1 e g_2 e facilitar a comparação das três funções. Para isso, foram calculadas as funções de influência ψ das três funções parada-na-aresta g : $\psi(x) = xg(x)$. As duas constantes foram escolhidas de forma a deixar as três funções de influência terem o máximo local no mesmo ponto $x = \sqrt{0,2}$.

4 Determinação da Escala

Como vimos na seção anterior, as funções parada-na-aresta dependem de um parâmetro de escala σ . Testamos duas maneiras de calcular automaticamente esta escala a partir do sinal ruidoso I .

A primeira, denominada escala robusta, está baseada em estatística robusta e foi proposta por (Black, 1998):

$$\begin{aligned} \sigma_1 &= 1,4826 \text{MAD}(\nabla I) \\ &= 1,4826 \text{median}_I \left[\left| \|\nabla I\| - \text{median}_I(\|\nabla I\|) \right| \right] \end{aligned} \quad (6)$$

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 $1/1,4826 = 0,6745$ (Heikkilä, 2003). Calculamos a escala robusta usando a aproximação do gradiente dada por (2).

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 ao sinal do acelerômetro, pois também 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 σ_n . Neste trabalho, testamos a seguinte escala:

$$\sigma_2 = 2\sigma_n \quad (7)$$

Inicialmente, iremos analisar o efeito da escolha da função parada-na-aresta e da escala na filtragem de um sinal semelhante ao do acelerômetro, gerado artificialmente e contaminado com ruído gaussiano.

O uso de um sinal artificial facilita o cálculo do erro cometido pelo filtro, pois neste caso dispomos do sinal sem ruído correspondente com o qual o sinal filtrado pode ser comparado. Usando um sinal real do acelerômetro, não há como calcular o erro, pois não temos acesso ao sinal sem ruído.

O erro entre o sinal filtrado e o sinal sem ruído foi calculado usando a Raiz da Média Quadrática (RMS):

$$\text{RMS}(S, R) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (S_n - R_n)^2} \quad (8)$$

onde:

- S_n é a amostra n do sinal filtrado.
- R_n é a amostra n do sinal original sem ruído.
- N é o número total de amostras dos sinais.

A figura 2 mostra o sinal original sem ruído gerado artificialmente e a figura 3 mostra esse sinal contaminado com ruído gaussiano com desvio-padrão de 0,2315. O sinal original e o sinal com ruído foram amostrados em 50 Hz. O erro RMS entre os dois sinais é 0,2314. Portanto, se o erro de algum sinal filtrado for maior que esse valor, esse filtro estará introduzindo mais erro, em vez de atenuar o ruído. As escalas σ_1 e σ_2 foram calculadas e são respectivamente 0,198 e 0,463.

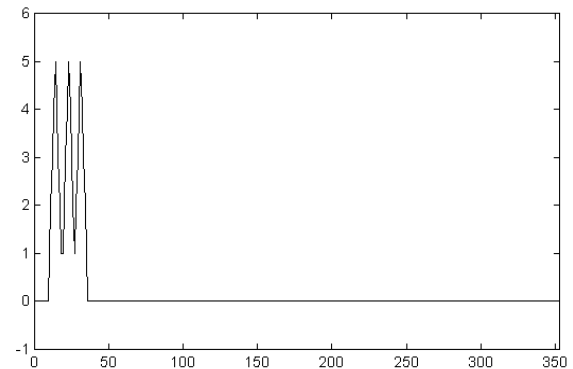


Figura 2. – Sinal teste sem ruído, gerado artificialmente.

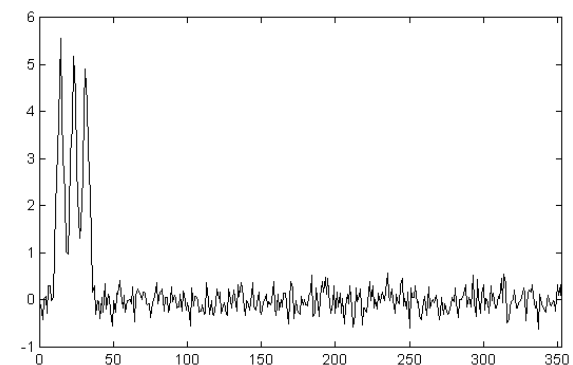


Figura 3. – Sinal teste com ruído gaussiano.

Os erros obtidos com a filtragem do sinal por difusão anisotrópica usando as funções parada-na-aresta g_1 , g_2 e g_3 são mostrados nas tabelas 1 e 2. Na tabela 1 foram feitas 50 iterações da equação (1) e na tabela 2 foram feitas 100 iterações. Para cada função, são mostrados 3 erros obtidos usando as escalas σ_1 , σ_2 e a escala ótima σ^* escolhida manualmente para obter o menor erro RMS.

Conforme esperado, em ambos os casos o menor erro foi obtido usando a função de Tukey. A função de Perona-Malik g_2 também gerou erros baixos, bastante próximos aos de Tukey. A figura 4 mostra o sinal filtrado com a melhor qualidade. Pode-se notar que a informação útil foi preservada, ao mesmo tempo em que os ruídos indesejáveis foram eliminados.

Utilizando a função g_1 , os erros aumentaram de 50 para 100 iterações (tabelas 1 e 2 para as escalas fixas σ_1 e σ_2). Isto é causado pela não-convergência do processo de difusão anisotrópica, quando se utiliza a função g_1 . Neste caso, se o número de iterações for muito grande, o sinal filtrado convergirá para um sinal com amplitude constante. A figura 5 mostra esse processo, onde os pulsos tiveram os picos decepados após 100 iterações.

Por outro lado, utilizando a função g_3 os erros diminuíram ligeiramente (para as escalas fixas σ_1 , σ_2 e σ^*) quando o número de iterações aumentou. O processo de difusão anisotrópica usando g_3 converge para um sinal otimamente filtrado, de forma que a saída não se altera após um número suficiente de iterações. A função g_2 é muito parecida com g_3 , mas mesmo assim observa-se um pequeno aumento de erro ao aumentar o número de iterações (para σ_2).

A partir da tabela 2, podemos extrair as seguintes regras empíricas para calcular a escala ótima σ^* da difusão anisotrópica utilizando a função g_3 :

$$\sigma^* = \frac{0,593}{0,198} \sigma_1 = 3,00 \times \sigma_1 \quad (9)$$

$$\sigma^* = \frac{0,593}{0,463} \sigma_2 = 1,28 \times \sigma_2 \quad (10)$$

Tabela 1. – Erro RMS obtido filtrando o sinal da figura 3 pela difusão anisotrópica com 50 iterações, com diferentes funções parada-na-aresta e diferentes escalas.

	Perona-Malik g_1 (eq. 4)	Perona-Malik g_2 (eq. 5)	Tukey g_3 (eq. 6)
$\sigma_1 = 0,198$	0,12103	0,19114	0,22150
$\sigma_2 = 0,463$	0,19084	0,11196	0,10764
Escala ótima σ^* .	0,10565 ($\sigma^* = 0,142$)	0,09269 ($\sigma^* = 0,374$)	0,08968 ($\sigma^* = 0,594$)

Tabela 2. – Erro obtido com 100 iterações.

	Perona-Malik g_1 (eq. 4)	Perona-Malik g_2 (eq. 5)	Tukey g_3 (eq. 6)
$\sigma_1 = 0,198$	0,13658	0,18285	0,22145
$\sigma_2 = 0,463$	0,26024	0,12009	0,10351
Escala ótima σ^* .	0,10303 ($\sigma^* = 0,099$)	0,09393 ($\sigma^* = 0,382$)	0,07957 ($\sigma^* = 0,593$)

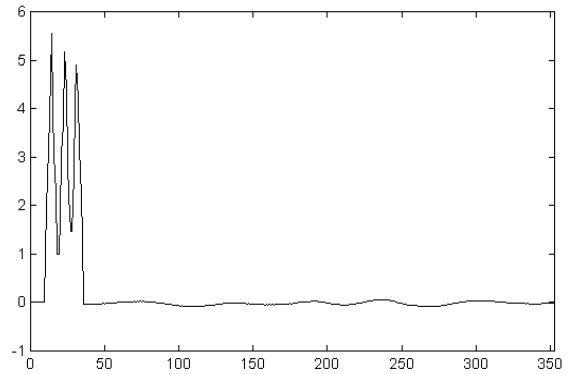


Figura 4. – O sinal filtrado com o menor erro RMS (0,07957) foi obtido usando função de Tukey g_3 , com escala ótima $\sigma^*=0,593$. A escala ótima estava bastante próxima de $\sigma_2=0,463$ obtida automaticamente.

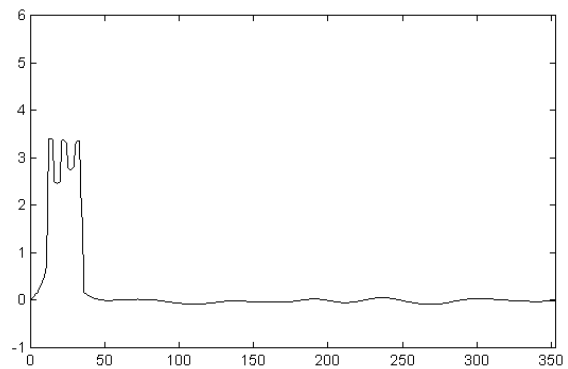


Figura 5. – O sinal filtrado pela difusão anisotrópica usando função de Perona e Malik g_1 apresenta alta distorção quando o número de iterações é grande (100 iterações e escala $\sigma_2 = 0,463$).

A figura 6 mostra o sinal filtrado pelo filtro linear Butterworth passa-baixas de quinta ordem, com frequência de corte de 5 Hz. Variamos a frequência de corte até encontrar aquela onde o erro era mínimo. O sinal filtrado mostra uma forte distorção, alterando a amplitude e o instante de ocorrência dos picos do sinal. Esta distorção está refletida na alta taxa de erro RMS obtido (0,66135), mais que 8 vezes maior do que o menor erro obtido com a difusão anisotrópica (0,07957) e maior até que o erro do sinal ruidoso original (0,2314).

Também testamos o desempenho do filtro linear média móvel. Este filtro passa-baixas é bastante popular devido a sua simplicidade (Sayers, 1997). Consiste em calcular a média aritmética dos valores dos pontos vizinhos:

$$S_n = [Q_{n-1} + Q_n + Q_{n+1}]/3 \quad (11)$$

onde S_n é o sinal filtrado e Q_n é o sinal original com ruído. O erro RMS obtido foi 0,15449.

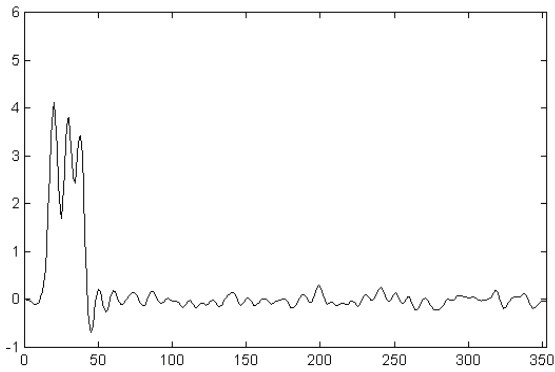


Figura 6. – Sinal filtrado pelo Butterworth com frequência de corte (5 Hz) apresentou erro RMS de 0,66135, mais que 8 vezes maior que o menor erro da difusão anisotrópica.

6 Aplicação dos Filtros

Nesta seção, mostraremos os resultados obtidos pela filtragem de sinal real do acelerômetro. A qualidade da filtragem deverá ser avaliada apenas visualmente, pois não é possível calcular o erro RMS, uma vez que não dispomos do sinal original sem ruído. O sinal original está mostrado na figura 7 e foi fornecido pela Analog Devices. As escalas σ_1 e σ_2 calculadas a partir desse sinal foram respectivamente 0,1927 e 0,506. Usando equações (9) e (10), obtemos os valores candidatos para a escala ótima de 0,578 e 0,648, respectivamente. A figura 8 mostra o sinal filtrado usando a função g_3 com escala $\sigma=0,648$. A filtragem limpou fortemente o sinal, permitindo inclusive distinguir duas colisões na região final do sinal, difíceis de serem visualizadas no sinal original.

A figura 9 mostra o sinal filtrado pelo filtro Butterworth, de quinta ordem, com frequência de corte de 5 Hz. Observamos que esta filtragem elimina as informações contidas na amplitude e no instante de ocorrência dos pulsos.

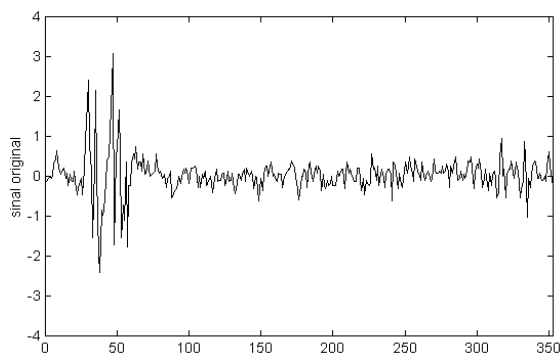


Figura 7. – Sinal original do sensor ADXL202E.

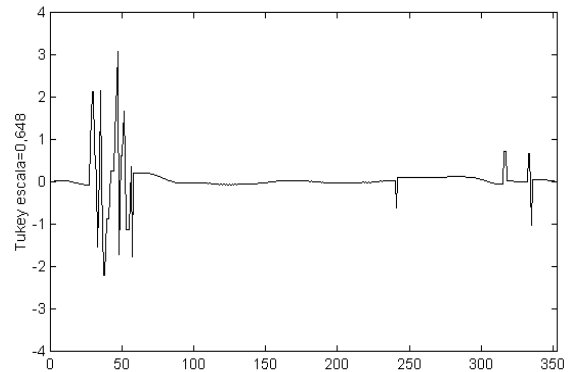


Figura 8. – Sinal filtrado pela difusão anisotrópica usando a função parada-na-aresta de Tukey, 100 iterações, e $\sigma = 0,648$.

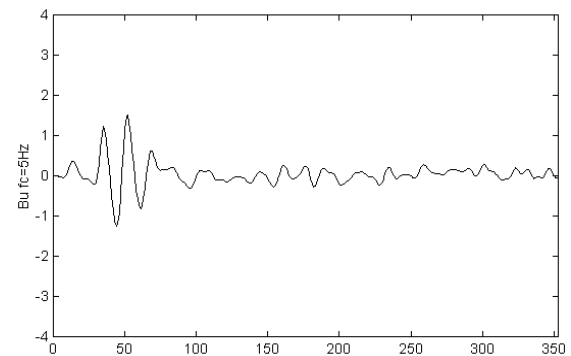


Figura 9. – Sinal obtido pelo filtro Butterworth com frequência de corte de 5 Hz.

7 Conclusões

A difusão anisotrópica foi aplicada com sucesso para filtrar os sinais provenientes do sensor de aceleração ADXL202E. Mostramos que os filtros lineares não são adequados nesta aplicação, pois distorcem a amplitude e a posição dos pulsos, que constituem a informação útil do sinal do sensor. Testamos três funções parada-na-aresta e concluímos que a função de Tukey, proposta para ser usado na difusão anisotrópica por Black et al., é o mais adequado. Mostramos como é possível calcular automaticamente uma escala adequada para a difusão anisotrópica.

Agradecimentos

Gostaríamos de agradecer ao Centro Universitário UniFEI, que disponibilizou recursos para este trabalho; aos alunos do grupo de DSP do UniFEI, Fernando Monteiro e Roberto Borges Kerr Junior; à Analog Devices, representada no Brasil pela Alphatec, por ceder os dados reais do acelerômetro; e ao CNPq pelo apoio financeiro parcial deste trabalho através do processo 300689/1998-5.

Referências Bibliográficas

- Basseville, M. and Nikiforov, I. V. (1993). *Detection of Abrupt Changes: Theory and Application*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Black, M. J; Sapiro, G; Marimont, D. H. and Heeger, D. (1998). Robust Anisotropic Diffusion. *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol. 7, No. 3; pp. 421-432.
- Carlson, A. B. (1986). *Communication Systems, Probability, Random Variables and Random Signal Principles*. McGra-Hill.
- Gobbo, D. D; Napolitano, M; Famouri, P. and Innocenti, M. (2001). Experimental Application of Extended Kalman Filtering for Sensor Validation. *IEEE Transaction on Control Systems Technology*, Vol. 9, No. 2; pp. 376-380.
- Heikkilä, J. (2003). *Robust Regression*, Graduate Course on Advanced Statistical Signal Processing. Information Processing Laboratory, Department of Electrical Engineering, P.O. Box 4500, 90014 University of Oulu, jth@ee.oulu.fi.
- Krim, H. and Bao, Y. (1999). A Stochastic Diffusion Approach to Signal Denoise. *IEEE International Conference on ICASSP '99*, Vol. 4; pp. 1773-1776.
- Lyon, R. F. (1987). Speech Recognition in Scale Space. *IEEE International Conference on ICASSP '87*, Vol. 12; pp. 1265-1268.
- Melo, M. A. A. (2004). *Filtragem de sinais do Acelerômetro pela Difusão Anisotrópica*. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos, Escola Politécnica da USP.
- Perona, P. and Malik, J. (1990). Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, Vol. 12; No. 7; pp. 629-634.
- Ramsden, E. and Dix, C. (2003). "Low-Pass Filtering for Vibration Sensors" - Sensor Technology and Design, *Sensormag 2003*, Article 3; pp. 1-8.
- Sayers, M. W. and Karamihas, S. M. (1997). *The Little Book of Profiling*, Basic Information about Measuring and Interpreting, Road Profiles.
- Shih, C. C. A. and Liao, H. Y. M. (2003). A New Iterated Two-Band Diffusion Equation: Theory and its Application. *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol. 12, No. 4; pp. 466-476.
- Shih, P. and Weinberg, H. (2001). "A Useful Role for the ADXL202 Dual-Axis Accelerometer in Speedometer-Independent Car Navigation Systems" - *Analog Devices, Analog Dialogue*, Vol. 35, No. 4; pp. 1-3.
- Witkin, A. P. (1983). "Scale Space Filtering: A New Approach to Multi-Scale Description" - *Int. Joint Conf. Artificial Intell*; pp. 1019-1021.