

### Artigo Original

Recebido em 31/03/2009, aceito em 26/11/2009

## **Análise comparativa de desempenho das transformadas *Wavelet* e Hilbert na detecção do QRS em ECG**

*Performance comparison analysis of Wavelet and Hilbert transforms for QRS detection in ECG*

**João Paulo do Vale Madeiro\***

**Paulo César Cortez**

**João Alexandre Lôbo Marques**

Laboratório de Engenharia de Sistemas de Computação

Departamento de Engenharia de Teleinformática

Universidade Federal do Ceará

Alameda Ana Elisa, Quadra 02, N° 55, Cidade 2000

60190-130 Fortaleza, CE – Brasil

E-mail: joaopaulo@deti.ufc.br

joaopaulomadeiro@gmail.com

\*Autor para correspondência

### Resumo

O processo de detecção do complexo QRS é o primeiro passo de um processo de extração de parâmetros do sinal eletrocardiograma (ECG) em sistemas de auxílio ao diagnóstico médico. O presente trabalho apresenta resultados detalhados de comparação da aplicação de duas transformadas matemáticas, *Wavelet* e Hilbert, em um algoritmo de detecção de QRS em termos de taxas de detecções corretas (sensibilidade e preditividade positiva) e de uma medida de frequência de recorrência a processos de filtragem (pré-processamento). Uma abordagem inovadora é implementada, na qual as rotinas de filtragem são inseridas dentro do estágio de decisão, ou seja, é realizada a supressão da etapa de pré-processamento. As transformadas são aplicadas no algoritmo, que é baseado em um limiar adaptativo, com o objetivo de realçar, apenas quando necessário, os picos (pontos fiduciais) do QRS. Em uma primeira abordagem, apenas a transformada *Wavelet* é utilizada neste realce e, numa segunda abordagem, a transformada de Hilbert é inserida em série à aplicação da *Wavelet* em dois possíveis arranjos. São realizados experimentos dos algoritmos sobre os exames da base de dados *Arrhythmia Database*, pertencente ao conjunto de bases de dados do MIT-BIH. É composta por 48 gravações de ECG com duração de trinta minutos, amostrados a uma frequência de 360 Hz com resolução de 4,88  $\mu$ V sobre uma faixa de variação de 10 mV. Ao todo, contabilizam-se 109.662 complexos QRS. Taxas de 98,85% de sensibilidade e 95,10% de preditividade positiva são obtidas com a aplicação exclusiva da transformada *Wavelet*, enquanto que 98,89% de sensibilidade e 98,52% de preditividade positiva são obtidas com a aplicação em série das transformadas *Wavelet* e de Hilbert.

**Palavras-chave:** Eletrocardiograma (ECG), Complexo QRS, Transformada *Wavelet* (TW), Transformada de Hilbert (TH).

### Abstract

The process of QRS detection is the first stage of a greater process: the feature extraction in the electrocardiogram (ECG). This work presents detailed results on the performance of two mathematical transforms, Hilbert and Wavelet, which are applied in QRS detection. The evaluation parameters are the detection rates and a measure of frequency of recurrence to filtering processes. An innovative approach is implemented: the filtering routines are inserted in the decision stage, i.e. the preprocessing stage is removed. The algorithm is based on adaptive threshold technique and the two transforms are applied in order to emphasize, only when necessary, the QRS fiducial points. In a first approach, only the Wavelet transform is applied, and in a second approach, the Hilbert transform is inserted before the Wavelet transform or after it. We evaluate these approaches on the well-known MIT-BIH Arrhythmia Database. It contains 48 half-hour recordings of annotated ECG with a sampling rate of 360 Hz and 4.88  $\mu$ V resolution over a 10 mV range, totaling 109,662 QRS complexes. Sensitivity rates of 98.85% and 98.89% are respectively attained when the Wavelet transform is applied in the filtering processes and both Hilbert and Wavelet transforms are applied. Predictability rates of 95.10% and 98.52% are also attained respectively using Wavelet transform and the simultaneous application of Hilbert and Wavelet transforms in the filtering processes.

**Keywords:** Electrocardiogram (ECG), QRS complex, Wavelet Transform (WT), Hilbert Transform (HT).

## Extended Abstract

### Introduction

A generalized scheme for QRS detection in ECG waveforms, developed by the first systems and now shared by many algorithms, is divided into a preprocessing or feature extraction stage, including linear and nonlinear filtering, and a decision stage including peak detection and decision logic (Kohler et al., 2002).

As examples of linear transformations, we emphasize Wavelet and Hilbert transforms, which are used at this work. The Wavelet transform, which is explored since the 90's, remains as the favorite tool of time-frequency analysis (Addison, 2005). Through the application of DWT (Discrete Wavelet Transform), different approaches search for critical points, e.g. "maximum modulus lines" exceeding some thresholds at different scales (Martínez et al., 2004). Hilbert transform, also used since the 90's, is applied on the calculus of signal envelope and it is usually preceded by a derivative filter (Arzeno et al., 2008; Benitez et al., 2001). The effects of the Hilbert transform have been explained in terms of its odd symmetry property and signal envelope. The odd-phase component of the filter provides a rectification of the differentiated ECG signal in order to identify the QRS peaks while the uniform magnitude of the filter ensures that necessary information of the QRS complexes is preserved (Arzeno et al., 2008).

An innovative methodology is proposed in this work where we seek to abolish the preprocessing stage, pointed as an essential prerequisite by the literature of software QRS detection algorithms. Instead of filtering the entire length of the signal, the application of Hilbert and Wavelet transforms is inserted into the decision stage. Free of any preprocessing, the ECG signal is the input information of the decision stage, except for an initial interval, lasting about 10 seconds. This initial interval is preprocessed in the training stage, which applies Hilbert and Wavelet transforms, as illustrated in the block diagram of Figure 1.

The analysis stage is based on an adaptive threshold and a previous knowledge of QRS complex statistics, which is provided by the training stage: average amplitude of the QRS fiducial points and average and standard deviation of intervals between beats. We only apply filtering, through Hilbert and Wavelet transforms, in certain regions of the signal, which are identified by a subsequent decision routine, in order to correct possible failures of the adaptive threshold: false-positive or false-negative.

In this paper, two approaches for QRS detection are applied over the ECG signal, without the implementation of filtering on the complete signal, but only in certain segments, which are identified by the algorithms. The first approach uses the Wavelet transform, which is applied simultaneously with the adaptive threshold technique. The second approach performs consecutive applications of Wavelet and Hilbert transforms in two possible arrangements and they are also applied simultaneously with the adaptive threshold technique. Performances of the two approaches are compared through experimental tests over Arrhythmia database (MIT-BIH, 2009).

### Results and Discussion

Performing simulation tests over a universe of 109,506 beats from Arrhythmia database, along with the registers 100-124 and 200-234, we obtain the results summarized in Tables 1, 2 and 3. The average percentage of preprocessed samples is illustrated in Table 4 for each range of tolerance  $(\lambda_1, \lambda_2)$ : (-1,1), (-1.5, 1.5) and (-2,2).

Adaptive threshold technique, applied together Hilbert and Wavelet transforms, allows obtaining high QRS detection rates. By increasing the range of tolerance  $(\lambda_1, \lambda_2)$ , it decreases frequency of recurrence to filtering because the probability that computing parameter TD between  $\lambda_1$  and  $\lambda_2$  becomes greater, e.g. the probability of accepting a peak detected by adaptive threshold as a QRS fiducial point. Comparing Tables 1 and 2, we observe that sensitivity and positive predictability increase by decreasing the frequency of recurrence to filtering processes. About Tables 2 and 3, sensitivity and positive predictability rates increase in the third method of application of the transforms by decreasing the frequency of recurrence to filtering processes.

The maximum sensitivity and positive predictability rates are obtained with the arrangement  $(\lambda_1, \lambda_2) = (-1.5, 1.5)$ , the thresholds of the range of tolerance, as 98.89% and 98.52%, respectively, when HT is applied previously WT in the filtering routines.

The algorithm achieves a performance gain when HT is inserted in the filtering routines, which are performed in a previous analysis using only Wavelet transform. It is observed the reduction of false-positives in the three arrangements of  $(\lambda_1, \lambda_2)$ . The number of false-negatives also decreases for two of three arrangements of  $(\lambda_1, \lambda_2)$ , (-1.5,1.5) and (-2,2), by applying Hilbert transform before Wavelet transform.

### Conclusion

In this work we compare two methods of QRS detection in the context of suppressing preprocessing stage. The approaches combine the adaptive threshold technique with the application of Hilbert and Wavelet transforms. Both methods allow obtaining high detection rates (sensitivity and positive predictability) when algorithms are tested over MIT-BIH Arrhythmia database. Results indicate that the suppression of filtering processes eventually enables the detection of beats which are not detected when filtering routines are performed. Moreover, in the overall analysis of the Arrhythmia database, it is observed that the recurrence to filtering processes remains below 44% of the samples, when only WT is used, and 62% of the samples, when both HT and WT are used.

The insertion of HT in the second approach results in gain of robustness in face of changes of QRS morphology and heart rate, noise or artifacts. The mathematical properties, that make it an appropriate tool for detecting changes in real time series, enable it to enhance the QRS complex compared to other characteristic waves and the various types of noises and artifacts.

As future work, it can be considered alternative approaches of filtering techniques within the same context of suppressing preprocessing stage, such as derivative filters, quadratic functions and digital band-pass filters. Furthermore, we will use the combination of WT and HT for the enhancement and segmentation of the other characteristic waves: P and T waves.

## Introdução

As doenças cardíacas constituem a principal causa de mortalidade em muitos países. Segundo a Sociedade Brasileira de Cardiologia (SBC, 2003), o eletrocardiograma (ECG) é considerado padrão-ouro para o diagnóstico não-invasivo de arritmias e distúrbios de condução. Entretanto, a numerosa quantidade de informações de diferentes naturezas torna a sua análise visual extremamente dificultosa e imprecisa (Madeiro, 2007). Surge, então, a necessidade do desenvolvimento de sistemas automáticos, devidamente validados, para o processamento e extração de parâmetros do sinal ECG. A detecção do QRS é o primeiro passo de um processo complexo, que resulta na segmentação das ondas características (Madeiro *et al.*, 2007). Considerando-se que estas ondas características apresentam morfologia variante no tempo, sujeitando-se a condições fisiológicas e à incidência de ruídos/artefatos, o desenvolvimento de algoritmos para a sua segmentação é uma tarefa desafiadora.

Uma estrutura generalizada para a detecção de QRS, usada pelos primeiros sistemas projetados e atualmente adotada pela maioria dos algoritmos, apresenta uma estrutura de duplo-estágio: estágio de pré-processamento, geralmente incluindo filtragem linear seguida por uma transformação não-linear, e estágio das regras de decisão (Kohler *et al.*, 2002).

Como exemplos de transformação não-linear podem ser citados operações de envelope (Benitez *et al.*; 2001, Illanes-Manriquez e Zhang, 2008), que correspondem à raiz quadrada da soma dos quadrados de dois sinais transformados, o quadrado de uma operação de diferenciação (Arzeno *et al.*, 2008) ou mesmo a soma dos quadrados das diferenças entre amostras correspondentes às saídas de diferentes filtros digitais (Kohler *et al.*, 2002).

Dentre as ferramentas de pré-processamento e de transformação linear, destacam-se as transformadas *Wavelet* e de Hilbert, aplicadas neste trabalho. A transformada *Wavelet*, aplicada desde a década de 90, continua sendo proposta junto a uma variedade de metodologias. Através da aplicação da DWT (Transformada *Wavelet* Discreta), os métodos buscam por pontos críticos, isto é, valores de máximo em módulo, ultrapassando um determinado limiar, em duas ou mais escalas (Addison, 2005). O parâmetro de limiar é atualizado durante a análise, de forma a se obter um melhor desempenho frente a variações repentinas de amplitude do QRS, artefatos oriundos de atividades musculares ou de captação do sinal. Ainda como fase posterior à detecção dos picos pelo limiar

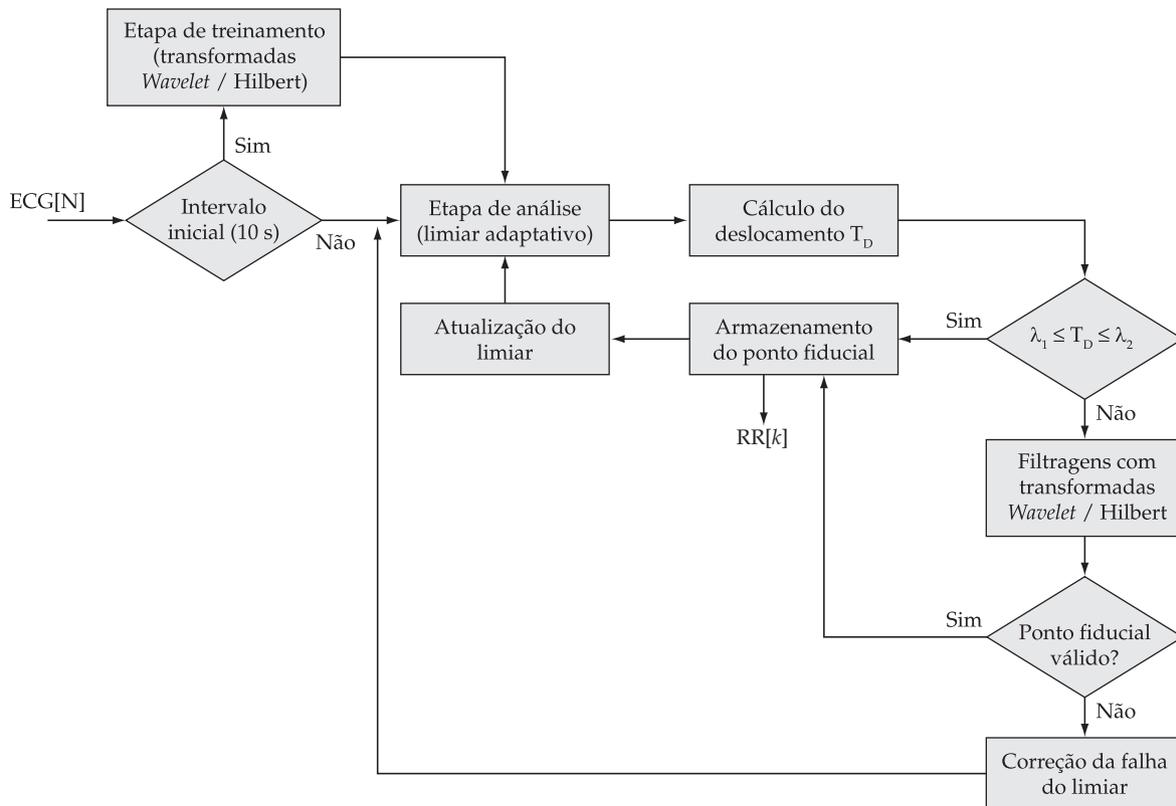
adaptativo, ondas R redundantes ou picos de ruído são removidos (Ghaffari *et al.*, 2008). Na metodologia desenvolvida por Martínez (Martínez *et al.*, 2004), o complexo QRS está associado, em versões escalonadas específicas da transformada *Wavelet* do sinal, a pares de picos de máximo e de mínimo.

A transformada de Hilbert, também utilizada desde a década de 90, é empregada no cálculo do envelope de sinal e geralmente vem precedida de um filtro diferenciador (Benitez *et al.*, 2001, Arzeno *et al.*, 2008). Os efeitos da transformada de Hilbert têm sido explicados em termos de suas propriedades de simetria ímpar e de envelope de sinal. Se esta transformada é aplicada diretamente sobre o sinal ECG ou sobre o sinal transformado por um filtro passa-banda, o ponto fiducial de complexo QRS associa-se a um cruzamento por zero na transformada de Hilbert. No caso de ser aplicada sobre a saída de um filtro diferenciador, as ondas R são mapeadas similarmente como picos na saída do transformador de Hilbert. Sua propriedade de não alterar as amplitudes dos componentes de frequência do sinal de entrada, mas apenas a fase, assegura que os conteúdos de informação necessária do complexo QRS sejam preservados (Arzeno *et al.*, 2008).

Uma metodologia inovadora é proposta neste trabalho, buscando suprimir o estágio de pré-processamento, como encontrado comumente na literatura, ao qual todo o sinal é submetido. Ao invés do emprego das técnicas de filtragem sobre toda a extensão do sinal, a aplicação das transformadas *Wavelet* e de Hilbert é transferida para dentro do estágio de decisão, sendo aplicadas somente se necessário.

O sinal ECG original, livre de qualquer pré-processamento, constitui a informação de entrada do estágio de decisão, com exceção de um intervalo inicial, com duração aproximada de 10 segundos. Este intervalo inicial é processado pela Etapa de Treinamento, que o filtra através das referidas transformadas, como ilustrado no diagrama de blocos da Figura 1.

A Etapa de Análise é baseada em um limiar adaptativo e em conhecimento inicial das estatísticas dos complexos QRS através da Etapa de Treinamento: média das amplitudes dos pontos fiduciais de QRS, média e desvio-padrão dos intervalos entre batimentos. Quando discrepâncias relacionadas aos intervalos R-R são detectadas, baseado na variação dos intervalos entre batimentos armazenados e num intervalo de confiança definido pelos limiares  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$ , janelas são selecionadas para a aplicação da transformada *Wavelet*, na primeira abordagem, e das transformadas *Wavelet* e de Hilbert, na segunda abordagem. Buscam-se com



**Figura 1.** Diagrama de blocos com os processos envolvidos no algoritmo proposto de detecção de QRS. **Figure 1.** Block diagram with the processes which compose the proposed algorithm for QRS detection.

isto dois objetivos: emprego das técnicas de filtragem com parâmetros variáveis, de acordo com a morfologia do complexo QRS e as possíveis doenças presentes, e supressão de processos de filtragem quando estes não são necessários.

A metodologia apresentada é inédita na literatura pesquisada, em relação à extração de parâmetros do ECG, bem como à supressão do estágio de pré-processamento. Este estágio tem sido apontado como um pré-requisito indispensável no processo de detecção de QRS (Kohler *et al.*, 2002). Embora o custo computacional, decorrente do pré-processamento, não seja uma questão central neste processo, resultados demonstram ser possível utilizar exclusivamente elementos de decisão como o limiar adaptativo, sem qualquer recorrência a processos de filtragem, dadas certas circunstâncias de qualidade do sinal e de morfologia predominante do QRS.

Neste trabalho são empregadas duas abordagens de análise do sinal ECG sem a realização de filtragem sobre o sinal completo, mas apenas em trechos específicos, identificados pelos algoritmos.

A primeira abordagem utiliza a técnica da transformada *Wavelet* aplicada em conjunto à técnica do limiar adaptativo. A segunda abordagem realiza apli-

cações consecutivas das transformadas *Wavelet* e de Hilbert em dois possíveis arranjos, também em comum à técnica do limiar adaptativo.

O desempenho das duas abordagens é comparado através de experimentos sobre uma base de dados pública, denominada *Arrhythmia database* do MIT-BIH (2009). São comparadas as detecções automáticas, realizadas pelo algoritmo, dos prováveis pontos fiduciais de QRS com as marcações manuais de referência, realizadas por especialistas médicos e disponíveis em arquivos. São, então, calculadas as taxas de acerto, sendo também medido o percentual médio de amostras pré-processadas dos sinais.

A principal motivação deste trabalho é a demonstração, através do uso das ferramentas específicas de transformada *Wavelet* e transformada de Hilbert, aplicadas dentro do estágio das regras de decisão, sobre os exames da base *Arrhythmia database* do MIT-BIH, de que o completo pré-processamento do sinal ECG como etapa inicial no processo de detecção dos pontos fiduciais de QRS não é um pré-requisito essencial, quebrando-se um paradigma estabelecido neste processo. Através da variação dos limiares  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$ , que são parâmetros de tolerância, pode-se aumentar ou diminuir a frequência de recorrência aos processos

de filtragem. Tais fatos são ilustrados nas tabelas de resultados. Em determinados casos, quando se aumenta esta frequência de recorrência aos processos de filtragem, provoca-se uma queda nas taxas de detecção: sensibilidade e preditividade positiva. Esta é uma conclusão que também constitui uma importante contribuição para este domínio de conhecimento.

### Fundamentação teórica

**Transformada Wavelet (TW)** – A TW é aplicada para decompor um sinal em um conjunto de coeficientes que descrevem as suas componentes de frequência em determinados instantes de tempo. A TW é uma transformada integral dada por (Addison, 2005):

$$Wf(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (1)$$

em que  $\Psi^*(t)$  denota o conjugado complexo da wavelet-mãe  $\Psi(t)$ . A TW fornece uma representação do sinal no domínio de escala temporal, similar à representação de tempo-frequência da *Short-Time Fourier Transform* (STFT) (Kohler *et al.*, 2002).

A TW usa uma família de funções de análise, as quais são utilizadas para representar o sinal em diferentes resoluções, que por sua vez informam o conteúdo de diferentes bandas de frequência. A família de funções  $\Psi_{a,b}$  é deduzida a partir da wavelet-mãe  $\Psi(t)$  (Addison, 2005):

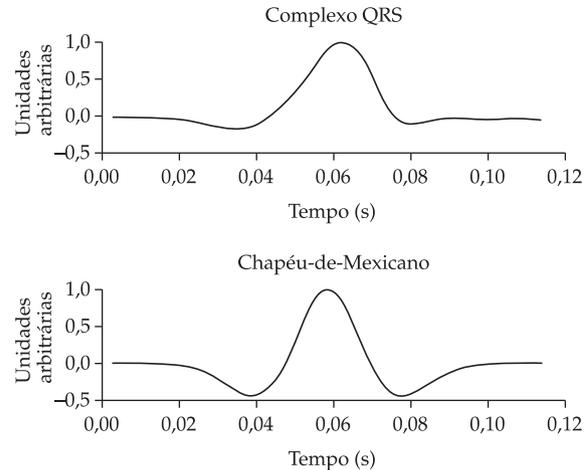
$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

em que  $a$  e  $b$  correspondem aos parâmetros de escala e translação, respectivamente.

A função protótipo (ou wavelet-mãe) utilizada neste trabalho é a função Chapéu-de-Mexicano, ou a segunda derivada da função gaussiana dada por (Addison, 2002):

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} (1-t^2) \exp\left(\frac{-t^2}{2}\right) \quad (3)$$

A função protótipo possui implicações fundamentais nos resultados da análise e, portanto, deve ser selecionada cuidadosamente com base na morfologia dos componentes de interesse do sinal (Addison, 2002; Ghaffari *et al.*, 2008). A grande similaridade entre a função Chapéu-de-Mexicano e a morfologia regular do complexo QRS justifica a escolha desta função como wavelet-mãe (Legarreta *et al.*, 2005). Este fato pode ser visto na Figura 2 que ilustra uma janela de sinal contendo um complexo QRS de morfologia normal (retirado do exame 100 da base *Arrhythmia*



**Figura 2.** Complexo QRS de morfologia normal, retirado do exame 100 da base *Arrhythmia-database* e a função Chapéu-de-Mexicano utilizada como Wavelet-mãe na transformada Wavelet. **Figure 2.** QRS complex with a regular morphology taken from register 100 from *Arrhythmia database* and the Mexican-Hat mother wavelet.

*database*) e a função Chapéu-de-Mexicano utilizada no processo de filtragem com transformada Wavelet.

**Transformada de Hilbert (TH)** – A transformada de Hilbert  $\hat{f}(t)$  de uma função  $f(t)$  pode ser definida como (Johansson, 1999):

$$\hat{f}(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \left( \frac{f(\tau)}{t-\tau} \right) d\tau \quad (4)$$

quando a integral existe. O termo  $P$  representa a possível necessidade de aplicação da técnica do valor principal de Cauchy (Oppenheim e Schaffer, 1999).

A função  $\hat{f}(t)$  de saída é uma função linear da entrada  $f(t)$ , equivalendo à aplicação da convolução com  $\frac{1}{\pi t}$ , isto é

$$\hat{f}(t) = f(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (5)$$

Reescrevendo a equação 5 e aplicando a transformada de Fourier  $F\{\cdot\}$ , obtém-se

$$F\{\hat{f}(t)\} = \frac{1}{\pi} F\left\{\frac{1}{t}\right\} F\{f(t)\} = -j \operatorname{sgn}(\omega) F\{f(t)\}, \quad (6)$$

em que  $\operatorname{sgn}(\omega)$  corresponde à função sinal, sendo igual a +1 para  $\omega > 0$ , 0 para  $\omega = 0$  e -1 para  $\omega < 0$ . No domínio da frequência, o resultado da TH é obtido pelo produto do espectro de  $f(t)$  por  $j$  (+90°) para frequências negativas e  $-j$  (-90°) para frequências positivas (Benitez *et al.*, 2001).

A aplicação da TH sobre o sinal  $f(t)$  permite gerar um sinal analítico complexo (cuja parte real é o sinal  $f(t)$  e a parte imaginária, a correspondente TH) que, por definição, é um sinal cujo espectro não possui componentes de frequência negativa. Neste caso, a obtenção do sinal real a partir de sua representação analítica é feita apenas desconsiderando-se a parte imaginária (Bracewell, 1999).

Algumas propriedades da TH são importantes, considerando-se a sua utilização como filtro para detecção de alterações em séries temporais reais, dentre outras, a ortogonalidade e a análise de energia (Hahn, 1996).

O transformador de Hilbert é um tipo de filtro peculiar que altera a fase dos componentes espectrais, de acordo com o sinal de suas frequências. Como esta ação é apenas sobre a fase dos sinais, não possuindo nenhum efeito na amplitude, as energias do sinal e do sinal resultante da aplicação da TH permanecem iguais, ou seja,

$$E[\hat{f}(t)] = E[f(t)] \quad (7)$$

em que  $E[f(t)]$  é a energia do sinal original  $f(t)$  e  $E[\hat{f}(t)]$  é a energia do sinal filtrado pela TH  $\hat{f}(t)$  (Tolwinski, 2007).

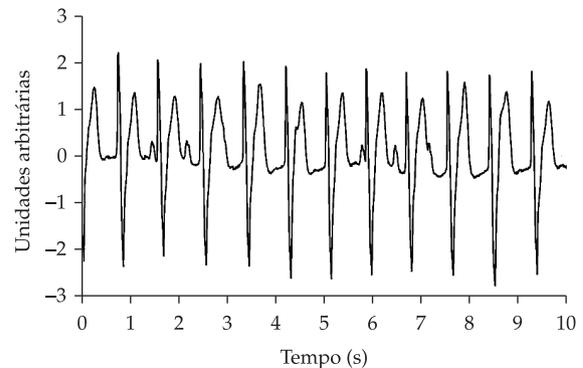
### Materiais e Métodos

Os algoritmos de detecção do complexo QRS consistem na aplicação do limiar adaptativo e de técnicas de filtragem, as quais são empregadas sobre um intervalo inicial de treinamento (Etapa de Treinamento) e em determinados trechos, janelas de sinal (Etapa de Análise), com a finalidade de se corrigirem prováveis falhas do limiar neste processo. Nas demais regiões do sinal, nenhuma técnica de filtragem é aplicada. Os processos envolvidos no algoritmo de detecção de QRS, ilustrados no diagrama de blocos da Figura 1, encontram-se detalhados a seguir.

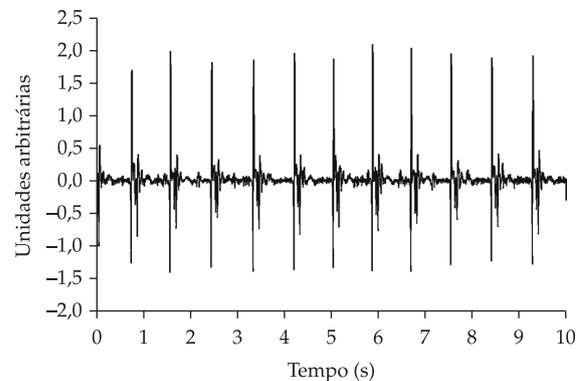
#### Etapa de treinamento

Nesta etapa, um intervalo localizado no início do sinal, com duração de aproximadamente 10 segundos, é selecionado para a aplicação da TW, com um fator de escala pré-definido ( $a = 2^n$ ), e em seguida da TH. Para a execução do algoritmo sobre os exames da base *Arrhythmia database*, cuja frequência de amostragem é 360 Hz, estabelece-se  $a = 2^1$ . Sobre o sinal filtrado resultante é aplicado o método de limiar fixo para a identificação dos primeiros pontos fiduciais de complexo QRS, que corresponde à onda R ou à forma de onda mais expressiva do complexo. Este limiar é calculado como um percentual do valor máximo do módulo do

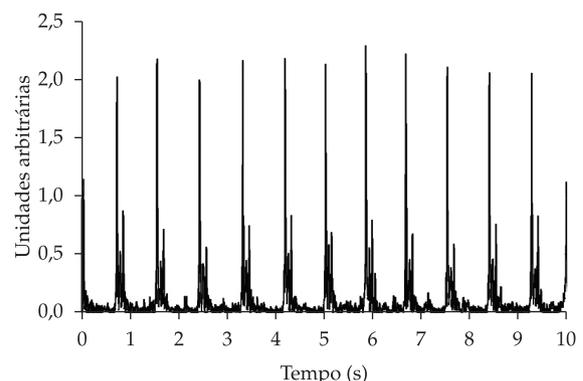
sinal filtrado. Nas Figuras 3, 4 e 5 são ilustrados, respectivamente, um trecho inicial do exame 107 da base *Arrhythmia database* do MIT-BIH, a TW deste trecho com escala  $a = 2^1$ , e a TH do sinal filtrado resultante.



**Figura 3.** Trecho inicial do exame 107 da base *Arrhythmia database*. **Figure 3.** Excerpted segment from the beginning of register 107 from *Arrhythmia database*.



**Figura 4.** Transformada Wavelet do trecho inicial do exame 107. **Figure 4.** Wavelet transform of the excerpted segment from the beginning of register 107.



**Figura 5.** Transformada de Hilbert do trecho filtrado por transformada Wavelet no exame 107. **Figure 5.** Hilbert transform of the excerpted segment filtered by Wavelet transform.

A partir dos pontos fiduciais detectados pelo algoritmo na Etapa de Treinamento, são calculados os primeiros intervalos R-R. De posse destes dados, estabelece-se um perfil do exame em processamento, o qual é descrito pelos módulos de amplitudes dos batimentos detectados  $R[k]$ , pela média,  $\overline{m(R-R)}$ , e desvio-padrão,  $\sigma(R-R)$ , dos intervalos entre batimentos.

Finalizado o estágio de treinamento, é iniciado o processo de detecção propriamente dito, de pontos fiduciais de QRS sobre o restante do sinal (análise), sem filtragem prévia.

### Etapa de análise

O cálculo do limiar adaptativo  $th[k]$  é realizado por (Madeiro *et al.*, 2007):

$$th[k] = \frac{\beta_1 Re[k] + \beta_2 R[k-1]}{\beta_1 + \beta_2} \alpha \quad (8)$$

em que  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são pesos,  $Re[k]$  é uma estimativa da amplitude em módulo do  $k$ -ésimo batimento, baseado no valor de  $th[k-1]$ ,  $R[k-1]$  é a amplitude em módulo do  $(k-1)$ -ésimo batimento, e  $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) é um fator percentual empiricamente escolhido após simulações exaustivas sobre os exames da base de dados *Arrhythmia database*. O valor inicial  $th[k_0]$  é dado pelo valor da média dos módulos das amplitudes dos batimentos detectados no estágio de treinamento, multiplicada pelo fator percentual  $\alpha$ . Os valores de  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são obtidos após numerosos testes de simulação, também sobre os exames da base *Arrhythmia database*, sendo adotados 1 e 0,8, respectivamente.

Quando um pico de sinal é encontrado ultrapassando o limiar  $th[k]$ , um parâmetro de deslocamento normalizado  $T_D$  é calculado por (Madeiro *et al.*, 2007).

$$T_D = \frac{I[k] - \overline{m(R-R)}}{\sigma(R-R)} \quad (9)$$

em que  $I[k]$  refere-se ao intervalo entre o último batimento armazenado e o pico em teste, e  $\overline{m(R-R)}$  e  $\sigma(R-R)$  referem-se à média e ao desvio-padrão dos intervalos entre batimentos armazenados, respectivamente.

Com o objetivo de criar uma janela de confiança para as detecções através do limiar adaptativo, são definidos dois limiares de distância normalizada,  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$ , usados neste processo de análise.

### Etapa de análise de intervalo (parâmetro $T_D$ )

Neste processo de análise, definem-se três situações:  $\lambda_1 \leq T_D \leq \lambda_2$ ;  $T_D < \lambda_1$  e  $T_D > \lambda_2$ . Na primeira situação, o pico é classificado como o próximo batimento da sequência armazenada e o processo de busca por batimentos é retomado.

Na segunda situação, inicia-se um processo de filtragem para decisão quanto ao reconhecimento do pico como um batimento ou como um falso-positivo. Inicialmente, seleciona-se uma janela contendo o último batimento armazenado e o pico de sinal em teste, denominada  $W_1[k]$ . Esta janela se inicia a uma distância  $\Delta t_1$  anteriormente à posição do último ponto fiducial de QRS armazenado e finaliza também a uma distância  $\Delta t_1$  posteriormente à posição do pico em teste. O valor de  $\Delta t_1$  é dado por:

$$\Delta t_1 = \frac{\overline{m(R-R)}}{3} \quad (10)$$

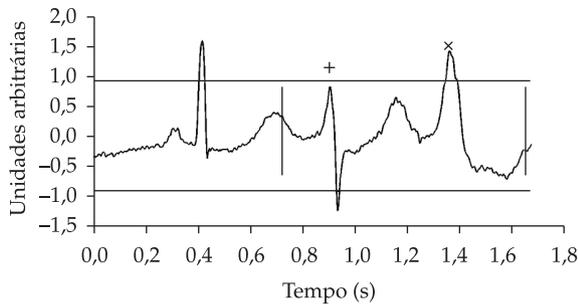
As transformadas *Wavelet* e de Hilbert são aplicadas sobre a janela de sinal  $W_1[k]$  visando realçar o(s) complexo(s) QRS presente(s) na janela e atenuar outras ondas e/ou artefatos (Madeiro *et al.*, 2008). São obtidas três versões escalonadas do sinal, denominadas  $W_{1^e}[k]$ , através da utilização pela TW dos fatores de escala  $a_{e,1} = 2^e$ , em que  $e = 0, 1$  e  $2$ . A utilização das três escalas deve-se ao fato de batimentos patológicos e/ou com morfologia modificada possuírem componentes de frequência diversas daquelas encontradas nos batimentos normais. Além disso, a inserção da TH introduz um realce ainda maior nos complexos QRS, os quais são caracterizados por uma variação de amplitude (energia) mais rápida do que para as outras ondas características.

Um limiar temporário  $th_e^1[k]$  é calculado para o mapeamento do último ponto fiducial de QRS armazenado e do pico de sinal em teste nas versões filtradas da janela  $W_1[k]$ , dado por:

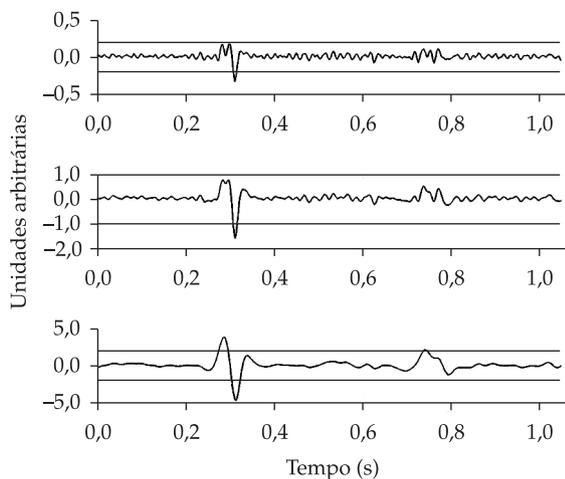
$$th_e^1[k] = \alpha_e^1 \cdot \max |W_{1^e}[k]| \quad (11)$$

em que  $\alpha_e^1$  é um fator percentual, definido para cada versão  $W_{1^e}[k]$ , empiricamente escolhido após simulações exaustivas sobre os exames da base de dados *Arrhythmia database*.

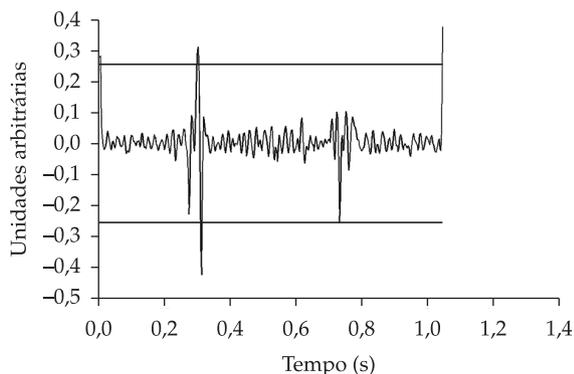
Neste caso, se o batimento já armazenado e o pico de sinal em teste são ambos localizados em, pelo menos, uma das versões filtradas da janela  $W_1[k]$ , o pico em teste é armazenado como o próximo ponto fiducial da sequência e a busca por batimentos sobre o exame prossegue. Caso apenas um destes (ponto fiducial armazenado ou pico em teste) seja mapeado em todas as versões filtradas de  $W_1[k]$ , o mesmo é utilizado para confirmar ou corrigir a identificação do último ponto fiducial de QRS armazenado. Na Figura 6 é ilustrado um trecho do exame 106 da base *Arrhythmia database*, onde se identifica o intervalo entre o último batimento armazenado (marcado com o caractere "+") e o pico detectado pelo limiar (caractere "x"), e nas Figuras 7 e 8,



**Figura 6.** Trecho do exame 106 com intervalo selecionado para aplicação de rotina de filtragem: verificação de ocorrência de falso-positivo. **Figure 6.** Excerpted segment of the register 106 containing a window which is preprocessed by filtering routines in order to verify occurrence of false-positive.



**Figura 7.** Aplicação da TW com três fatores de escala no intervalo selecionado:  $a = 2^1, 2^2, 2^3$ . **Figure 7.** Filtering through WT of the selected window using three scale factors:  $a = 2^1, 2^2, 2^3$ .



**Figura 8.** Aplicação da transformada de Hilbert previamente à aplicação da transformada Wavelet com o primeiro fator de escala no intervalo selecionado:  $a = 2^1$ . **Figure 8.** Filtering through the consecutive applications of HT and WT over the selected window using the first scale factor:  $a = 2^1$ .

são ilustradas as versões escalonadas de TW do referido intervalo, respectivamente, sem a aplicação da TH e com o seu emprego. Aplicando-se a TH previamente à TW, o ponto fiducial do batimento em teste é realçado ainda mais em relação ao batimento já armazenado, de forma que a utilização de apenas uma escala de TW possibilita o reconhecimento do batimento em teste.

Na terceira situação de localização, na qual o parâmetro  $TD > \lambda_2$ , inicia-se um processo de análise do intervalo determinado, entre o último ponto fiducial de QRS armazenado e o pico de sinal em teste, visando pesquisar complexos QRS não identificados pelo critério do limiar adaptativo. De início calcula-se a razão entre a duração do referido intervalo e a duração média dos intervalos entre pontos fiduciais de QRS armazenados. Se esta razão for igual ou superior a um valor  $K_{FN}$  arbitrário, procede-se a um recálculo do valor do parâmetro limiar  $th[k]$ , baseado em um percentual do valor máximo do módulo deste intervalo. Isto é realizado desde que este novo valor se enquadre em uma janela de tolerância de variação do parâmetro, ou seja,

$$\eta_1 th[k-1] \leq th[k] \leq \eta_2 th[k-1] \quad (12)$$

em que  $\eta_1$  e  $\eta_2$  representam fatores percentuais, respectivamente, menor e maior do que a unidade, empiricamente escolhidos após simulações sobre os exames da base de dados *Arrhythmia database*. Efetuado o recálculo do limiar, a pesquisa por batimentos sobre o exame é reiniciada a partir da posição do último ponto fiducial de QRS armazenado.

Caso a razão entre a duração do intervalo analisado e a duração média dos intervalos entre pontos fiduciais de QRS armazenados seja inferior a  $K_{FN}$  ou o valor recalculado para o parâmetro limiar não se enquadre na janela de tolerância definida pela equação 12, procede-se com um processo de filtragem.

Inicialmente uma janela  $W_2[k]$  é definida entre o último ponto fiducial de QRS armazenado e o pico de sinal em teste (Madeiro *et al.*, 2008). Este intervalo inicia-se a uma distância  $\Delta t_1$  (equação 10) posteriormente à posição do último ponto fiducial de QRS armazenado e finaliza-se a uma distância  $\Delta t_1$  anteriormente à posição do pico em teste. Em seguida, define-se outra janela  $W_3[k]$ , em torno do último ponto fiducial de QRS armazenado. Visando determinar um limiar seguro para a pesquisa correta de batimentos dentro da janela  $W_2[k]$ ,  $W_3[k]$  também se inicia a uma distância  $\Delta t_1$  anteriormente ao ponto fiducial e finaliza-se a uma distância  $\Delta t_1$  posteriormente à mesma posição.

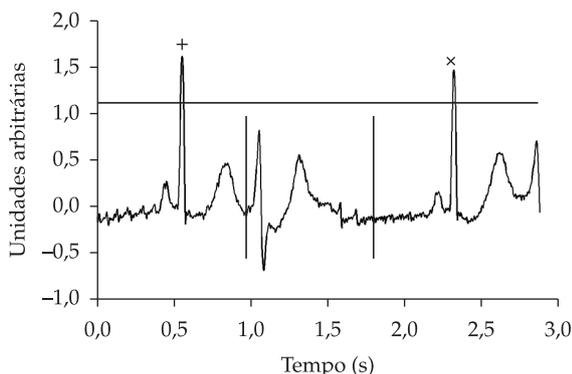
As transformadas *Wavelet* e de Hilbert são aplicadas sobre  $W_2[k]$ , sendo obtidas quatro versões escalonadas da janela, através da utilização dos fatores de escala  $a_{e,2} = 2^e$ , em que  $e = 0, 1, 2$  e  $3$ . Simultaneamente, as transformadas são aplicadas sobre  $W_3[k]$ , gerando-se também quatro versões escalonadas desta janela. Para cada versão  $W_3^e[k]$ , calcula-se o correspondente parâmetro limiar temporário  $th_e^2[k]$  dado por (Madeiro *et al.*, 2008)

$$th_e^2[k] = \alpha_e^2 \cdot \max |W_3^e[k]| \quad (13)$$

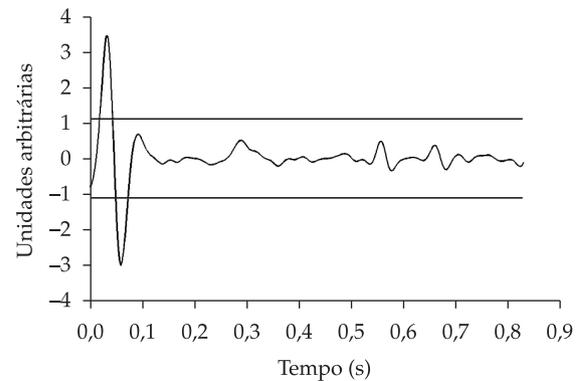
em que  $\alpha_e^2$  é um fator percentual arbitrário, empiricamente escolhido após simulações exaustivas sobre os exames da base de dados *Arrhythmia database*.

Em seguida, a pesquisa por pontos fiduciais de QRS é realizada, varrendo-se cada versão filtrada  $W_2^e[k]$  com o correspondente limiar  $th_e^2[k]$ . Se um ou mais picos de sinal são detectados através de, pelo menos, uma versão  $W_2^e[k]$ , então o primeiro pico detectado é armazenado como o próximo ponto fiducial de QRS da sequência, e a pesquisa por batimentos sobre o exame é reiniciada a partir de sua posição. Se em nenhuma das versões  $W_2^e[k]$  for detectado qualquer pico de sinal, então se assume o pico em teste, que gera juntamente com o ponto fiducial do último QRS armazenado o intervalo  $I[k]$  (equação 9), como o próximo ponto fiducial de QRS da sequência e a pesquisa por batimentos sobre o exame é retomada.

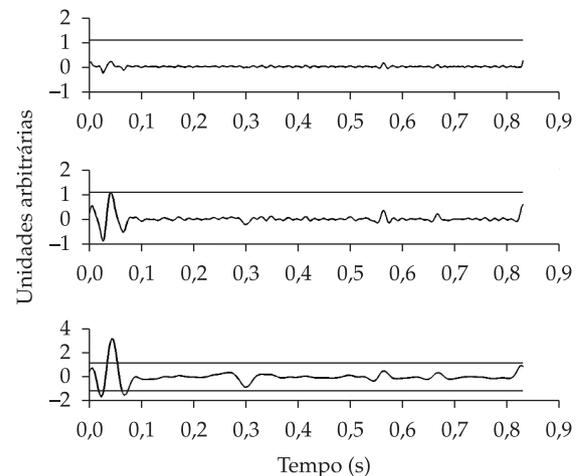
Um trecho do exame 106 da base *Arrhythmia database* do MIT-BIH é ilustrado na Figura 9. A aplicação da TW sobre o intervalo selecionado é ilustrado na Figura 10. A aplicação conjunta sobre o mesmo intervalo das transformadas de Hilbert e *Wavelet*, sendo a aplicação da Hilbert previamente à aplicação da *Wavelet*, é ilustrada na Figura 11.



**Figura 9.** Trecho do exame 106 com intervalo selecionado para aplicação de filtragem: verificação de falso-negativo.  
**Figure 9.** Excerpted segment of the register 106 containing a window which is preprocessed by filtering routines in order to verify occurrence of false-negative.



**Figura 10.** Aplicação da TW com um fator de escala no intervalo selecionado:  $a = 2^1$ . **Figure 10.** Filtering through WT of the selected window using the first scale factor:  $a = 2^1$ .



**Figura 11.** Aplicação da TH previamente à aplicação da TW com três fatores de escala no intervalo selecionado:  $a = 2^1, 2^2, 2^3$ . **Figure 11.** Filtering through the consecutive applications of HT and WT over the selected window using three scale factors:  $a = 2^1, 2^2, 2^3$ .

### Dados analisados

O algoritmo é implementado sobre exames ECG disponíveis na base de dados *Arrhythmia database* do MIT-BIH confrontando-se duas situações: a utilização exclusiva da TW em todos os processos de filtragem e a utilização conjunta, em série, das transformadas de Hilbert e *Wavelet*. A referida base de dados consiste de 48 registros de exame ECG com duração de trinta minutos e amostrados a uma frequência de 360 Hz a uma resolução de  $4,88 \mu\text{V}$  sobre uma faixa de variação de 10 mV (MIT-BIH, 2009). Ao todo existem 109.662 complexos QRS nesta base de dados. Enquanto alguns registros contêm pontos fiduciais de QRS bastante nítidos e poucos artefatos (e.g. registros 100-107), para outros registros a detecção dos complexos QRS se

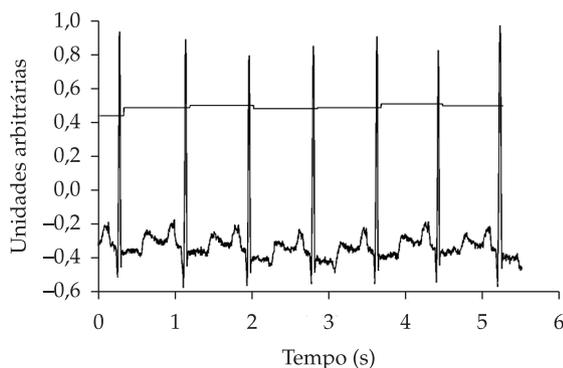
torna uma tarefa mais difícil devido às morfologias anormais, aos mais diversos tipos de ruído e artefatos (e.g. registros 108 e 207). É importante destacar que esta base de dados contém anotações manuais feitas por especialistas das posições dos pontos fiduciais de QRS.

As métricas de desempenho essenciais para avaliação do algoritmo são duas: sensibilidade ( $Se$ ) e preditividade positiva ( $P+$ ). A sensibilidade é dada pela razão entre o número de detecções corretas ( $DC$ ) e a soma deste com o número de falso-negativos ( $FN$ ) obtidos. A preditividade positiva  $P+$  é dada pela razão entre  $DC$  e a soma deste com o número de falso-positivos ( $FP$ ) obtidos.

### Resultados e Discussão

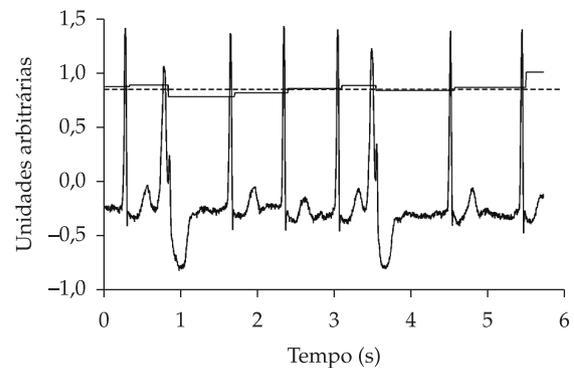
Alguns resultados ilustrativos são utilizados para compreensão da aplicação da técnica. Como exemplo típico, tem-se o exame 100 da base *Arrhythmia database*, o qual possui complexos QRS bastante nítidos e poucos artefatos, cujo trecho é ilustrado na Figura 12. Um grupo de detecções automáticas, conforme pode ser observado, é realizado através de limiar adaptativo sem recorrência a processos de filtragem.

Dadas as variações morfológicas do complexo QRS de um exame para outro e, eventualmente, dentro de um mesmo exame, a aplicação de técnicas de filtragem pode facilitar ou dificultar a identificação dos pontos fiduciais, como observado por Arzeno *et al.* (2008). Um trecho do exame 221 da base *Arrhythmia database*, contendo contrações ventriculares prematuras (CVPs) intercaladamente a batimentos normais, é ilustrado na Figura 13, sem qualquer pré-processa-

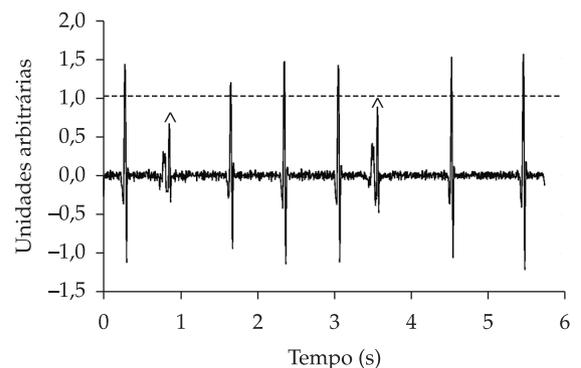


**Figura 12.** Detecção dos pontos fiduciais de QRS no exame 100 da base *Arrhythmia database* através do limiar adaptativo: sinal original livre de pré-processamento. **Figure 12.** Detection of QRS fiducial points in the register 100 from *Arrhythmia database* through adaptive threshold technique: original signal without preprocessing.

mento. O mesmo trecho é filtrado com a aplicação em série da TW, fator de escala  $a = 2^1$ , e da TH. O resultado da filtragem é ilustrado na Figura 14. As CVPs são identificadas nas duas figuras pelo caractere “^”. Na Figura 13, a evolução do limiar adaptativo, técnica usada no presente trabalho, é traçada em linha contínua. Um limiar fixo, calculado como 70% da máxima amplitude em módulo no trecho, é traçado em linha pontilhada. Na Figura 14, um limiar fixo, calculado da mesma forma que no trecho da Figura 13, também é ilustrado em linha pontilhada. É possível observar que as duas CVPs, detectadas pelos limiares adaptativo e fixo na Figura 13, não são detectadas neste caso pelo limiar fixo no trecho.



**Figura 13.** Detecção dos pontos fiduciais de QRS no exame 221 da base *Arrhythmia database* através do limiar adaptativo e de um limiar fixo: sinal original livre de pré-processamento. **Figure 13.** Detection of QRS fiducial points in the register 221 from *Arrhythmia database* through an adaptive threshold and a fixed threshold: original signal without preprocessing.



**Figura 14.** Detecção dos pontos fiduciais de QRS no exame 221 do *Arrhythmia database* através de um limiar fixo: sinal pré-processado pelas transformadas Wavelet e de Hilbert. **Figure 14.** Detection of QRS fiducial points in the register 221 from *Arrhythmia database* through a fixed threshold: signal preprocessed by WT and HT.

Após os exemplos apresentados, a análise geral dos resultados obtidos com a aplicação da técnica proposta na base *Arrhythmia database* é exposta a seguir.

São processados 109.506 batimentos, distribuídos nos exames 100-124 e 200-234, excluindo-se os segmentos com *flutter* ventricular do registro 207. Obtiveram-se os resultados sintetizados nas Tabelas 1, 2 e 3.

A Tabela 4 contém a evolução do percentual médio de sinal filtrado (razão entre o número de amostras que passam por algum tipo de filtragem/transformação e o número total de amostras de um dado exame, multiplicado por 100%), que é uma medida de recorrência à filtragem, para cada faixa de tolerância  $(\lambda_1; \lambda_2)$  empregada para localização do parâmetro  $T_D$ : (-1;1), (-1,5;1,5) e (-2;2). Dado que nos processos de filtragem para verificação de falso-positivo e falso-negativo, um máximo de três e quatro versões escalonadas das janelas analisadas, respectivamente, são obtidas, o valor total do percentual médio de sinal filtrado pode su-

perar o valor de 100%, isto é, a quantidade de amostras filtradas pode ser superior ao total de amostras do exame.

A primeira discussão proposta relaciona-se à possibilidade de supressão do estágio de pré-processamento do sinal ECG. Conforme já explicitado, os resultados demonstram ser admissível utilizar exclusivamente elementos de decisão como o limiar adaptativo, sem necessidade de filtragem prévia, excetuando-se casos de baixa qualidade do sinal ou mesmo dependendo da morfologia predominante do QRS.

A técnica do limiar adaptativo, aplicada juntamente com as transformadas de Hilbert e *Wavelet*, permite obter altas taxas de detecção, comprovadas pelos dados constantes nas Tabelas 1, 2 e 3. Com o aumento do intervalo  $(\lambda_1; \lambda_2)$ , diminui-se a frequência de recorrência aos processos de filtragem, visto que se aumenta, conseqüentemente, a probabilidade de que o parâmetro  $T_D$  encontre-se dentro dos limites de  $(\lambda_1; \lambda_2)$  e um

**Tabela 1.** Desempenho do algoritmo para o intervalo de tolerância  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-1;1)$ . **Table 1.** Performance of the algorithm for the range of tolerance  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-1,1)$ .

Método	Falso-positivo	Falso-negativo	Sensibilidade (%)	Preditividade positiva (%)
TW	7.140	1.257	98,81	94,37
TH-TW	1.559	1.320	98,76	98,50
TW-TH	5.212	1.696	98,36	95,90

**Tabela 2.** Desempenho do algoritmo para o intervalo de tolerância  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-1,5;1,5)$ . **Table 2.** Performance of the algorithm for the range of tolerance  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-1.5,1.5)$ .

Método	Falso-positivo	Falso-negativo	Sensibilidade (%)	Preditividade positiva (%)
TW	6.016	1.261	98,85	95,10
TH-TW	1.529	1.144	98,89	98,52
TW-TH	4.046	1.639	98,42	96,60

**Tabela 3.** Desempenho do algoritmo para o intervalo de tolerância  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-2;2)$ . **Table 3.** Performance of the algorithm for the range of tolerance  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-2,2)$ .

Método	Falso-positivo	Falso-negativo	Sensibilidade (%)	Preditividade positiva (%)
TW	5.348	1.294	98,82	95,74
TH-TW	2.049	1.237	98,87	98,17
TW-TH	3.034	1.324	98,76	97,39

**Tabela 4.** Percentual médio de amostras pré-processadas dos sinais ECG. **Table 4.** Average percentage of preprocessed samples from ECG signals.

Método	$(\lambda_1; \lambda_2) = (-1;1)$	$(\lambda_1; \lambda_2) = (-1,5;1,5)$	$(\lambda_1; \lambda_2) = (-2;2)$
TW	92%	61,25%	43,05%
TH-TW	183,55%	106,37%	61,47%
TW-TH	174,74%	105,31%	64,01%

determinado pico identificado pelo limiar adaptativo seja aceito como ponto fiducial de QRS.

Comparando as Tabelas 1 e 2, observa-se que as duas taxas de detecção, sensibilidade, relacionada às ocorrências de falso-negativo, e preditividade positiva, relacionada às ocorrências de falso-positivo, para todos os métodos de aplicação das transformadas, apresentam crescimento com a diminuição da frequência de recorrência aos processos de filtragem.

Com relação às Tabelas 2 e 3, percebe-se que no terceiro método de aplicação das transformadas, ambas as taxas aumentam com a diminuição da frequência de recorrência aos processos de filtragem. Tais oscilações possibilitam comprovar, de forma experimental, que o processo de filtragem do sinal ECG de forma completa, previamente ao estágio de decisão para detecção de picos como pontos fiduciais de QRS, não é um pré-requisito essencial, podendo até agir como empecilho à identificação pelo limiar de detecção no caso de exames com alterações morfológicas.

As taxas máximas de sensibilidade e preditividade positiva são, respectivamente, 98,89% e 98,52%, obtidas com o arranjo  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-1,5; 1,5)$ , aplicando-se TH previamente à TW nas rotinas de filtragem, após o ajuste dos diversos parâmetros que compõem o algoritmo, os quais impactam diretamente sobre o desempenho do mesmo. Comparando-se estes resultados com aqueles obtidos por abordagens de referência, particularmente aquelas relacionadas no artigo de Kohler *et al.* (2002), percebe-se que o desempenho alcançado encontra-se abaixo do apresentado pela maioria dos atuais sistemas de detecção (sensibilidade e preditividade positiva acima de 99%). No entanto, a metodologia de supressão de pré-processamento é estabelecida de forma a não guardar dependência com a ferramenta de filtragem, seja ela transformada Wavelet, transformada de Hilbert, filtros derivativos ou filtros digitais passa-banda. A proposta, que pode ser compartilhada por qualquer técnica, é realçar o complexo QRS apenas quando necessário.

Em um trabalho anterior foi utilizada a aplicação exclusiva da transformada de Hilbert, de forma que nos processos de filtragem cada complexo QRS no sinal original associa-se a um par de pontos fiduciais de sinais opostos no sinal transformado (Madeiro *et al.*, 2009), tendo como resultados apresentados de sensibilidade e preditividade positiva sobre a mesma base de dados, obtidos com o arranjo  $(\lambda_1; \lambda_2) = (-1,5; 1,5)$ , respectivamente, 98,51% e 93,02%. Futuras implementações considerarão o uso de filtros derivativos (primeira e/ou segunda derivada), funções quadráticas

(Kohler *et al.* 2002), bem como de limiares secundários e discriminadores adicionais de outras ondas e artefatos (Arzeno *et al.* 2008).

O presente trabalho não se concentra apenas sobre a melhoria das taxas de desempenho alcançadas pelos atuais sistemas de detecção, mas, principalmente, sobre a apresentação de um método inovador, que transfere o estágio de pré-processamento para dentro do estágio de decisão.

Martínez *et al.* (2004) é adicionalmente utilizado como abordagem de referência para os resultados, uma vez que emprega a metodologia clássica de pré-processamento anteriormente à etapa de decisão, realizando, inclusive, quatro processos de filtragem com a TW (quatro versões escalonadas) para detecção de QRS. A metodologia descrita neste trabalho, mesmo sobre exames com diferentes tipos de arritmia e com incidência de ruídos/artefatos, permite a eliminação do pré-processamento em 56,95% das amostras, quando da aplicação somente de Wavelet nos processos de filtragem, e em 38,53% das amostras, quando da aplicação de Wavelet e Hilbert nos processos de filtragem.

Finalmente observa-se o expressivo ganho de desempenho alcançado com a inserção da TH nos processos de verificação de falso-positivo/falso-negativo em relação à utilização exclusiva da TW. A redução das taxas de falso-positivos é observada nos três modos de implementação, Tabelas 1, 2 e 3, sendo a mais expressiva no primeiro caso, Tabela 1, em que a preditividade positiva aumenta de 4,13% (redução de 7.140 falso-positivos para 1.559) com a aplicação da TH previamente à aplicação da TW. A quantidade de falso-negativos também se reduz para o segundo e o terceiro modo de implementação, Tabelas 2 e 3, considerando a mesma ordem na aplicação das transformadas. Este aumento de robustez é acompanhado por um aumento de recorrência às rotinas de filtragem, conforme se observa na Tabela 4, mas com uma taxa média inferior a 65% das amostras.

Estes resultados, juntamente com a apresentação dos casos de aumento nas taxas de detecção dos pontos fiduciais de QRS com a supressão da etapa de pré-processamento, constata a eficiência do método proposto.

## Conclusões

Neste trabalho são comparadas duas metodologias de detecção de QRS inseridas no contexto de supressão de pré-processamento. As abordagens combinam a técnica do limiar adaptativo com a aplicação das transformadas de Hilbert e Wavelet. Estas são aplica-

das, não como pré-processamento do sinal completo, como nas abordagens clássicas, mas para identificação de zonas em que ocorre alguma alteração de parâmetros fisiológicos (ritmo cardíaco, amplitude e morfologia do QRS). Em uma das abordagens apenas a TW é aplicada e na outra, as transformadas de Hilbert e *Wavelet*.

As duas metodologias permitem a obtenção de altas taxas de detecção correta de pontos fiduciais de QRS (sensibilidade e preditividade positiva) a partir de testes experimentais dos algoritmos sobre exames da base *Arrhythmia Database*. Embora tais taxas se encontrem abaixo do nível de 99% e, portanto, abaixo do apresentado pela maioria dos atuais sistemas de detecção, observa-se que o método de supressão de pré-processamento estabelecido não guarda dependência com as ferramentas de filtragem empregadas. Ressalta-se que os sinais ECG da base de dados *Arrhythmia* se caracterizam por uma ampla diversidade de morfologia do QRS e por uma variabilidade intensa do ritmo cardíaco, devido à presença de arritmias, raras e comuns.

Os resultados demonstram casos em que a exclusão do processo de filtragem *a priori* possibilita a detecção de batimentos antes não detectados com a aplicação da filtragem. Além disso, na análise geral da base de dados, verifica-se que a recorrência a processos de filtragem, em média, mantém-se abaixo de 44%, quando do uso exclusivo da TW, e de 62% das amostras dos sinais, quando do uso da TH em conjunto com a TW.

A inserção da TH, na segunda abordagem, resulta em um ganho de robustez para o algoritmo às diversas alterações de morfologia do QRS e do ritmo cardíaco, bem como à incidência de ruído sobre o sinal. As propriedades matemáticas que a tornam uma ferramenta adequada para detecção de alterações em séries temporais reais possibilitam-na, juntamente com a TW, realçar ainda mais o complexo QRS em relação às outras ondas características e aos diversos tipos de ruídos e artefatos.

Como trabalhos futuros, podem ser consideradas implementações alternativas de técnicas de filtragem, dentro do mesmo contexto de supressão de pré-processamento, tais como filtros derivativos, funções quadráticas e filtros digitais passa-banda, além de limiares secundários e discriminadores adicionais de outras ondas e artefatos. E ainda, a utilização das transformadas *Wavelet* e Hilbert visando o realce e a segmentação das ondas P e T.

## Agradecimentos

Ao HUWC-UFC – Hospital Universitário Wálter Cantídio da Universidade Federal do Ceará.

## Referências

- ADDISON, P. S. **The Illustrated Wavelet Transform Handbook**: introductory theory and applications in science engineering, medicine and finance. Bristol: Institute of Physics Publishing, 2002.
- \_\_\_\_\_. Wavelet transforms and the ECG: a review. **Physiological Measurement**, v. 26, n. 5, p. R155-R199, 2005.
- ARZENO, N. M.; DENG, Z. D.; POON, C. S. Analysis of first-derivative based QRS detection algorithms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 55, n. 2, p. 478-484, 2008.
- BENITEZ, D.; GAYDECKI, P. A.; ZAIDI, A.; FITZPATRICK, A. P. The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. **Computers in Biology and Medicine**, v. 31, n. 5, p. 399-406, 2001.
- BRACEWELL, R. N. **The Fourier Transform and its Applications**. New York: McGraw-Hill, 1999. 640 p.
- GHAFFARI, A.; GOLBAYANI, H.; GHASEMI, M. A new mathematical based QRS detector using continuous wavelet transform. **Computers and Electrical Engineering**, v. 34, n. 2, p. 81-91, 2008.
- HAHN, S. L. **Hilbert Transforms in Signal Processing**. Norwood: Artech Print on Demand, 1996. 460 p.
- ILLANES-MANRIQUEZ, A.; ZHANG, Q. An algorithm for robust detection of QRS onset and offset in ECG signals. **Computers in Cardiology**, v. 35, p. 857-860, 2008.
- JOHANSSON, M. **The Hilbert transform**. D-uppsats, 1999. 36 p. Tese (Mestrado em Matemática Aplicada) - D-uppsats, MSI, Växjö Universitet, 1999.
- KOHLER, B. U.; HENNIG, C.; ORGLMEISTER. The principles of software QRS detection. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 21, n. 1, p. 42-57, 2002.
- LEGARRETA, I. R.; ADDISON, P. S.; GRUBB, N. R.; CLEGG, G. R.; ROBERTSON, C. E.; WATSON, J. N. A comparison of continuous wavelet transform modulus maxima analysis of characteristic ECG features. **Computers in Cardiology**, v. 32, p. 755-758, 2005.
- MADEIRO, J. P. V. **Sistema automático para análise de variabilidade da frequência cardíaca**. Fortaleza, 2007. 113 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2007.
- MADEIRO, J. P. V.; CORTEZ, P. C.; OLIVEIRA, F. I.; SIQUEIRA, R. S. A new approach to QRS segmentation based on wavelet bases and adaptive threshold technique. **Medical Engineering and Physics**, v. 29, n. 1, p. 26-37, 2007.
- MADEIRO, J. P. V.; CORTEZ, P. C.; MARQUES, J. A. L. Nova abordagem de detecção de QRS em ECG através da combinação das transformadas de Wavelet e Hilbert. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA, 21., 2008, Salvador. **Anais...** Salvador:

- Sociedade Brasileira de Engenharia Biomédica, 2008. p. 1731-1734.
- \_\_\_\_\_. Transformada de Hilbert e a técnica do limiar adaptativo aplicados na detecção do complexo QRS em ECG. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE, 9., 2009, Brasília. **Anais...** Brasília: Sociedade Brasileira de Automática, 2009.
- MARTÍNEZ, J. P.; ALMEIDA, R.; OLMOS, S.; ROCHA, A. P.; LAGUNA, P. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 51, n. 4, p. 570-581, 2004.
- MASSACHUSETTS INSTITUTE OF TECHNOLOGY AND BETH ISRAEL HOSPITAL - MIT BIH. **Database**
- Distribution.** Disponível em: <http://ecg.mit.edu/>. Acesso em: 23 jul. 2009.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. **Discrete-time Signal Processing**. New Jersey: Prentice-Hall, 1999. 870 p. (Signal processing series).
- SOCIEDADE BRASILEIRA DE CARDIOLOGIA - SBC. Diretriz de interpretação de eletrocardiograma de repouso. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 80, supl. 2, p. 1-17, 2003.
- TOLWINSKI, S. **The Hilbert Transform and Empirical Mode Decomposition as Tools for Data Analysis**. Tucson: University of Arizona, 2007. Disponível em: <<http://math.arizona.edu/~tolwinski/research/HHTpaper.pdf>>. Acesso em: 24 jul. 2009.