

## Identificação de Resposta ao Impulso de Termistores com Uso de Rede Neural Artificial

Adson F. da Rocha<sup>1</sup>, Ícaro dos Santos<sup>1</sup>, Francisco Assis de O. Nascimento<sup>1</sup>, Jonathan W. Valvano<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universidade de Brasília, Grupo de Processamento Digital de Sinais

<sup>2</sup>University of Texas at Austin

E-mail: adson@ene.unb.br

### Abstract

*The thermodilution method is very popular for measuring cardiac output, and could allow the measurement of heart ejection fraction if the temperature probe used in the catheter were not so slow. However, if the probe response were available, one could estimate the real response by using a deconvolution operation, and would be able to obtain the ejection fraction. The method presented here allows the estimation of the probe response, so that one can get a good estimate of the ejection fraction. An important step of the method uses a feed-forward neural network with Levenberg-Marquardt learning rule. The method was tested and showed good results.*

### 1. Introdução

A medição da concentração de  $O_2$  e outros nutrientes nas células é uma fonte importante de informação para diagnosticar diversos tipos de doenças, dentre as quais as do coração. Entretanto, a medição direta é normalmente muito difícil. Assim, utilizam-se medições de outras grandezas que sejam, de alguma maneira, relacionadas com a concentração de nutrientes. Uma das grandezas mais utilizadas é a do fluxo sanguíneo. Um dos métodos utilizados baseia-se no princípio de Fick. Para empregar este princípio na determinação do fluxo sanguíneo, é necessário ter um substância que seja removida do sangue ou a ele adicionada durante o seu período de fluxo através dos vasos em estudo. A quantidade adicionada ou removida do órgão pelo sangue é igual à diferença entre a quantidade que penetra no órgão e a que o deixa [8]. O princípio de Fick é, então,

$$F = \frac{Q}{C_0 - C_1} = \frac{Q}{\Delta C} \quad (1)$$

em que,

Q é a quantidade de substância indicadora captada ou liberada pelo órgão;

F é o fluxo sanguíneo;

$C_1$  é a concentração da substância indicadora no sangue que afluí;

$C_0$  é a concentração da substância indicadora no sangue que reflui.

Existem numerosas possibilidades de se aplicar o princípio de Fick. Uma das mais populares, devido a características de custo, segurança e precisão é o método da termodiluição. Ele consiste na injeção de uma solução isotônica com o sangue, geralmente glicose ou soro fisiológico frio, através de um cateter no local onde se quer fazer as medidas. Neste método, o indicador é a temperatura e não a concentração. Sua medição pode ser realizada através de inserção de sensores de temperatura na aorta ou na artéria pulmonar. Um dos métodos de inserção do cateter é ilustrado na figura 1.

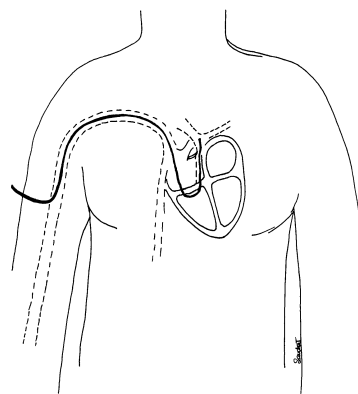


Figura 1: Inserção de um cateter

O cateter é introduzido numa veia periférica e conduzido até o lado direito do coração. Ele entra na veia cava, no átrio direito, no ventrículo direito e finalmente na artéria pulmonar. Uma ilustração do cateter retirada do manual do fabricante é mostrada na figura 2.

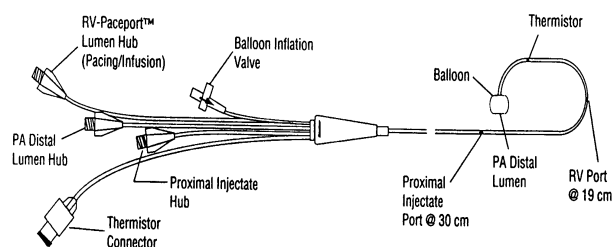


Figura 2: Cateter fabricado pela Baxter Edwards

## 2. Medidas num Sistema de Termodiluição

Um modelo mecânico do processo de termodiluição é apresentado na figura 3.



Figura 3: Modelo simplificado do sistema de termodiluição

Assume-se que o coração pulsa a cada intervalo de  $\Delta t$ , e que o volume bombeado pelo coração (injetado pelo átrio direito) é  $V_s$ . Assume-se também que o volume máximo (volume diastólico) no coração é  $V_{máx}$  e o volume mínimo é  $V_{mín}$  (volume sistólico). Logo,  $V_s = V_{máx} - V_{mín}$ . A temperatura do indicador (líquido isotônico) é considerada constante e igual a  $T_i$ . A injeção do líquido isotônico obedece à função  $f(t)$  que se supõe ter uma curta duração. Sua integral com relação ao tempo representa a quantidade total de indicador injetado.

$$\int_0^{\infty} f(t) dt = \text{volume total injetado} \quad (2)$$

A quantidade de sangue injetado em cada batimento cardíaco é definido pela seguinte série discreta:

$$[I_n] = I_0, I_1, I_2, \dots, I_n \quad (3)$$

Em que,

$$I_1 = \int_0^{\Delta t} f(t) dt \quad (4)$$

$$I_2 = \int_{\Delta t}^{2\Delta t} f(t) dt \quad (5)$$

e assim por diante. Na situação ideal em que a injeção é muito rápida, apenas  $I_1$  tem valor diferente de zero. Na prática, os dois ou três primeiros termos são não-nulos.

Assume-se que, no final da diástole, o ventrículo alcança seu máximo volume e o sangue é perfeitamente misturado com o a solução injetada. A seguinte série representa a temperatura no final de cada diástole

$$[T_n] = T_0, T_1, T_2, \dots, T_n \dots \quad (6)$$

Pela termodinâmica, se  $n$  fluidos com mesma densidade e calor específico, mas com temperaturas  $T_m$

e volumes  $V_m$  distintos, são misturados, a nova temperatura é:

$$T_{mistura} = \frac{\sum_{m=1}^n V_m T_m}{\text{volume total}} \quad (7)$$

Todas as temperaturas têm como referência a temperatura do sangue e, por isso, pode-se fazer uma transformação de variáveis, de tal forma que a temperatura do sangue é considerada zero. A temperatura inicial no ventrículo, antes de qualquer injeção, também é zero

$$T_0 = T_b = 0 \text{ } ^\circ\text{C} \quad (8)$$

Computando-se a equação (7) recorrentemente, é possível chegar à equação (9).

$$T_n = \frac{T_i \sum_{m=1}^n I_{n-m+1} \left( \frac{V_{mín}}{V_{máx}} \right)^{m-1}}{V_{máx}} \quad (9)$$

Adicionando-se todos os platôs  $T_n$ :

$$\sum T_n = \frac{T_i}{V_{máx}} [I_1 + I_1 + \dots + I_f] \frac{1}{1 - \frac{V_{mín}}{V_{máx}}} \quad (10)$$

Dividindo-se (10) pelo intervalo entre duas diástoles, obtém-se uma equação que permite o cálculo do fluxo sanguíneo. Pode-se verificar que a equação (11) é muito semelhante à equação (1). Na verdade, ela é uma variante do princípio de Fick

$$\frac{V_{máx} - V_{mín}}{\Delta t} = F = T_i \frac{\sum_{p=0}^{\text{número de não zeros}} I_n}{\sum_{p=0}^{\infty} T_n \Delta t} \quad (11)$$

Em que  $F$  é o fluxo no coração.

## 3. Temperatura na Artéria Pulmonar

A variação da temperatura na artéria pulmonar pode ser melhor entendida através da figura 4. Ela é uma simulação da leitura de um termistor ideal em um sistema também idealizado, em que há uma mistura perfeita de sangue e injectato. Supõe-se ainda que o líquido frio é injetado no coração rapidamente, de forma que a injeção dure apenas dois batimentos. Por simplicidade, é feita uma mudança de variáveis de tal

forma que a variação negativa de temperatura se transforma numa variação positiva.

A descrição da simulação aqui não pretende ser detalhada. Deseja-se apenas facilitar a compreensão do processo físico. Através do gráfico 4, verificam-se sucessivos platôs. Eles são provenientes do processo de bombeamento do coração que faz com que o sangue se misture com o indicador muito rapidamente. Através do gráfico da figura 4, o médico pode obter informações tais como taxa de batimento cardíaco e fração de ejeção, que são importantes no processo de diagnóstico de disfunções orgânicas.

Desenvolvendo-se a equação (11), é possível encontrar a relação (12):

$$\frac{Platô_n}{Platô_{n-1}} = 1 - \text{fração de ejeção} \quad (12)$$

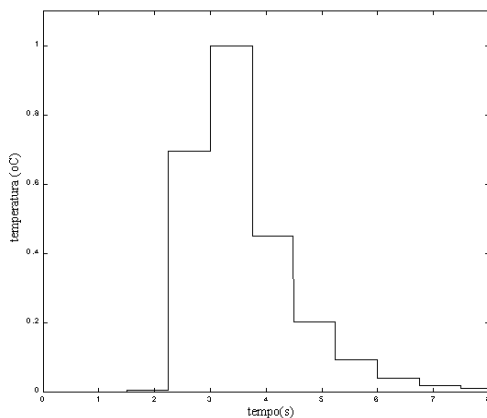


Figura 4: Curva de termodiluição medida por um sensor ideal

#### 4. O Efeito da Resposta ao Impulso do Termistor

Pode-se mostrar que a resposta ao impulso do termistor permite ser aproximada por uma soma de exponenciais, e que a soma de 3 ou mais exponenciais constitui uma boa aproximação [1]. Na figura 5, vê-se o sinal medido por um sensor rápido (ideal), e o mesmo sinal medido por um sensor lento. É fácil verificar que a distorção causada pelo sensor lento é apreciável. A consequência disso é a impossibilidade de se obterem informações precisas sobre a fração de ejeção por meio da leitura direta do sinal do termistor. Este fato pode prejudicar sobremaneira o diagnóstico realizado pelo médico. Então, torna-se desejável a obtenção da característica do sensor para que seja possível obter o sinal original a partir do distorcido. Em outras palavras, conhecendo-se a função de transferência, é possível recuperar-se o sinal real a partir do sinal distorcido usando uma operação de deconvolução. Entretanto, em geral, a resposta ao impulso do sensor não é fornecida pelo fabricante o que implica a necessidade de determiná-la.

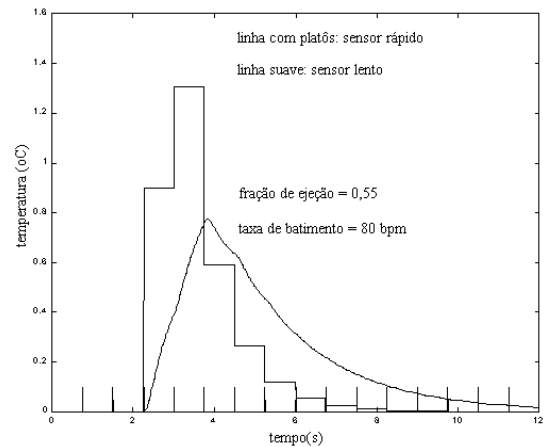


Figura 5: Curvas de termodiluição medidas por um sensor rápido e por sensor lento

#### 5. Obtenção da Curva de Termodiluição Quando o Sinal de Entrada e a Resposta ao Impulso do Sistema Não São Conhecidos

Em geral, não é possível fazer um teste para determinar a função de transferência do termistor num cateter devido à possibilidade de contaminação do instrumento e sua consequente inutilização para o diagnóstico. Entretanto, é possível, através de conhecimentos qualitativos da curva de termodiluição, nos domínios do tempo e da frequência, recuperar a curva de termodiluição a partir do sinal distorcido, mesmo quando não se conhece exatamente a função de transferência do termistor [1]. A seguir, as curvas são apresentadas e discutidas com intuito de facilitar o entendimento do procedimento adotado, mas sem entrar em detalhes de como elas foram geradas. As curvas geradas em simulação são as curvas da FFT da termodiluição medidas pelo termistor rápido (ideal), por algum termistor lento (real) e a resposta em frequência deste sensor. A FFT da curva medida pelo sensor lento é simplesmente o produto da FFT da curva medida pelo sensor rápido e a FFT da resposta ao impulso do sensor lento.

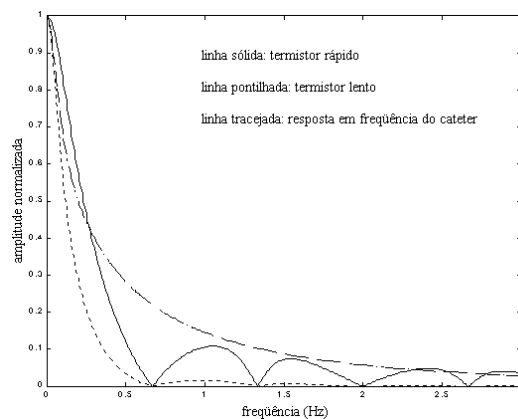


Figura 6: FFT de sinais de termodiluição e da resposta ao impulso de um sensor lento

A seguir, pretende-se explicar porque as curvas têm o aspecto mostrado. Para isto, considerar-se-á que a figura 4 é uma versão amostrada de uma curva suave com uma taxa de amostragem igual à taxa cardíaca do paciente. Esta amostra passa através de um dispositivo *sample-and-hold*. Assim,

$$T_{ideal}(j\omega) = T_{amostrado}(j\omega) \cdot T_{pulso}(j\omega) \quad (13)$$

O processo de amostragem e de *sample-and-hold* é ilustrado na figura abaixo.

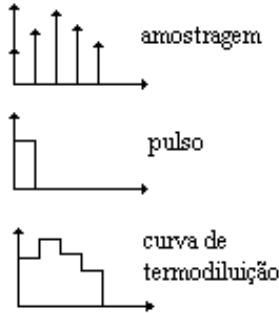


Figura 7: Processo de *sample-and-hold*

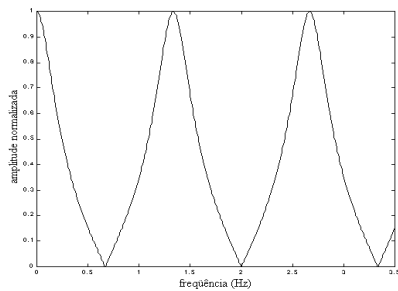


Figura 8: Curva amostrada no domínio da frequência

O espectro da curva da termodiluição ainda sofre uma distorção devido à medição do termistor lento. Assim, temos as seguintes equações:

$$T_{lento}(j\omega) = T_{ideal}(j\omega) \cdot H_{lento}(j\omega) \quad (14)$$

$$T_{lento}(j\omega) = T_{amostrado}(j\omega) \cdot T_{pulso} \cdot H_{lento}(j\omega) \quad (15)$$

$$T_{ref}(j\omega) = \frac{T_{lento}(j\omega)}{T_{pulso}(j\omega)} = T_{amostrado}(j\omega) \cdot H_{lento}(j\omega) \quad (16)$$

Uma análise cuidadosa das curvas no domínio da frequência revela que os picos de  $T_{ref}(j\omega)$  coincidem com os picos de  $T_{amostrado}(j\omega)$ , que são iguais a 1. Portanto, pela equação 16,  $H_{lento}(j\omega)$  tem que passar pelo picos de  $T_{ref}(j\omega)$ . Deve-se notar que alguns picos de  $|T_{ref}(j\omega)|$  são ignorados devido à divisão por zero, mas podem ser localizados manualmente [1].

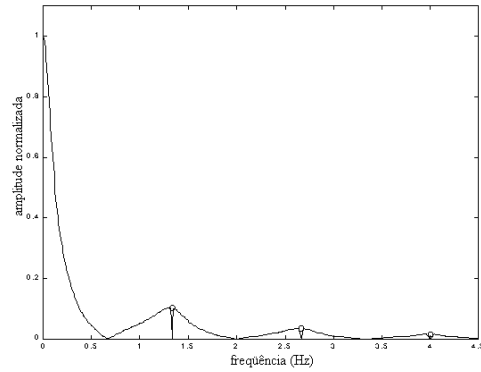


Figura 9: Gráfico de  $|T_{ref}(j\omega)|$

Sabe-se que  $H_{lento}(j\omega)$  é a função de transferência de um somatório infinito de exponenciais [1]. Mas 3 exponenciais constituem uma boa aproximação, como será visto. Para encontrar a curva que melhor se ajusta aos pontos, geraram-se os dados de prova com 4 exponenciais e estimou-se que a resposta ao impulso do sensor é o somatório de três exponenciais. Em outras palavras, tenta-se ajustar a curva da função de transferência de 3 exponenciais aos dados gerados por 4 exponenciais. O somatório destas três exponenciais é:

$$h(t) = e^{-at} + Be^{-bt} + Ce^{-ct} \quad (17)$$

Que tem como módulo quadrático da transformada de Fourier, de maneira concisa:

$$y(w) = \frac{a_1 w^4 + a_2 w^2 + a_3}{w^6 + a_4 w^4 + a_5 w^2 + a_6} \quad (18)$$

De posse da equação (18) e dos picos da figura 9, é possível utilizar um neurônio que adapte os seus pesos aos parâmetros desta equação.

## 6. Determinação da Característica do Cateter

Para estimação dos parâmetros, utiliza-se um neurônio com cinco entradas, uma saída e função de transferência linear com algoritmo de aprendizado de Levenberg-Marquardt. A topologia da rede é vista na figura 10.

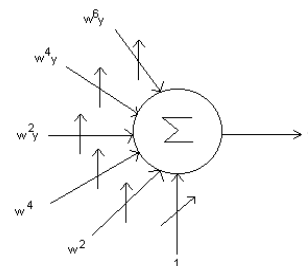


Figura 10: Topologia

Da análise do comportamento do termistor, escolheram-se os seguintes parâmetros iniciais de treinamento:

$$a = 0,4751 \text{ s}^{-1}$$

$$B = 2$$

$$b = 1,5 \text{ s}^{-1}$$

$$C = -3$$

$$c = 8 \text{ s}^{-1}$$

A rede convergiu em aproximadamente 6 s e os seguintes parâmetros puderam ser encontrados:

$$a = 0,5260 \text{ s}^{-1}$$

$$B = 6,6583$$

$$b = 2,9261 \text{ s}^{-1}$$

$$C = -8,4772$$

$$c = 8,4652 \text{ s}^{-1}$$

A taxa inicial de aprendizado foi de 0,1. A curva ajustou-se rapidamente aos pontos com somatório de erro médio quadrático de aproximadamente  $6,01 \times 10^{-9}$ . Na literatura [1], verifica-se que a rede, aplicada desta maneira, atinge a convergência muito mais rapidamente (3 ordens de grandeza aproximadamente) do que métodos puramente clássicos como a busca de um erro mínimo na direção do gradiente descendente que levam várias dezenas de minutos.

Pode-se ver a curva ajustada na figura 11.

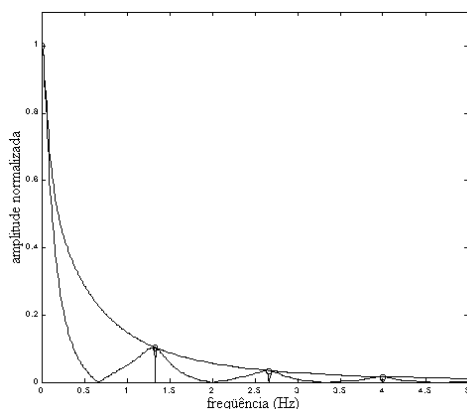


Figura 11: Curva ajustada a 4 pontos

É possível agora recuperar o sinal de termodiluição através de deconvolução no domínio de tempo ou no domínio da frequência. Em virtude de tempo de processamento, procedem-se os cálculos no domínio da frequência e calcula-se a transformada inversa.

Os resultados são vistos na figura 12. Verifica-se claramente que a medição melhorou bastante quando comparam-se as figuras 5 e 12.

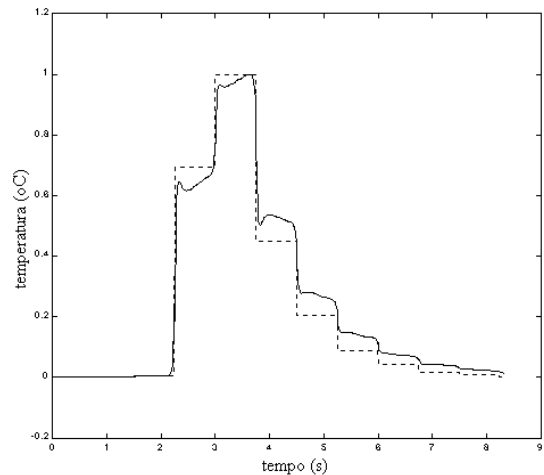


Figura 12: linha pontilhada: sinal da termodiluição  
Linha cheia: sinal recuperado

Com a curva ajustada, procede-se o cálculo da fração de ejeção. Esta medida está diretamente relacionada à inclinação média da curva numa escala semilogarítmica. Na figura 13 estão os sinais da figura 12 nesta escala. Verifica-se que ainda há uma diferença de inclinação (retas tangentes) entre as duas curvas, mas as frações de ejeção obtidas são muito próximas.

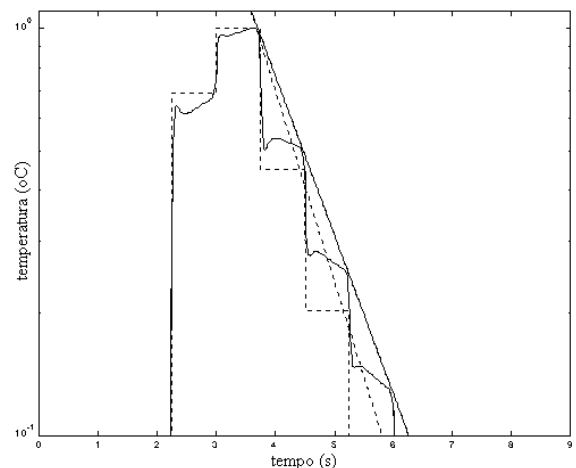


Figura 13: Gráfico da figura 5 em escala semilog

Verifica-se experimentalmente que o erro é devido principalmente à estimação da primeira exponencial. Apesar da contribuição dos outros parâmetros, eles não apresentam importância tão grande quanto à do primeiro. Assim, para encontrar o melhor ajuste, procede-se uma varredura de valores de  $a$ , em torno da estimação inicial, em passos de 0,06. Os resultados obtidos são mostrados na figura 14. Também é apresentado o gráfico da curva distorcida (sem tratamento) para comparação com a do sinal recuperado.

Pelo gráfico, considera-se o melhor ajuste com  $a=0,466$ .

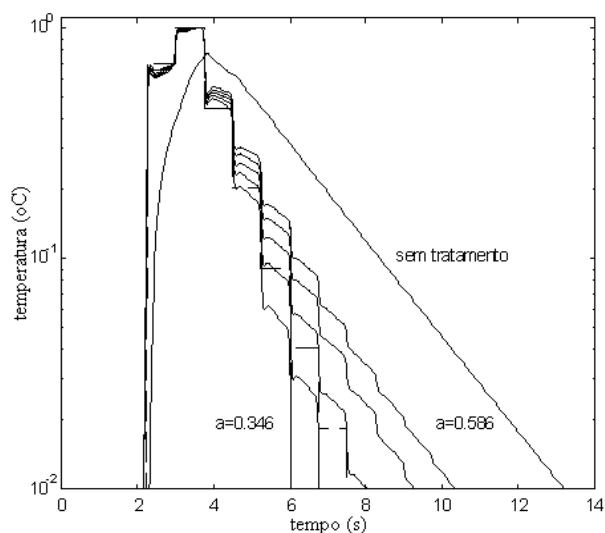


Figura 14: Varredura do parâmetro  $a$

- [8] Burton, Alan C. Physiology and Biophysics of The Circulation, second Edition. Year Book Medical Publishers, Inc. Chicago. 1972.
- [9] Little, Robert C. Physiology of the Heart and Circulation, second edition. Year Book Medical Publishers, Inc. Chicago. 1981.
- [10] Silva Júnior, Maurício Rocha e. Fisiologia da Circulação, segunda edição, São Paulo, EDART, Rio de Janeiro, FENAME, 1977.

## 7. Conclusão

Verificou-se a possibilidade de obter-se a resposta ao impulso de um sensor mediante a análise do sistema nos domínios da frequência e do tempo sem a necessidade de testes convencionais como a resposta ao impulso que, no caso de catéteres, impediria seu uso em exames médicos. Com isso, é possível reconstruir o sinal de termodiluição a partir da leitura do sensor, permitindo ao médico um diagnóstico mais preciso. O presente artigo também mostra que métodos clássicos de identificação de sistemas podem ser significativamente beneficiados com aplicação do conceito de redes neurais artificiais. Também, em virtude da simplicidade da rede neural utilizada e da filosofia envolvida, foi possível estimar os parâmetros com um tempo de aproximadamente 3 ordens de grandeza inferior ao de métodos puramente clássicos.

## References

- [1] Rocha, Adson Ferreira da. The Dynamic Behavior of Thermistor Probes. The University of Texas at Austin, dissertação de doutorado. USA. 1997.
- [2] Kasabov, Nikola K. Foundation of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. MIT Press, Cambridge, 1996.
- [3] Kovacs, Zsolt L. Redes Neurais Artificiais Fundamentos e Aplicações, segunda edição, edição Acadêmica, São Paulo. 1996.
- [4] Loesch, Cláudio. Redes Neurais Artificiais Fundamentos e Modelos, editora da FURB, Blumenau. 1996
- [5] Oppenheim, Alan V. Discrete-Time Signal Processing. Prentice Hall. New Jersey. 1989.
- [6] Oppenheim, Alan V. Computer Based Exercises for Signal Processing Using Matlab 5. Prentice Hall. New Jersey. 1998.
- [7] Baher, H. Analog and Digital Signal Processing. Willey Editorial Offices, New York. 1991.